الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DR. YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

Département du Génie Électrique
et de l'Informatique



Mémoire de Fin d'Études

Présenté pour l'obtention du Diplôme
de Master en Génie Électrique

Option : Systèmes de Télécommunication

THEME

La segmentation spectrale des images IRM cérébrales

Proposé et dirigé par,

Mr. TCHOKETCH-KEBIR Sofiane

Mr. OULD ZMIRLI Mohamed

Préparé et présenté par,

Mr. BEN BAHA Mohamed Redouane

Mr. AMIMECHE Billel

بسم الله الرحمن الرحيم

وفوق كل ذي علم عليم

صدق الله العظيم

Remerciement

Nous tenons tous d'abord nos sincères remerciements à notre créateur « ALLAH » le tout puissant, nous le louons et le remercions pour tout ce qui a donné et qui nous a incité à acquérir le savoir et le réussir.

A travers ce modeste travail, nous tenons à remercier vivement notre promoteur «Mr TCHOKETCH-KEBIR Sofiane» Pour l'intéressante documentation qu'il a mise à notre disposition, Pour ses conseils précieux et pour toutes les commodités et aisances qu'il nous a apportées durant notre étude et réalisation de ce projet.

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi aux messieurs le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les enseignants qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle d'étude jusqu'à la fin de ce cycle universitaire.

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

Dédicas

A mes très chers parents

A mes frères : Amine et Khiereddine

A ma sœur et sa petite famille

A mes grands-parents, mes oncles, mes tantes, mes cousins, cousines et toute ma grande famille

A mon binôme Redouane pour sa participation et son aide.

A mes enseignants et tous mes amis de l''Université et d'ailleurs

A mes meilleurs amis Saadou, Abderezzak, Tahar, Zaki, Houcine et Riyad.

A tous ceux qui m'aiment et qui ont cru en moi !

Et à toute personne qui m'a aidée de loin ou de prés.

AMIMECHE Billel

Dédicas

A mes très chers parents et mes sœurs

A mon frère : SKANDER Med Amine

A mes grands-parents, mes oncles, mes tantes, mes cousins, cousines et toute ma grande famille

A mon binôme Billel pour sa participation et son aide.

A mon enseignant de mosquée « Chikh BELAIDI Toufik »

A mes enseignants et tous mes amis de l''Université et d'ailleurs

A mes meilleurs amis Saadou, Hichem, Amine, Elyess, Fateh, Fethi, Zaki, Mustapha , Nabil, Sid ahmed, Rafik, Islam, Yahia et Abdelhak.

A tous ceux qui m'aiment et qui ont cru en moi !

Et à toute personne qui m'a aidée de loin ou de prés.

BEN BAHA Mohamed Redouane

ملخص:

التقسيم الآلي لهياكل الدماغ هو خطوة أساسية للتحليل الكمي للصور لكثير من الأمراض المخية كمرض الزهايمر، أورام المخ والتصلب المتعدد، الاختلاف الكبير لهذه الهياكل يلزم علينا وضع طرق متخصصة لدراستها، غالبا عن طريق التصوير بالرنين المغناطيسي، الهدف من عملنا هذا هو برمجة طريقة أوتوماتيكية تسمح بتجزئة هياكل المخ والمتمثلة في طريقة حساب معدلات الغموض (FCM) من أجل تقييم فعالية هذه الطريقة في مساعدة الطبيب على التشخيص.

كلمات مفتاحية: التصوير بالرنين المغناطيسي- هياكل المخ- التجزئة الأوتوماتيكية- التشخيص- معدلات الغموض- الكفاف النشط.

Résumé :

La segmentation automatique des structures cérébrales est une étape fondamentale pour les analyses quantitatives des images, et cela dans de nombreuses pathologies cérébrales telles que la maladie d'Alzheimer, la détection des tumeurs cérébrales ou la sclérose en plaques. La grande variation de ces structures nécessite la mise en place des méthodes d'études spécifiques, souvent abordées par le biais de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). L'objectif de notre travail est de mettre en œuvre une méthode de segmentation automatique de ces structures. Il s'agit de la méthode de la classification floue (FCM), afin d'évaluer son efficacité lors du processus d'aide au diagnostic.

Mots clés: IRM- Structures Cérébrales - Segmentation Automatique – C-moyennes floues- FCM- Contour actif.

Abstract:

Automatic segmentation of brain structures is a fundamental step for quantitative analysis of images in many brain's pathologies such as Alzheimer's, the brain's tumors or multiple sclerosis. The large variation of structures requires the development of methods for specific studies, often discussed by means of Magnetic Resonance Imaging (MRI). The purpose of our work is to implement an automatic segmentation technique of brain's structures, with the method of fuzzy c-means (FCM), to evaluate her use in a computer aided diagnosis tools.

Keywords: MRI- Brain Structures- Automatic Segmentation- Computer Aided Diagnosis- Fuzzy c-means- FCM- Active contour.

Sommaire

LISTE DES FIGURES……I

LISTE DES TABLEAUX……...II

LISTE DES ACRONYMES……..III

Introduction générale…….……1

Chapitre I : Généralité sur le traitement d'image…….....……2

1. Introduction……...2

2. Définition d'image numérique…….....2

3. Caractéristiques d'une image numérique……...3

3.1. Échantillonnage et quantification…….....3

3.2. Définition du PIXEL……....3

3.3. La résolution……... 3

3.3.1. La résolution spatiale……...4

3.3.2. La résolution tonale…….……4

3.4. Pavages du plan…….. 4

3.5. Maillage……...5

3.6. Connexité…….....5

3.7. L'histogramme……5

3.8. Égalisation d'histogramme…….6

4. La segmentation d'une image……..6

5. Opération du seuillage…….....6

6. Filtrage numérique……7

7. Le bruit……...7

7.1. Définition…….....7

7.2. Les sources de bruit……7

7.2.1. Bruits liés aux conditions de prise de vues……..7

7.2.2. Bruits liés au capteur……...7

7.2.3. Bruits liés à l'échantillonnage…….7

7.2.4. Bruits liés à la nature de la scène…….……7

8. Formats d'images……..8

8.1. Tableau comparatif……..8

9. L'imagerie médicale……..9

9.1. Définition……9
9.2. Historique……9
9.3. Principe……..10
9.4. Les différents examens d'imagerie médicale……10
9.4.1. La radiographie……..10
9.4.2. Le scanner……..11
9.4.3. L'échographie……11
9.4.4. L'imagerie par résonance magnétique (IRM)……12
9.4.5. La spectroscopie par résonance magnétique (SRM) ……13
10. Conclusion……..13
Chapitre II : La segmentation d'image IRM cérébrale……..14
1. Introduction…….....14
2. Définition de la segmentation…….....14
3. Le but de la segmentation d'image cérébrale…….……15
4. La segmentation automatique des IRM cérébrales…….….16
5. Difficultés liées à la segmentation des images cérébrales……....16
6. Les différentes méthodes de la segmentation……...17
6.1. Région……...18
6.1.1. Classification par les réseaux de neurones……..……..…18
6.1.2. Classification par K-moyens……20
6.1.3. C-moyennes floues…….....22
6.1.4. Croissance de régions……...23
6.1.5. Champs Aléatoires de Markov…….24
6.1.6. Machine à vecteurs de support……25
6.2. Contour…….....26
6.2.1. Espace-échelle……..27
6.2.2. Méthodes dérivatifs……..28
6.2.2.1. Le gradient d'une image……...29
6.2.2.2. Le Laplacien d'une image……...….30
6.3. Approches Structurelles…….....31
6.3.1. Opérateur Morphologique……..……..31
6.3.2. Ligne de Partage des Eaux……...33
6.4. Forme……34
6.4.1. Contours actifs…….....34

6.4.2. Modèle actif de forme……...36
6.4.3. Modèle actif d'apparence (AAM)…….38
6.4.4. Ondelettes…… ……40
6.4.5. Level Set.....42
6.4.5.1. Level Set Géométrique…….44
6.4.5.2. Level Set Géodésique……...44
6.5. Théorie des graphes……..46
6.5.1. Les Graph cuts …….....46
6.5.1.1. Définition d'un Graph cut……46
6.5.1.2. Poids minimale…….47
6.5.1.3. Reformulation en terme flot maximal…….....47
6.5.1.4. Les Graph cuts et la segmentation……48
7. Evaluation de la segmentation……...50
8. Conclusion……...51
Chapitre III :Les contours actifs et la classification c-moyennes floues FCM…….52
1. Introduction……52
2. Les contours actifs……...52
3. La classification c-moyennes floues…….....54
3.1. L'algorithme Fuzzy C-means (FCM)……54
3.2. Solution du problème d'optimisation……55
3.3. Fusion de données…….....57
3.4. Déffuzification……..58
3.5. Discussion……..……...58
3.6. Travaux utilisant la segmentation par FCM…….……58
4. Conclusion…….…….……59
Chapitre IV : La segmentation cérébrale, application et résultats …….…….……60
1. Introduction……..……..60
2. L'anatomie du cerveau……..……....60
2.1. Description …….……60
2.2. Observation du cerveau…….……..60
2.3. Les régions à détecter par les méthodes de segmentation…….……..61
3. Base de données……..…...62
4. Implémentation de la Segmentation……..……..…....63
4.1. Prétraitement……...64

4.1.1. Filtrage……64
4.1.2. Seuillage……64
4.1.3. Opérations morphologiques……...65
4.1.3.1. L'érosion……65
4.1.3.2. La dilatation……65
4.1.3.3. L'ouverture……65
4.1.4. Extraction du cerveau par le contour actif ……66
4.2. La segmentation des matières cérébrales……67
5. Résultats et interprétation……..67
5.1. Résultats……67
5.2. Interprétation……73
6. Conclusion……73
Conclusion générale……..74

LISTE DES FIGURES

Figure I.1- *Echantillonnage et quantification*.....3

Figure I.2- *Résolution spatiale*.....4

Figure I.3- *Résolution tonale*.....4

Figure I.4- *Les types de pavage*.....4

Figure I.5- *Les types de maillages*.....5

Figure I.6- *Les types de connexité*.....5

Figure I.7- *L'histogramme d'une image numérique en niveaux de gris*.....6

Figure I.8- *La radiographie*.....10

Figure I.9- *Le scanner*.....11

Figure I.10- *L'échographie*.....12

Figure I.11- *L'imagerie par résonance magnétique*.....12

Figure I.12- *La spectroscopie par résonance magnétique*.....13

Figure II.1 – *les ramifications des méthodes de la segmentation*.....17

Figure II.2 – *Structure d'un neurone artificiel*.....19

Figure II.3 - *Le processus de l'algorithme K-means*.....21

Figure II.4 – *Sensibilité de la croissance de région vis à vis d'un seuil*.....24

Figure II.5- *Algorithme et résultats de la segmentation par Mean-shift*.....25

Figure II.6 - *Segmentation par SVM*.....26

Figure II.7 – *Quelques modèles de contours*.....27

Figure II.8- *Exemple d'espace-échelle gaussien*.....27

Figure II.9- *Opérateurs dérivatifs*.....28

Figure II.10 - *L'application du masque de Sobel pour la détection de contours*.....30

Figure II.11 - *L'application du laplacien pour la détection de contour*.....30

Figure II.12 - *Segmentation par gradient morphologique*.....32

Figure II.13 - *Le gradient morphologique*.....32

Figure II.14- *Segmentation par les contours actifs*.....35

Figure II.15 - *Etiquetage (manuel) des formes par N points*.....36

Figure II.16- *Exemple de Modèle Actif de Forme*.....37

Figure II.17- *La méthode AAM incluant à la fois la forme et la texture*.....39

Figure II.18- *Exemple de modèle actif d'apparence*.....40

Figure II.19- *Segmentation par ondelettes*.....42

Figure II.20 – *Segmentation par Level Set*.……..…45
Figure II.21- *Graphe orienté*.……...46
Figure II.22- *Coupe d'un graphe*.……..47
Figure II.23- *Coupe minimale du graphe*.……47
Figure II.24- *Exemple de flot sur le graphe de la figure II.22*.……48
Figure II.25- *Flot maximal sur le graphe de la figure II.23*.……48
Figure II.26- *Exemple de graphe sur une image en 2 dimensions de taille 3x3*.…...49
Figure III.1- *Equation a minimisé par la méthode de Chan-Vese et schéma*.…...53
Figure III.2- *Évolution des contours actifs par la méthode de Chan-Vese*.…...54
Figure III.3- *Segmentation des images IRM par FCM*.…… 57
Figure IV.1- *Les différents coupes d'observation du cerveau*.……61
Figure IV.2- *Les vues des coupes*.……..61
Figure IV.3- *L'algorithme de la méthode utilisée*.……..63
Figure IV.4- *Le filtrage de l'image*.……..64
Figure IV.5- *L'érosion et la dilatation de l'image*.……...65
Figure IV.6- *L'ouverture de l'image*.……..66
Figure IV.7- *L'évolution du masque en fonction de nombre d'itération*.……..66
Figure IV.8- *Résultat de la segmentation*.……...67
Figure IV.9- *Résultat de la segmentation de la coupe n°19*.……...68
Figure IV.10- *Résultat de la segmentation de la coupe n°32*.……..69
Figure IV.11- *Résultat de la segmentation de la coupe n°34*.……...70
Figure IV.12- *Résultat de la segmentation de la coupe n°38*.……71
Figure IV.13- *Résultat de la segmentation de la coupe n°44*.……72

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I.1- *Les Phénomène physiques*.....2
Tableau I.2- *Tableau comparatif.*……..8
Tableau II. 1 - *Principaux masques de calcul de gradient.*…….……29
Tableau IV.1- *La répartition des matières dans la coupe n°19*……..68
Tableau IV.2- *La répartition des matières dans la coupe n°32*……..69
Tableau IV. 3- *La répartition des matières dans la coupe n°34.*……70
Tableau IV.4- *La répartition des matières dans la coupe n°38.*…….71
Tableau IV.5- *La répartition des matières dans la coupe n°44*……..72
Tableau IV.6- *Comparaison entre la répartition obtenue et la répartition théorique.*…...73

LISTE DES ACRONYMES

AAM : *Modèle Actif d'Apparence.*

ACP : *Principal Components Analysis.*

ADP : *Adenosine Di-Phosphate.*

AG : *Algorithmique Génétique.*

AOS : *Additive Opérator Splitting.*

ASM : *Active Shapes Méthod.*

ATP : *Adenosine Tri-Phosphate.*

CCD *: Charge-Coupled Device.*

CMOS : *Complementary Metal Oxyde Semi-conductor.*

DICOM : *Digital Imaging and Communication in Medecine.*

DOG : *Difference Of Gaussian.*

FCM : *Fuzzy C Means.*

FFT : *Fast Fourier Transform.*

GIF : *Graphics Interchange Format.*

GVF : *Gradient Vector Flow.*

IRM : *Imagerie par résonance magnétique.*

ISO *: International Organization for Standardization.*

JPEG : *Joint Photographic Experts Group.*

LCR : *Liquide Céphalo Rachidien.*

LF : *Logique Floue.*

LPE : *Ligne De Partage Des Eaux.*

LVQ *: Learning Vector Quantization.*

MB : *Matière Blanche.*

MG : *Matière Grise.*

MRF : *Markov Random Fields.*

NG : *Niveau De Gris.*

PCM : *Possibilistes C Means.*

PMC : *Perceptrons Multi Couche.*

PNG : *Portable Network Graphics.*

RMN : *Résonance Magnétique Nucléaire.*

RNN : *Réseau De Neurone.*

SEP : *Sclérose En Plaques.*

SRM *: Spectroscopie par Résonance Magnétique.*

SVG : *Scalable Vector Graphics.*

SVM : *Support Vector Machine.*

SVR : *Support Vector Random.*

TIFF : *Tagged Image File Format.*

WDM : *Warp Dustribution Modes.*

Introduction générale

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) a connu un véritable essor ces dernières années. Cette modalité d'imagerie est devenue un outil de plus en plus important en médecine du cerveau ou dans la recherche en neurosciences cognitives.

L'interprétation visuelle des IRM cérébrales, n'est pas toujours sûre. C'est pour cela que le besoin d'une interprétation automatique qui permet d'assister les médecins dans leur prise de décision s'est fait ressentir.

Les possibilités de traitement automatique de ces images s'avèrent pourtant délicates, car des capacités aussi banales pour l'œil humain que la reconnaissance d'un objet posent des réelles difficultés pour l'outil informatique.

La segmentation d'images est un traitement de bas niveau, elle intervient au cœur de la discipline appelée « analyse ou traitement d'image ». C'est sans doute la clef de voûte de ce domaine, mais également la partie qui pose le plus de problèmes et qui s'avère la plus difficile à automatiser.

L'objectif de notre travail est de concevoir une méthode de segmentation des images médicales, plus particulièrement des images IRM cérébrales. Notre méthode consiste à extraire les différentes principales matières cérébrales.

Ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Le premier chapitre présente quelques notions sur le traitement d'image, ainsi que l'imagerie médicale.

Nous avons ensuite présenté dans le deuxième chapitre, les méthodes de segmentation d'image, où nous avons décrit un certain nombre de méthodes classiques de segmentation.

Dans le troisième chapitre, nous avons présenté l'approche de contour actif et l'approche de la segmentation par classification floue (C-moyennes floues) qui nous intéressent dans notre travail.

Le dernier chapitre est consacré à la présentation des résultats par l'algorithme que nous avons implémenté. Nous terminons ce travail par une conclusion générale.

Chapitre I : Généralité sur le traitement d'image

1. Introduction :

Depuis l'image analogique jusqu'à l'image numérique, l'image numérique a changé nos idées sur le monde d'imagerie. L'informatisation d'image a changé beaucoup de principes et de concepts. Donc avoir des connaissances sur le traitement d'image, permis de nous éclairer et de nous guidé dans ce mémoire, d'où l'intérêt de ce premier chapitre qui contient des brèves définitions, Caractérisation et concepts qui peuvent être utiles.

2. Définition d'image numérique :

Une image numérisée est un ensemble de pixels (Picture élément), à chacun des quels est attribué un niveau de gris, de 0 (noir) à 255 (blanc). Le nombre $256 = 2^8$ traduit le codage sur 8 bits en binaire, p.ex. 10010101. Une image numérisée en niveaux de gris n'est donc rien d'autre qu'une fonction définie sur une grille discrète et prenant des valeurs discrètes, c'est-à-dire un tableau (matrice) de nombres (binaires). Une telle image contient donc une quantité d'information énorme. Toutefois, de par sa définition même, elle va présenter des difficultés géométriques : courbes et droites sont mal reproduites, il y a des effets de pixellisation.

Tableau I.1- *Les phénomènes physiques*

Phénomène physique	Grandeur mesurée	Capteur
Émission et réflexion de la lumière visible	Réflectivité, luminance,...	CCD, CMOS, Barrettes CCD,...
Rayonnement Infrarouge	Luminance IR (chaleur),...	Bolomètres,...
Écho ultra sonore	Distance, densité	Échographie, sonar,...
Résonance magnétique	Présence d'un corps chimique,...	IRM, RMN,...
Écho électromagnétique	Distance, surfaces.	Radar…
Absorption des rayons X	Densité de tissus,...	Radiographie, tomographie,...

3. Caractéristiques d'une image numérique :

3.1. Échantillonnage et quantification :

L'échantillonnage est limité par la capacité du capteur, donc le nombre de pixels disponible (ou autre limite imposée).

La quantification est limitée par la quantité de tons (de gris) définie dans l'intervalle.

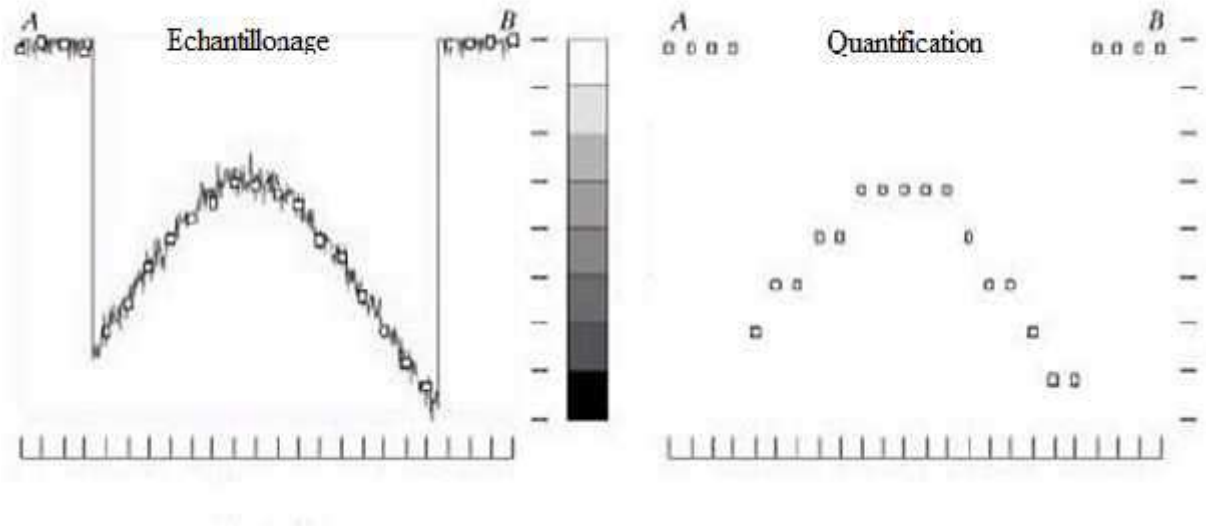


Figure I.1- *Echantillonnage et quantification.*

3.2. Définition du PIXEL :

PIXEL est l'abréviation de Picture Cell. C'est le plus petit point de l'écran que l'on peut allumer ou éteindre. Il possède trois caractéristiques :

- Position (coordonnée X, Y).
- Niveaux de gris ou Couleur (1, 4, 8, 16 ou 24 bits).
- La taille (il peut être rectangulaire ou carré).

3.3. La résolution :

La résolution d'une image est le nombre de pixels contenus dans l'image par unité de longueur. Elle s'exprime le plus souvent en ppp (point par pouces) ou en dpi (dots per inch) parfois en point par cm.

La résolution définit la netteté et la qualité d'une image. Plus la résolution est grande (c'est-à-dire plus il y a de pixels dans une longueur de 1 pouce), plus votre image est précise dans les détails.

Il y a deux types de résolution :

3.3.1. Résolution spatiale : Le plus petit détail discernable



Figure I.2- *Résolution spatiale*

3.3.2. Résolution tonale :(de tons de gris) : Le plus petit changement discernable

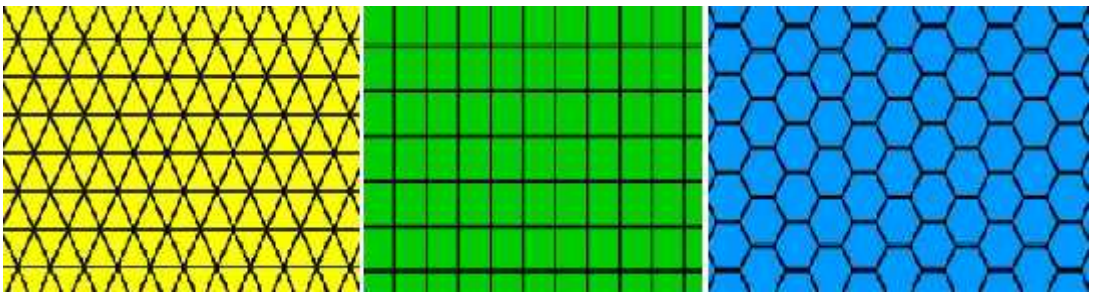


Figure I.3- *Résolution tonale.*

3.4. Pavages du plan :

Un pavage du plan est une partition du plan en cellules élémentaires.

Il n'existe que 3 pavages réguliers du plan :



Triangulaire carré hexagonal

Figure I.4- *Les types de pavage.*

3.5. Maillage :

A tout pavage du plan on peut associer un graphe où les sommets (nœuds) représentent les cellules élémentaires, et où les arêtes représentent la relation d'adjacence entre les cellules (2 cellules sont adjacentes si elles ont un côté en commun). Un tel graphe est un Maillage du plan.

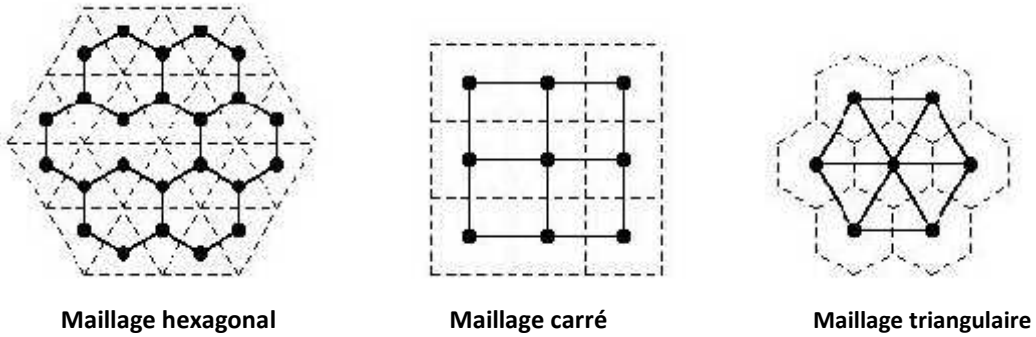


Figure I.5- *Les types de maillages.*

3.6. Connexité :

Les relations topologiques dans les images discrètes sont définies à partir de la relation de connexité induite par le graphe du maillage (*X*, *S*), où *X* représente les sommets et *S* les arêtes.

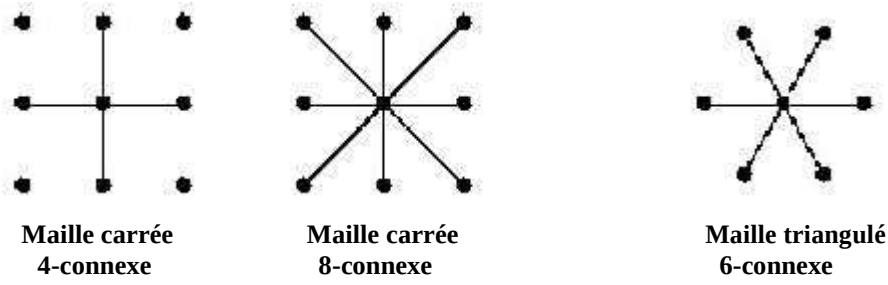


Figure I.6- *Les types de connexité.*

3.7. L'histogramme :

L'histogramme est la représentation graphique de la proportion de pixels d'une image par gamme de luminosité. Au-delà de cette définition un peu barbare, l'histogramme permet de répondre concrètement aux questions suivantes : « Combien de pixels de mon image sont-ils dans les tons foncés (ou la haute lumière) ? », ou encore « Quelle est la luminosité majoritaire dans mon image ? ». Du fait qu'il s'agit d'une représentation graphique, l'histogramme permet de répondre à ces questions sans calcul complexe.

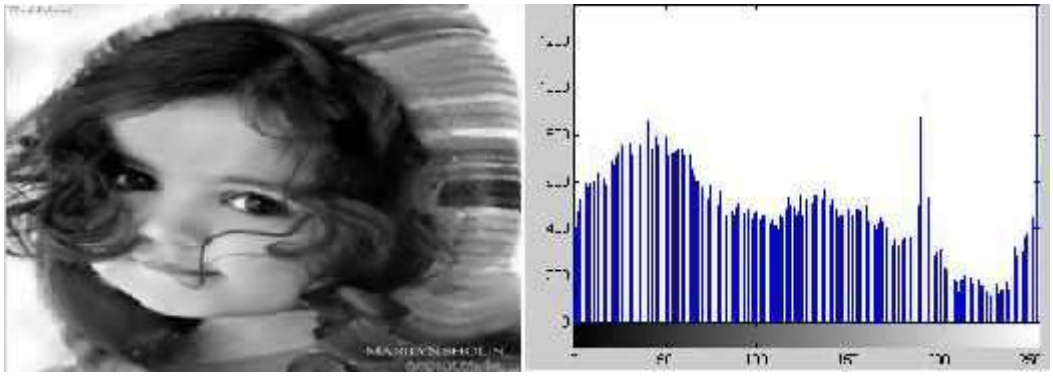


Figure I.7- *L'histogramme d'une image numérique en niveaux de gris.*

3.8. Égalisation d'histogramme (linéarisation) :

Le but d'égalisation d'histogramme est de rendre l'histogramme le plus plat possible :

- Distribution uniforme des niveaux de gris.
- Maximisation de l'entropie de l'image.
- Image donnant une information maximale.

4. La segmentation d'une image :

C'est une partition de l'ensemble de pixels de l'image en différents groupes, chaque groupe est supposé correspondre à un "objet" de l'image.

Quand il s'agit de séparer les pixels en 2 groupes, on parle alors de binarisation.

Il n'existe pas une seule méthode de segmentation d'images, mais plusieurs, où la méthode utilisée dépend très fortement du type d'images et de l'application visée.

5. Opération du seuillage :

A partir des histogrammes unidimensionnels de l'image, on peut aisément pratiquer une segmentation, voire une classification rudimentaire et cela par une opération toute simple appelée le seuillage.

Le seuillage effectué avec un seuil unique revient à une opération de binarisation. Soit I(x,y), la valeur radiométrique du pixel de coordonnées (x,y) dans l'image, si I(x,y) > T, T étant le seuil fixé, le pixel prend la valeur 1, sinon il prend la valeur 0. Les pixels ont été classés en deux catégories, on a créé une image binaire en noir et blanc.

6. Filtrage numérique :

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (Parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage**.**

Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données.

Le système linéaire utilisé est appelé filtre numérique.

7. Le bruit :

7.1. Définition :

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur.

7.2. Les sources de bruit :

7.2.1. Bruits liés aux conditions de prise de vues :

Ce sont des événements vérifiant les conditions d'acquisition du signal :

- Le bougé.
- Problèmes liés à l'éclairage de la scène observée.

7.2.2. Bruits liés au capteur :

- Capteur mal réglé.
- Capteur de mauvaise qualité (distorsion de la gamme des niveaux de gris ou en flou).

7.2.3. Bruits liés à l'échantillonnage :

Ces bruits reflètent essentiellement des problèmes de quantification

- Précision d'environ.
- Problèmes dans le cas d'applications de grande précision.

7.2.4. Bruits liés à la nature de la scène :

- Nuage sur les images satellitaires.
- Poussières dans les scènes industrielles.
- Brouillard pour les scènes routières

8. Formats d'images :

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, associée à des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et de la manipuler.

La plupart des formats sont composés d'un en-tête contenant des attributs (dimensions de l'image, type de codage, etc.), suivi des données (l'image proprement dite). La structuration des attributs et des données diffère pour chaque format d'image. De plus, les formats actuels intègrent souvent une zone de métadonnées (Meta-data en anglais) servant à préciser les informations concernant l'image comme : la date, l'heure et le lieu de la prise de vue, les caractéristiques physiques de la photographie (sensibilité ISO, vitesse d'obturation, usage du flash).

8.1. Tableau comparatif :

Tableau I.2- *Tableau comparatif.*

	Type (matriciel/ vectoriel)	**Compression des données**	**Nombre de couleurs supportées**	**Affichage progressif**	**Animation**	**Transparence**
JPEG	matriciel	Oui, réglable (avec perte)	16 millions	Oui	Non	Non
JPEG2000	matriciel	Oui, avec ou sans perte	4 milliards	Oui	Oui	Oui
GIF	matriciel	Oui, sans perte	256 maxi (palette)	Oui	Oui	Oui
PNG	matriciel	Oui, sans perte	Palettisé (256 couleurs ou moins) ou 16 millions	Oui	Non	Oui (couche Alpha)
TIFF	matriciel	Compression ou pas, avec ou sans perte.	De monochrome à 16 millions	Non	Non	Oui (couche Alpha)
SVG	vectoriel	Compression possible	16 millions	Ne s'applique pas	Oui	Oui (par nature)

Parmi les types d'imagerie on trouve l'imagerie médicale qui nous intéresse dans notre projet.

9. L'imagerie médicale :

9.1. Définition :

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir de différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X, la magnétique nucléaire, la réflexion d'ondes ultrasons ou la radioactivité auxquels on associe parfois les techniques d'imagerie optique comme l'endoscopie. Apparues, pour les plus anciennes, au tournant du XX^{e} siècle, ces technologies ont révolutionné la médecine grâce au progrès de l'informatique en permettant de visualiser indirectement l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Développées comme outil diagnostique, elles sont aussi largement utilisées dans la recherche biomédicale pour mieux comprendre le fonctionnement de l'organisme. Elles trouvent aussi des applications de plus en plus nombreuses dans différents domaines tels que la sécurité ou l'archéologie.

9.2. Historique :

Les débuts de l'imagerie médicale sont la conséquence des travaux de Wilhelm Röntgen sur les rayons X. En travaillant sur les rayons cathodiques en 1895, il effectue une expérience qui consiste à décharger le courant d'une bobine de Ruhmkorff dans un tube à vide placé dans une boite en carton. Il parvient à observer la fluorescence d'un écran de platino-cyanure de baryum situé à l'extérieur de celle-ci. Après avoir renouvelé l'expérience avec plusieurs matériaux, il remarque que ces rayonnements sont capables de traverser la matière. Il remarque également que la densité sur l'écran dépend du matériau traversé comme du papier, du caoutchouc, du verre ou du bois. Il a alors l'idée de placer sa main devant le tube et observe « des ombres plus sombres de l'os sur l'image que les ombres de la main ». Il s'agit donc de ce qui va devenir le principe de la radiographie.

D'autres essais le conduisent à l'utilisation de films photographiques dont les premiers clichés anatomiques radiographiques sur sa femme Anna Berthe Roentgen le 22 décembre 1895. Wilhelm Röntgen reçoit le premier prix Nobel de physique en 1901 « en témoignage des services extraordinaires rendus par sa découverte des remarquables rayons ultérieurement nommés d'après lui».

Dès la fin des années 1920, on injecte du "Radium C" à un malade pour suivre la circulation sanguine à l'aide d'un compteur de Geiger-Müller inventé en 1928. Par la suite en 1934, la radioactivité artificielle est découverte par Irène et Frédéric Joliot-Curie. On peut à partir de ce moment créer des isotopes (actuellement appelés radionucléides).

En 1938, on arrive à produire de l'iode 131, qui est immédiatement utilisé en médecine pour des explorations et traitements de maladies thyroïdiennes (cancer et hyperthyroïdie). Puis la découverte du le Technétium (99Tc) en 1937 par Emilio Segré l'atome n° 43 alors manquant de la table de Mendeleïev. La découverte d'un isomère émetteur gamma (le 99mTc) et la possibilité de le produire dans un service médical sous forme d'un générateur a permis le marquage de différentes molécules permettant l'essor de la scintigraphie.

9.3. Principe :

Le but de l'imagerie médicale est de créer une représentation visuelle intelligible d'une information à caractère médical. Cette problématique s'inscrit plus globalement dans le cadre de l'image scientifique et technique : l'objectif est en effet de pouvoir représenter sous un format relativement simple une grande quantité d'informations issues d'une multitude de mesures acquises selon un mode bien défini.

9.4. Les différents examens d'imagerie médicale :

9.4.1. La radiographie :

La radiographie standard permet principalement d'obtenir des clichés en deux dimensions des structures osseuses et articulaires : elle est notamment utilisée en orthopédie, en rhumatologie et en orthodontie où elle permet d'étudier les traumatismes osseux (fractures, etc.), les déformations du squelette ou les implantations dentaires. La pneumologie y a aussi recours (radio des poumons). Chez la femme, la radiographie du sein (mammographie) est devenue un examen systématique de prévention du cancer du sein. Il est aussi possible de visualiser certains organes ou parties creuses, habituellement invisibles aux rayons X, en les « remplissant » d'un produit de contraste, opaque aux rayons X : c'est la radiographie de contraste.



Figure I.8- *La radiographie.*

9.4.2. Le scanner (tomodensitométrie) :

Le scanner explore un volume du corps : c'est en quelque sorte une « endoscopie virtuelle » qui permet d'établir des images tridimensionnelles des organes ou des tissus (os, muscles ou vaisseaux) constitutifs des zones scannées. À son apparition, il a révolutionné la neurologie en offrant la possibilité de « voir » le cerveau. Dans cette dernière indication, il tend de plus en plus à être remplacé, lorsque cela est possible, par l'IRM. Car si le scanner permet de visualiser une modification de volume ou une anomalie de structure (tumeur, embolie, anévrisme…), il ne permet pas d'en préciser la nature (inflammation, cancer, etc.). En cancérologie, il permet de contrôler la réponse à la chimiothérapie. Il peut aussi être utilisé en chirurgie pour renseigner plus précisément sur les zones où l'intervention est envisagée ou bien encore pour guider les drainages et les biopsies.



Figure I.9- *Le scanner.*

9.4.3. L'échographie :

L'échographie permet d'explorer le cœur, les organes digestifs (foie, rate, pancréas, vésicule biliaire), urinaires (vessie, reins) et génitaux (prostate et testicules, ovaires et utérus). Le tube digestif et les poumons, de même que les os et les gaz, ne lui sont en revanche pas accessibles. L'échographie doppler, qui utilise une sonde plus fine, permet d'explorer le système vasculaire et a des indications majeures pour les maladies des veines et des artères. Les échographies de la grossesse permettent d'apprécier la vitalité et la morphologie du fœtus ainsi que son environnement (liquide amniotique, placenta, cordon, …). En noir et blanc à ses débuts, l'échographie permet aujourd'hui d'obtenir des clichés en couleur. Avec l'apport de la vidéo, elle peut même enregistrer des séquences animées.



Figure I.10- *L'échographie.*

9.4.4. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) :

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) permet de visualiser la structure anatomique de tout volume du corps, en particulier des « tissus mous » tels que le cerveau, la moelle épinière, les viscères, les muscles ou les tendons. (IRM anatomique, qui repose sur l'aimantation des atomes d'hydrogène, présents notamment partout où il y a de l'eau (80 % du poids corporel) ou de la graisse). L'IRM permet aussi de suivre l'activité d'un organe tel le cerveau, à travers l'afflux de sang oxygéné dans certaines de ses zones (IRM fonctionnelle, qui repose sur l'aimantation des noyaux d'hydrogène induite par la présence de l'hémoglobine des globules rouges du sang).

Contrairement au scanner X, qu'elle remplace dans de nombreuses indications, l'IRM permet de mieux définir la nature des lésions observées. Elle est utilisée en neurologie (diagnostic de la sclérose en plaques, de la maladie d'Alzheimer, de l'épilepsie, des accidents vasculaires cérébraux ou des lésions de la moelle épinière) ainsi qu'en ophtalmologie, en endocrinologie, en Oto-rhino-laryngologie (ORL), en ostéo-articulaire et en cardiovasculaire.



Figure I.11- *L'imagerie par résonance magnétique.*

9.4.5. La spectroscopie par résonance magnétique (SRM) :

La spectroscopie par résonance magnétique permet d'obtenir des informations sur le métabolisme des cellules qui composent les tissus, grâce au dosage des molécules biologiques, dont la concentration est de quelques grammes par litre dans le tissu étudié au cours de son fonctionnement. Ses applications principales concernent l'étude du métabolisme musculaire et l'étude du métabolisme cérébral.

Par exemple, la SRM du noyau phosphore permet l'étude biochimique du muscle pendant et après un effort intense grâce au dosage des métabolites musculaires contenant du phosphore (phospho-créatine, ion phosphate, ATP, ADP…). La SRM peut aussi détecter des processus inflammatoires, infectieux, tumoraux ou dégénératifs, mais les anomalies observées ne sont pas spécifiques de tel ou tel processus. Aussi l'apport de la SRM par rapport à l'IRM classique fait-il encore l'objet d'études.



Figure I.12- *La spectroscopie par résonance magnétique.*

10. Conclusion :

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères pré-définis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. Si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation.

Dans ce mémoire on va utiliser le traitement d'image pour l'évaluation de la segmentation d'imagerie médicale (image par résonance magnétique).

Chapitre II : La segmentation d'image IRM cérébrale

1. Introduction :

La segmentation d'image joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image et dans la vision par ordinateur. Cette étape se situe entre d'une part l'acquisition de l'image et son amélioration et d'autre part sa description et la prise de décision finale conséquente. Elle doit réaliser la tâche difficile d'extraire à partir d'une image numérique des informations 'utiles' permettant de localiser et délimiter les entités présentes dans l'image. Le but de toutes les méthodes de segmentation est l'extraction d'attributs pour caractériser les objets. Ces attributs correspondent à des points d'intérêt ou à des zones caractéristiques de l'image.

Dans ce chapitre, nous allons définir la segmentation d'image et noter ses méthodes, pour prendre une des eux, et l'utiliser pour la segmentation d'image par résonance magnétique (IRM) cérébrale.

2. Définition de la segmentation :

Classiquement, on peut définir la segmentation comme étant une partition de l'image I en un nombre N de sous-ensembles Ri appelés régions homogènes, dans le sens d'un ou plusieurs critères, comme le niveau de gris, tels que :

- La segmentation doit être complète (c'est-à-dire, chaque pixel doit être affecté à une classe).
- Les pixels appartenant à la même région doivent être connectés.
- Les régions doivent être disjointes.

En termes mathématiques :

$$\begin{array}{ll} U_{i=1}^{n} & Ri = I \\ Ri \neq \emptyset & \forall i = 1 \dots n \\ Ri \cap Rj = \emptyset & \forall i, j \; avec \; i \neq j \end{array} \qquad \text{(II.1)}$$

Où R_i est l'ensemble des régions formant l'image I.

Dans un contexte médical, les régions Ri correspondent aux différentes structures anatomiques constituant les différentes régions d'intérêt. La détermination automatique du nombre de régions N est une vraie problématique. Souvent, la valeur N est supposée être connue comme étant une information à priori sur les structures anatomiques en investigation.

Il est difficile de définir d'une manière absolue, une bonne méthode de segmentation. Le choix d'une technique est lié à :

- La nature de l'image (éclairage, contours, texture, etc.)
- Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, mesures, etc.)
- Aux primitives à extraire (droites, régions, textures, etc.)
- Aux contraintes d'exploitation (temps réel, espace mémoire, etc.)

3. Le But de la Segmentions d'images cérébrales :

Segmenter, ou délimiter les structures cérébrales est une étape fondamentale pour l'analyse d'images cérébrales. Elle permet de faire une séparation des différents tissus cérébraux (matière grise, matière blanche, liquide céphalorachidien, etc..) ainsi que d'éventuelles pathologies cérébrales. Une bonne segmentation permet d'aider le médecin à prendre une décision finale, avant son geste chirurgical. Par exemple : Les principales applications de la segmentation sont la morphométrie, la cartographie fonctionnelle et la visualisation : la morphométrie est la mesure quantitative des positions, formes et tailles de structures cérébrales, elle nécessite la segmentation préalable de ces structures, elle peut permettre d'identifier, comprendre et suivre la progression des pathologies comme l'Alzheimer ou la schizophrénie. La segmentation de la structure bidimensionnelle est alors nécessaire pour localiser les signaux, pour les cartographier et pour visualiser les structures anatomiques (par exemple en chirurgie assistée par ordinateur).

De nombreuses études des tissus du cerveau dans les images d'IRM ont été effectuées et rapportées dans la littérature, telles que des techniques basées sur les réseaux neuronaux, la logique floue, des méthodes statistiques, coupe de graph [4], et bien d'autres, nous présenterons les principales méthodes de segmentation utilisée dans la suite du chapitre.

4. La segmentation automatique des IRM cérébrales :

La segmentation manuelle des images IRM est extrêmement couteuse en temps humain (des chercheurs dans une étude sur la schizophrénie ont segmenté 50 images par an et par chercheur travaillant à temps plein [12]) en plus l'intervention humaine reste une source potentielle d'erreurs : au cours de longues séances d'interaction, l'opérateur humain change son comportement, la fatigue le fera commettre des erreurs et le résultat manque de fiabilité et de robustesse.

En comparaison avec la segmentation manuelle qui est par essence une approche de contour, la segmentation semi-automatique, peut être une approche contour ou région. Sur le plan informatique, l'approche région est souvent plus facile que l'approche contour. En effet, il peut être difficile de fermer le contour et donc de quantifier la surface segmentée. Il peut être impossible de déterminer précisément la position du contour car la limite de l'objet n'est jamais nette surtout dans le cas des lésions de sclérose en plaques.

Alors que la segmentation entièrement automatique est l'objectif extrême. Elle a de nombreux avantages, en plus d'être indépendante de l'opérateur elle est rapide et reproductible.

Comme dans le cas de la segmentation semi-automatique, les approches contours où région peuvent être envisagées pour la segmentation entièrement automatique.

Donc l'automatisation de la segmentation est nécessaire pour deux raisons :

- Le temps du tracé manuel par un expert sur un tissu spécifique est long.
- L'expertise humaine peut produire des erreurs difficilement contrôlables et reproductibles.

5. Difficultés liées à la segmentation des images cérébrales :

La segmentation des IRM cérébrales présente des particularités par rapport aux d'autres domaines d'applications de la segmentation comme la segmentation des cartes routières, ou la segmentation des visages, ceci est dû principalement aux raisons suivantes :

- L'objet à segmenter (l'anatomie du cerveau).
- Le processus d'acquisition IRM qui génère des artefacts (défauts) vu dans le chapitre précédent.

6 .Les différentes méthodes de la segmentation :

La segmentation est un domaine vaste de l'imagerie numérique. Ces dernières années, pas mal de thèses l'ont été concernées. Il est tout de même difficile de choisir une méthode parmi les nombreuses qui existent déjà et cela est dû au fait que chaque méthode est fortement liée à un domaine d'application.

Dans ce qui suit nous allons présenter cinq méthodes qui sont :

- La segmentation utilisant les contours comme critère de décision,
- Celles basées sur les régions,
- Celles basées sur la forme,
- Celles préférant une approche structurelle,
- Et enfin celles faisant appel à la théorie des graphes.

Nous allons donc introduire dans cette section les techniques de segmentation les plus connues en les organisant selon la méthode quelle appartienne.

La figure suivante montre les ramifications des cinq méthodes citées précédemment.

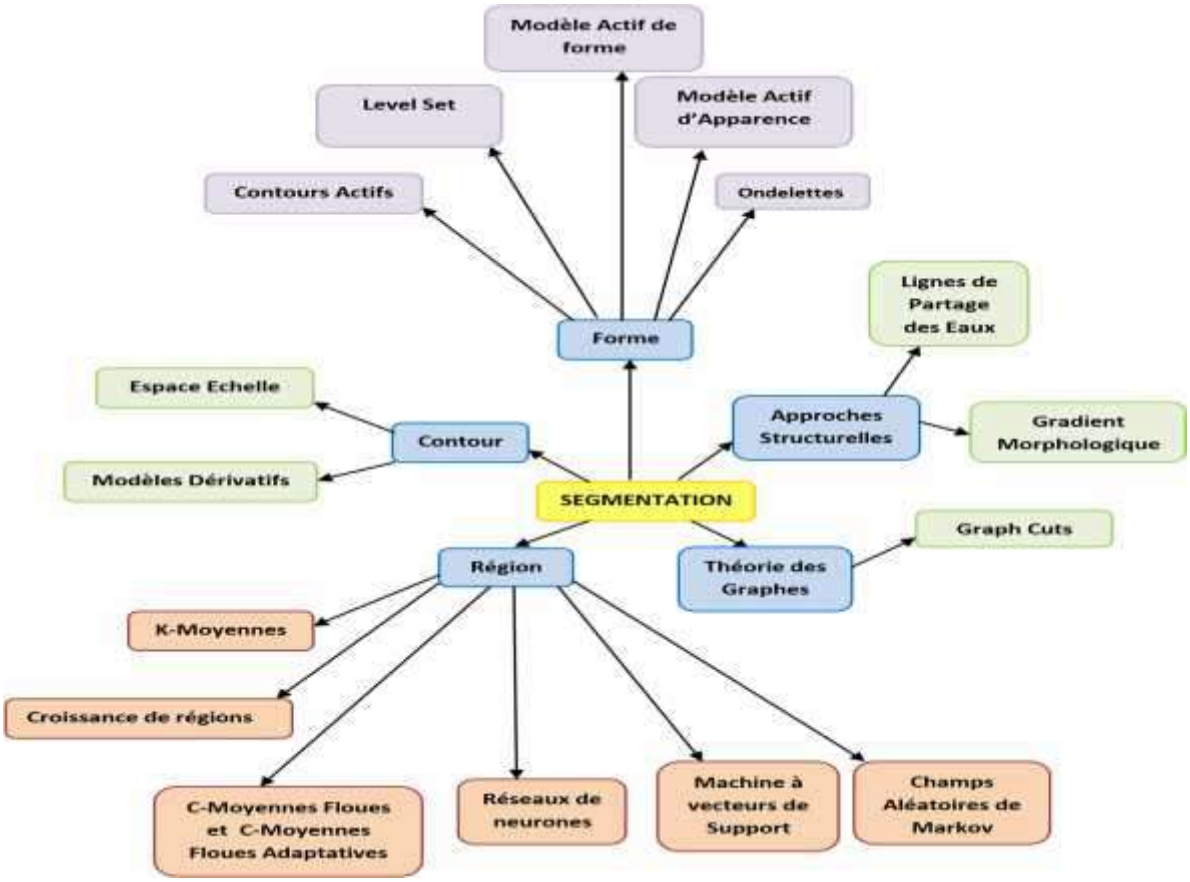


Figure II.1 – *les ramifications des méthodes de la segmentation*.

6.1. Région :

L'approche région de la segmentation utilise des techniques d'identification et de localisation d'ensembles connexes de pixels. Ces méthodes ont pour but de partitionner l'image en plusieurs classes.

Par la suite, nous nous intéressons plus particulièrement aux méthodes à base de réseaux de neurones, K-means, C-means, puis aux méthodes par croissance de régions et bien d'autres.

6.1.1. Classification par les réseaux de neurones :

Un réseau de neurone est une succession de couche de neurones dont chacune prend ses entrées à partir des sorties des couches précédentes. Chaque couche i est composée de N_i neurones.

Les entrées de chaque neurone sont pondérées par des poids dits synaptiques de sorte que les contributions des neurones des couches précédentes sont chacune multipliées par ces poids synaptiques et additionnées pour donner une valeur globale qui sera affectée à un neurone donné.

La fonction de sortie dit fonction d'activation qui introduit une non-linéarité à chaque étape. Ceci montre l'importance du choix judicieux d'une bonne fonction de sortie : un réseau de neurones dont les sorties seraient linéaires, n'aurait aucun intérêt [4]. Il est possible de donner au réseau de neurones des boucles en liant les sorties d'une couche avec les entrées de couches précédentes.

Cela donnerait au réseau de neurones d'autres propriétés intéressantes mais augmentera sa complexité.

La figure II.2 montre la structure d'un neurone artificiel. Le calcul de la sortie est obtenu à travers la sommation pondérée des entrées et puis l'application d'une fonction d'activation.

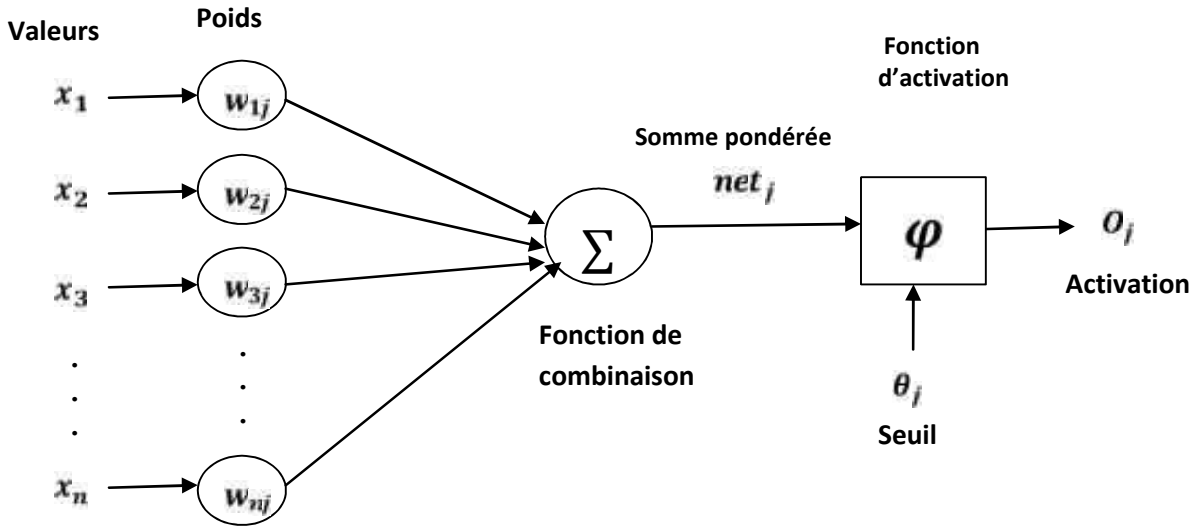


Figure II.2 – *Structure d'un neurone artificiel.*

Les réseaux de neurones sont utilisés comme classifieurs en segmentation d'images médicales.

L'apprentissage du réseau de neurones consiste à ajuster convenablement les valeurs des poids des synapses. Dans le domaine de l'imagerie médicale, cet apprentissage est basé sur une base d'images médicales dont le résultat de la segmentation est connu à l'avance (apprentissage supervisé).

Le réseau de neurone accepte en entré un vecteur de caractéristique tiré à partir des IRMs et donne en sortie, la classe attribué à chaque image. Il est possible de passer plus d'information en entrée par exemple le volume de l'image, afin de donner plus de robustesse à la classification.

Dans la littérature Sammouda et coll [13], ils ont choisi d'utiliser les réseaux de neurones de Hopeld (réseaux à deux couches) pour la segmentation des pathologies du cerveau (tumeurs et sclérose en plaques - SEP -).

Blonda [14,15] est le premier qui a introduit la théorie des ensembles flous dans les réseaux de neurones pour la segmentation des tissus cérébraux et des lésions de SEP. Un réseau de neurones a deux couches appelé Learning Vector Quantization (LVQ) a était proposé par Alirezaie et coll [16], ils ont prouvé la supériorité du LVQ par rapport aux habituels réseaux de quatre couches à rétro-propagation, grâce notamment à son insensibilité aux variations de niveaux de gris entre les différentes coupes des IRM. Après Une automatisation de la segmentation des sillons corticaux a était faite par Rivière et coll [17], par l'utilisation d'une association de perceptrons multi-couche (PMC).

En 2003 une autre combinaison des réseaux de neurones cette fois ci avec la morphologie mathématique a était faite par Hult et coll [18], pour la segmentation multimodale de l'hippocampe.

Dernièrement Yeh et coll [19] ont créé une nouvelle méthode basée sur l'algorithmique génétique (AG), la logique floue (LF) et les LVQ pour la segmentation des IRM cérébrales.

Parmi les inconvénients des RNNs (réseaux de neurones) on cite L'intervention manuelle lors de l'étape d'apprentissage et le manque d'interopérabilité des résultats de segmentation obtenue (boite noire) pour corriger ce dernier les réseaux de neurones sont généralement combinée avec d'autres techniques telles que la logique floue, les AGs etc., pour donner plus d'efficacité et de transparence.

6.1.2. Classification par K-means (K-moyens) :

L'algorithme des k-means est utilisé pour classer les objets à partir de leurs propriétés en k parties (ou clusters) en supposant que les attributs forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster V :

$$V = \sum_{i=1}^{k} \sum_{x_j \in Si} |x_j - \mu_i|^2 \qquad \text{(II.2)}$$

Où *Si*, i = 1, 2, ..., k sont les k clusters et μ_i est le point moyen des points xj ∈ Si.

L'algorithme de K-means se résume dans les étapes suivantes :

- Partitionnement des données en k sous-ensembles (non vides).
- Calcul des centres des groupes de la partition courante.
- Les données sont affectées au groupe dont leur centre est plus proche.
- Retour à l'étape 2.
- Arrêt lorsque les groupes sont constants.

La figure II.3 illustre le processus de cet algorithme.

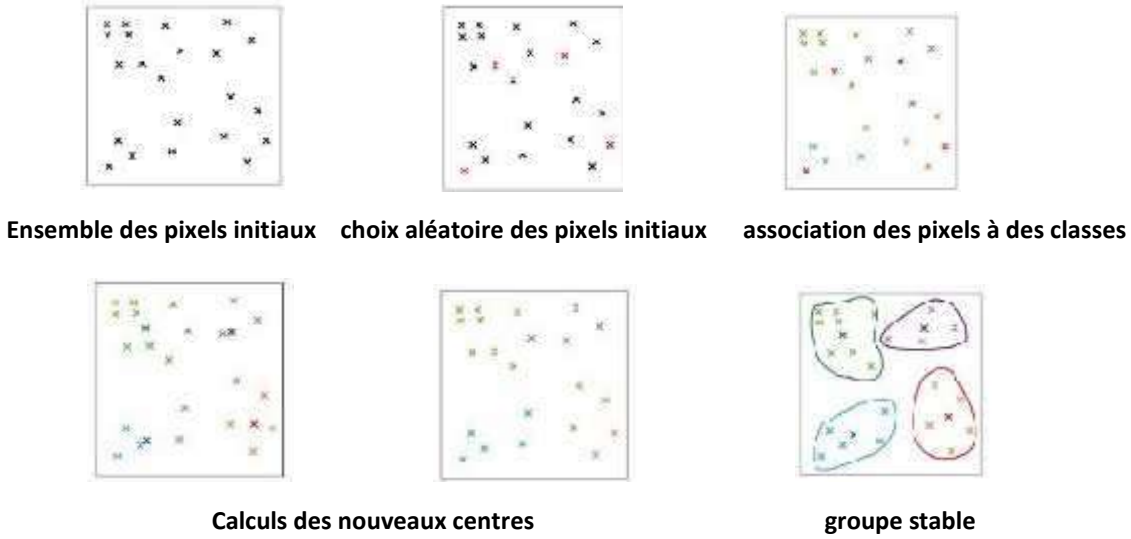


Figure II.3 - *Le processus de l'algorithme K-means.*

Dans la littérature Lachman et coll [19], ont proposé d'utiliser les statistiques de concurrence dans l'algorithme des k-means pour segmenter les tissus cérébraux. Une version adaptative de cet algorithme a été utilisée par Yan et coll [20], pour segmenter le cerveau avec des résultats plus au moins satisfaisants.

En 2002 Bustillo [21] a appliqué les k-means sur une séquence coronale pondérée en T2 pour calculer la variation de volume des noyaux caudés chez des patients atteints de schizophrénie.

Cet algorithme est parmi les algorithmes de segmentations les plus populaires parce qu'il est extrêmement rapide en pratique. En terme de performance, cet algorithme ne garantit pas un optimum global. La qualité de la solution dépend grandement des ensembles initiaux et peut, en pratique, être bien en deçà de l'optimum global. Comme l'algorithme est très rapide, une méthode courante est de le lancer plusieurs fois et de retourner la meilleure partition [4], en plus l'intervention d'un expert est généralement nécessaire pour fixer le nombre K de classes.

L'algorithme de K-means peut aussi tomber avoir le problème de la sur-segmentation, cela veut dire qu'on se retrouve avec un nombre important de classes. Nous pouvons remédier à ce problème par la méthode de fusion de régions. Il est aussi fréquent d'avoir des classes hétérogènes (non homogènes). Il y a des méthodes existent pour corriger ce problème. On parle alors de régularisation de l'image.

6.1.3. C-moyennes floues :

Dunn [22] a introduit l'algorithme c-moyennes floues (fuzzy c-means ou FCM), c'est un algorithme qui repose sur le même principe que le K-Means mais qui a recours à la logique des ensembles flous. Bezdek [23] s'est intéressé et a développé cet algorithme. Dans le cas des c-moyennes floues, la fonctionnelle *L* à minimiser est :

$$L = j_{\omega}(x, v{:}y) = \sum_{j=1}^{n} \sum_{i=1}^{k} (x_{ij})^{\omega} \|y_j - v_i\| A^2 \qquad \text{(II.3)}$$

Où :

n est le nombre de points à traiter, k le nombre de classes désirées.

$\omega \in [1, +\infty[$ est le poids de fuzzyfication, $v = (v_1; .. v_k)$ est le vecteur des centres de classes.

$||.||_A$ est un produit scalaire où A est une matrice définie positive et $x = [x_{ij}] \in \mathbb{R}^{k \times n}$.

L'algorithme suivant montre les étapes de FCM :

- Initialiser les centres.
- Fixer le coefficient flou.
- Calcul la partition floue initiale (La matrice d'appartenance).
  Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié :
- Répéter : -Calcul des nouveaux centres.
  -Calcul de la nouvelle partition floue.

Bensaid et Al [24], proposent un algorithme semi-automatique permettant d'introduire la notion d'ensemble d'appartenance. L'apprentissage peut être de taille variable et son influence sur la classification est plus ou moins importante.

Les algorithmes FCM souffrent du manque de prise en compte d'informations contextuelles et fournissent des classifications moins efficaces en présence de bruit. Pour corriger ce défaut, une segmentation floue Markovienne est proposée [26] et appliquée [25] à la segmentation des principaux tissus et d'éventuelles tumeurs sur des volumes pondérés en T1.

Certains auteurs ont combinés l'algorithme FCM avec des systèmes à base de règles, cette coopération a permis l'intégration de connaissances *a priori* sur les entités recherchées comme l'algorithme FCM et un système à base des règles coopèrent pour la détection de glioblastomes multiformes, sur des images multi-échos, les résultats ont montré une bonne adéquation avec la vérité terrain.

Zouaoui [5] a appliqué une architecture de coopération entre le FCM et le PCM (C-means possibilistes) pour la segmentation d'images IRM cérébrales.

Dernièrement, Yang et coll [27] ont proposé des FCM plus robustes (moins sensible au bruit) pour la segmentation d'IRM cérébrales.

Cependant, le grand avantage de ces méthodes par rapport aux classifications pures est de graduer l'appartenance des points aux différentes classes.

6.1.4. Croissance de régions :

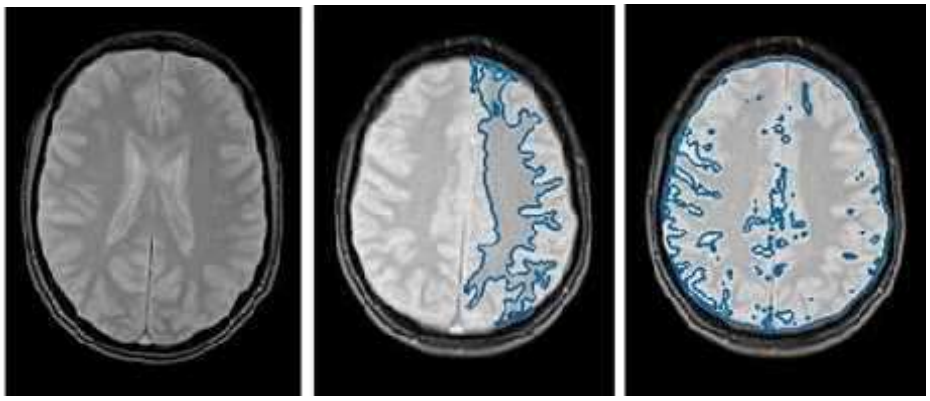
Les algorithmes de croissance de régions sont fondés sur l'agrégation progressive des pixels à partir d'un point initial appelé « germe », selon un ou plusieurs critères. Les points voisins du germe sont successivement examinés ; s'ils vérifient les critères d'agrégation, ils sont inclus à la région et deviennent à leur tour un germe ; dans le cas contraire, ils sont rejetés.

Dans le cas de la segmentation d'images cérébrales, Les méthodes fondées sur la croissance de régions permettent aussi bien la segmentation de structures saines que la segmentation de structures pathologiques.

Warfield et Al [28], présentent une méthode d'identification des tumeurs de la matière blanche. Cette méthode suppose la segmentation préalable du cortex, de la matière grise et de la matière blanche. En particulier, le cortex est segmenté par croissance de régions, guidée par des connaissances anatomiques a priori sur la forme de la structure, ainsi que par des contraintes d'intensité et de gradient. Thiran et Al [29], proposent une méthode de croissance de régions pour la segmentation du cerveau sur des images IRM 3D. L'algorithme contient une procédure de sélection automatique des germes. La croissance des régions est guidée, non pas par une information de type gradient, mais par les niveaux radiométriques de l'image.

Le ventricule latéral et le troisième ventricule sont segmentés par croissance de régions et la morphologie mathématique par Schnack, et Hulshoff [30].

Dernièrement, la croissance des régions est directement utilisée pour la segmentation des lésions cérébrales. Le critère de croissance est basé sur une mesure de contraste. Le taux de classification a était d'environ 90%.



(a) Image initiale (b) seuil=0.05 (c) seuil=0.3

Figure II.4 – *Sensibilité de la croissance de région vis à vis d'un seuil.*

La segmentation par croissance des régions est simple à mettre en œuvre. L'avantage principal de cette technique se réside dans la prise en compte des informations contextuelles par le mécanisme de croissance. Alors que la disposition des germes initiaux représente un inconvénient. En effet, celle-ci nécessite quasi-systématiquement l'intervention d'un opérateur, en particulier lorsqu'il s'agit de détecter des tumeurs, qui, par définition, n'ont pas de localisation a priori dans le cerveau, et sur lesquelles nous ne disposons d'aucune connaissance anatomique.

6.1.5. Champs aléatoires de Markov :

La nature des images médicales, notamment l'aspect de texture aléatoire de celle-ci nous pousse à supposer qu'elles sont une réalisation d'un processus stochastique gouverné par des paramètres qui ce calcul à partir de l'image en question. C'est la règle des méthodes à base des champs aléatoires de Markov (MRF : « Markov Random Fields » en anglais), cet outil s'avère très efficace pour la segmentation d'image du fait qu'il permet d'exprimer l'interaction spatiale présenté par les pixels (voxels) (un pixel à une forte probabilité d'appartenir à la même classe de ces voisins).Dans la littérature Les premières techniques ont utilisé le MRF sur des IRM de cerveaux avec des résultats prometteurs.

En 1997 Salzenstein [26] a introduit la théorie des ensembles flous dans les champs aléatoires de Markov et cette idée a été reprise avec quelque modification pour améliorer la segmentation d'IRM cérébrales.

Le formalisme des champs de Markov permet aisément d'exprimer des contraintes de voisinage entre les pixels et ainsi d'améliorer la classification obtenue. Cette technique a aussi comme rôle d'utiliser les résultats d'autres algorithmes de segmentations tel que Le K-means pour corriger certaines imperfections essentiellement liées au bruit engendré par le matériel d'acquisition et à la nature texturée des organes échantillonnés. C'est pour cela qu'on parle de régularisation Markovienne.

Les effets des volumes partiels des IRM sont problématiques pour les champs aléatoires de Markov puisqu'ils peuvent mener à une mauvaise classification des voxels.

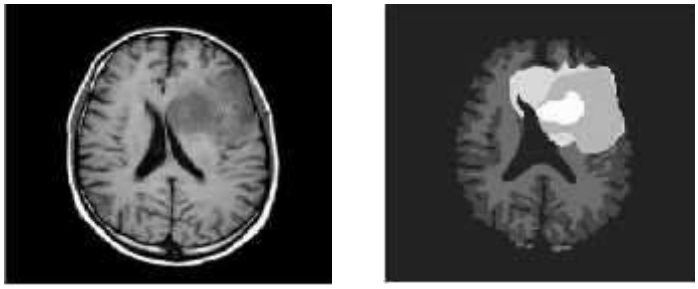


(a) IRM d'origine (b) Vérité terrain (c) Résultat de la segmentation

Figure II.5- *Algorithme et résultats de la segmentation par Mean-shift.*

6.1.6. Machine à vecteurs de support :

Le principe des machines à vecteurs de support (en anglais Support Vector Machine ou SVM) est simple : nous allons déplacer un problème complexe, souvent non-linéaire, dans un espace où le problème est linéaire ou tout du moins, plus simple. Ainsi, on va projeter les données par une transformation φ dans un espace de dimension supérieure et calculer un séparateur dans cet espace de Hilbert séparable. Ce séparateur est appelé hyperplan et les points des caractéristiques les plus proches de celui-ci définissent des plans appelés vecteur de support. Pour obtenir une segmentation robuste, il faut maximiser la marge, i.e. la distance entre l'hyperplan et les vecteurs de support.



IRM d'origine

Segmentation du cerveau avec la tumeur

Figure II.6 - *Segmentation par SVM.*

Ce principe de séparation de l'espace des caractéristiques s'applique très bien à la segmentation d'images. Les machines à vecteurs de support sont utilisées pour la détection de visages dans une image, pour segmenter les lésions de la matière blanche, mais aussi pour la classification des cerveaux. Lee et coll, proposent de les utiliser conjointement avec les champs de Markov pour créer les Support Vector Random Fields qui leur permettent de segmenter des tumeurs cérébrales.

6.2. Contour :

Contrairement aux approches régions, qui cherchent à former des zones homogènes, les approches contours (ou frontières), il s'agit de reconnaitre les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Parmi les principales techniques qui appartiennent à cette approche. On distingue les modèles dérivatifs et les modèles d'espace-échelle. C'est ces deux modèles que nous allons voir dans la suit.

➢ On distingue trois types de contours simples :

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

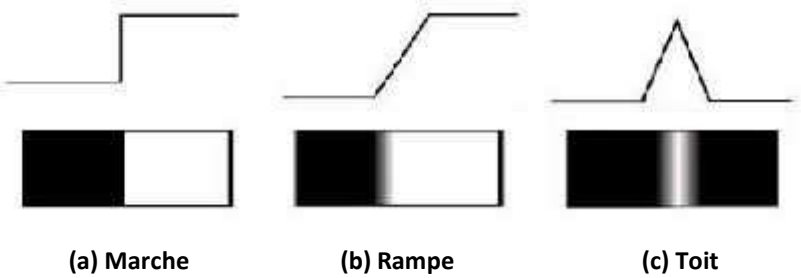


Figure II.7 – *Quelques modèles de contours.*

6.2.1. Espace –échelle :

L'espace-échelle (scale-space) est une théorie formelle pour la manipulation des structures d'images à des échelles différentes de telle sorte que les structures soient successivement supprimées avec un paramètre « t » d'échelle qui est associé à chaque niveau dans la représentation de l'espace d'échelle.

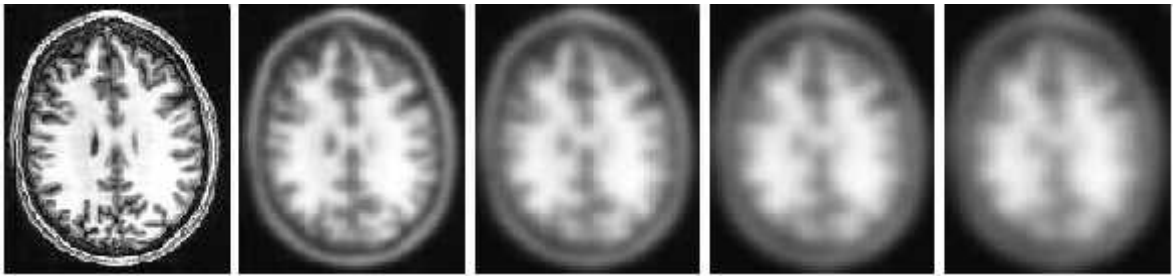


Figure II.8- *Exemple d'espace-échelle gaussien.*

La représentation en espace-échelle d'une image *f(x,y)* est une famille de signaux dérivés *L(x, y, t)* qui est défini la convolution de *f(x, y)* avec le noyau gaussien $g(x,y,t)$.

Tel que : $\begin{cases} g(x,y,t) = \frac{1}{2\pi t} e^{-(x^2+y^2)/2t} \\ L(x,y,t) = g(x,y,t) * f(x,y) \end{cases}$ (II.4)

$t = \sigma^2$ est la variance de la gaussienne et avec une condition initiale : $L(x,y,0) = f(x,y)$

Lindeberg [31] a essayé de lier les minimums locaux et les points selles à travers les échelles. Il a proposé une représentation de l'image intitulée « scale-space primal sketch » qui explicite les relations entre structures à différentes échelles.

Lachmann [32] a appliqué des techniques différentes du scale-space sur l'imagerie médicale en 3 dimensions. Henkel [33] à leur tour a revu les différentes techniques de segmentation scale-space.

Enfin, Germond [34] a utilisé L'espace-échelle pour la segmentation du cerveau (matière blanche et matière grise).

La méthode espace-échelle a montré son efficacité pour la segmentation des structures anatomiques particulières. Elle a l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés. Mais l'inconvénient majeur de cette modèle est la génération des faux contours.

L'opérateur DOG (Difference of Gaussian) est aussi utiliser pour augmenter la visibilité des contours ou autres détails présents sur l'image en niveau de gris(NG) traitée par la différence de deux filtres gaussiens.

6.2.2. Méthodes dérivatifs :

Les méthodes dérivatives permettent de trouver les contours dans une image d'une manière simple. On peut détecter le point de contour par la détermination du maximum de la norme du gradient ou bien en étudiant le passage par zéro du Laplacien comme la montre la figure suivante :

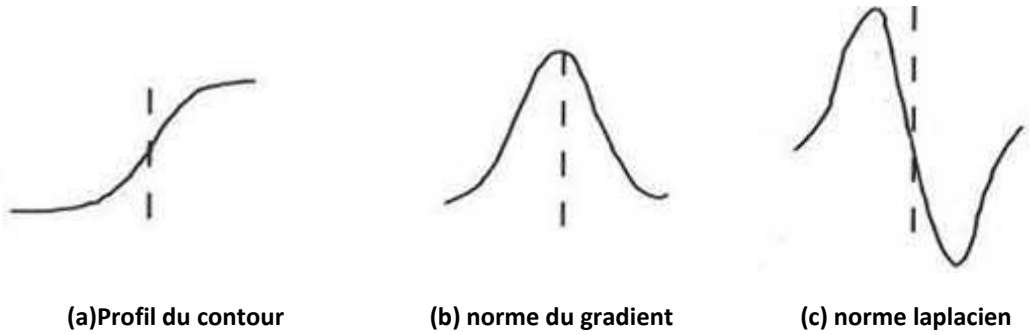


Figure II.9- *Opérateurs dérivatifs.*

Dans ce qui suit nous essayons de détailler un peu les choses commençant par le gradient d'une image.

6.2.2.1. Le gradient d'une image :

Les contours vont correspondre à des maximums locaux de la dérivée première, marquant les fortes variations d'intensité dans l'image.

Supposons que *f(x,y)* est une fonction continue qui représente l'intensité de chaque point de l'image I, le gradient de I en un point est le vecteur *f(x,y)* définit comme suit:

$$\nabla f(x,y) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{bmatrix} \qquad \text{(II.5)}$$

Mais généralement on effectue le produit de convolution de I avec un opérateur de dérivation fournissant deux masque *Mx* et *My* correspondant aux directions verticale et horizontale Pour calculer le gradient à chaque point de I, le tableau suivant, montre les principaux masque utilisée.

Tableau II. 1 - *Principaux masques de calcul de gradient.*

Nom	Mx	My
Roberts	$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{matrix}$	$\begin{matrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{matrix}$
Perwitt	$1/3 \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix}$	$1/3 \begin{matrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix}$
Sobel	$1/4 \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix}$	$1/4 \begin{matrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{matrix}$
Kirsch	$1/15 \begin{matrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{matrix}$	$1/15 \begin{matrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{matrix}$



Une image IRM du cerveau l'image après la segmentation

Figure II.10 - *L'application du masque de Sobel pour la détection de contours.*

6.2.2.2. Le Laplacien d'une image :

Ici la détection du contour se fait à partir des passages par zéro de second dérivé de l'image. Le laplacien de I en un point est définit comme suit :

$$\Delta f\ i,j\ =\ \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}\ i,j\ +\ \frac{\partial^2}{\partial y^2}[i,j] \qquad \text{(II.6)}$$

La même chose comme la norme du gradient, généralement pour le calcul du laplacien en chaque point de l'image, on effectue, le produit de convolution de l'image avec le masque suivant par exemple :

$$\begin{matrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{matrix}$$

Nous remarquons que l'opérateur Laplacien est symétrique quelque soit l'orientation choisie, il n'est donc pas directionnel.



(a) (b)

Figure II.11 - *L'application du laplacien pour la détection de contour (b) sur l'image de gauche (a).*

Canny [35,36] représente l'un des piliers des techniques d'optimisation, il démontre qu'on ne peut pas obtenir à la fois une bonne détection et une bonne localisation du contour. Pour cela, Canny a ajouté un critère en plus pour définir un détecteur optimal : la non-multiplicité des maximums locaux. Il développe un filtre à réponse impulsionnelle finie.

Monga et coll [37], ont utilisé le paradigme des dérivées partielles dans le cadre de la segmentation d'images biomédicales, notamment appliqué aux IRM. Ils ont adapté les filtres de Deriche à des images en 3 dimensions via une implémentation récursive.

Les méthodes dérivatives, employées pour la segmentation des IRM cérébrales, sont relativement peu nombreuses malgré qu'ils soient rapides précises et ne nécessitant pas d'apport d'information a priori parce que elles ne permettent pas, en pratique, d'obtenir des contours fermés. Elles sont en effet très sensibles au bruit, les images bruitées doivent être lissées au préalable par le filtre de gauss par exemple. En pratique, le lissage et la dérivation sont réunies dans un seul filtre. Cette combinaison minimise la probabilité de détecter des faux contours. Enfin, ces méthodes fournissent fréquemment de la sous- ou de la sur-segmentation.

6.3. Approches structurelles :

Dans cette approche nous allons présenter que deux approches les plus célèbres dans la segmentation d'images qui sont : les opérateurs morphologiques et la méthode de Ligne de Partage des Eaux.

6.3.1. Opérateurs morphologique :

La morphologie mathématique est une branche des mathématiques fondée sur l'étude des ensembles permettant d'analyser les structures géométriques. Ses bases théoriques ont été établies par Matheron [38] et Serra [39].

La différence symétrique entre l'image dilatée et érodée par le même élément structurant de taille unitaire donne le gradient morphologique qui est un opérateur de détection de contour et qui peut se résumer par l'équation :

$$grad_B\ X\ =\ \delta_B\ X\ -\ \varepsilon_B(X) \qquad \text{(II.7)}$$

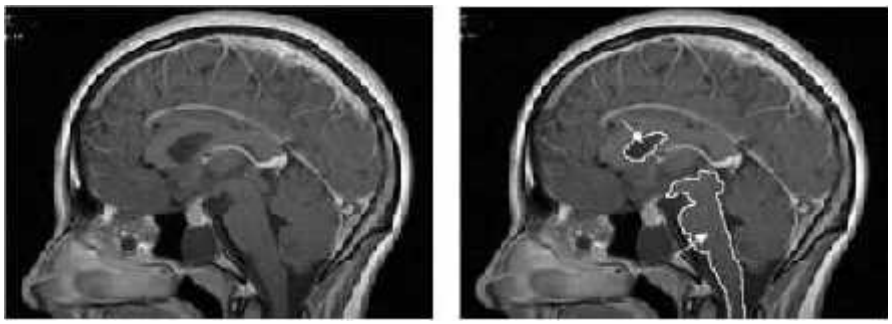


Figure II.12 - *Segmentation par gradient morphologique.*

Les outils de base de la morphologie mathématique (érosion, dilatation, fermeture, ouverture, les éléments structurants, etc.) se retrouvent fréquemment dans des méthodes de segmentation de l'enveloppe cérébrale.

La détection de contour par gradient morphologique est utilisée conjointement avec une ligne de partage des eaux pour la détection de tumeur sur des mammographies par Vachier et coll [41]. Comme elle a été proposée pour une segmentation de tumeur cérébrale basée sur le gradient morphologique et une étape de croissance et fusion de régions par Hsiao et coll [40].

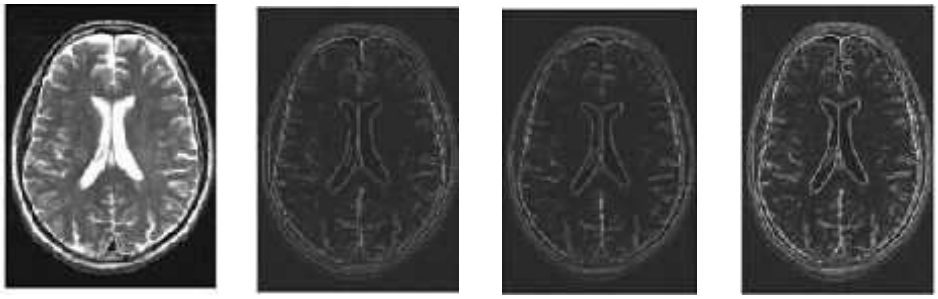


Image originale **gradient par dilatation** **gradient par érosion** **gradient morphologique.**

Figure II.13 - *Le gradient morphologique.*

Stokking [42] a développé une technique de segmentation automatique du cerveau en se basant sur le gradient morphologique, Bocioaca et coll [43] ont créé un logiciel d'extraction semi-automatique du cerveau en IRM basé sur plusieurs opérateurs morphologiques.

Enfin Park et coll [44] ont présenté une méthode automatique de segmentation de cerveaux basée sur l'utilisation de divers opérateurs morphologiques.

L'inconvénient majeur de cette technique c'est qu'elle est très sensible à de faibles variations de contour.

6.3.2. Ligne de partage des eaux :

La ligne de partage des eaux (LPE) représente l'approche morphologique de la segmentation d'une image en niveau de gris (NG).

L'algorithme LPE, proposé par Digabel et Lan tuéjoul [45], utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue comme un relief si l'on associe le niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant 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 indiquant que l'eau ne peut pénétrer dans les vallées que par ses minima. La LPE est représentée par les points où deux lacs disjoints se rejoignent au cours de l'immersion.

Une des difficultés à la mise en œuvre de cette analogie intuitive est qu'elle laisse beaucoup de liberté quant à sa formalisation. Il existe deux classes principales d'implémentation : l'une est basée sur un algorithme récursif d'immersion et une autre basée sur l'utilisation de fonction des distances géodésiques. Leur définition algorithmique ainsi que leur analyse critique est donnée dans l'article de Roerdink et Meijster [4].

Dans la littérature, Bueno et coll [48] ont proposé une segmentation en trois dimensions basée sur la ligne de partage des eaux pour les structures internes du cerveau puis deux techniques très similaires qui utilisent la LPE pour la segmentation de la partie solide des tumeurs cérébrales ont été créé par Mancas et coll [47], cette méthode ne prend pas en compte l'œdème et la nécrose.

Enfin, Rettmann [46] a automatisé la segmentation des sillons corticaux en utilisant l'algorithme LPE, il a aussi corrigée le problème de la sur-segmentation en proposant un algorithme de post-traitement qui permet de fusionnée les régions similaires (la sélection des ragions similaire est faite manuellement).

La sur-segmentation représente l'inconvénient majeur de LPE, Nous pouvons remédier à ce problème soit par :

- Un filtrage morphologique du gradient.
- On associée la méthode LPE à une méthode de fusion de régions.

6.4. Forme :

Les approches basées sur la forme tendent à rechercher des régions qui dérivent d'une forme donnée. Nous allons présenter les différents types de cette technique :

6.4.1. Contours actifs :

Les contours actifs à forme libre appelés « Snake » proposés par Kass en 1987 dans leur article : "Snakes : Active Contour Models". Le Snake est modélisé par une courbe paramétrée *C* tel que :

$$C = \{v(s) = (x(s), y(s); s \in [a, b])\} \qquad \text{(II.8)}$$

S : est l'abscisse curviligne

Le contour initial v_0 est initialisé par l'utilisateur près des frontières de l'objet à détecter. La courbe est ensuite déplacée et déformée au cours d'un processus itératif cherchant à minimiser une fonction d'énergie *E*.

$$E\left(v(s)\right) = \underbrace{\int \dots ds}_{E_{int}} - \underbrace{\int \dots ds}_{E_{ext}} \qquad \text{(II.9)}$$

E_{int} : L'énergie interne dépend uniquement de la forme du Snake .Elle regroupe des notions comme la courbure du contour ou la régularité d'espacement des points.

Elle est constituée de $v'(s)$ et $v''(s)$: les dérivées premières et secondaires du contour, avec les constantes réelles α et β sont respectivement les coefficients d'élasticité et de rigidité de la courbe.

E_{ext} : L'énergie externe est définie par l'utilisateur selon les spécificités du problème et associe le contour aux données de l'image (comme l'intensité), Elle est constituée de $\nabla I(v(s))$ un gradient de luminance de l'image, Avec la constante réelle λ permettant de pondérer l'influence extérieure.

Il est nécessaire que le contour possède toujours suffisamment de points, c'est la raison pour laquelle il faut rajouter ou de supprimer des points à chaque itération si des contraintes ne sont pas suffisamment respectées. Par exemple, on pourra rajouter un point au Snake si ses voisins sont trop éloignés. A l'inverse, on pourra supprimer un point s'il est trop près de ses voisins.

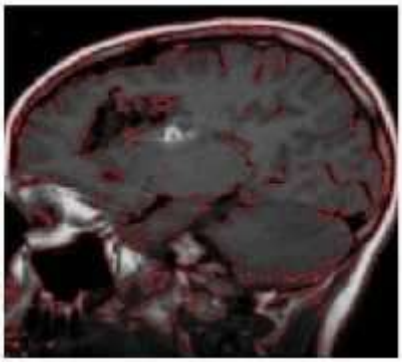


Figure II.14- *Segmentation par les contours actifs.*

Après avoir vu les principales caractéristiques des Snakes nous allons décrire quelques articles, thèses utilisant les contours actifs pour la segmentation d'images cérébrales.

Xu et Prince [49,50] ont développé un nouveau type de Snake qui permet une initialisation éloignée de l'objet et arrive à segmenter de façon plus correcte. Ce nouveau Snake est basé sur un nouveau type de champ de force externe, appelé gradient vector flow ou GVF.

Ce champ est calculé comme la diffusion spatiale du gradient d'une carte d'arête. Combiné aux forces usuelles, ce GVF améliore grandement la qualité de la segmentation, notamment pour les images de cœur et de cerveau où les frontières sont très complexes.

Une combinaison de seuillage et de morphologie mathématique conjointement aux snakes a été utilisée par Atkins [51] pour la segmentation d'IRM cérébrales. Le principal défaut de cette technique est qu'elle n'est pas assez robuste pour capturer toutes les circonvolutions du cerveau. De la même manière, Kim et coll [52] proposent d'utiliser un schéma classique de Snake avec un seuillage de l'histogramme et des opérations de morphologie mathématique pour l'extraction de cerveau dans les IRM. Cette méthode est très simple et efficace puisqu'elle parvient à segmenter correctement le cerveau.

Dans le but de la segmentation des tumeurs cérébrales, Jiang et coll [53] décident d'utiliser la norme du gradient comme force externe.

Sophie et Capelle [28] ont développé un modèle de contour actif pour la segmentation 2D, ce modèle est basé sur les contours actifs. Enfin, Willmann [54] a développé une méthode intéressante basée sur les contours actifs aidant à la détection de changements des sillons corticaux causés par les tumeurs en IRM cérébrale, il est même vérifier que le déplacement des sillons est proportionnel à la déformation des tumeurs.

Malgré que Les contours actifs soient très pertinents pour isoler des formes convexes régulières, Elles présentent cependant plusieurs défauts :

- La convergence dépend de l'initialisation (manuelle) et du bruit de l'image.
- Le Snake converge vers un minimum local.
- Le choix des constantes est délicat.
- La géométrie de l'objet à détecter n'est pas prise en compte.

6.4.2. Modèle actif de forme :

Les modèles actifs de forme (ou ASM - Active Shapes Method) ont été initialement proposées par Cootes et Taylor [55] pour localiser des objets déformables dans des images médicales. Rapidement, elles ont été étendues à de nombreux domaines. Elles sont des modèles statistiques de la forme d'un objet qui se déforment itérativement pour s'adapter à un exemplaire de cet objet dans une nouvelle image. Pour cela, une base représentative est étiquetée manuellement. Sur chaque image, N points (quelques dizaines) sont positionnés sur les contours. Ainsi, le contour de l'image ***i*** est représenté par le vecteur suivant :

$$xi = (xi1,\ yi1, xi2, yi2,\ \ldots)^T$$



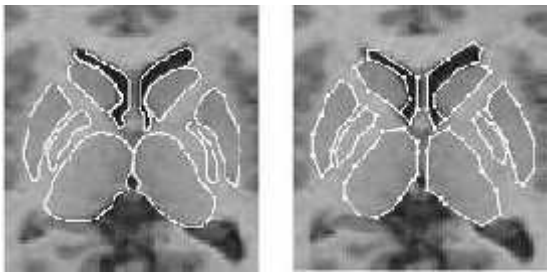
Figure II.15 - *Etiquetage (manuel) des formes par N points.*

Puis, un algorithme itératif est utilisé pour translater, tourner et mettre à l'échelle les ensembles des points x_i de manière à les aligner. Cet alignement permet de supprimer les variations dues à la pose et de ne garder que celles reflétant des changements de forme.

Une analyse en composantes principales (Principal Components Analysis - ACP) sur l'ensemble d'entrainement aligné donne ensuite la position moyenne des points (c'est-à-dire la forme d'une structure cérébrale moyenne) ainsi que les axes de déformation représentant au mieux les écarts à la moyenne, toute forme peut être approchée par une somme pondérée des modes principaux de l'ACP.

L'ACP permet d'obtenir une forte réduction du nombre de dimensions du problème.

Une fois que l'entrainement a été effectué, le contour de région (structure cérébrale ou une tumeur) est localisé par un algorithme itératif.



(a) Segmentation Manuelle (b) Segmentation par ASM

Figure II.16- *Exemple de Modèle Actif de Forme.*

La segmentation d'images cérébrales par les ASM a été envisagée par de nombreux auteurs, Duta et coll [56] ont utilisé ce modèle ASM avec une base de connaissance pour segmenter les images de volumes IRM de cerveaux et dans le but de créer un ASM adaptatif. Shen et coll [57] ont ajouté des informations locales géométriques et statistiques à ce modèle.

L'information géométrique est sous forme d'un vecteur attaché à chaque point d'un modèle déformable pour différencier les points des frontières des structures anatomiques et l'information statistique reflète la variabilité de forme. Le modèle a été appliqué sur des images de volumes IRM des vieux personnes avec des résultats jugé satisfaisants lorsqu'il est utilisé pour segmenter la matière blanche, la matière grise, les ventricules et les noyaux caudées. Alors que Rousson et coll [58,59] ont intéressé à la relation existant entre les ASM et les ensembles de niveau (Level Sets).

Corouge et Al [60] ont utilisé les ASM pour la modélisation des sillons corticaux et leur mise en correspondance. Caunce et Taylor ont proposé l'introduction d'informations structurelles et configurationnelles dans les modèles actifs de forme pour extraire les sillons corticaux en 3D.

En 2003 Davatzikos et coll [57] proposent d'utiliser les propriétés des transformées en ondelettes pour réaliser une segmentation par ASM.

Zhao et coll [61], à leurs tour, ont créé un ASM partitionné pour les structures cérébrales sous-corticales .Ils considèrent les facettes du maillage plutôt que le maillage en lui-même, donnant ainsi une plus grande élasticité au modèle.

Le succès de la méthode ASM est dépendant de la qualité de la base d'image sur laquelle on effectue l'apprentissage. Elle doit être correctement normalisée afin d'assurer la convergence de l'algorithme. De plus, l'analyse est très sensible aux conditions d'éclairage et aux variations de pose du visage. Enfin, La qualité de la segmentation étant très dépendante de l'initialisation, celle-ci doit se faire à une distance relativement faible de la cible. Pour améliorer son idée, Cootes a proposé d'inclure une information d'intensité de niveau de gris. Ce sont les Modèles Actifs d'Apparence (AAM) que nous présentons ci-après.

6.4.3. Modèle actif d'apparence (AAM) :

La modélisation de l'apparence, Extension directe de l'ASM. Introduite également par Cootes, cette technique connue sous le nom de modèles d'apparence active (Active Apparence Models - AAM) est en fait une généralisation de la ASM. Elle permet de construire un modèle statistique de l'objet à segmenter incluant à la fois la forme et les niveaux de gris (la texture) (Figure II.17).

La technique des AAM nécessite le même type d'apprentissage que les ASM. Un certain nombre de points caractéristiques sont placés manuellement sur des images d'entrainement. La forme moyenne $\bar{x}$ ainsi que ses principaux modes de variation sont ensuite calculés par ACP.

Pour constituer le modèle de texture $\bar{t}$, la base d'images d'entrainement sont préalablement déformés par un algorithme de triangulation de manière à mettre en coïncidence les points du modèle de forme avec ceux de la forme moyenne. Puis, les niveaux de gris des pixels situés à l'intérieur du contour sont échantillonnés. Une analyse en composantes principales permet ensuite de calculer les modes principaux de variation de la luminance.

Enfin, le modèle d'apparence est obtenu en concaténant les paramètres de forme et de texture de chaque image.

- Tout forme ***x*** peut approcher par : $x = \bar{x} + Pb$
- Tout texture ***x*** peut approcher par : $t = \bar{t} + P_2 b_2$



Figure II.17- *La méthode AAM incluant à la fois la forme et la texture.*

La convergence du modèle d'apparence se fait par un algorithme itératif. Les paramètres sont progressivement ajustés de manière à minimiser la distance entre l'image de départ et l'image synthétisée par combinaison linéaire. Sur la Figure II.18, on peut bien remarquer que, lors de la convergence, la forme et la luminance sont modifiées en même temps. La technique des AAM présente quelques points forts par rapport aux Snakes et ASM, Premièrement, elle ne nécessite pas le réglage de paramètres par un expert. Ensuite, elle est applicable à n'importe quelle classe d'objet (visage, cœur, tumeurs...) puisqu'elle repose sur un apprentissage statistique effectué sur des exemples d'objet de la classe. Enfin, elle permet d'effectuer des approximations par synthèse quasiment photo-réalistes (figure II.18).

L'apprentissage statistique est la grande puissance des AAM, mais c'est aussi l'origine de nombreux inconvénients. Pour une simple question matérielle, il est souvent difficile de constituer les modèles d'entrainement (nombre important des points pour étiqueté un nombre important d'images). Bien sûr, il est possible de réduire le nombre d'images d'entrainement ou le nombre de points du modèle ; mais, dans ce cas, l'analyse statistique devient peu représentative et les modes de déformations extraits ne permettent de couvrir qu'une faible variabilité de formes. Ensuite, le nombre de modes considérés doit permettre de représenter au moins 95% de la variance observée lors de l'apprentissage. Or, le fait d'inclure la texture dans le modèle statistique augmente cette variance de manière très significative et oblige à utiliser beaucoup plus de modes que pour les ASM.

L'inconvénient le plus gênant des AAM est probablement le fait qu'elles synthétisent des apparences nouvelles par combinaison linéaire d'apparences connues. Ainsi, tout changement structurel non représenté dans la base d'entrainement ne pourra être reproduit. Par exemple, les AAM ne pourront pas créer un visage dont l'un des yeux est fermé si aucune image de la base ne contient une telle configuration. Si le système doit pouvoir gérer les clins d'œil, il faut obligatoirement que l'entrainement inclut un nombre suffisant de clins d'œil.

Cela rend le travail d'étiquetage lourd, d'autant plus que chaque configuration doit être suffisamment représentée.

La segmentation d'images médicale en générale par les AAM très «en vogue» ces dernières années, a été envisagée par Duchesne et coll [62] qui utilisent un modèle de distribution de déformation (en anglais Warp Distribution Model ou WDM) au lieu du classique modèle de distribution de points et introduisent ainsi les champs vectoriels de déformations dans les AAM.

En 2004 L'AAM a été utilisé comme une étape de recalage en vue de la segmentation d'IRM cérébrale par Klemencic et coll [63]. Enfin, une comparaison entre la segmentation par ASM et la segmentation par AAM sur des images cérébrales a été faite par Cootes et Al [64], et les résultats montrent les avantages qui fournissent l'AAM par rapport au l'ASM.

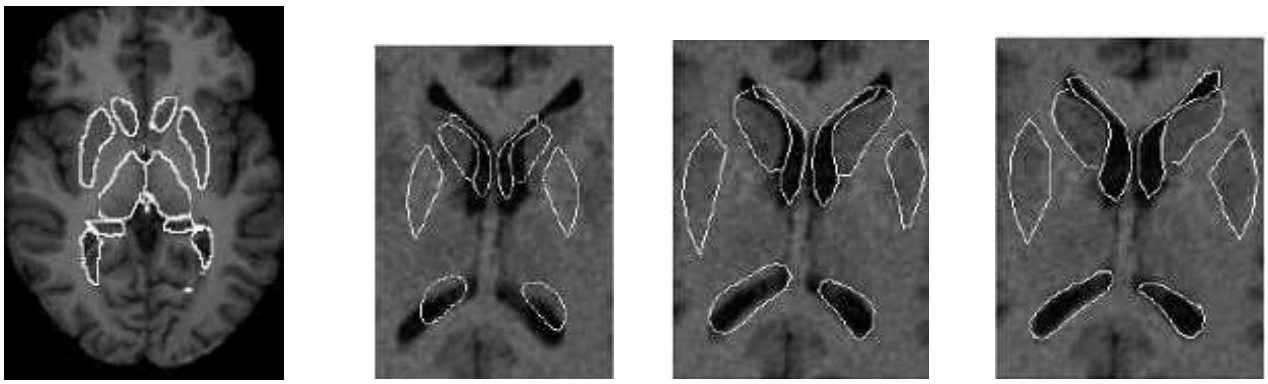


Figure II.18- *Exemple de modèle actif d'apparence.*

6.4.4. Ondelettes :

Cette technique repose sur un principe de décomposition en sous-bandes et de transformation mathématique par projection sur des bases orthogonales. L'analyse par ondelettes peut être en première approximation considérée comme une alternative de la Transformée de Fourier Rapide (en anglais Fast Fourier Transform ou FFT). Là, où la FFT décompose l'image en phase et en amplitude, les ondelettes la décomposent en base orthogonale. Elle peut être vue comme une FFT dans laquelle la fenêtre d'analyse peut être optimisée dans sa forme, et possède en outre la propriété essentielle d'opérer sur une durée variante avec la fréquence.

Il en résulte des possibilités accrues de filtrage avec des temps de calcul raisonnables. La transformée en ondelettes est définie par :

$$W f\ u,s\ = \langle f, \varphi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi \left(\frac{t-u}{s} \right) dt \qquad \text{(II.10)}$$

Où l'atome de base y est une fonction de moyenne nulle, centrée au voisinage de 0 et d´énergie finie. La famille de vecteurs est obtenue par translation et dilatation de l'atome de base :

$$\varphi_{u,s}\ t\ = \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi\ \frac{t-u}{s} \qquad \text{(II.11)}$$

La fonction précédente est centrée au voisinage de u, comme l'atome de Fourier fenêtre. Si le centre de fréquence de y est h, le centre de fréquence de la fonction dilatée est en h/s. La transformée en ondelettes a donc une résolution temps-fréquence qui dépend de l'échelle s. Sous la condition :

$$C_{\varphi} = \int_{0}^{+\infty} \frac{|\hat{\varphi}(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \qquad \text{(II.12)}$$

C'est une représentation complète, stable et redondante du signal ; en particulier, la transformée en ondelettes est inversible à gauche. La redondance se traduit par l'existence d'un noyau reproduisant. Une ondelette est donc un signal oscillant dont la moyenne est nulle et dont l'énergie tend vers zéro à l' infini.

Les ondelettes sont regroupées en familles de courbes formant chacune une base de l'espace vectoriel des signaux. Pour plus de détails, on pourra se reporter aux travaux de Mallat [68,69]. A chaque étape on applique en fait dans la cellule de décomposition deux filtres : un passe-bas, dont sera issue une approximation Ak−1, et un passe-haut, dont on obtiendra les détails Dk−1. En procédant à une décimation d'ordre 2 sur Ak−1 on pourra à l'étage suivant utiliser les mêmes filtres ce qui simplifie fortement l'architecture du système. La décomposition en ondelettes est notamment utilisée par Wu et coll [70] pour le recalage de volumes IRM multimodaux de cerveaux.

Zhou et Ruan [71,72] appliquent un seuillage multi-contexte sur la transformée en ondelettes de l'histogramme pour déterminer la probabilité d'appartenance du voxel aux différents tissus considères. Hou et Koh [73] appliquent la méthode des c-moyennes floues avec un filtrage par ondelettes et compare cette méthode avec d'autres segmentations sur fantôme et données réelles.

Nain et coll [74] ont présenté une nouvelle représentation multi-échelle de forme basée sur les ondelettes sphériques et utilisent ses propriétés pour réaliser la segmentation de structures cérébrales.

En dehors de l'imagerie médicale, on trouve les travaux de Choi et Baraniuk [75] qui utilisent les ondelettes de Haar, ainsi que ceux de Figueiredo [76] pour tous types d'ondelettes. On pourra trouver des méthodes intéressantes de segmentation et de caractérisation de texture par ondelettes de Gabor dans les travaux de Jain [77,78] et Prabhakar [79] en biométrie des empreintes digitales.



(a) IRM d'origine (b) Segmentation en 3 classes

Figure II.19- *Segmentation par ondelettes.*

6.4.5. Level set :

Le paradigme des snakes posant des problèmes de topologie (ils sont incapables de gérer les changements de topologies), d'autres techniques se sont développées en parallèle, il s'agit des contours actifs non-paramétriques, ou implicites, encore appelés ensembles des niveaux. Ces travaux sont inspirés des théories de la propagation des fronts et des interfaces entre fluides et/ou solides de natures différentes sous l'action d'une force dépendant de leur courbure. Le contour C - ou interface - de dimension (n) évolue ici selon une force telle que :

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F\ k\ n \qquad \text{(II.13)}$$

Où n est le vecteur normal à l'interface, orienté vers l'extérieur, et κ la courbure. Les ensembles des niveaux considèrent cette interface C comme l'ensemble de niveau zéro d'une hyper-surface de dimension n + 1, notée Ψ et définie par :

$$\Psi: \begin{array}{l} \mathbb{R}^n \times [0,\infty) \rightarrow \mathbb{R} \\ (x,t) \rightarrow \Psi(x,t) \end{array}$$

On obtient alors l'expression suivante pour l'interface :

$$C(t) = \{x \in \mathbb{R}^n | \Psi(x,t) = 0\}, \forall t \in [0,\infty)$$

On peut alors définir l'ensemble de niveau k, où $k \in \mathbb{Z}^+$:

$$x \in \mathbb{R}^n | \Psi(x,t) = k, \forall t \in [0,\infty)$$

On ne modélise pas directement l'évolution C, on s'intéresse à l'évolution de Ψ en sachant qu'à chaque instant on pourra retrouver C en prenant l'ensemble de niveau zéro de Ψ. On peut, en outre, calculer l'équation d'évolution de l'hyper-surface par la formule de Hamilton-Jacobi, telle que C soit toujours son ensemble de niveau zéro :

$$\frac{\partial \Psi}{\partial t} + F\ k\ |\nabla \Psi| = 0 \qquad \text{(II.14)}$$

Avec $\Psi(t = 0) = \Psi_0$ où $\Psi_0 : R^{n+1} \rightarrow R$ est une fonction telle que $\Psi 0(C(0)) = 0$. C'est une équation de Hamilton-Jacobi dont on peut trouver une solution en utilisant les lois de conservation hyperboliques. On notera notamment que Osher et Sethian ont défini la fonction de "vitesse" par $F(\kappa) = 1 - \epsilon k$. Cette formulation permet les changements de topologie sans implémentation particulière, il n'y a pas de paramétrisation du contour de l'interface, l'utilisation en dimension supérieure ou égale à 3 est aisée et on peut calculer les caractéristiques géométriques de l'interface C implicitement représente par Ψ. Ainsi, en 2D, la courbure locale est donnée par :

$$k = div\ \frac{\nabla \Psi}{|\nabla \Psi|} = \frac{\Psi_{yy}\Psi_x^2 - 2\Psi_x\Psi_y\Psi_{xy} + \Psi_{xx}\Psi_y^2}{\left(\Psi_x^2 + \Psi_y^2\right)^{\frac{3}{2}}} \qquad \text{(II.15)}$$

Et le vecteur normal au contour par :

$$n = \frac{\nabla\Psi}{|\Box\Psi|} \qquad \text{(II.16)}$$

6.4.5.1. Level set géométrique :

Caselles et coll [80] ont introduit un modèle géométrique des contours actifs formulé par des équations aux dérivées partielles d'évolution des courbes. Chaque point de la courbe se déplace dans la direction de son vecteur normal à une vitesse proportionnelle à la courbure.

$$F = -g(|\Box I|)(c + \epsilon k) \qquad \text{(II.17)}$$

Où g est une fonction décroissante qui ralentit le contour dans les zones de fort gradient, c'est une force d'expansion du contour (à rapprocher de l'énergie de ballon des snakes), κ est la courbure locale du gradient et ϱ est un facteur de pondération. Cette approche est une alternative à la minimisation d'énergie qui peut être vue comme la recherche de la solution d'une équation de Hamilton-Jacobi, et être ainsi résolue de façon efficace par la méthode des courbes de niveau d'Osher et Sethian.

Faugeras et Keriven [81] ont montré qu'il était possible d'utiliser ce principe pour résoudre les problèmes de la stéréoscopie dans lequel la segmentation est une étape clef pour l'appariement des images. Paragios et Deriche [82] proposent son utilisation pour la détection et le suivi d'objet en mouvement, utilisant des méthodes d'accélération connues sous le nom de Narrow Band et Fast Marching [83]. Prinet et Bailloeul [84,85] introduisent un a priori de forme spatio-temporel pour contraindre et orienter la segmentation par level set géométrique.

6.4.5.2. Level set géodésique :

Caselles et coll [86] ont proposé par la suite un problème équivalent de minimisation d'énergie fondé sur la recherche d'un chemin géodésique minimal dans un espace de Riemann, ce qui revient à minimiser la fonctionnelle suivante :

$$E\ C = \int_0^1 g(|\Box I(C(p))|)|C'(p)|dp \qquad \text{(II.18)}$$

On obtient alors l'équation suivante pour l'hyper-surface Ψ :

$$\frac{\partial \Psi}{\partial t} + g\,|\nabla I|\,|\nabla \Psi|_k - \nabla g \cdot \nabla \Psi = 0 \qquad \text{(II.19)}$$

Cette formulation, grâce au terme ∇g améliore la robustesse aux hétérogénéités de gradient le long de la frontière. Dans le cas où la fonction g n'est pas exactement nulle sur le contour, la segmentation est améliorée. En outre, ce terme ∇g, qui attire l'interface vers la frontière de la cible de segmentation, réduit la nécessite d'utiliser une force de type ballon pour contrer la rétractation du contour.

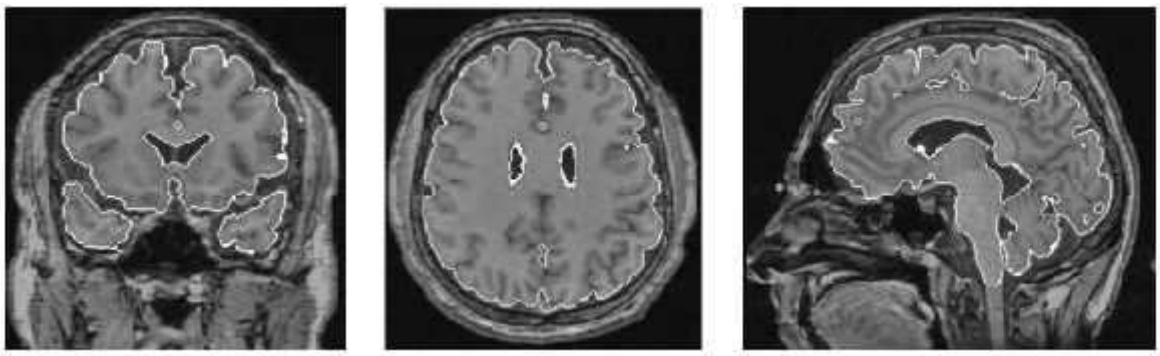


Figure II.20 – *Segmentation par Level Set.*

Baillard et coll [87,88] ont appliqué cette méthode à la segmentation et au recalage d'image médicale 3D. Goldenberg et coll [89] ont proposé une méthode rapide de contours actifs géodésique basée sur le schéma AOS (additive operator splitting) de Weickert-Romeney-Viergever. Chan et Vese [90] ont développé une amélioration de la version de base permettant ainsi de s'affranchir des problèmes observés lors de la segmentation des structures dont les contours sont doux.

Juan et coll [91] proposent d'introduire un élément stochastique dans l´évolution du contour, permettant ainsi de ne pas rester bloqué dans un minimum local. Tsai et coll [92] se sont intéressés à l'apport d'un a priori de forme dans cette formulation des level sets géodésiques. Enfin, Ciofolo et coll [93] ont montré l'intérêt d'utiliser une commande floue pour combiner les level sets avec différents a priori pour la segmentation de structures cérébrales.

6.5. Théorie des graphes :

Dans les approches utilisant la théorie des graphes, l'idée de base est de créer un graphe à partir de l'image selon des procédés assez simples et de travailler sur ces graphes. Parmi les méthodes basées sur cette théorie Nous verrons la méthode des coupes de graphe (Graph Cuts en anglais).

6.5.1. Les graph cuts :

Les Graph Cuts(coupes de graph) sont des méthodes d'optimisation combinatoire basées sur la théorie des graphes, ils ont été introduits dans le domaine de vision par ordinateur en 1989. Ces méthodes sont utilisées beaucoup dans la segmentation d'images.

L'efficacité des Graph Cuts vient du fait qu'ils permettent sous certaines conditions de trouver des minima globaux des fonctions. La segmentation par Graph Cuts est une méthode agissant par minimisation d'énergie (comme les Snakes). Mais ce problème de minimisation d'énergie peut se ramené à un problème de coupe minimale dans un graphe.

Nous commençons par définir quelques notions sur les graphes afin d'utiliser les Graph Cuts pour la segmentation :

Soit G = (V, E) un graphe orienté, où V est l'ensemble des sommets du graphe, et E l'ensemble des arrêtes. On définit aussi la fonction poids $w(e) > 0$ (appelé aussi capacité). Nous rajoutons aussi deux sommets *s* et *t*, qui représentent respectivement la source et le puits.

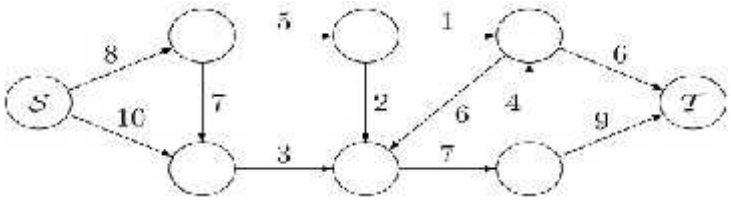


Figure II.21- *Graphe orienté.*

6.5.1.1. Définition d'un graph cuts : Il existe deux définitions :

1. On appelle coupe dans un graphe une partition (V_1, V_2) de l'ensemble des sommets V (tel que $V_1 \cap V_2 = \emptyset$ et $V_1 \cup V_2 = V$), telle que $s \in V_1$ et $t \in V_2$.

2. On appelle un coupe de graph un sous-ensemble F de E telle que $G' = (V, E - F)$ ne contient pas de chemin de *s* vers *t*.

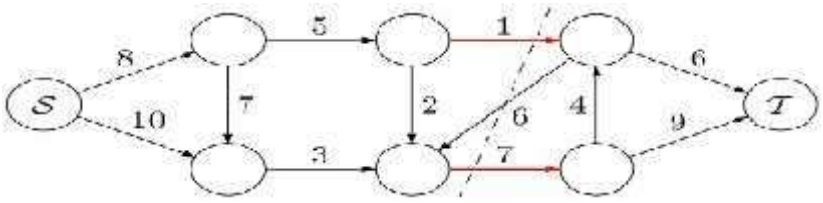


Figure II.22- *Coupe d'un graphe.*

La ligne pointillée sépare le graphe en deux ensembles disjoints.

Les arêtes en rouge forment le sous-ensemble F de la définition 2.

6.5.1.2. Poids minimale :

Si nous prenons la deuxième définition d'une coupe, son poids serait alors égal à la somme des poids des arrêtes appartenant à F. On appelle coupe minimale pour un graphe G, une coupe de poids minimal, on peut trouver Plusieurs coupes minimales pour un même graphe.

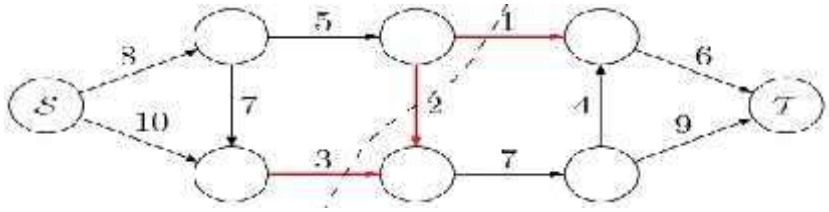


Figure II.23- *Coupe minimale du graphe.*

Ici le poids de la coupe minimale est w =6.

6.5.1.3. Reformulation en terme flot maximal :

Le problème de calcul d'une coupe minimale peut être ramener à un problème de calcul du flot maximum, On définit le flot comme une fonction $f: E \rightarrow$?, vérifiant les propriétés suivantes :

- ? e ? E ? f(e) ≤ *w*(e).
- ? v ? V-{*s*, *t*} : la somme des flots entrants est égale à la somme des flots sortants.
- La valeur du flot égale la somme des flots sortants de S et la somme des flots entrants en T.

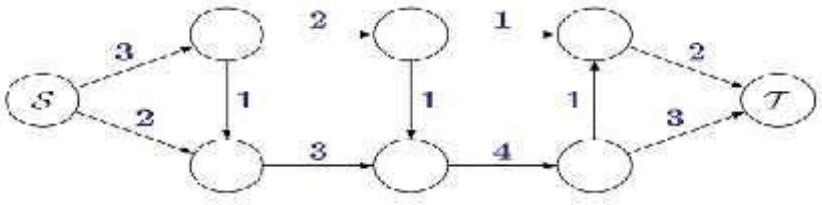


Figure II.24- *Exemple de flot sur le graphe de la figure II.22.*

Il existe plusieurs algorithmes pour trouver le flot maximum, le plus connu est l'algorithme de Ford-Fulkerson [4], dont leur principe est : «Tant qu'il existe un chemin augmentant dans le graphe, on ajoute un flot le long de ce chemin ».

Une fois que nous avons résolu le problème du flot maximum, il est facile de déduire une coupe minimale ; il suffit de prendre l'ensemble des arrêtes saturées (f(e)=w(e)) et d'en retirer les arrêtes inutiles.

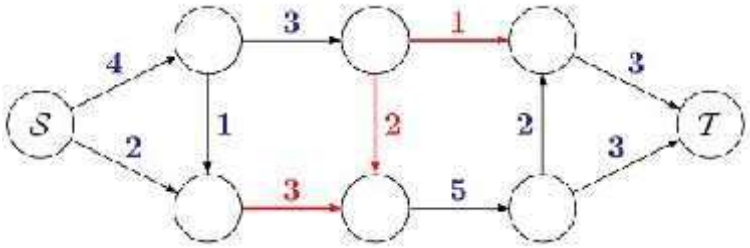


Figure II.25- *Flot maximal sur le graphe de la figure II.23*

Les arêtes saturées sont en rouge.

6.5.1.4. Les Graph Cuts et la segmentation :

L'idée de base de la segmentation par Les Graph Cuts est la suivante :

- On plaque sur l'image un graphe G=(V,E) dont les sommets sont défini par, d'une part, deux nœuds particuliers nommés « source » et « puits » qui représentent respectivement la classe « objet » et la classe « fond »et d'autre part par les autres nœuds correspondant aux pixels de l'image, et dont les arêtes relient les pixels voisins. Les capacités des arêtes peuvent être basées sur différentes métriques comme le gradient local d'intensité, les passages par zéro du laplacien.
- On place manuellement (méthode semi-automatique) un certain nombre de sources à l'intérieur de l'objet à segmenter (Les graines de l'objet O), et un certain nombre de puits à l'extérieur (Les graines de fond B).

- Le contour de segmentation est calculé en trouvant la coupe minimale de ce graphe en utilisant un algorithme de calcul du flot maximal.

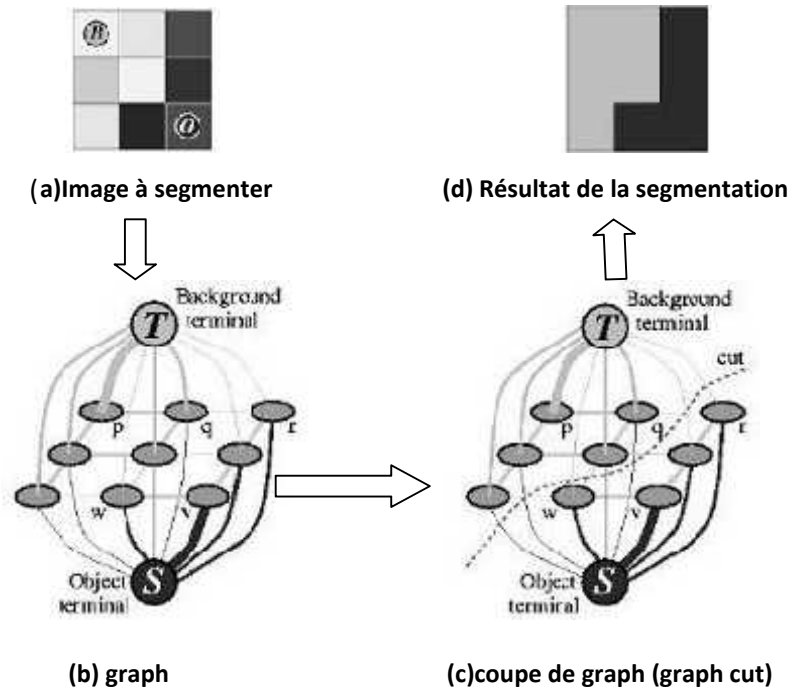


Figure II.26- *Exemple de graphe sur une image en 2 dimensions de taille 3x3.*

Nous Terminons par présenter quelques travaux dont les Graph Cuts sont appliqués à La segmentation d'images cérébrales, Xu et coll [65] proposent une approche de contours actifs par coupes de graphe. Son côté intérieur est contraint comme source, et son côté extérieur comme puits. En appliquant itérativement jusqu'à convergence l'algorithme de calcul de coupe minimale, on s'assure de l'obtention d'un minimum global.

Boykov et Funka [67] ont montré l'optimalité de la solution apportée par les coupes de graphe ainsi que l'apport des graphes orientés par rapport aux graphes non-orientés.

Weldeselassie et Hamarneh [66] ont introduit une mesure de similarité (entre les pixels/voxels) robuste pour valuer les arêtes du graphe et appliqué leur méthode aux images IRM 2D et 3D réels.

Enfin, et en 2010, LECOEUR [4] a proposé une méthode permet d'intégrer le gradient spectral avec l'algorithme de coupe de graphe pour la segmentation de diverses combinaisons de séquences IRM cérébrales, cette méthode utilise trois modalités IRM en les fusionnant.

L'information de frontière, donnée par le gradient spectral avec une information de région, donnée par des graines sélectionnées par l'utilisateur, par un algorithme de coupe de graphe.

7. Evaluation de la segmentation :

Parmi les travaux réalisés dans le domaine de la segmentation d'images, rares sont les personnes qu'ont évalué leurs algorithmes. Pour évaluer une segmentation, il existe des bases d'images synthétiques dont la segmentation est connue. Parmi ces bases d'images, nous pouvons citer la base d'images Brainweb.

Les principaux critères de segmentation sont :

- Sensibilité (SE) : elle correspond à la proportion de vrais positifs par rapport à l'ensemble des structures qui devraient être segmentées :

$$SE = \frac{TP}{TP+FN} \qquad \text{(II.20)}$$

La sensibilité tend vers 1 s'il y a peu de faux négatifs. Cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure l'intégralité d'une structure recherchée est segmentée.

- Spécificité (SP) : elle correspond à la proportion de vrais négatifs par rapport à l'ensemble des structures qui ne devraient pas être segmentées :

$$SP = \frac{TN}{TN+FP} \qquad \text{(II.21)}$$

La spécificité tend vers 1 s'il y a peu de faux positifs. Cet indicateur permet d'évaluer dans quelle mesure l'intégralité du complémentaire d'une structure recherchée n'est pas segmentée.

Il y'a un autre critère s'appelle coefficient de Dice ou encore appelé Kappa Index permet de mesurer la ressemblance entre 2 régions .Notons *r* une région issue du résultat de segmentation et r' la même région dans la vraie segmentation :

$$KI = \frac{2.TP}{2.TP+FN+FP} \qquad \text{(II.22)}$$

Notations employées :

- TP (True positive) : nombre de pixels présents dans r' et présents dans *r*
- FP (False positive) : nombre de pixels présents dans r' et absents dans *r*
- FN (False Negative) : nombre de pixels absents dans r' et présents dans *r*

Le coefficient de Dice est entre 0 et 1.lorsqu"il est égal à 1, la segmentation est parfaite.

8. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté un certain nombre des méthodes dédiées à la classification et à la segmentation des structures cérébrales saines ou pathologiques classées selon leurs approches.

Cependant chacune d'entre elles, a ses qualités et ses défauts, et sur cette base, on doit faire le choix d'utiliser une technique parmi eux. Mais le choix d'une technique est assez ardu.

Les plus anciennes techniques utilisaient préférentiellement les observations brutes et les informations qu'elles contenaient alors que les techniques actuelles ont tendance à introduire de plus en plus de connaissances a priori, se basant ainsi sur une véritable modélisation du cerveau pour accroître la qualité de la segmentation.

Grace à l'arrivée des machines de plus en plus puissantes, la capacité de calcul s'est accrue et il est désormais possible d'utiliser des techniques gourmandes en ressources mais d'une qualité indéniable. La problématique de la segmentation s'est donc peu à peu muée en un véritable travail d'optimisation des techniques.

Ainsi, les méthodes de segmentation par équations aux dérivées partielles et les méthodes basées sur les Graph Cuts connaissent un engouement sans précédent et cette dynamique de recherche a permis une amélioration très poussée de la segmentation, aussi bien en temps de calcul qu'en qualité.

Chapitre III : Les contours actifs et la classification c-moyennes floues FCM

1. Introduction :

La segmentation d'images est une étape importante dans l'analyse d'images et la reconnaissance de formes. Elle consiste en la décomposition d'une scène en ses principales composantes.

La méthode de contour actif est une méthode spectrale basée sur la minimisation de l'énergie. Cette méthode est très pertinente pour isoler des formes convexes régulières.

Les méthodes de partitionnement (clustering) sont souvent associées aux approches floues pour gérer l'ambiguïté et l'incertitude dans les images. La méthode de partitionnement flou la plus utilisée est l'algorithme des C- moyennes floues (FCM). La restriction du FCM est le nombre de classes qui doit être connu à priori.

Dans notre travail, nous avons utilisé ces deux méthodes, une (les contours actifs) pour l'extraction de cerveau, et l'autre (FCM) pour la séparation des matières du cerveau, donc on va obtenir une segmentation spectrale des images IRM cérébrales.

2. Les contours actifs :

La méthode des contours actifs ou snake est généralement utilisée pour détecter les contours dans l'image. Soit l'image observée u_0, il s'agit de trouver une décomposition $\omega_i$de ω et une approximation lisse par morceaux optimale u de u_0, de façon à ce que u varie doucement dans chaque ω_i et rapidement et même de forme discontinue dans les bords de ω_i. Pour résoudre ce problème, Mumford et Shah (1989) ont proposé le problème de minimisation suivant [95] :

$$\inf(F^{MS}(u, C) = \int_{\omega} |u - u_0|^2 dxdy + \mu \int_{\omega \setminus C} |\nabla u|^2 dxdy + \nu |C|) \qquad \text{(III.1)}$$

Un cas réduit du modèle s'obtient en limitant l'image μ à une fonction constante, μ=constant c_i. Alors le problème qui suit est appelé "problème de partage minimal" :

$$E^{MS}(u, C) = \sum_i \int_{\omega} |u - C_i|^2 dxdy + \nu |C| \qquad \text{(III.2)}$$

On peut alors voir que, pour une valeur fixe de C, l'énergie de l'équation précédente est minimisée en fixant :

$$c_i = moyenne\ u_0\ dans\ \omega_i$$

La méthode des contours actifs de Chan-Vese est une modification du problème posé par Mumford et Shah. Maintenant, la fonction d'énergie est celle présentée ci-dessous :

$$E = \mu\ lengt\ C\ ^2 + \nu\ area\ insideC\ + \lambda_1 \int_{insideC} |u_0 - C_2|^2 dx + \lambda_2 \int_{outsideC} |u_0 - C_1|^2 dx \ldots\ldots$$

……..(III.3)

Un schéma explicatif ou on peut apprécier les séparant d'objet et le fond de l'image peut voir dans la figure suivante :

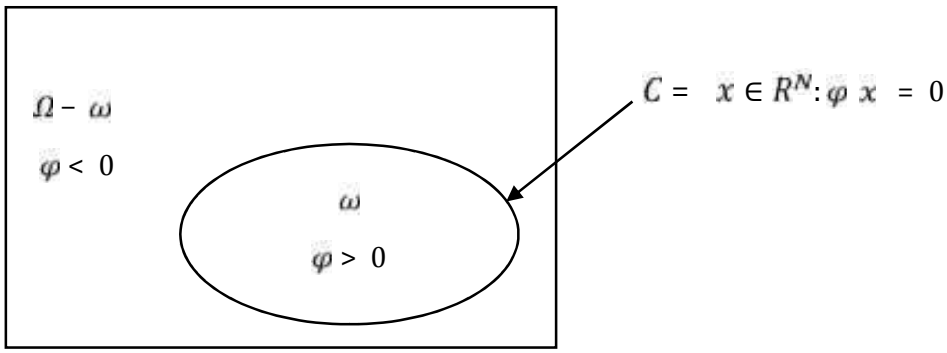


Figure III.1- *Equation a minimisé par la méthode de Chan-Vese et schéma.*

Le paramètre que l'on peut changer pour faire varier l'expansion des contours actifs est µ. Ce paramètre représente la largeur minimale que le chemin devra avoir dans un certain point pour que l'algorithme puisse se propager dans ce point. En fonction des valeurs données à ce paramètre, on peut segmenter un objet, ou bien tous les contours de l'image. Avec des valeurs plus grandes de µ, l'algorithme se propage plus vite, mais n'arrive pas à faire le contour des zones plus étroites ou anguleuses.

D'un autre côté, avec des valeurs de µ plus petites, l'algorithme est plus lent mais arrive à faire le contour de zones plus étroites et anguleuses. On place initialement une courbe dans la zone que l'on désire segmenter. Cette courbe augmente ou diminue pour minimiser une énergie. Dans la méthode de Chan-Vese, l'algorithme cherche toujours à minimiser la somme des énergies. Les forces externes de l'image poussent le snake vers les caractéristiques de l'image les plus remarquables telles que contours et bords, tandis que les forces internes sont employées pour imposer une régularité aux contours.

On peut aussi se servir de forces restrictives externes, qui servent pour ajouter de l'information de haut niveau. De cette façon, le snake évoluera vers le minimum local que l'on désire [95].

La figure suivante montre l'évolution des contours actifs par la méthode de Chan-Vese :

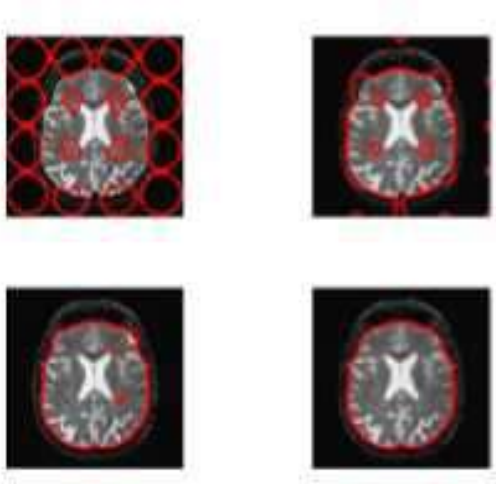


Figure III.2- *Évolution des contours actifs par la méthode de Chan-Vese.*

3. La classification c-moyennes floues :

3.1. L'algorithme c-moyennes floues (FCM) :

L'algorithme des c-moyennes floues ou fuzzy c-means (FCM) repose sur la recherche des valeurs prises par les centroïdes des classes et par les degrés d'appartenance des voxels à ces classes, qui en respectant les contraintes, minimisent la fonction objectif suivante [94] :

$$J = \sum_{i=1}^{c}\sum_{k=1}^{n} U_{ik}^{m}\, d^2(x_k, v_i) \qquad \text{(III.4)}$$

Avec :

c : le nombre de classes, connu a priori.

n : la taille du vecteur de données (nombre de pixels à classer).

U_{ik}: le degré d'appartenance du pixel x_k à la classe i connue par son centroïde v_i.

d : le degré de similitude, il peut être la distance Euclidienne.

m : un réel >1 appelé degré de flou. Plus m tend vers 1, plus la classification devient dure U_{ik} et se rapproche de 0 ou de 1. Inversement quand m devient trop grand il y a moins de tolérance au bruit, et la distribution des degrés d'appartenance tend à se concentrer autour de 1/c

- **Notation :**

Soit X =x_k, k = 1,..., n un sous-ensemble d'un espace E, de dimension n. Nous cherchons à segmenter X en c classes suivant une classification floue. Chaque classe C est caractérisée par son prototype v_i, et V=v_i, i=1,..., c l'ensemble des prototypes des classes.

L'algorithme de la FCM tente de minimiser la fonction objectif, par rapport à chaque degré d'appartenance flou U_{ik} et chaque prototype v_i. Le rôle de l'indice de flou m est de contrôler la contribution du bruit présent dans les données.

3.2. Solution du problème d'optimisation :

De la même façon que pour la classification dure, l'optimisation se fait de manière itérative. Les degrés d'appartenance ou les prototypes sont d'abord initialisés, puis à chaque itération du processus, les appartenances et les prototypes sont mis à jour, et les vecteurs de données se déplacent d'une classe à une autre en vue de minimiser la fonction objectif jusqu'à stabilisation. Les degrés d'appartenance doivent satisfaire les conditions suivantes :

$$0 \leq u_{ik} \leq 1 \; \forall i \in 1,c \; , \forall k \in 1,n$$

$$\sum_{i=1}^{c} U_{ik} \; \forall k \in 1,n \quad Relation\ de\ fermeture$$

$$0 < \sum_{k=1}^{n} U_{ik} < n \; \forall i \in 1,c \quad Aucune\ classe\ vide$$

Les degrés d'appartenance U_{ik} et le centroïde v_i s'expriment comme suit :

$$u_{ik} = \frac{(d\ x_k, v_i\ )^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^{c}(d\ x_k, v_i\ )^{\frac{2}{m-1}}} \qquad \text{(III.5)}$$

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^{n} u_{ik}^{m} x_k}{\sum_{k=1}^{n} u_{ik}^{m}} \qquad \text{(III.6)}$$

La procédure de mise à jour est itérée jusqu'à ce que la variation maximale des degrés d'appartenance (ou des prototypes) soit en dessous d'un seuil ε (typiquement égal à 0.01). Les valeurs d'appartenance constituent une matrice à c lignes (une ligne par classe à former) et n colonnes (une colonne par individu à classifier) :

$$U = u_{ik\ i=1\ldots n}$$

Pour chaque individu, la colonne correspondante de U représente un vecteur d'appartenance, chaque ligne de ce vecteur contenant la valeur d'appartenance de l'individu pour la classe correspondante. U est dite matrice de la c-partition floue. Les valeurs des prototypes constituent un vecteur de taille c, chaque élément représente un centroïde d'une classe :

$$V = v_{i\ i=1\ldots c}$$

Dans ce qui suit nous présentons l'algorithme de la FCM :

1. Fixer les paramètres :
   c : nombre de classes.
   ε : seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple : = 0.001).
   m : degré de flou, généralement pris égal à 2 [94].
2. Initialiser la matrice degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle [0, 1].
3. Mettre à jour la matrice prototype V.
4. Mettre à jour la matrice degrés d'appartenances.
5. Répéter les étapes 3 à 4 jusqu'à satisfaction du critère d'arrêt qui est :

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

La figure suivante montre l'application de l'approche c-moyennes floues sur les images IRM cérébrales [94]:

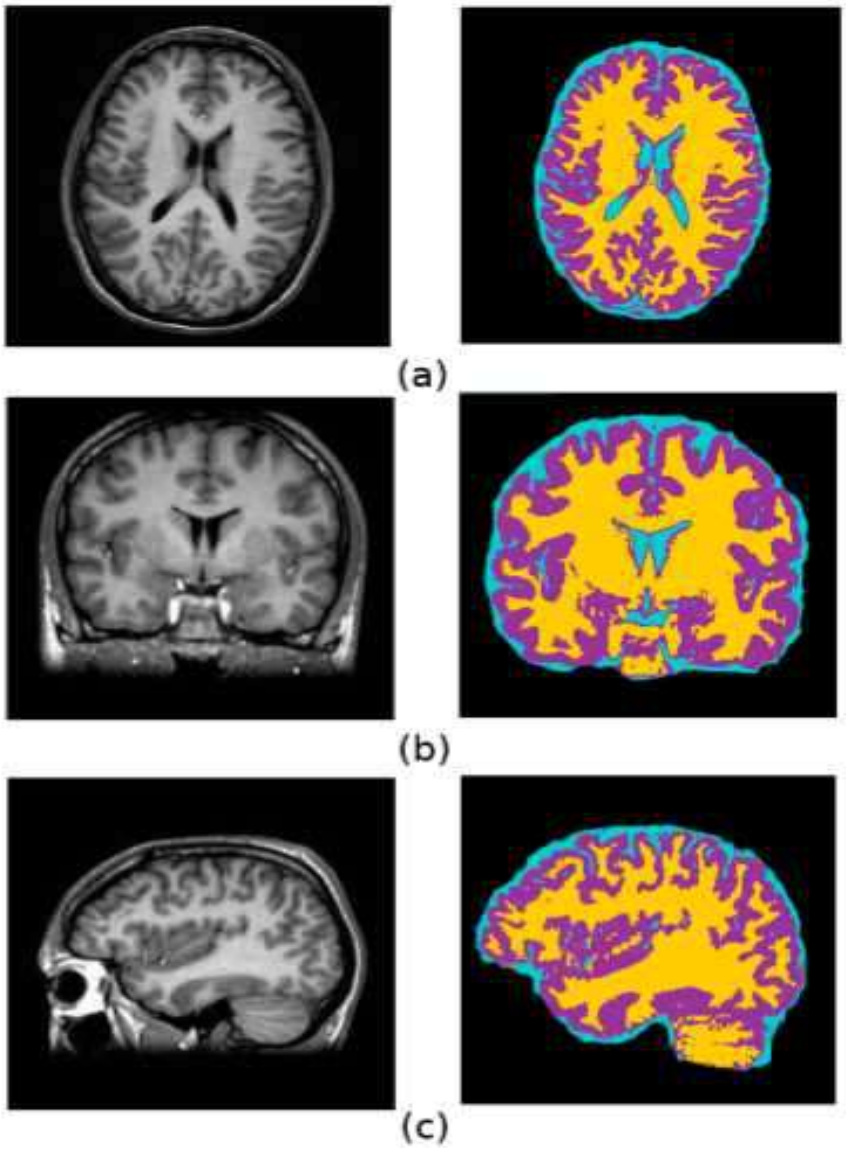


Figure III.3- *Segmentation des images IRM par FCM.*
à gauche : image originale, à droite : image segmentée.

3.3. Fusion de données :

Le concept de la fusion de données est facile à comprendre, mais il est difficile d'en trouver une définition qui rende compte de ce cadre formel et de ses multiples facettes. la fusion de données consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision.

3.4. Déffuzification :

Enfin, une ultime étape est nécessaire lorsque le résultat souhaité est une classification non floue. On parle alors de « défuzzification ». Lorsque l'on ne souhaite pas mettre en évidence les pixels où les degrés d'appartenance sont approximativement les mêmes pour chaque classe, une façon naturelle de procéder est de considérer que la classe finale d'un pixel est celle pour laquelle le degré d'appartenance est maximal :

$$\forall k \in 1,n \quad x_k \in C_j \Leftrightarrow (u_{jk} < u_{ik} \forall i \neq j \in 1,c$$

L'étape de la défuzzification se fait après la dernière itération de l'algorithme des c-moyennes floues.

3.5. Discussion :

Pour l'algorithme des c-moyennes floues, la décision d'appartenance d'un pixel à une classe n'est prise qu'à la fin de la convergence, contrairement aux k-moyennes qui affectent un pixel à une classe à chaque itération. La FCM o□re la possibilité d'agir sur la considération du bruit et la notion de confiance.

3.6. Travaux utilisant la segmentation par FCM :

L'algorithme FCM a été largement utilisé pour la segmentation des images de cerveau, quels que soient la modalité et le type d'acquisition (mono ou multimodal). De nombreux travaux ont notamment été e□ectués en imagerie par résonance magnétique.

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 e□ectivement 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 [94].

4. conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté un cadre théorique de la segmentation basé sur les contours actifs et la classification c-moyennes floues (FCM), Ces deux méthodes ont été optées par la suite de notre travail.

Chapitre IV : La segmentation cérébrale, application et résultats

1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes étapes d'implémentation de notre algorithme de segmentation, ainsi les résultats de cet algorithme appliqué sur des images IRM cérébrales (coupes coronales).

L'implémentation de l'algorithme a été réalisée en utilisant le logiciel MATLAB version (R2013b).

2. L'anatomie du cerveau :

2.1. Description :

Bien que représentant seulement 2% du poids total du corps humain (soit environ 1,4 kilogrammes), le cerveau gère directement ou indirectement 98 % de ses fonctions. Il est responsable des fonctions humaines les plus complexes comme la pensée, la résolution de problèmes, les émotions, la conscience et les comportements sociaux, et régit les fonctions essentielles du corps comme la respiration, le processus d'alimentation, le sommeil, les mouvements et les cinq sens.

En dépit de son extrême complexité, le cerveau n'est composé que de deux types de cellules : les neurones et les cellules gliales.

2.2. Observation du cerveau :

L'observation des coupes axiale, frontale et sagittale sont des coupes du cerveau approximativement parallèles, respectivement, au plan qui comprend nez et oreilles, au plan du visage et au plan de symétrie de la tête.

La figure suivante montre les différentes coupes d'observation du cerveau :

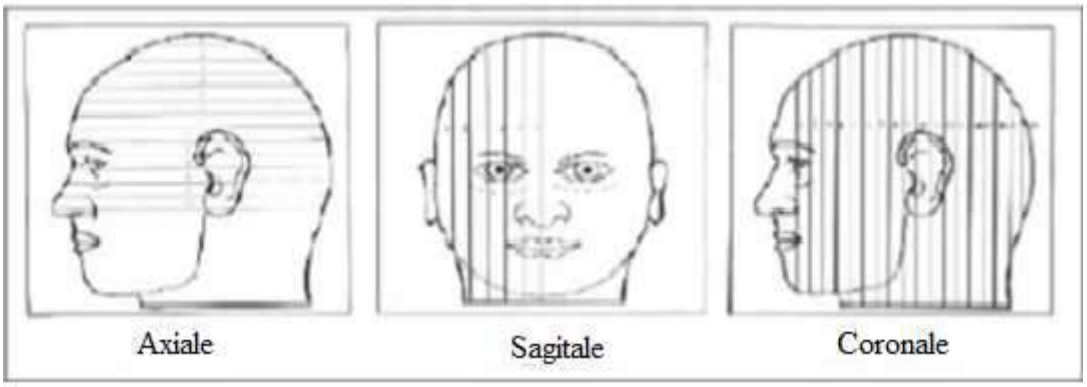


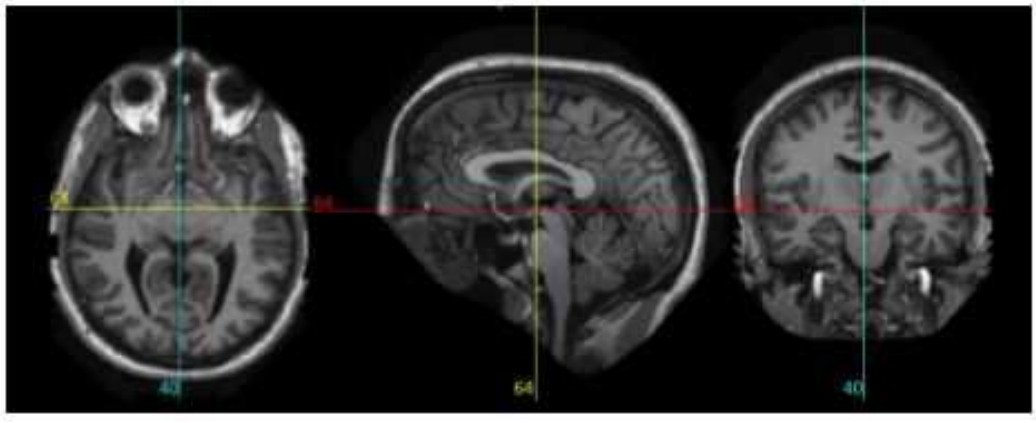
Figure IV.1- *Les différents coupes d'observation du cerveau.*

• **Coupes axiales :** Ces coupes correspondent quasiment à un plan horizontal. En imagerie par résonance magnétique, elles correspondent à un plan perpendiculaire à l'axe du champ magnétique principal.

• **Coupes sagittales :** Ces coupes sont prises dans des plans parallèles au plan inter hémisphérique. Il s'agit des vues latérales du cerveau.

• **Coupes coronales (frontale) :** Ces sont des coupes perpendiculaires aux coupes axiales et sagittales.

La figure suivante montre la vue de chaque coupe :



(a) Vue axiale **(b) Vue sagittale** **(c) Vue coronale**

Figure IV.2- *Les vues des coupes.*

2.3. Les régions à détecter par les méthodes de segmentation :

Le cerveau est composé de trois tissus principaux : le liquide céphalo-rachidien, la matière grise et la matière blanche.

- **Le liquide céphalo-rachidien :** Le liquide céphalo-rachidien (en anglais cérébro-spinal fluid) (LCR) se trouve dans les ventricules du cerveau et entre les méninges, baigne le cerveau et permet de le protéger. Ce fluide circule à travers une série de cavités communicantes appelées ventricules. En plus de contribuer à absorber les coups, le LCR diminue la pression à la base du cerveau en faisant "flotter" le tissu nerveux. Il est produit par les plexus choroïdes dans les ventricules les plus hauts puis il est absorbé dans le système veineux à la base du cerveau. Le LCR circule vers le bas en évacuant les déchets toxiques et en transportant des hormones entre des régions éloignées du cerveau.
- **La matière grise :** La matière grise (MG), correspond au corps cellulaire des neurones avec un dense réseau de dendrites. On la trouve par exemple dans les noyaux gris et dans le cortex.
- **La matière blanche :** La matière blanche (MB) enfin, correspond aux gaines de myélines qui recouvrent les axones des neurones pour en accélérer la conduction. Ces axones myélinisés s'assemblent en faisceaux pour établir des connections avec d'autres groupes de neurones.

La distribution de ces matières dans le cerveau humain est comme suite [96] :

(38.9 ± 3.0)% pour MB, (53.1 ± 4.0)% pour MG et (8.0 ± 2.9)% pour LCR.

3. Base de données :

Les images traitées dans ce mémoire tirée depuis la série 8 (une série des images IRM cérébrales) [1], et sont codées dans le format DICOM de dimension 256x256 pixels. Ces images sont présentées sous la forme des coupes coronales du cerveau. Cette base de données contient 60 coupes.

- **Format DICOM :** Le format DICOM (Digital Imaging and Communication in Medecine) est un fichier utilisé par la plus part des fabricants de matériel de l'imagerie médicale ; cette norme a été émise par l'ACR (American College of Radiologie) en association avec la NEMA (National Elecrical Manufacturers Association).

[1] **http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/4879-mri-brain-segmentation/content/MRI%20Brain%20Scan/analyze_series8.m**

4. Implémentation de la Segmentation :

Pour bien illustrer les étapes de notre algorithme de segmentation des images cérébrales, nous avons opté un algorithme basé sur deux grands axes, prétraitement et la segmentation (traitement).

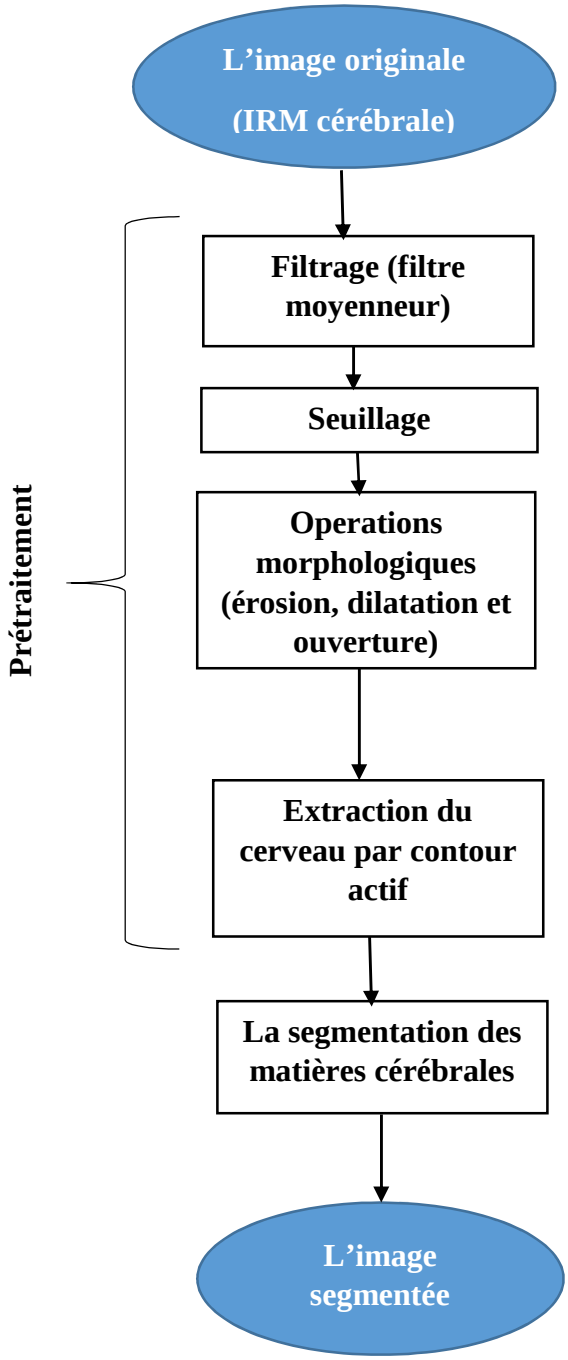


Figure IV.3- *L'algorithme de la méthode utilisée.*

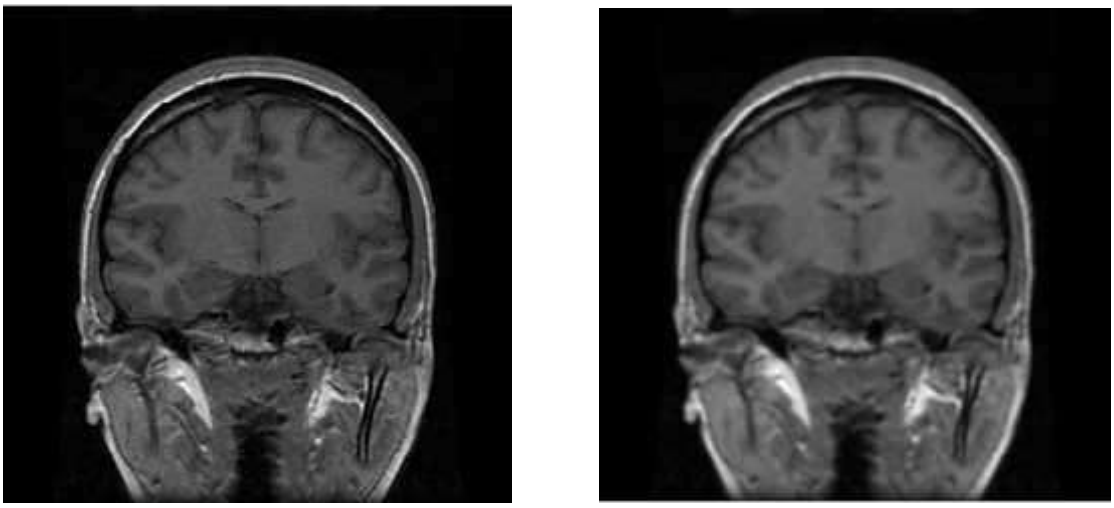
4.1. Prétraitement :

L'étape de prétraitement est nécessaire pour améliorer la qualité de l'image avant de faire la segmentation. Ainsi l'extraction de la région d'intérêt en générale (scull stripping), Cette étape contient les différentes opérations suivantes :

4.1.1. Filtrage :

Dans notre travail nous avons utilisé un filtre moyen qui permet de :

- lisser l'image.
- Remplacer chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins.
- Réduire le bruit.
- Réduire les détails non-importants.



(a) L'image originale (b) L'image filtrée

Figure IV.4- *Le filtrage de l'image.*

4.1.2. Seuillage :

Cette méthode est la plus simple pour faire une segmentation (pré-segmentation) d'une image. Il s'agit de binariser l'image à partir d'une valeur (seuil) choisie. Tous les pixels de valeur inférieure au seuil seront mis à 0(noir), et tous les pixels avec une valeur supérieure ou égale au seuil seront mis à 1 ou 255 (blanc). L'équation qui décrit cette méthode est la suivante :

$$g(x) = \begin{matrix} 0 \; si \; f(x) < S \\ 1 \; si \; f(x) \geq S \end{matrix}$$

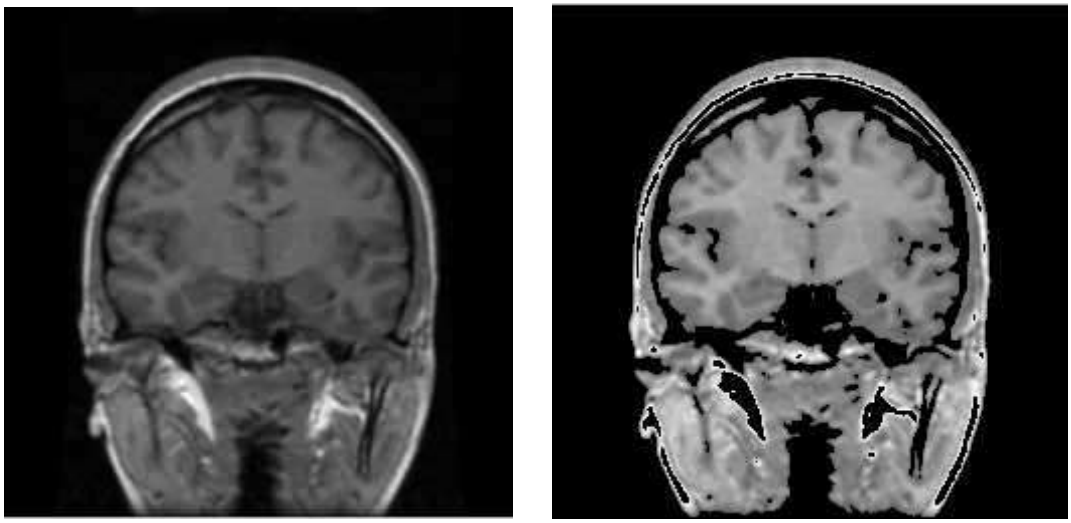
4.1.3 Operations morphologiques :

4.1.3.1. L'érosion :

L'effet de l'érosion est d'abord de rétrécir la figure, la hauteur et largeur de la figure érodée seront différentes respectivement par rapport la hauteur et largeur de la figure originale et de l'élément structurant.

4.1.3.2. La dilatation :

La dilatation est utilisée pour augmenter les objets les plus clairs des images, l'objectif de cette opération est de boucher les trous plus petits, d'élargir les caps, de combler les chenaux étroits et de souder deux formes proches.



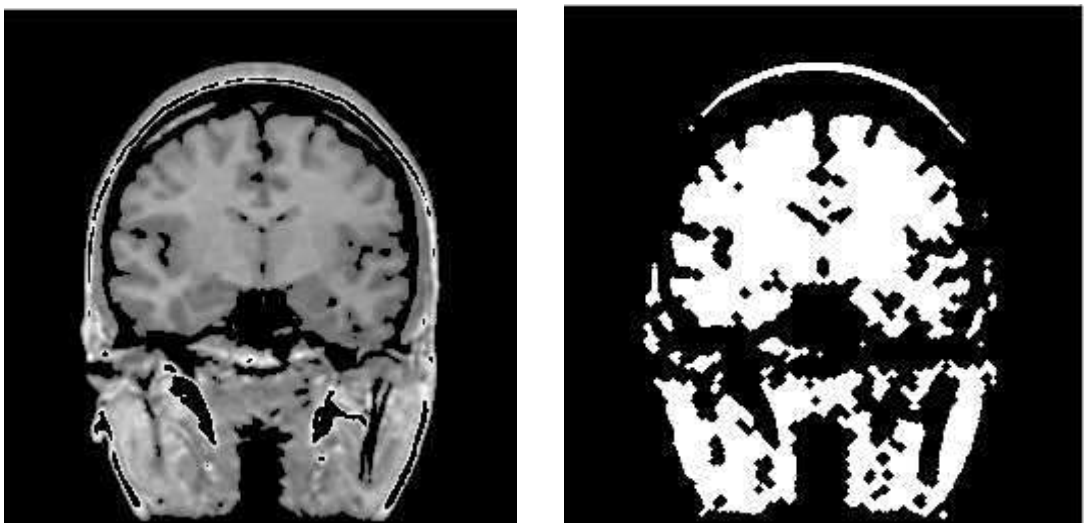
(a) L'image filtrée. **(b) L'image après l'érosion et la dilatation.**

Figure IV.5- *L'érosion et la dilatation de l'image.*

4.1.3.3. L'ouverture :

Il s'agit d'une érosion de l'image suivie d'une dilatation. Dans une image binaire, une ouverture nous permet d'éliminer les objets connexes plus petits (au sense de l'inclusion).

Par rapport à l'érosion, l'ouverture n'élimine que les objets plus petits que l'élément structurant et n'affecte pas les objets plus grands que l'élément structurant.



(a) L'image érosée dilatée. (b) L'image ouverte.

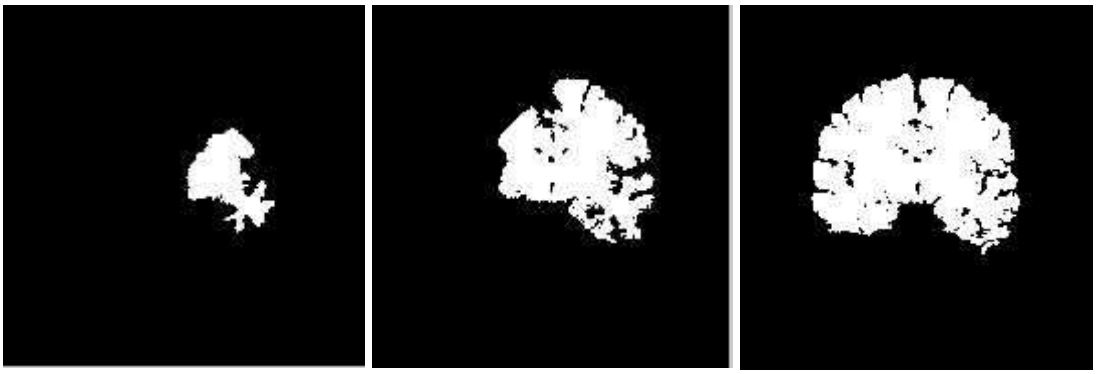
Figure IV.6- *L'ouverture de l'image.*

A partir de cette étape de pretraitement, on peut localiser notre region d'intérêt cérébrale, qui nous a permet par la suite d'extraire le cerveau

4.1.4. Extraction du cerveau par le contour actif :

Pour extraire le cerveau, nous avons utilisé la méthode de la segmentation par contour actif. L'extraction a été basée sur le masque initial (la région localisée), et le nombre d'itérations jusqu'à la convergence du masque (l'extraction complète du cerveau).

La figure suivante montre l'évolution du masque en fonction de nombre d'itérations :



(a) Après 50 itérations. (b) Après 120 itérations. (c) Après 500 itérations.

Figure IV.7- *L'évolution du masque en fonction de nombre d'itération.*

Apres 500 itérations, on remarque que le masque converge vers la région d'intérêt.

4.2. La segmentation des matières cérébrales :

Dans cette étape, nous avons utilisé la méthode de la segmentation (FCM), pour séparer les matières du cerveau (matière blanche (MB), matière grise (MG) et liquide céphalo rachidien (LCR)).

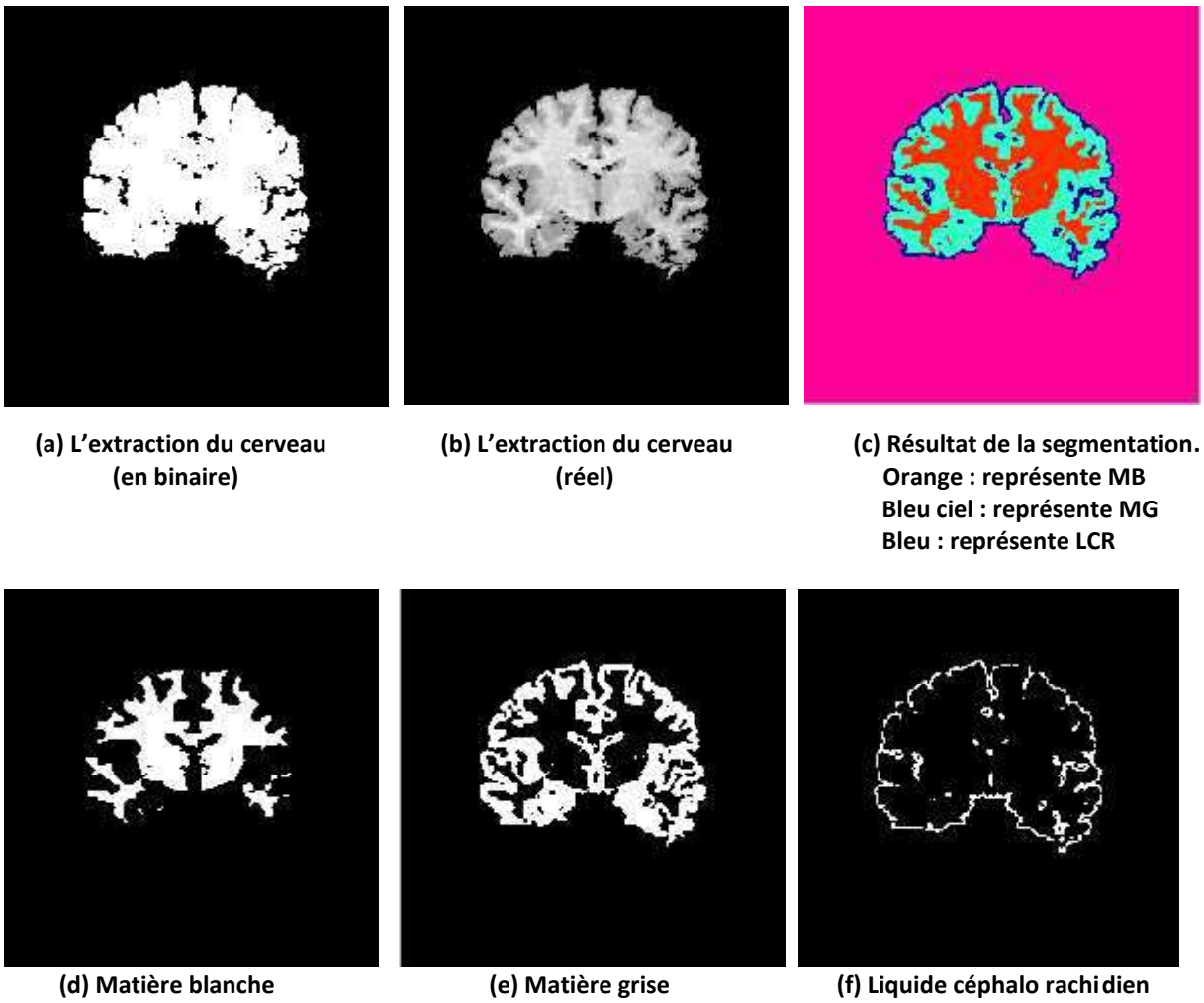


Figure IV.8- *Résultat de la segmentation.*

5. Résultats et interprétation :

5.1. Résultats :

Nous avons appliqué notre algorithme pour segmenter quelques images IRM, les résultats de la segmentation sont les suivants :

On peut estimer le pourcentage de la répartition des matières cérébrales de chaque coupe dans un tableau.

1ère image : (coupe n°19)

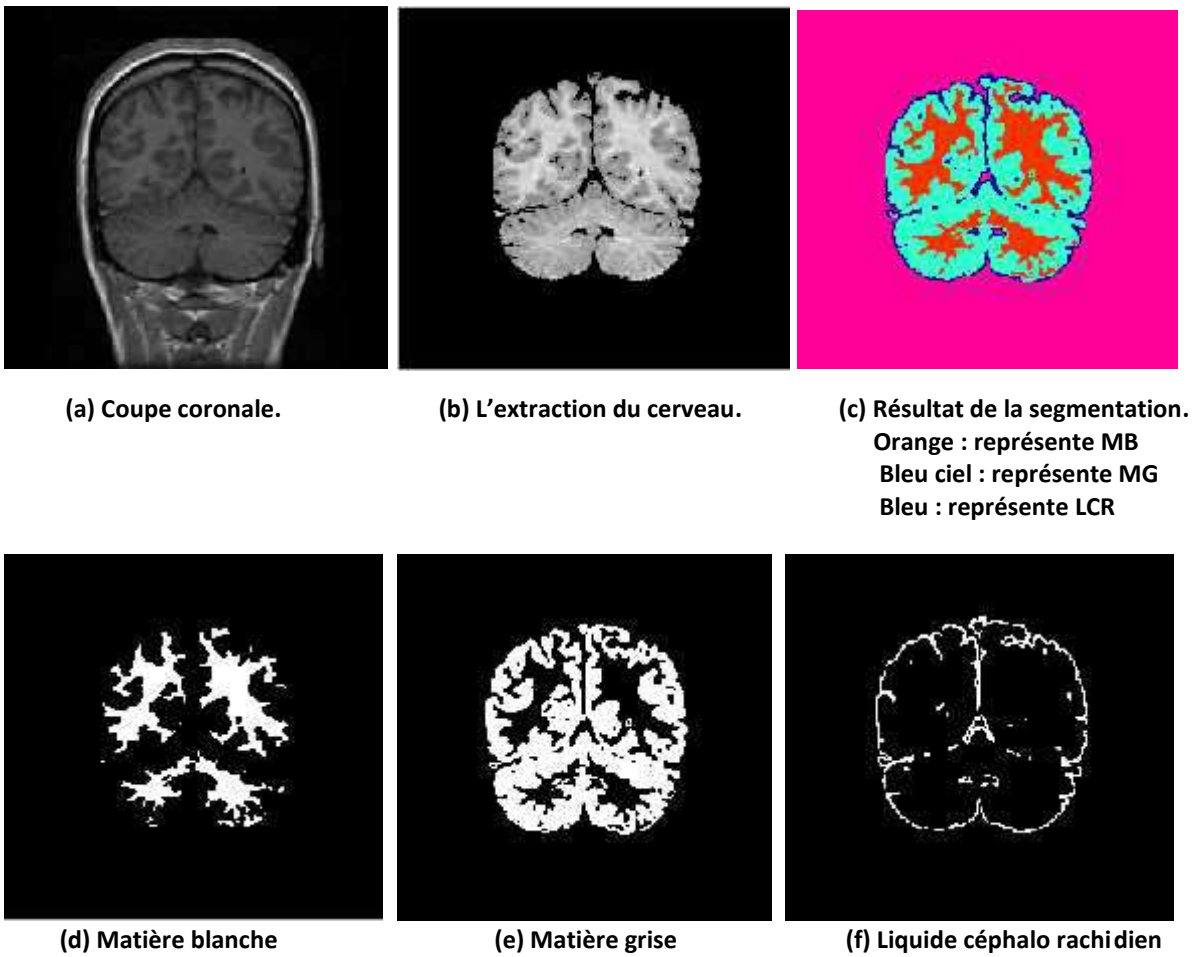


Figure IV.9- *Résultat de la segmentation de la coupe n°19.*

Tableau IV.1- *La répartition des matières dans la coupe n°19.*

	Nombre de pixels occupés (pixels)	Pourcentage (%)
Le cerveau	16875	100
MB	5084	30,13
MG	10118	59,96
LCR	1673	9,91

2ème image : (coupe n°32)

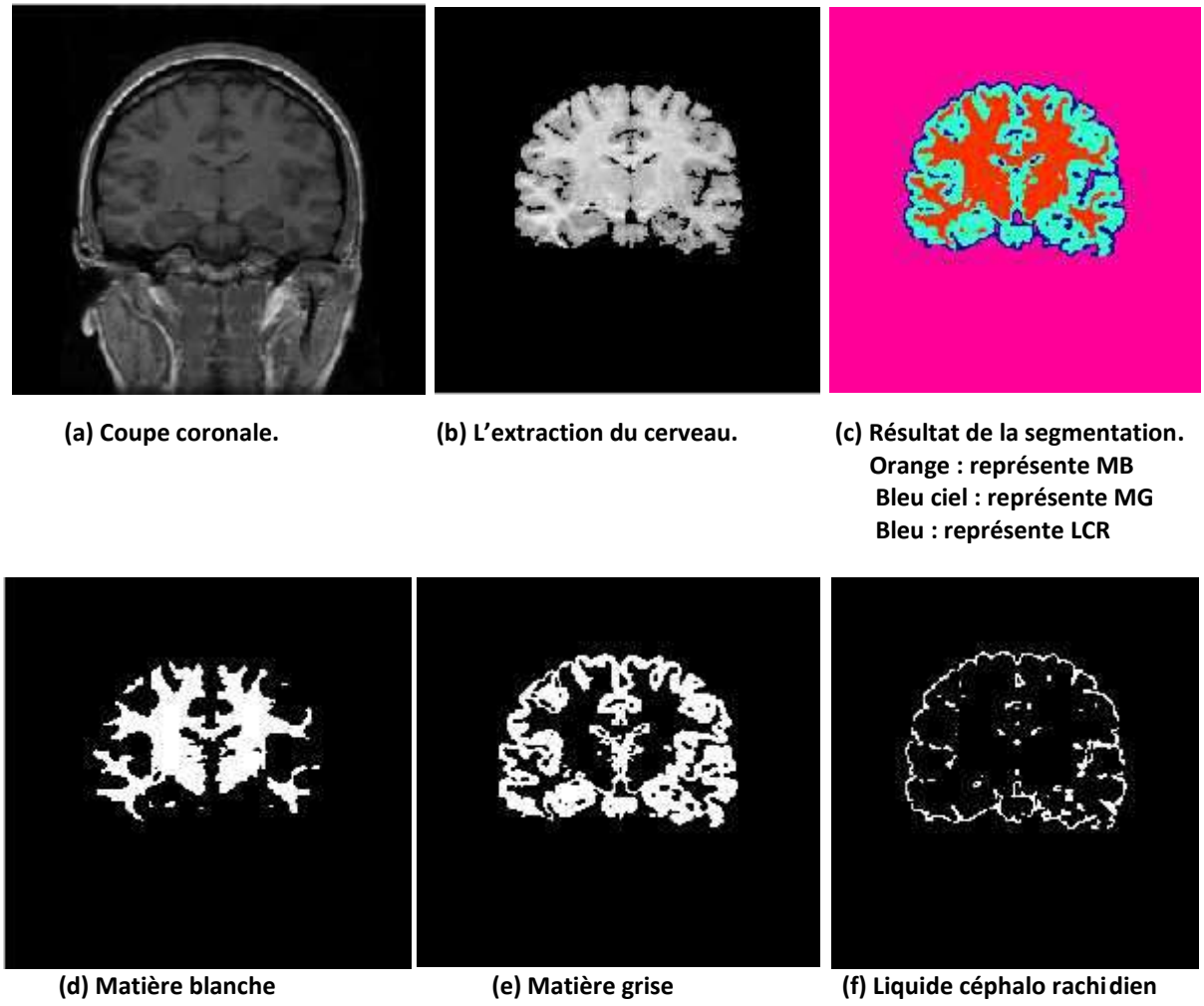


Figure IV.10- *Résultat de la segmentation de la coupe n°32.*

Tableau IV.2- *La répartition des matières dans la coupe n°32.*

	Nombre de pixels occupés (pixels)	Pourcentage (%)
Le cerveau	14157	100
MB	5577	39,39
MG	6835	48,28
LCR	1745	12,33

3ème image : (coupe n°34)

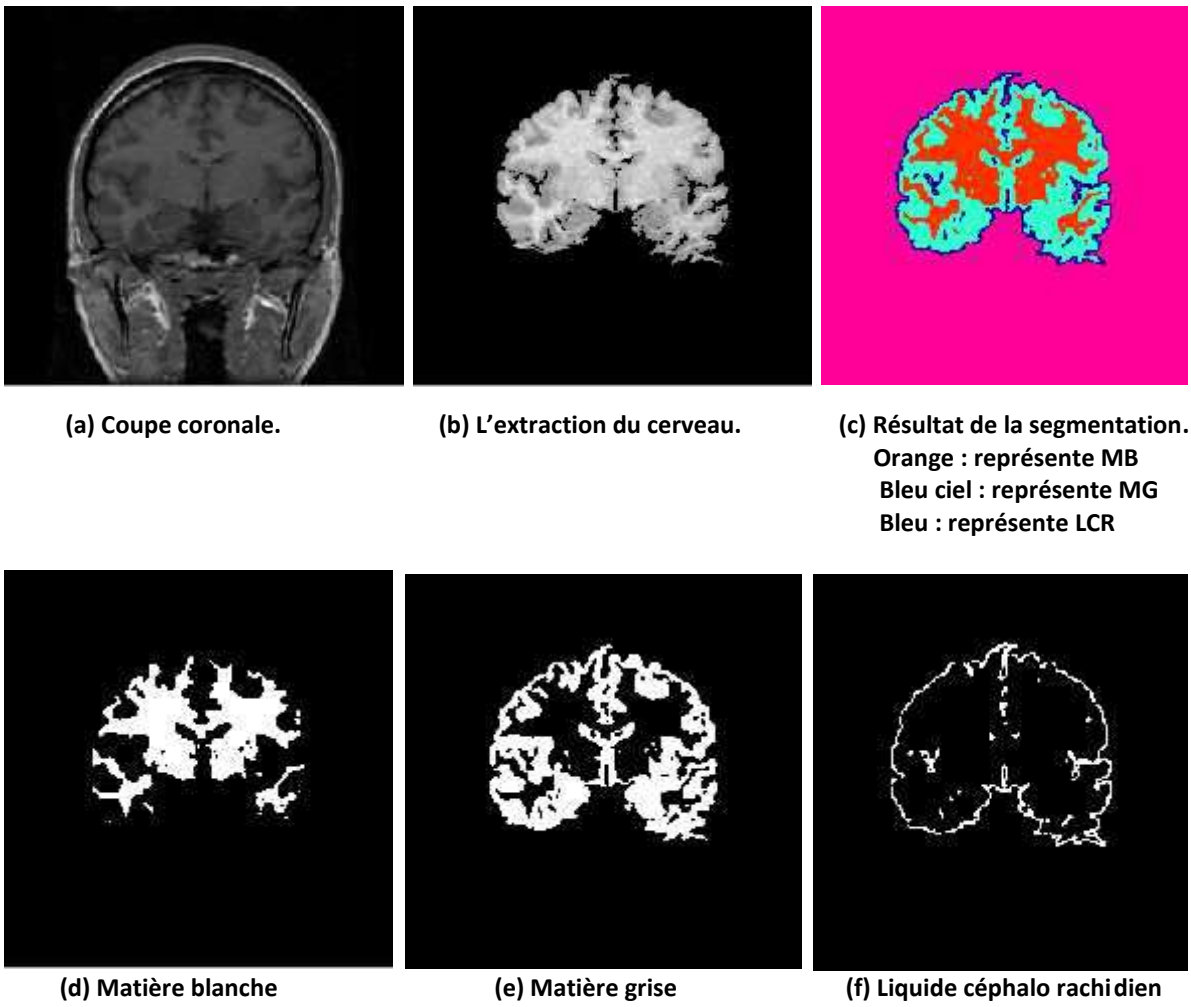


Figure IV.11- *Résultat de la segmentation de la coupe n°34.*

Tableau IV. 3- *La répartition des matières dans la coupe n°34.*

	Nombre de pixels occupés (pixels)	Pourcentage (%)
Le cerveau	14116	100
MB	5420	38,40
MG	7090	50,23
LCR	1606	11,37

4ème image : (coupe n°38)

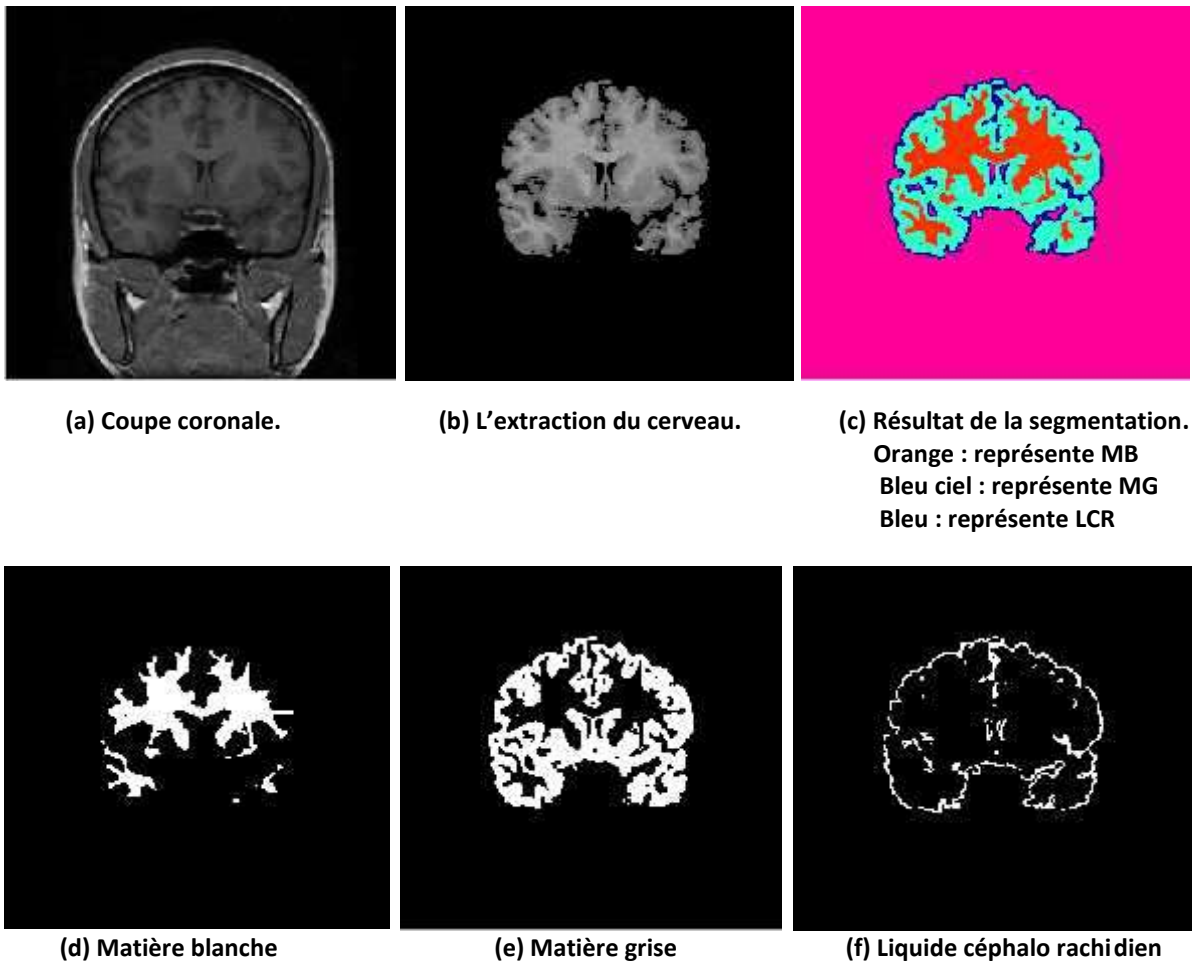


Figure IV.12- *Résultat de la segmentation de la coupe n°38.*

Tableau IV.4- *La répartition des matières dans la coupe n°38.*

	Nombre de pixels occupés (pixels)	Pourcentage (%)
Le cerveau	12717	100
MB	3933	30,93
MG	7123	56,01
LCR	1661	13,06

5ème image : (coupe n°44)

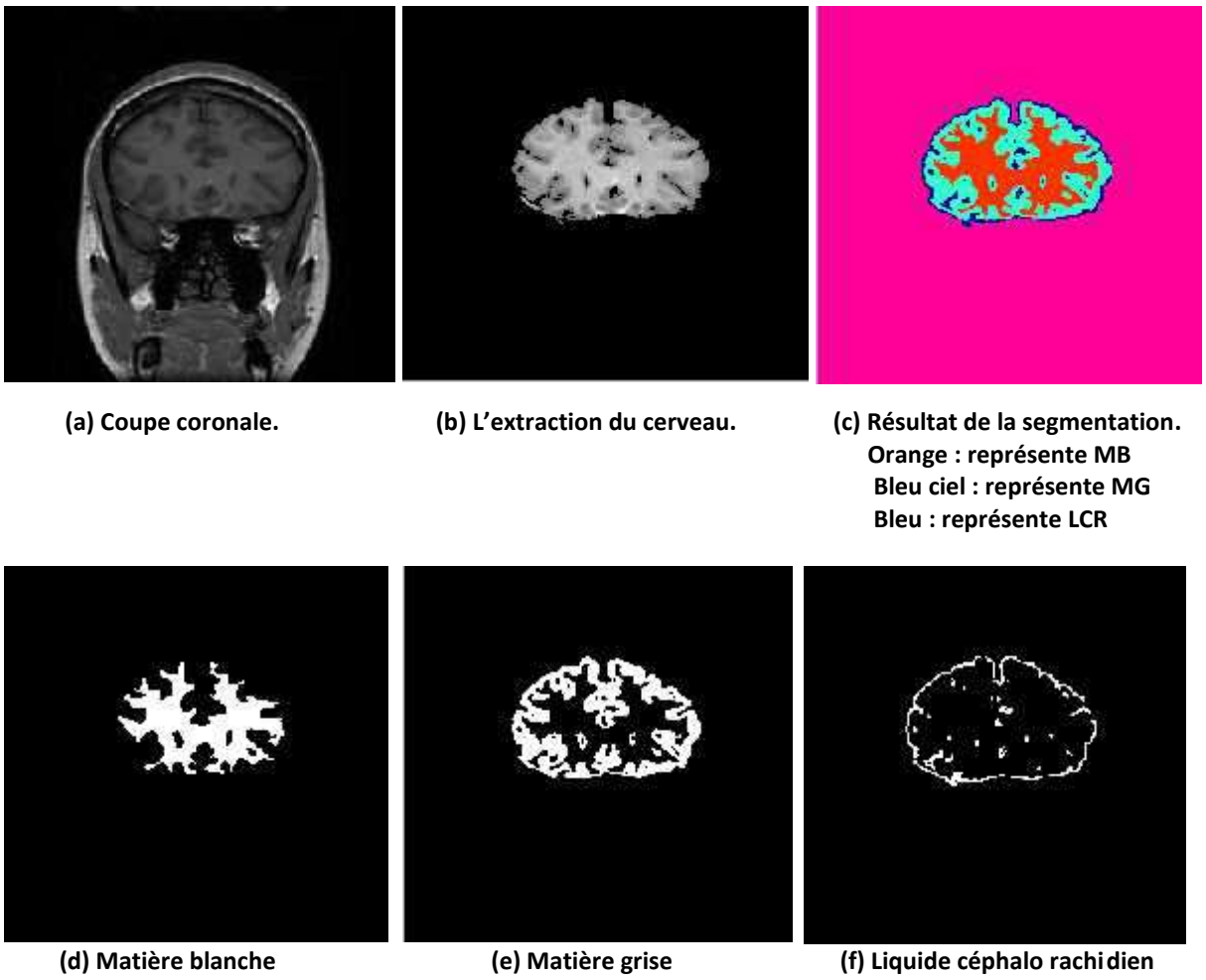


Figure IV.13- *Résultat de la segmentation de la coupe n°44.*

Tableau IV.5- *La répartition des matières dans la coupe n°44.*

	Nombre de pixels occupés (pixels)	Pourcentage (%)
Le cerveau	8354	100
MB	3539	42,36
MG	3853	46,12
LCR	962	11,52

5.2. Interprétation :

D'après les résultats et l'estimation que nous avons obtenus avec une coupe au départ (n°19), une coupe au milieu (n°34) et l'autre à la fin de l'acquisition (n°44), on peut estimer que la distribution de la matière blanche dans le cerveau est au environ de 36.97% et pour la matière grise est au environ de 52.10%, ainsi pour le liquide céphalo rachidien est au environ de 10.93% pour une acquisition coronale.

Tableau IV.6- *Comparaison entre la répartition obtenue et la répartition théorique.*

Matière	Répartition par notre algorithme	Répartition théorique
MB	36,97%	(38,9 ± 3,0)%
MG	52,10%	(53,1 ± 4,0)%
LCR	10,93%	(8,0 ± 2,9)%

La répartition des matières cérébrales par notre algorithme de segmentation est très proche de la répartition théorique, donc nous avons obtenus un bon résultat de segmentation.

6. Conclusion :

Finalement, on peut conclure que l'approche de contour actif est une approche efficace pour une étape de prétraitement en segmentation cérébrale. Ainsi, l'approche de classification c-moyennes floues (FCM) est une méthode convenable de segmentation des images IRM cérébrales, notamment l'isolation des différentes matières du cerveau (MB, MG, LCR), la combinaison de ces deux approches donne des résultats satisfaits pour aider le médecin à faire un meilleur diagnostique.

Conclusion Générale

L’objectif de notre travail est consacré sur la segmentation des tissus cérébraux à partir des images IRM, en indiquant les composants du cerveau (matière blanche + matière gris + liquide céphalo rachidien), qui reste encore un domaine de recherche très vaste.

Une étude bibliographique a été faite sur les différentes méthodes de segmentation d’image, qui nous a permis d’appréhender la diversité des méthodes de segmentation des tissus cérébraux, plusieurs approches de segmentation sont proposées dans la littérature. Dans notre travail, nous avons localisé sur une méthode utilisée pour la segmentation de structures cérébrales.

Dans notre travail, nous avons commencé par une étape de prétraitement pour améliorer la qualité de l’image, et extraire la région d’intérêt (le cerveau) avec la méthode de segmentation de contour actif. Ensuite, nous avons appliqué la méthode FCM (C-moyennes floues) pour segmenter les différentes régions, à partir des paramètres d’initialisations.

Les résultats trouvés sont satisfaisants, ce qui nous a permet de dire, que l’utilisation de ces méthodes permet de donner des bons résultats de segmentation.

Bibliographie

[1] I.BLOCH, A.BOUCHER, F.TUPIN, Traitement et reconnaissance d'images, IFI. http://www.ensta-paristech.fr/~manzaner/Cours/IAD/AM_Introduction.pdf

[2] Dossier---imagerie-médicale http://www.frm.org/dossiers-5.html

[3] Un article de Wikipédia, l'encyclopédie libre

http://fr.wikipedia.org/wiki/Imagerie_médicale

[4] Jérémy Lecoeur « Segmentation d'IRM cérébrales multidimensionnelles par coupe de graphe » Thèse doctorat, UNIVERSITÉ DE RENNES 1,2010.

[5] Zouaoui Hakima « Clustering par fusion floue de données appliqué à la segmentation d'images IRM » Magister Université de BOUMERDES, 2008.

[6] Zijdenbos and B.M. Dawant. « Brain Segmentation and White Matter Lesion Detection in MR Images ». Critical reviews in Biomedical Engineering, 441–465, 1994

[7] Sahbani M. H.et Hamrouni K. « Segmentation d'images texturées par transformée en ondelettes et classification C-moyenne floue ». Conference international SETIT 2005, Tunisie 2005

[8] M.C. Clark, L.O. Hall, D. Goldgof, and M. Silbiger. « Automatic tumor segmentation using knowledge-based techniques ». IEEE Transactions on Medical Imaging : 187–201, 1998.

[9] S. A. Hojjatoleslami and F. Kruggel. « Segmentation of large brain lesions ». IEEE Transactions on Medical Imaging, 20(7) :660–669, July 2001

[10] Y. Boykov et G. Funka-Lea : « Graph cuts and efficient N-D images segmentation ». International Journal of Computer Vision, 70(2) :109131,2006.

[11] Jérémy Lecoeur, Christian Barillot « Segmentation d'images cérébrales : Etat de l'art ». Research Report RR-6306, 2007, pp.46. <inria-00175188v3>

[12] L. Aurdal. « Analysis of multi-image magnetic resonance acquisitions for segmentation and quantification of cerebral pathologies » thèse doctorat, École Nationale des Télécommunications, 1997.

[13] R. Sammouda et H. Nishitani « A comparison of Hopeld neural network and Boltzmann machine in segmenting MR images of the brain ». IEEE Transactions on Nuclear Science, décembre 1996.

[14] P. Blonda, A. Bennardo, G. Pasquariello, R. De Blasi et D. Milella : « Fuzzy neural-network- based segmentation of multispectral magnetic resonance brain images » Dans Proceedings of SPIE Conférence : Applications of Fuzzy Logic Technology III, volume 2761, 1996.

[15] P. Blonda, G. Satalino, A. Baraldi et R. De Blasi : « Segmentation of multiple sclerosis lesions in MRI by fuzzy neuralnetworks ». Dans Conférence of the North American Fuzzy Information Processing Society, 1998.

[16] J. Alirezaie, M. Jernigan et C. Nahmias : « Neural Network-Based Segmentation Of Magnetic Resonance Images of the Brain ». IEEE Transactions on Nuclear Science, 44, 1997.

[17] D. Rivière, J.-F. Mangin, Dimitri Papadopoulos-Orfanos, J.-M. Martinez,V. Frouin et J. Régis : « Automatic recognition of cortical sulci for the human brain using a congregation of neural networks ». Medical Image Analysis, 6:7792,2002.

[18] R. Hult « Grey-Level Morphology Combined with an Articial Neural Networks Approach for Multimodal Segmentation of the Hippocampus ».International Conference on Image Processing 2003.

[19] J.-Y. Yeh et J. Fu : « A hierarchical genetic algorithm for segmentation of multi-spectral human- brain MRI ». Expert Systems with Applications, 34:12851295, 2008.

[20] M. Yan et J. Karp : « Segmentation of 3D brain MR using an adaptive K-means clustering algorithm ». Dans Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference, pages 15291, 1995.

[21] J. Bustillo, L. Rowland et W. Brooks : « High choline concentrations in the caudate nucleus in antipsychotic-naive patients with schizophrenia ». American Journal of Psychiatry, 2002.

[22] J. Dunn : « A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact wellseparated clusters ». Journal of Cybernetics, 3:32–57, 1973.

[23] J. Bezdek, J. Keller, N. Pal et R. Krisnapuram : « Fuzzy Models And Algorithms For Pattern Recognition And Image Processing ».Kluwer Academic Publishers, 1995.

[24] A.M. Bensaid, L.O. Hall, J.C. Bezdek, and L.P. Clarke. « Partially supervised clustering for image segmentation ». Pattern Recognition, 29(5):859–871, 1996.

[25] S. Ruan, B.Moretti, J. Fadili, and D. Bloyet. FuzzyMarkovian « Segmentation in Application of Magnetic Resonance Images. » Computer Vision and Image Understanding, 54–69,2002.

[26] F. Salzenstein and W. Pieczynski. « Parameter estimation in hidden fuzzy Markov random fields and image segmentation. Graph ». Models Process., 59:205–220, 1997.

[27] Z. Yang, F.L. Chung et W. Shitong : « Robust fuzzy clustering-based image segmentation». Applied Soft Computing Journal, 9:8084, 2009.

[28] Sophie Capelle : « Segmentation d‟images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l‟évidence », thèse doctorat Faculté des Sciences Fondamentales et Appliquées univ de Poitiers, 2002

[29] J.P. Thiran, V. Warscott, and B. Macq. « A queue-based region growing algorithm for accurate segmentation of multi-dimensional digital images ». Signal Processing, 60:1–10,1997.

[30] H.G. Schnack, H.E. Hulshoff Pol,Baare, A. Viergever, and R.S. Kahn. « Automatic Segmentation of the Ventricular System from MR Images of the Human Brain ».NeuroImage, 54–104, 2001.

[31] T. Lindeberg : « Detecting salient blob-like image structures and their scales with a scale-space » : A method for focus-of-attention. International Journal of Computer Vision, 11(3) :283318, 1993.

[32] F. Lachmann : « Méthodes d'analyse d'images médicales pour la reconnaissance de structures cérébrales ». Thèse de doctorat, Université François Rabelais - Tours, 1992.

[33] R. Henkel : « Segmentation in scale space », Computer Analysis of Images and Patterns, 1995.

[34] L. Germond, M. Dojat, C. Taylor et C. Garbay : « A cooperative framework for segmentation of MRI brain scans ». Articial Intelligence in Medicine, 20:7793,2000.

[35] J. Canny : « Finding edges and lines in images ». Rapport de Recherche, MIT, 1983.

[36] J. Canny : « A computational approach to edge detection ». IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8:679–714, 1986.

[37] O. Monga et R. Deriche: « 3D edge detection using recursive filtering :application to scanner images. Computer Vision, Graphics and Image Processing », Image Understanding, 53(1):76–87, 1991.

[38] G. Matheron « Random Sets and Integral Geometry ». Wiley, New York, 1965.

[39] J. Serra. « Image Analysis and Mathematical Morphology ». Theoretical Advances, volume 2.Academic Press, London, 1988.

[40] Y.-T. Hsiao, C.-L. Chuang, J.-A. Jiang et C.-C. Chien : « A contour based image segmentation algorithm using morphological edge detection ». Dans IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, volume 3, pages 2962 2967, 10-12 Oct. 2005.

[41] C. Vachier, S. Muller et S. Bothorel : « Analyse morphologique des clichs mammographique en vue de la dtection des opacits du sein ». Dans Proceedings of ADEBIO, 1997.

[42] R. Stokking, K. Vincken et M. Viergever : « Automatic morphology-based brain segmentation (mbrase) from mri-t1 data ». NeuroImage, 12(6):726738, 2000.

[43] A. Bocioaca, C. Badea et A. Ioannides : « A Software For Brain Segmentation From MRI Data - A Morphology Based Approach ». Dans European Conference of Brain Research, 2000.

[44] J.-G. Park, T. Jeong et C. Lee : « Automated Brain Segmentation Algorithm for 3D Magnetic Resonance Brain Images ». Dans International Workshop on Soft Computing Applications, 2007.

[45] H. Digabel et C. Lantuéjoul : « Iterative algorithm ». Quantitative analysis of microstructures in materials sciences, 1:8599, 1978.

[46] M. Rettmann, X. Han, C. Xu et J.L. Prince : « Automated sulcal segmentation using watersheds on the cortical surface ». NeuroImage, 15:329344, 2002.

[47] M. Mancas et B. Gosselin : « Toward an automatic tumor segmentation using iterative watersheds ». Dans SPIE medical Imaging : Image Processing, 2004.

[48] G. Bueno, F. Heitz et J.-P. Armspach : « Three-dimensional watershed-based segmentation of internal structures within mri brain images ». Dans SPIE Medical Imaging, 2000.

[49] C. Xu et J. Prince : « Gradient vector : a new external force for snakes. » Dans International Conférence on Computer Vision and Pattern Recognition, pages 6671, juin 1997.

[50] C. Xu et J. Prince : « Snakes, shapes, and gradient vector ». IEEE Transactions on Image Processing, 7(3):359369, mars 1998.

[51] M.S. Atkins et B.T. Mackiewich : « Fully automatic segmentation of brain in MRI ». IEEE Transactions on MEdical Imaging, 17:98107, 1998.

[52] Y.-G. Kim, O.-B. Gwun et Song J.-W. : « Brain Region Extraction and Direct Volume Rendering of MRI Head Data ». Dans International Symposium on Computational and Information Science, 2004.

[53] C. Jiang, X. Zhang, W. Huang et C. Meinel : « Segmentation and quantication of brain tumor ». Dans IEEE Symposium on Virtual Environments, 2004.

[54] Loïc Willmann : « Étude de l'évolution des tumeurs cérébrales en IRM », Rapport de recherche laboratoire d'Imagerie et de Neurosciences Cognitives LINC, 2008.

[55] T. Cootes et C. Taylor : « Active shape models - smart snakes ». Dans Proceedings of British Machine Vision Conference, 1992.

[56] N. Duta et M. Sonka : « Segmentation and interpretation of MR brain images using an improved knowledge-based ASM ». Dans Information Processing in Medical Imaging, pages 375380, 1997.

[57] D. Shen et E. Herskovits : « An adaptive-focus statistical shape model for segmentation and shape modeling of 3-D brain structures ». IEEE Transactions on Medical Imaging, 2001.

[58] M. Rousson, N. Paragios et R. Deriche : « Active shape models from a level set perspective ». Rapport de Recherche 4984, Inria, 2003.

[59] M. Rousson et R. Deriche : « Implicit active shape models for 3D segmentation in MR imaging ». Dans Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, pages 209216, 2004.

[60] I. Corouge : « Modélisation Statistique de formes en imagerie cérébrale ». Thèse de doctorat, Université de Rennes I IFSIC, avril 2003.

[61] Z. Zhao, S.R. Aylward et E.K. Teoh : « A novel 3D partitioned active shape model for segmentation of brain MR images ». Dans International Conférence on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2005.

[62] S. Duchesne, J. Prussner et D.L. Collins : « Appearance-based segmentation of medial temporal lobe structures ». NeuroImage, 17:515531, 2002.

[63] J. Klemencic, J. Pluimet V. Valencic : « Non-rigid registration based active appearance models for 3D medical image segmentation ». Journal of Imaging Science and Technology, 48(2):16171, 2004.

[64] T. Cootes, G.Edwards « Comparing Active Shape Models with Active Apprance Models».

[65] N. Xu, R. Bansal et N. Ahuja : « Object Segmentation Using Graph Cuts Based Active Contours ». Computer Vision and Pattern Recognition, 2:46, 2003.

[66] Y. Weldeselassie et G. Harmaneh : « DT-MRI segmentation using graph cuts »Dans SPIE Conference on Medical Imaging : Image Processing, volume 6512, 2007.

[67] Y. Boykov et G. Funka-Lea : « Graph cuts and efficient N-D images segmentation». International Journal of Computer Vision, 70(2) :109131,2006.

[68] S. Mallat : A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11:674–693, juillet 1989.

[69] S. Mallat : A Wavelet Tour of Signal Processing. Academic Press, 1998.

[70] J. Wu et A. Chung : Multimodal brain image registration based on wavelet transform using SAD and MI. Dans Medical Imaging and Augmented Reality, pages 270–277, 2004.

[71] Z. Zhou et Z. Ruan : Brain magnetic resonance images segmentation based on wavelet method. Dans International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, 2005.

[72] Z. Zhou et Z. Ruan : Multicontext wavelet-based thresholding segmentation of brain tissues in magnetic resonance images. Magnetic Resonance Imaging, 25(3):381–385, juin 2007.

[73] Z. Hou et T. Koh : Wavelet shrinkage prefiltering for brain tissue segmentation. Dans International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society, pages 1604–1606, septembre 2005.

[74] D. Nain, S. Haker, A. Bobick et A. Tannenbaum : Multiscale 3-d shape representation and segmentation using spherical wavelets. IEEE Transactions on Medical Imaging, 26(4):598–618, avril 2007.

[75] H. Choi et R. Baraniuk : Image segmentation using wavelet-domain classification. Dans SPIE Conference on Mathematical Modeling, Bayesian Estimation, and Inverse Problem, juillet 1999.

[76] M. Figueiredo : Bayesian image segmentation using wavelet-based priors. Dans IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, volume 1, pages 437–443, 2005.

[77] A. Jain et F. Farrokhnia : Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. Pattern Recognition, 24(12):1167–1186, 1991.

[78] A. Jain, S. Prabhakar, L. Hong et S. Pankanti : Filterbank-based fingerprint matching. IEEE Transactions on Image Processing, 9(5):846–859, 2000.

[79] S. Prabhakar : Fingerprint Classification and Matching Using a Filterbank. Th‘ese de doctorat, Michigan State University, 2001.

[80] V. Caselles, F. Catte, T. Coll et F. Dibos : A geometric model for active contours in image processing. Numerische Mathematik, 66(1):1–31, octobre 1993.

[81] O. Faugeras et R. Keriven : Variational principles, surface evolution, PDEs, level set methods, and the stereo problem. IEEE Transactions on Image Processing, 7(3) :336–344, mar 1998.

[82] N. Paragios et R. Deriche : A PDE-based level-set approach for detection and tracking of moving objects. Dans International Conference on Computer Vision, pages 1139–1145, janvier 1998.

[83] J. Sethian : Level set methods and fast marching methods. Evolving interfaces in computa-tonal geometry, fluid mechanics, computer vision and material science. Cambridge University Press, 1999.

[84] V. Prinet et T. Bailloeul : Active contours with spatio-temporal shape prior constraint. Dans Mathematical Model for Multi-Channel Image Processing, 2006.

[85] T. Bailloeul, V. Prinet, B. Serra, P. Marthon et A. Rangarajan : Spatio-temporal prior shape constraint for level set segmentation. Dans Energy minimization methods in computer vision and pattern recognition, volume 3757 de Lecture notes in computer science, pages 503–519. Springer Berlin / Heidelberg, novembre 2005.

[86] V. Caselles, R. Kimmel et G. Sapiro : Geodesic active contours. International Journal of Computer Vision, 22(1):61–79, 1997.

[87] C. Baillard, C. Barillot et P. Bouthemy : Robust adaptative segmentation of 3D medical images with level sets. Rapport de Recherche 4071, INRIA, novembre 2000.

[88] C. Baillard, P. Hellier et C. Barillot : Segmentation of brain 3D MR images using level sets and dense registration. Medical Image Analysis, 5(3):185 – 194, 2001.

[89] R. Goldenberg, R. Kimmel, E. Rivlin et M. Rudzsky : Fast geodesic active contours. IEEE Transactions on Image Processing, 10(10):1467–1475, octobre 2001.

[90] T. Chan et L. Vese : Active contours without edges. IEEE Transactions on Image Processing, 10(2) :266–277, f´evrier 2001.

[91] O. Juan, R. Keriven et G. Postelnicu : Stochastic mean curvature motion in computer vision : stochastic active contours. Dans 2nd IEEE Workshop on Variational, Geometric and Level Set Methods in Computer Vision, October 2003.

[92] A. Tsai, A. Yezzi, W. Wells, C. Tempany, D. Tucker, A. Fan, W. Grimson et A. Will- sky : A shape-based approach to the segmentation of medical imagery using level sets. IEEE Transactions on Medical Imaging, 22(2) :137–154, f´evrier 2003.

[93] C. Ciofolo et C. Barillot : Brain segmentation with competitive level sets and fuzzy control. Dans Information Processing in Medical Imaging, volume 3565 de Lecture Notes in Computer Science, pages 333–344. Springer Berlin / Heidelberg, 2005.

[94] Mlle Hadjer LAGUEL, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multi-agents», Projet de Fin d'Étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état de l'université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, 12 octobre 2010.

[95] Eduardo LUZÁRRAGA et Manuela PACHECO, « Segmentation automatique d'images IRM anténatales », Thèse de Fin d'études, TÉLÉCOM PARIS-TECH, juin 2013.

[96] Ruben C. Gur, Bruce I. Turetsky, Mie Matsui, Michelle Yan, Warren Bilker, Paul Hughett, and Raque E. Gur « Sex Differences in Brain Gray and White Matter in Healthy Young Adults : Correlations with Cognitive Performance », The Journal of Neuroscience, 15 May 1999.