

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTER DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE**

Université 20 Aout 1995-SKIKDA

Faculté des sciences

Département d'informatique



Mémoire

En vue de l'obtention du diplôme de

"MASTER EN INFORMATIQUE"

Spécialité : Génie Logiciel Avancé et Applications

Thème

**Combinaison probabiliste de
techniques de classification pour la
segmentation d'IRM**

Présenté par :

- BERRIA SARRA
- BOULOUMA LOUBNA

Encadré par :

**Dr LAYOUNI ZOUBIR
Dr MAZOUZI SMAINE**

Année Universitaire : 2021- 2022

Remercîment

*Nous tenons tout d'abord à remercier Dieu le tout
Puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et
La patience d'accomplir ce Modeste travail.
En second lieu, nous tenons à remercier notre encadrant
Dr MAZOUZI SMAINE*

*Pour son précieux conseil et son
aide tout au long de la réalisation de ce mémoire, ainsi
Pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu
Nous consacrer et sans lui ce mémoire n'aurait jamais
Vu le jour.*

*Nous remercions les membres de jury qui nous font
L'honneur de présider et d'examiner ce modeste travail.*

*Nous tenons également à remercier l'ensemble des
Enseignants de l'université du 20 Aout 1955 - Skikda pour
Toutes les informations qu'ils nous ont prodigué durant
Les années de notre formation.*

*Enfin, nous tenons également à remercier toutes les
Personnes qui ont participé de près ou de loin à la
Réalisation de ce travail.*

Merci à tous

Dédicace :

*C'est avec profonde gratitude et s'incères mots
Je dédie ce modeste travaillé
A mes très chers parents source de tendresse,
de noblesse dont le rêve était toujours me voir réussis.
Vraiment aucune dédicace ne saurait exprimer mon attachement,
Mon amour et mon affectation.
Je vous offre cet humble travaillé en témoignage
De tous les sacrifices
Et immense tendresse dont vous m'avez.
À Ma sœur et mon frère.
Et à tous les membres de ma famille BERRIA.*

Et toutes mes amies

*A ma collègue BOULLOUMA LOUBNA
A mon encadreur MAZOUZI SMAINE
Et a tous qui Mon connu et aidé de près
Et de loin dans la réalisation de ce travail....*

SARRA BERRIA

Dédicace :

*Je dédie ce modeste travail
À celle qui m'a donné la vie,
Le symbole de tendresse qui s'est sacrifiée
Pour mon bonheur et ma réussite,
À ma mère à mon père, école de mon enfance,
Qui a été mon durant toutes les années des études,
Et qui a veillé tout au long de ma vie à m'encourager,
À me donner l'aide et à me protéger,
Que dieu les guides et les protège.
Et à tous mes frères.
À tous mes amis
et mes collègues de la promotion 2021 /2022
Sans exception
En fin pour ces tous je dédie ce modeste travail...*

BOULOUMA LOUBNA

Résumé

Le traitement d'images médicales est considéré aujourd'hui une des tâches les plus importantes et les plus utilisées en exploration médicale. Cependant, la diversité des modalités d'imagerie justifie la multiplicité des techniques développées dans le domaine du traitement d'images.

Dans un système de traitement d'images, l'opération la plus importante est la Segmentation d'images. A ce jour, il n'existe pas de méthode universelle de Segmentation d'images. Toute technique n'est efficace que pour un type d'images données un type d'applications données, et dans un contexte information donné.

La segmentation des **IRM** cérébrales est une étape cruciale pour de nombreuses applications, tant dans le domaine clinique que pour les 0 a priori.

L'objectif de ce mémoire consiste à proposer en premier lieu une méthodologie De génie-logicielle permettant la combinaison de méthodes de segmentation, et dont elle peut être considérée comme Framework général d'intégration de méthodes de segmentation, basées classification ou clustering La démarche proposée permet l'application simultanée de deux méthodes de classification, à savoir : la segmentation par classification bayésienne, et la segmentation par clustering **FCM (Fuzzy C-Means)**.

La combinaison des deux méthodes, a permis d'ajuster les étiquettes des voxels en fonction des probabilités calculées selon les deux méthodes utilisées.

Par ailleurs, la démarche reste applicable à toutes les méthodes à conditions qu'elles puissent produire des probabilités d'étiquetage des voxels, en fonction des régions qui peuvent existées dans les images à segmenter.

Mots-clés : Imagerie Médicale, IRM, Segmentation d'images, Classification, Bayes, FCM, Combinaison de segmentations

Abstract

the treatment of medical images is considered today one of the most important and most used tasks in medical exploration. However, the diversity of imaging modalities justifies the multiplicity of techniques developed in the field of images processing. In an images processing system, the most important operation is the segmentation of images. To date, there is no universal method of images segmentation. Any technique is effective only for a given type of images, a given type of applications, and in a given computer context.

Accurate magnetic resonance brain scan segmentation is critical in a number of clinical and neuroscience applications. This task is challenging due to artifacts, low contrast between tissues and inter-individual variability that inhibit the introduction of a priori knowledge.

The objective of this thesis consists in proposing in the first place a methodology of geni- software allowing the combination of methods of segmentation, and of which it can be considered as General Framework of integration of methods of segmentation, based classification or clustering.

The proposed approach allows the simultaneous application of two classification methods, namely: segmentation by Bayesian classification, and clustering segmentation **FCM (Fuzzy C-Means)**. The combination of the two methods made it possible to adjust the labels of the voxels according to the probabilities calculated according to the two methods used.

Moreover, the approach remains applicable to all methods provided they can produce probabilities of labeling voxels, depending on the regions that may exist in the images to be segmented.

Keywords: Medical Imaging, IRM, Image Segmentation, Classification, Bayes, FCM, Segmentation Combination.

ملخص

في نظام معالج الصور العلمية الاكثر اهمية هي تجزئة الصورة . حتى يومنا هذا ليست هناك طريقة عالمية لتجزئة الصورة. اي تقنية فعالة لنوع واحد من بيانات الصورة , لنوع معين من تطبيق البيانات , وفي بيئة تكنولوجيا المعلومات معينة.

الهدف من هذه المدكرة هو اقتراح منهجية هندسة البرمجيات الذي يسمح بدمج اسلوبين في التقسيم , والتي يمكن اعتبارها ايضا اطارا عاما لتكامل اساليب التقسيم , يستند على التصنيف او التجميع .

تسمح المنهجية المقترحة بالتطبيق لطريقتين للتقسيم وهما: التقسيم حسب التصنيف و التقسيم حسب التجميع. اتاح الجمع بين الطريقتين ضبط الملصقات وفقا للاحتمالات المحسوبة وفقا للطريقتين المستخدمتين . علاوة على ذلك تظل اعتمادا على المناطق التي قد توجد في المنهجية قابلة للتطبيق على جمع الطرق شريطة ان ينتج عنها احتمالات لمصقات الصور المراد تجزئته

الكلمات المفتاحية: التصوير الطبي , التصوير بالرنين المغناطيسي , تجزئة الصورة , التصنيف, مزج التقسيمي

Bayes, FCM

TABLE DE MATIERE

Table de matière	VII
Table des figures	XII
Introduction générale	XV
Chapitre 01 : Imagerie Médicale	
I) Imagerie Médicale.....	01
Introduction	01
1. Définition	01
2. Historique	03
3. Principe	03
4. Types d'imageries	04
4.1. Imagerie Morphologique ou Anatomique	04
4.2. Imagerie Fonctionnelle	04
4.3. Imagerie Moléculaire	05
5. Radiologie	06
6. Modalités d'acquisition d'Images Médicales	06
6.1. Principale Modalité d'Imagerie médicale	07
6.1.1. Tomodensitomètre X(Scanner)	07
6.1.2. Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	08
6.1.3. Scintigraphies (médecine nucléaire).....	09
6.1.4. Echographie	09
7. Anatomie	10
7.1. Anatomie Humaine	10
7.1.1. Définition	10
7.1.2. Le corps humain	10
7.2. Anatomie cérébrale	11
7.2.1. Anatomie du système nerveux	11
7.2.2. Anatomie du système nerveux central	12
7.3. Méthodes d'observation du cerveau	13

TABLE DE MATIERE

II)	Imagerie par Résonance Magnétique IRM	16
1.	Définition	16
2.	Principe de l'IRM	16
3.	Déroulement de l'IRM	16
4.	Utilisation de l'IRM	17
5.	Application à l'imagerie Médicale	17
5.1.	Angio-IRM	17
5.2.	IRM Cardiaque	17
5.3.	IRM Fonctionnelle (IRMF)	17
5.4.	IRM Paramétrique	17
5.5.	Imagerie du tenseur de Diffusion	18
5.6.	Spectroscopie RMN	18
6.	IRM Structurale	18
6.1.	Matière Blanche	19
6.2.	Matière Grise	19
6.3.	Liquide Céphalo-Rachidien	20
7.	Différentes pondérations	21
7.1.	Image Pondérée en (T1)	21
7.2.	Image Pondérée en (T2)	21
7.3.	Image Pondérée en densité de protons(ρ).....	21
III)	Traitement Images	22
1.	Définition Image	22
2.	Définition traitement	23
	Conclusion	24

Chapitre 02 : Segmentation d'images Médicales

Introduction	25
1. Segmentation Images	25
1.1. Définition de la segmentation Images	25
1.2. Objectif de la Segmentation	26
1.3. Les différentes méthodes de segmentation d'image	26
1.3.1. Approche de segmentation par région	27
1.3.1.1. Segmentation décomposition /fusion	28
1.3.1.2. Segmentation par croissance de régions	28
1.3.1.3. Segmentation par seuillage de niveau de gris	29
1.3.2. Approche de segmentation par contours	29
1.3.2.1. Le processus « classique » de détection de contours	29
1.3.2.2. Les méthodes d'application	32
1.3.3. Approche de segmentation par coopération	32
1.3.3.1. Coopération séquentielle	32
1.3.3.2. Coopération des résultats	33
1.3.3.3. Coopération Mutuelle	33
1.3.4. Segmentation par classification	34
1.3.4.1. Classification Floue	34
1.3.4.2. Classification dure	34
1.4. Limites de la segmentation d'images	37
1.5. Quelques exemples d'applications de segmentation d'images	38
2. Segmentation Image Médicales	39
2.1. Spécificités des Images Médicales	39
2.2. Problèmes spécifiques à la segmentation de l'image	39
2.3. Méthodes les plus utilisées en segmentation d'images	39
2.3.1. Méthodes Basées Régions	39
2.3.2. Méthodes Basées Classification	40

TABLE DE MATIERE

3. Segmentation d'IRM	40
4. Segmentation d'images d'IRM cérébrales	41
4.1. Spécificités de la segmentation d'images cérébrales	41
4.2. Les différentes approches dans ce contexte	41
Conclusion	42
Chapitre 3 : Une démarche combinaison de méthodes de segmentation	
Introduction	43
1. Principe l'approche	43
2. segmentation d'IRM par classification Bayesienne.....	44
2.1. La Classifieur bayésien	44
2.2. Segmentation d'IRM par classification bayesienne des VOXEL.....	45
3. Segmentation d'IRM par FCM	46
4. La démarche de combinaison	47
5. UML.....	48
5.1. Définition.....	48
5.2. Principes de base d'UML	49
5.3 Un langage graphique	49
5.4. Formalisme UML	49
5.5. Le langage UML	50
5.6. Conception UML	50
5.6.1. Diagramme de cas d'utilisation	51
5.6.2. Diagramme activité	52
5.6.2.1. Apprentissage	52
5.6.2.2. Classification bayésienne	52
5.6.2.3. Clustering FCM	54
5.6.2.4. Combinaison	55
Conclusion	55

TABLE DE MATIERE

Chapitre 04 : Implémentation et tests	
Introduction	56
1. Environnement	56
2. Le langage C++	56
2.1.Définition	56
2.2.Histoire du C++	57
2.3.Les avantages et inconvénients du langage C++.....	57
2.4.Caractéristiques.....	58
2.5. Les principales utilisations du C++.....	58
2.6.Structure général d'un programme C++.....	58
2.7.Notion de base du C++.....	59
2.8.Les apports du C++ par rapport au C.....	60
3. Environnement Dev C++	60
4. Implémentation	62
5. Interface de l'application.....	63
6. Expérimentation de l'application.....	63
6.1. La base images.....	64
6.2. Images d'apprentissage.....	64
6.3. Résultat de segmentation.....	65
7. Discussion des résultats	67
Conclusion	68
Conclusion générale	69
Bibliographie	70

CHAPITRE 1 :

Figure 0.1 : LA Machine de la radiographique	02
Figure 0.2 : Le scanner IRM	02
Figure 0.3 :L'IRM anatomique	04
Figure 0.4 : L'IRM fonctionnelle	05
Figure0. 5 :L'IRM moléculaire	05
Figure 0.6 : Exemples d'organes visualisés avec la radiologie	06
Figure 0.7 : Illustration de la multi modalité fonctionnelle du cerveau	07
Figure 0.8 : (IM1) la machine de scanner à rayonX, (IMB) le scanner d'un cerveau	08
Figure0.9 : Imagerie par résonance magnétique(IRM).....	08
Figure 10 : Imagerie par Scintigraphie (TEMP, TEP)	09
Figure 11 : Imagerie par l'échographie.....	10
Figure 12 : Les cavités du corps humain par une vue latérale et antérieure	11
Figure 13 : coupe sagittale médiane de l'encéphale.....	12
Figure 14 : Schéma d'un neurone	12
Figure 15 : Le tronc cérébral	13
Figure 16 :L'encéphale=cerveau +tronc cérébrale+cervelet.....	13
Figure 17 : Description micro anatomique représenté la matière blanche et grise	15
Figure 18 : Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau	19
Figure 19 : Différentes structures du cerveau	20
Figure 20 : Structures anatomiques de la matière GRISE	22
Figure 21 : pondération T1	23
Figure 22 : Pondération T2	23
Figure 23 : Pondération T3	23
Figure 24 : Représentation d'une image numérique	24
Figure 25 : Les différentes phases du traitement d'image et leur bure	25

CHAPITRE 2 :

Figure 0.1 : Etape de segmentation d'images.....	25
Figure 0.2 : Illustration de la segmentation	26
Figure 0.3 : Les méthodes de segmentation d'images.....	27

Table des figures

Figure 0.4 : les différentes méthodes d'images par région	27
Figure 0.5 : Le processus classique de détection de contours	30
Figure 0.6 : Principe de la séquentielle	32
Figure 0.7 : Principe de la coopération des résultats	33
Figure 0.8 : Principe de la coopération mutuelle	33
Figure 0.9 : Les méthodes de segmentation par classification	34
Figure 10 : Structure d'un neurone artificiel.....	35
Figure 11 : Segmentation de visage	38
Figure 12 : Segmentation des IRM médicales	38
Figure 13 : Segmentation du mouvement	39

CHAPITRE 3 :

Figure 3.1 : Une démarche pour la combinaison des méthodes de segmentation image ...	44
Figure 3.2 : Axes de modélisation	49
Figure 3.3 : Diagramme des cas d'utilisation	51
Figure 3.4 : Diagramme d'activité "Training"	52
Figure 3.5 : Diagramme d'activité : "Classification Bayesienne"	53
Figure 3.6 : Diagramme d'activité : "Clustering FCM "	54
Figure 3.7 : Diagramme d'activité : " Combinaison"	55

CHAPITRE 4 :

Figure 4.1 : les phases de programmation en langage C++	59
Figure 4.2 : Interface de l'outil de développement Dev-C++	61
Figure 4.3 : Interface principale de l'application	63
Figure 4.4 : Volume IRM	64
Figure 4.5 : Image IRM brute	64
Figure 4.6 : Images d'apprentissages	65
Figure 4.7 : Résultats de segmentation avec artefacts fiable	66
Figure 4.8 : Résultats avec artefacts hauts	67

INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale :

L'imagerie médicale, est devenue ces dernières années, un élément central dans le domaine médical, notamment pour l'établissement du diagnostic, et l'adaptation de la thérapie. L'imagerie médicale implique directement le domaine du traitement d'image et de la reconnaissance de formes. Le traitement d'image est né du besoin d'aide à la décision en utilisant l'information visuelle, à savoir l'image ou la vidéo. La vision intervenant dans un grand nombre d'activités humaines, le champ des applications du traitement d'images est très vaste ; la médecine est un des domaines qui n'a pu échapper à ce souffle numérique que ce soit dans la chirurgie, le Diagnostic, la pratique thérapeutique etc.....

Le but du traitement des images médicales est d'extraire à partir des images acquises, les informations utiles au diagnostic, de révéler des détails difficiles à percevoir à l'œil nu, tout en évitant la création d'artefacts, faussement informatifs.

Pour cela le traitement fait appel à des outils, des algorithmes, qui permettent d'agir sur l'image numérisée. L'un des processus fondamentaux dans la chaîne de traitement d'image est la segmentation. La segmentation est un processus qui permet d'engendrer une description compacte de l'image et donc symbolique plus, exploitable que l'ensemble des pixels cette description va être utilisée dans une prochaine phase de la chaîne de reconnaissance visuelle, afin de bien caractériser l'image et de concevoir des outils permettant de détecter les différentes pathologies du corps humain.

Une des modalités d'imagerie les plus couramment utilisées, à laquelle nous sommes intéressées dans le cadre de ce travail, est l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), qui est devenue un outil indispensable pour tout examen clinique.

Elle présente l'avantage d'être non invasive et permet l'acquisition d'images bi ou tridimensionnelles sur les quelles différents contrastes sont possibles.

Cette modalité permet en outre la réalisation d'études du cerveau aussi bien anatomiques que fonctionnelles.

La segmentation automatique des tissus du cerveau est devenue une étape fondamentale pour ces analyses quantitatives des images dans de nombreuses pathologies cérébrales telles que la maladie d'Alzheimer, la schizophrénie ou la sclérose en plaques. La segmentation consiste à délimiter les tissus cérébraux (matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien). Elle fait partie des grands thèmes de recherches. Une multitude de méthodes de segmentation sont proposées dans la littérature mais il n'est pas aisé de choisir une meilleure technique pour la segmentation d'une image.

Les méthodes de segmentation peuvent être classées selon le but à atteindre. Il existe des méthodes qui déterminent des régions dans l'image et d'autres qui cherchent à déterminer les frontières de ces dernières et des méthodes qui s'attachent à déterminer des procédures permettant d'associer une classe à un objet (individu) dites méthodes par classification.

Les techniques de classification dites non supervisées issues de l'intelligence artificielle et de la logique floue (Fuzzy logic), des probabilités et des statistiques, connaissent un très grand succès, proportionnel aux flux de données de plus en plus importants.

Dans ce travail, nous nous intéresserons essentiellement à la segmentation par classification, où nous procédons par la combinaison de méthodes de segmentation par intégration des résultats. L'objectif est de pallier aux inconvénients de certaines méthodes en

Faisant recours aux avantages de l'autre. Il est évident que quand on applique deux méthodes de segmentation à une même image, et en considérant les spécificités de chaque méthode, il est toujours possible de combiner les deux méthodes par intégration de leurs résultats respectifs, et arriver à la fin à une segmentation meilleure. Sur ce, nous avons proposé dans ce mémoire un démarche probabiliste pour la combinaison de deux méthodes de segmentation. Il s'agit d'une méthode de segmentation par classification bayésienne, et une méthode de segmentation par l'algorithme du FCM (Fuzzy C-Means), issue de la théorie de la logique floue.

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres, dont le contenu permet au lecteur de cerner l'essentiel de notre travail. Nous entamons dans le **premier chapitre** de traitement et l'interprétation d'images médicales en présentant d'abord l'anatomie humaine, et en particulier l'anatomie cérébrale. Ensuite, quelques généralités dans le domaine d'imagerie médicale, ses composantes principales sont présentées, en expliquons les principes de fonctionnement et les modalités d'acquisition de la modalité IRM.

Le **second chapitre** sera consacré, en grande partie, pour la tâche de segmentation d'image en introduisant quelques notions de base et fondamentaux sur le traitement d'image. Après, nous détaillons les familles de méthodes de segmentation d'image qui ont comme but de réaliser une classification des différents tissus cérébraux. Ces méthodes se divisent en trois grandes catégories : les méthodes orientées contours, les méthodes basées régions et les méthodes par classification. Et enfin, nous finissons par citer quelques travaux dans le domaine de la segmentation d'IRM cérébrale.

Ensuite, nous aborderons dans le **troisième chapitre** notre démarche, qui pourra être considéré comme un Framework général pour la combinaison des méthodes de segmentation d'images médicales avec étiquetages des tissus. Cependant, nous nous limitons dans ce travail aux méthodes de classification et de clustering. Il s'agit respectivement de l'algorithme FCM comme méthode de clustering et du classifieurs bayésien naïf comme méthode de classification.

Dans le **dernier chapitre**, nous commençons par introduire la plateforme de développement utilisée pour réaliser notre travail. Nous présentons l'implémentation de la méthode proposée pour l'intégration des résultats de segmentation. Nous présentons également quelques résultats expérimentaux, où nous montrons à travers, la performance de la coopération des deux méthodes selon les artéfacts qui caractérisent l'image IRM, à savoir le niveau de bruit et l'inhomogénéité du champ magnétique.

Enfin, une **conclusion** générale permet résumer le travail réalisé, tracer quelques une de ses perspectives

CHAPITRE 01

Imagerie médicale

Introduction :

L'imagerie médicale est une discipline qui joue un rôle essentiel au service des autres spécialités médicales dans l'établissement des diagnostics.

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images sur la base de plusieurs phénomènes physiques tels que la résonance magnétique la radioactivité, la réflexion d'ondes - ultrasons, etc...

La segmentation est le cœur d'un système d'analyse automatique d'images. Elle intervient dans de nombreuses applications importantes, comme l'indexation d'une base de données d'images.

Dans ce chapitre, nous commencerons d'une part par la présentation de l'imagerie médicale et son principe de manière générale puis, l'IRM de façon particulière et d'autre part, nous présenterons un survol concernant les techniques existantes de la segmentation en donnant leur fonctionnement général.

PARTIE I / " Imagerie Médicale "

1. Définition

L'imagerie médicale est un ensemble d'images du corps humain obtenues à l'aide de différents phénomènes physiques tels que la résonance magnétique, les ultra-sons, les rayons gamma et plusieurs autres effets employés selon l'objectif. Toutes ces techniques offrent des images tridimensionnelles du corps humain. Les tissus, les organes, leurs mouvements, les cellules et presque toute l'anatomie peuvent être visualisés sur un écran informatique. Le métabolisme du corps humain n'a presque plus de secret et l'imagerie médicale peut même intervenir dans l'imagerie physiologique qui est celle des terminaisons nerveuses et du cerveau. Cette technologie permet des interventions chirurgicales complexes et délicates, lesquelles ne pouvaient avoir lieu auparavant notamment, dans le cas d'angiologie (veines ou vaisseaux bloqués). On peut maintenant pratiquer une angioplastie grâce à l'imagerie médicale.

Il existe plusieurs types d'imageries médicales qui sont plus ou moins adaptées en fonction des zones à étudier :

- La radiographie, enregistre sur un film photographique l'image projetée de transparence aux rayons X d'une région anatomique.
- L'échographie, dérivée du principe du sonar, a été introduite en médecine dans les années 1950.

Cette méthode utilise l'émission et la réflexion des ultrasons pour produire des images. Elle étudie essentiellement les organes pleins de l'abdomen, le cœur et tous les organes non masqués par le squelette ou par les gaz.



Figure 0.1: La machine de la radiographique

- L'imagerie par résonance magnétique (I.R.M.) est l'application à l'imagerie médicale, dans les années 1970, du phénomène de résonance magnétique nucléaire (R.M.N). Elle permet l'acquisition d'images en coupes, dans tous les plans de l'espace.
- Le scanner ou tomodensitométrie est une technique d'imagerie médicale qui permet d'étudier différentes parties du corps humain, comme notamment le cerveau, la cage thoracique, l'abdomen ou bien encore les os. Le scanner permet de rechercher des anomalies qui ne sont pas visibles sur des radiographies de bases ou encore sur l'échographie [01].



Figure 0.1: Le Scanner IRM

2. Historique

En Novembre 1895 à Würzburg (Allemagne), Wilhelm Conrad Röntgen travaille sur les rayons cathodiques (tube de Crookes) Afin de ne pas être dérangé par la lumière émise par le tube cathodique, il l'entoure de carton noir dans une chambre noire.

Röntgen observe qu'un écran en carton recouvert de platino-cyanure de baryum, situé en face du tube, devient fluorescent et en déduit que le verre du tube émet un rayonnement invisible capable d'impressionner une plaque photographique et ce jusqu'à une distance de deux mètres. Il montre aussi que ces rayons invisibles et pénétrants, qu'il nomme X, du nom de l'inconnu algébrique habituel x , causent la fluorescence de divers matériaux et qu'ils sont d'autant plus absorbés que les éléments ont un numéro atomique élevé. Le phénomène de fluorescence s'arrête dès que le courant est coupé.

- En Décembre 1895 : publie « Über eine neue Art von Strahlen » bulletin de la Société physico-chimique de Wurtzbourg. 4 conclusions :

- Les rayons X sont absorbés par la matière : l'absorption est fonction de la masse atomique des atomes absorbants.

- Les rayons X sont diffusés par la matière : c'est le rayonnement de fluorescence.

- Les rayons X impressionnent la plaque photographique.

- Les rayons X déchargent les corps chargés électriquement [03].

➤ En 1897, Antoine Béclère, pédiatre et clinicien réputé, créa à ses frais, le premier Laboratoire Hospitalier de Radiologie. Tout le monde voulait faire photographier son squelette.

•1915 : Propagation des ultrasons (SONAR) ;

•1955: Première échographie par Edler ;

•1945: Découverte de la résonance nucléaire par Purcell et Bloch ;

•1973: Première image IRM d'un animal par Lauterbur [01].

3. Principe

L'imagerie médicale est l'ensemble des moyens d'acquisition et de restitution d'images à partir de différents phénomènes physiques (absorption des rayons X, radioactivité, réflexion d'ondes ultrasons, résonance magnétique, ...).

Obtenir une représentation visuelle d'informations médicales: signaux 1D, images 2D, images 3D ; images 4D, etc...

L'image obtenue est traitée informatiquement pour aboutir à une représentation visuelle d'une information médicale :

- Une reconstruction dans l'espace d'un organe ou d'un tissu.
- Un film montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps.
- Une imagerie quantitative représentant des valeurs mesurées pour certains paramètres biologiques dans un organe donné.
- Une représentation multimodale issue de la combinaison de plusieurs données au sein d'un même document [02].

4. Types d'imageries : on distingue (03) types (complémentaires) :

4.1 Imagerie Morphologique ou Anatomique :

L'imagerie anatomique (ou structurelle) permet d'observer les différentes parties de l'anatomie cérébrale. Elle peut ainsi permettre d'étudier la taille des différentes structures, leur volume, leur localisation. Elle permet aussi d'évaluer la présence d'une éventuelle lésion. Chaque technique explore le cerveau de façon différente et peut s'utiliser seule ou en complément d'une ou de plusieurs autres techniques [03].

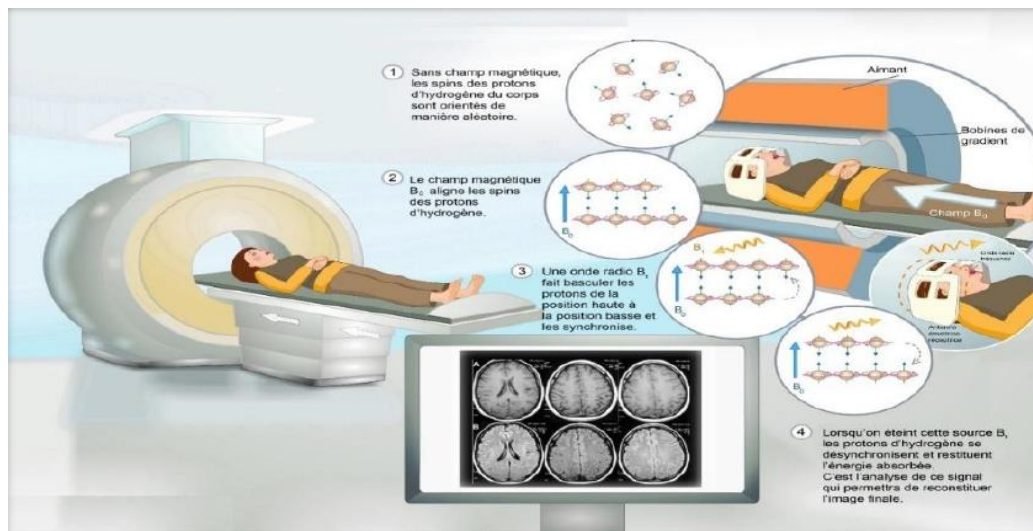


Figure 0.2:L'IRM anatomique

4.2 Imagerie Fonctionnelle :

L'imagerie fonctionnelle permet d'étudier l'activité cérébrale, et donc de mettre en évidence des mécanismes du fonctionnement cérébral. Si elle a ouvert des perspectives totalement nouvelles en recherche fondamentale sur le fonctionnement du cerveau, elle a aussi révolutionné le diagnostic et les interventions cliniques. Les informations

Fonctionnelles sont en effet indispensables en l'absence d'anomalie anatomique, ou pour statuer sur l'état pathologique d'une anomalie anatomique. Elle facilite aussi le planning

opérateur en neurochirurgie, pour localiser des zones à préserver lors d'opérations et maintenir chez le patient telle ou telle fonction [04].

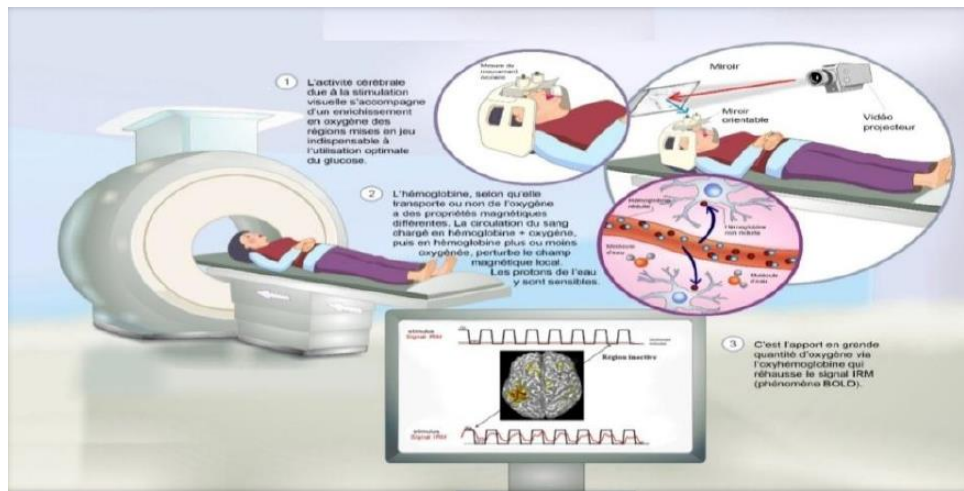


Figure 0.3: L'IRM fonctionnelle

4.3 Imagerie Moléculaire

Complémentaire de l'imagerie anatomique qui ne visualise que la structure des tissus ou des organes, l'imagerie moléculaire étudie directement le rôle des molécules dans le fonctionnement des cellules en utilisant les techniques des radioéléments mais également les procédés optiques, magnétiques ou acoustiques.

L'imagerie moléculaire accède aux mécanismes intimes de la cellule, permettant d'en déceler précocement les dysfonctionnements, y compris au niveau du génome [05].

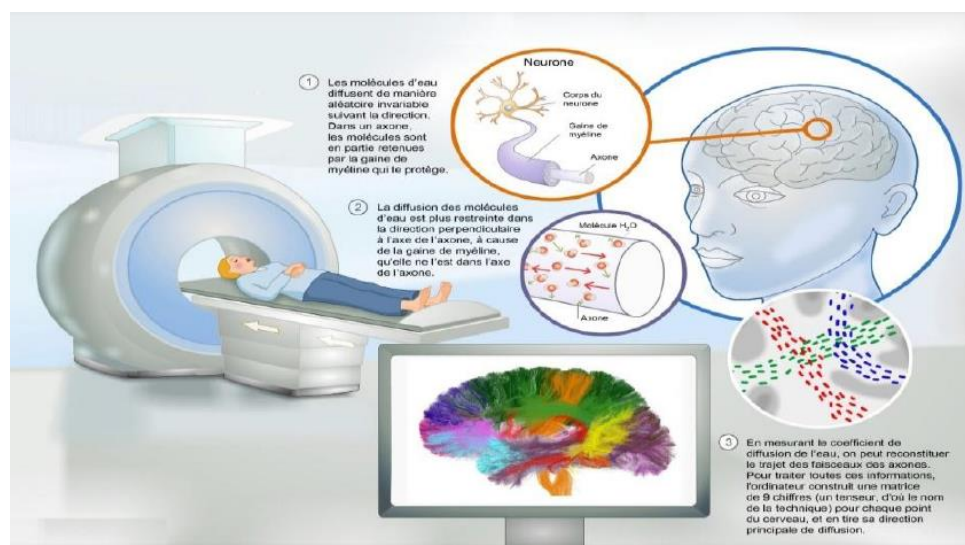


Figure 0.4: L'IRM moléculaire

5. Radiologie

La radiographie est une technique d'imagerie qui vise à visualiser un organe ou une partie du corps sur une pellicule photosensible. Réalisée par un radiologue en hôpital, elle utilise les rayons X. Cet examen permet de visualiser la plupart des organes. Radiologie osseuse, articulaire ou rachidienne, radiologie pulmonaire, urinaire ou encore digestive, ASP (pour Abdomen sans préparation)... ses champs d'application sont multiples. L'image 0.5 montre quelques exemples de la radiologie. [06]



Figure 0.5 : Exemples d'organes visualisés avec la radiologie

6. Modalités d'acquisition d'Images Médicales

De nos jours, grâce aux nouvelles techniques d'imagerie, les procédés de Traitement se sont modernisés, le diagnostic est devenu plus précis et la qualité des soins est désormais meilleure. Loin des pratiques traditionnelles, aujourd'hui, les radiologues, à l'aide des techniques tomographiques, peuvent diagnostiquer et traiter de façon quasiment non invasive. [07]

De ces modalités d'acquisition, on distingue celles qui fournissent des propriétés structurelles (morphologiques) de la zone étudiée (IRM, TDM, RX...), de Celles qui restituent des aspects fonctionnels (TEP, TEMP, IRMf, MEG,...) Plusieurs modalités sont parfois utilisées pour effectuer un seul diagnostic.

Pour certaines anomalies, le radiologue doit, à la fois, étudier l'aspect structurel et fonctionnel d'une zone d'intérêt.

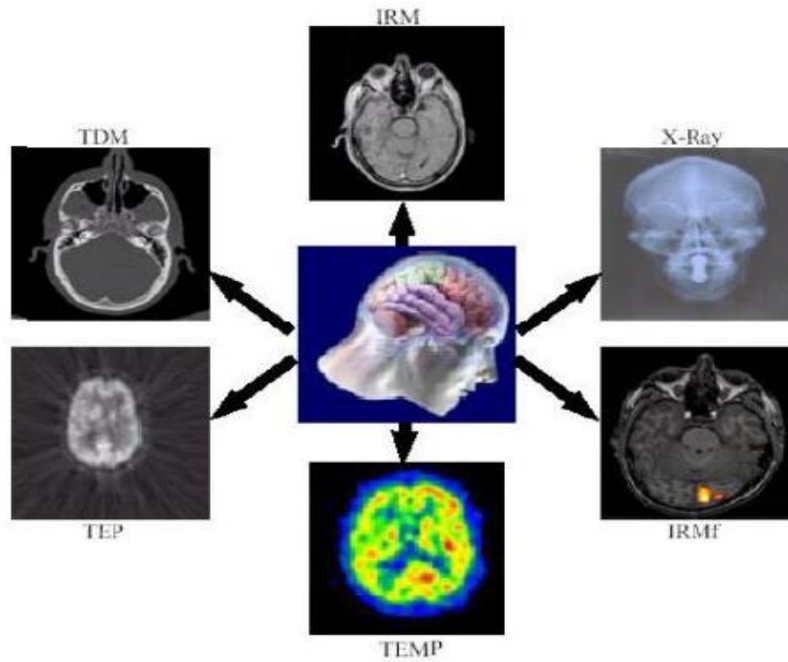


Figure0.6: Illustration de la multi modalité fonctionnelle du cerveau

6.1. Principales Modalités d’Imagerie médicale

6.1.1. Tomodensitomètre X (Scanner)

Le scanner, également appelé tomographie axial assisté par ordinateur (TAO), est un dispositif de radiographie associant rayons X et traitement informatique, permettant d’obtenir une image des plans de coupe d’un objet, en particulier du corps humain, par des mesures de densité. Inventé par le Britannique Godfrey Hounsfield dans les années 1970, le scanographe appelé également Scanner en raison de L’analyse par balayage qu’il effectue (scanning en l’anglais) reconstitue l’image du corps en mesurant la densité des rayonnements X à travers le corps humain sous différents angles (tomodensitométrie). [07]

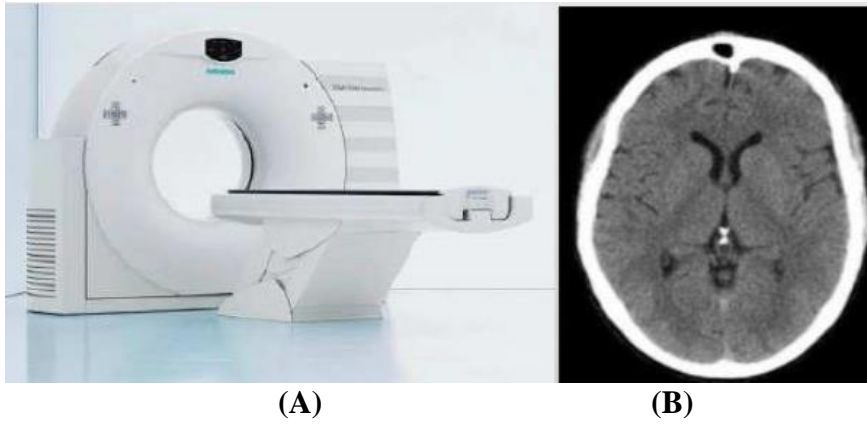


Figure0.7:Image (a) la machine de scanner à rayon X, image (b) le scanner d'un cerveau

6.1.2. Imagerie par Résonance Magnétique(IRM)

L'IRM est une technique de diagnostic médical puissante qui fournit des Images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique.

L'IRM est une technique radiologique récente, non invasive et sans effets secondaires connus, basée sur le phénomène physique de résonance magnétique nucléaire. Il s'agit simplement d'observer la résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons de l'eau contenus dans l'organisme, l'organisme, c'est à dire la réponse des noyaux soumis à un champ magnétique extérieur et à une excitation électromagnétique. [08]



Figure0.8:Imagerie par résonance magnétique (IRM).).

Image (a) la machine d'IRM, image (b) exemple d'image IRM.

6.1.3. Scintigraphies (médecine nucléaire)

La tomographie par émission de positons (TEP) est une méthode d'imagerie médicale qui permet de mesurer en trois dimensions l'activité métabolique d'un organe. Elle utilise une méthode similaire à la scintigraphie. En effet, on lie une molécule présente dans le corps à un isotope radioactif : un traceur. Lorsque le traceur rencontre la molécule, un rayonnement gamma est émis, ce rayonnement est capté par une caméra spécialisée qui, à l'aide d'un système informatique, reconstruit une image. [09]

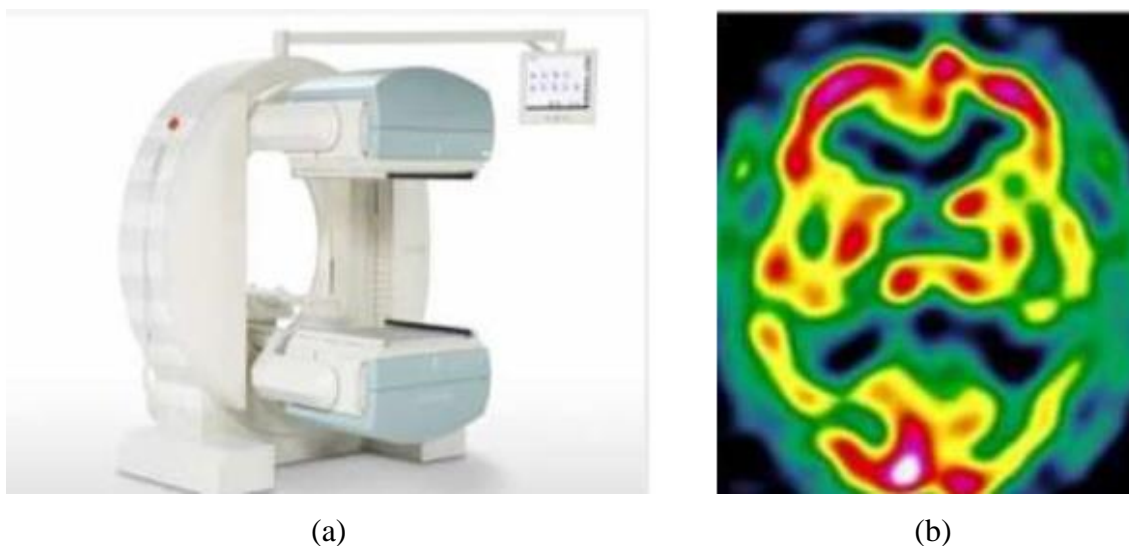


Figure 9:Imagerie par Scintigraphie (TEMP, TEP).Image (a) la machine utilisée, Image (b) exemple d'image.

6.1.4. Echographie

L'échographie, est une technique d'imagerie médicale anatomique de visualisation d'organes dérivée du principe du sonar, a été introduite en médecine dans les années 1950, Cette méthode utilise l'émission et la réflexion des ultrasons, C'est-à-dire des ondes sonores imperceptibles à l'oreille (sons à haute fréquence), pour produire des images.

Le principe de l'échographie est d'envoyer ces ondes vers l'organe à observer, en utilisant une sonde posée sur la peau ou introduite dans une cavité naturelle : les ultrasons, qui ont une vitesse constante, sont réfléchis par les tissus qu'elles rencontrent et reviennent vers la sonde émettrice. [10]



(a)



(b)

Figure 10:Imagerie par l'échographie. Image (a) la machine d'échographie, Image (b) exemple d'image échographie.

7. Anatomie

7.1. Anatomie humain

7.1.1. Définition

Le mot anatomie vient du grec " tomein " qui signifie " couper " et " ana " qui signifie " de bas en haut ". L'anatomie est la science qui a pour objet l'étude et la connaissance des parties qui composent les organismes vivants, de leur forme, de leurs dimensions, de leurs rapports, de leur structure]. L'anatomie humaine est la branche de la science qui vise à étudier et décrire la structure du corps humain, de ses organes dans toutes ses composantes et selon différentes régions : la tête et le cou, la région dorsale et le système nerveux central, le thorax, l'abdomen, le bassin, les membres, et de leur position (anatomie topographique), leurs fonctions, et leurs formes [11].

7.1.2. Le corps humain

Le corps humain est un ensemble d'organes complexes, de tissus et de cellules, il Comporte une tête portée par le cou, un tronc (thorax et abdomen) s'appuyant sur le bassin, deux membres supérieurs et deux membres inférieurs [12].

➤ Les cavités du corps

- La cavité thoracique (le thorax)
- La cavité abdominale (l'abdomen)
- La cavité cérébrale
- La cavité médullaire [13].

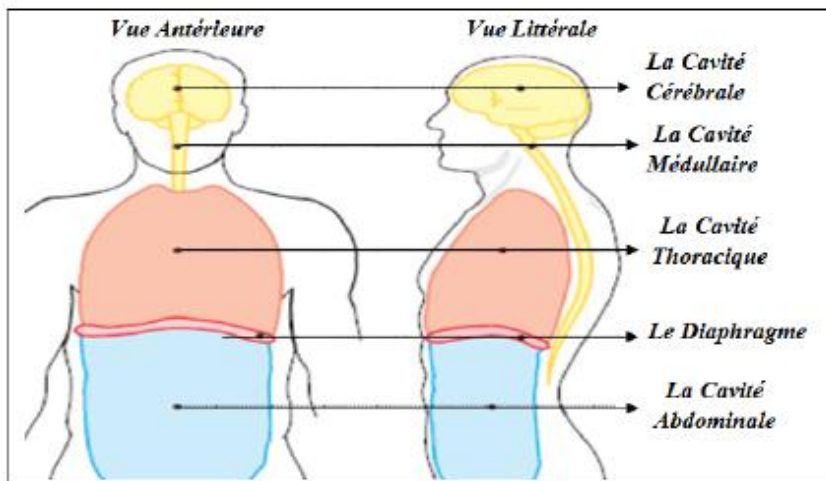


Figure12 : Les cavités du corps humain par une vue latérale et antérieure

7.2. Anatomie cérébrale

L'anatomie du cerveau a été décrite, depuis Leuret et Gratiolet (1859), puis plus précisément dans Gray (1918). C'est ensuite Ludwig et Klinger (1956), puis encore plus récemment Duvernoy (1992) qui affinent sa description anatomique. L'évolution des connaissances et des techniques récentes d'investigations par l'imagerie ont fait de l'exploration de notre cerveau un nouveau challenge du XXIème siècle [14].

Cette partie présente quelques notions élémentaires d'anatomie cérébrale. Elle définit les termes et concepts essentiels qui permettent de mieux comprendre ce que l'on observe avec l'imagerie cérébrale.

7.2.1. L'encéphale

L'encéphale est le centre du système nerveux central contenu dans la boîte crânienne, reposant sur la base du crane entouré par la dure-mère et le liquide cébrospinal. Qui comporte également la moelle épinière.

L'encéphale humain on appelle souvent " cerveau ", mais il s'agit d'un abus de langage. Il comprend le cerveau, le cervelet et le tronc cérébral. Le poids moyen de l'encéphale est de 1400 à 1800 grammes. Il est enveloppé et protégé par des membranes appelées méninges : la dure-mère (la plus externe), l'arachnoïde, et la pie-mère (la plus interne).

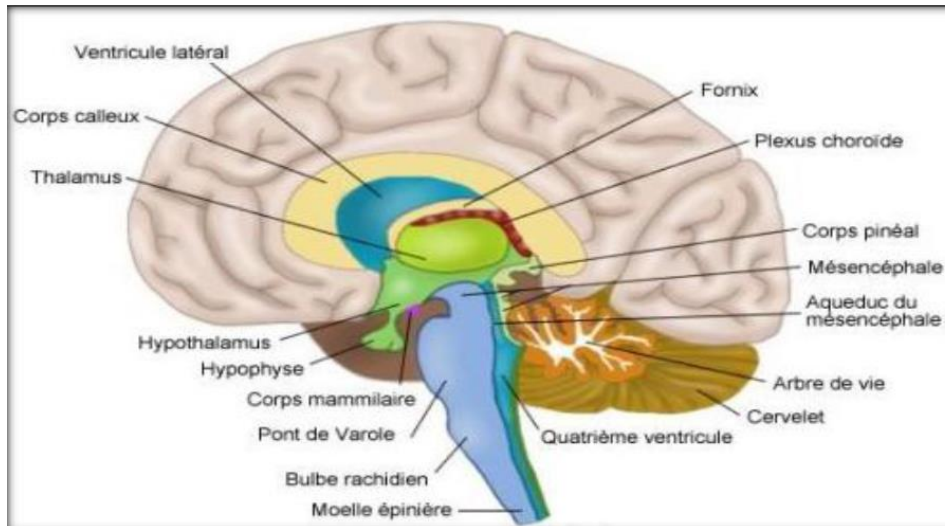


Figure 13 : Coupe sagittale médiane de l'encéphale

7.2.2. Le cerveau

Le cerveau (du latin cerebrum) Occupe la majeure partie de l'encéphale et est divisé en deux hémisphères cérébraux : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche.

La surface du cerveau présente de nombreux replis, avec un grand nombre de circonvolutions limitées par des sillons. Certains sillons plus profonds, les scissures, Permettent de diviser chaque hémisphère en quatre lobes : le lobe frontal, le lobe pariétal, le lobe temporal et le lobe occipital. Chaque lobe comprend des zones bien Précises impliquées dans des fonctions spécifiques (motricité, sensibilité etc.). Le cortex cérébral est la surface extérieure des hémisphères cérébraux. [13]

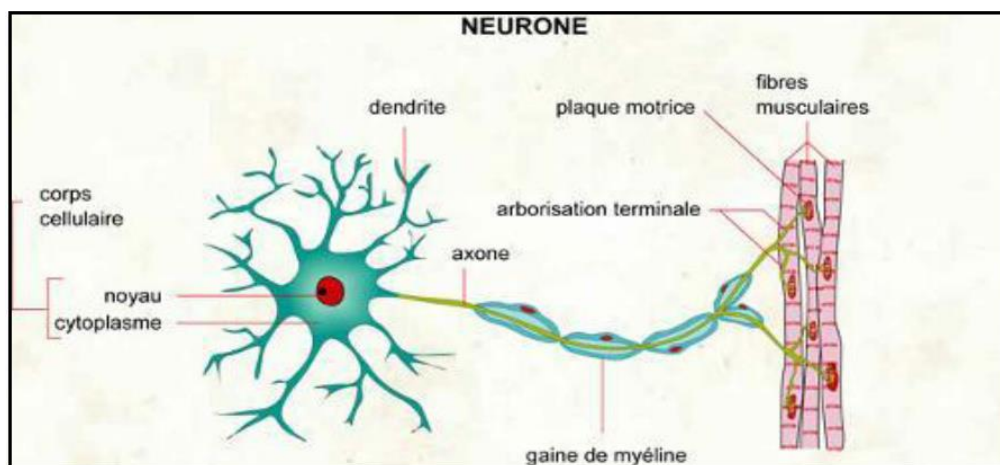


Figure 14: Schéma d'un neurone

7.2.3. Le tronc cérébral

Représente un carrefour majeur du système nerveux central entre le cerveau et Le cervelet. Il est responsable en particulier de la régulation de la respiration et du rythme cardiaque. C'est également un centre de passage des voies motrices et sensibles, ainsi qu'un centre de contrôle de la douleur.

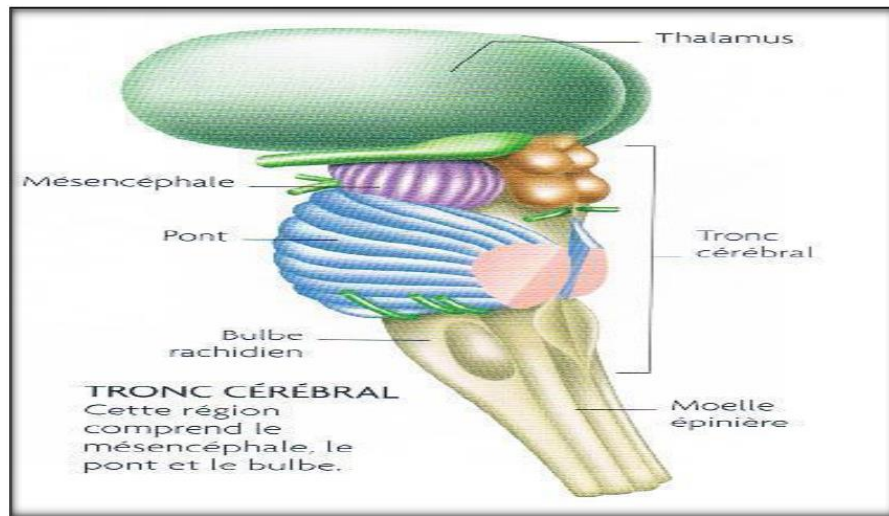


Figure 15 : Le tronc cérébral

7.2.4. Le cervelet

Le cervelet (du latin cerebellum, diminutif de cerebrum) correspondant à la partie de l'encéphale évoquant la forme d'un chou-fleur, est en partie implique dans la coordination des mouvements du corps. Il est situé en parallèle sur deux grandes voies nerveuses : celles qui amènent les messages sensoriels vers les zones du cortex qui en font, l'analyse ; et celles qui partent du cortex et descendent vers les muscles pour les Faire se contracter, la configuration interne du cervelet est comparable à celle du cerveau [15].

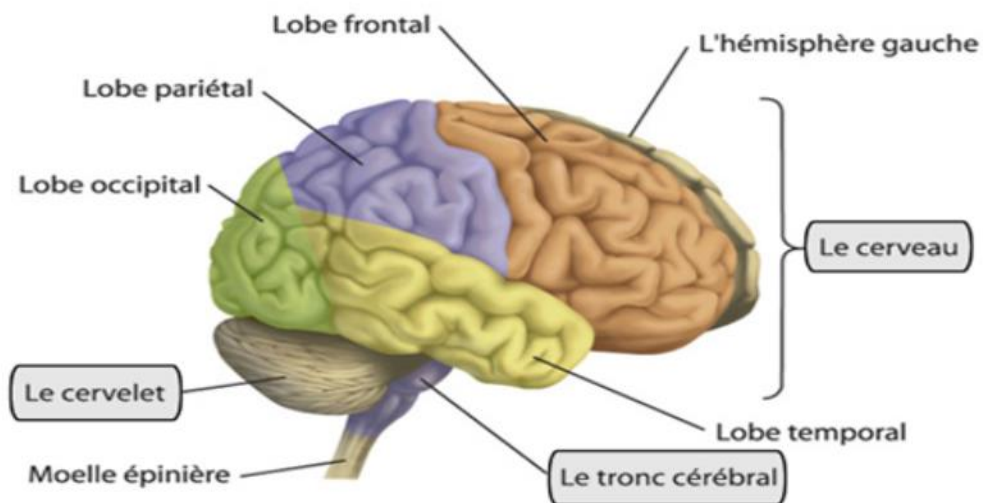


Figure 16 : L'encéphale=cerveau+tronc cérébrale+cervelet

7.2.5. Les tissus du cerveau

Lorsqu'on observe le cerveau, on remarque que ce dernier est principalement constitué d'une substance blanche et une substance grise.

7.2.5.1. La substance grise

On désigne sous le nom de substance grise la partie des tissus du système nerveux central composée essentiellement des corps cellulaires et de l'arbre dendritique des neurones ainsi que certaines cellules gliales. Dans l'encéphale, la substance grise est située en périphérie, c'est-à-dire autour de la substance blanche [16].

7.2.5.2. La substance blanche

La substance blanche contient les axones qui sont les prolongements des neurones. Ces prolongements particulièrement sont entourés d'une gaine de myéline et de cellules de nature non nerveuse participant à la structure du tissu interstitiel neuronal : la névroglie. Le rôle de la substance blanche est d'assurer la conduction de l'influx nerveux [17].

7.2.5.3. Le liquide céphalo rachidien

Le liquide cérébro-spinal (LCS) ou encore liquide céphalo-rachidien (LCR) est un liquide transparent dans lequel baignent le cerveau et la moelle épinière. Il est contenu dans les méninges, plus précisément entre la pie-mère (qui recouvre le système nerveux central) et l'arachnoïde (qui tapisse le versant interne de la dure-mère).

C'est également le liquide qui circule dans les quatre ventricules cérébraux, à l'intérieur du cerveau, et dans le canal central de la moelle épinière, il est constitué de 99 % d'eau. Le liquide céphalo-rachidien absorbe et amortit les mouvements ou les chocs qui risqueraient d'endommager le cerveau [18].

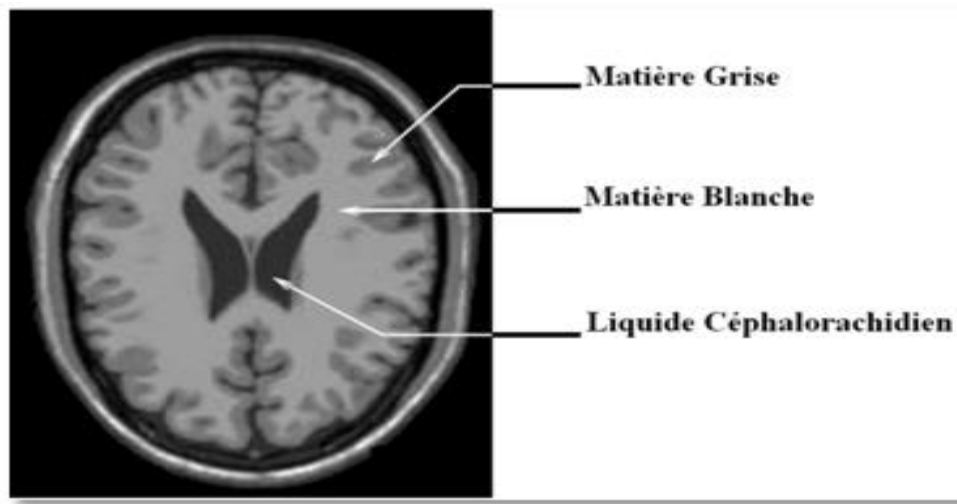


Figure 17 : description micro anatomique représenté la matière blanche, la matière grise et le Liquide Céphalo-Rachidien du cerveau.

7.2.6. Observation du cerveau

Le cerveau peut être observé par des coupes bidimensionnelles selon plusieurs angles de vue. Il existe principalement trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes axiale, sagittale et frontale [19].

➤ **Coupe axiale (ou transverse)**

cette coupe représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique.

➤ **Coupe sagittale**

cette coupe est relative à un plan parallèle au plan inter hémisphérique. Il s'agit de vues latérales du cerveau.

➤ **Coupe frontale (ou coronale)**

cette coupe est une vue de face du cerveau.

Elle est acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiale et sagittale.



Figure 18 : Les trois axes de coupe pour la visualisation du cerveau.

PARTIE II / " Imagerie Par Résonance Magnétique"

1. Définition (IRM)

L'IRM ou Imagerie par résonance magnétique est l'une des techniques d'imagerie médicale les plus récentes. Elle permet de visualiser avec une grande précision les organes et tissus mous, dans différents plans de l'espace. Il est ainsi possible de déterminer la position exacte de lésions autrement invisibles. Réalisé sous la direction d'un médecin radiologue, cet examen ne provoque aucune irradiation. Il ne fait appel en effet, qu'aux propriétés des champs magnétiques.[20]

2. Principe de l'IRM

L'IRM est une technique de diagnostic médical fournissant des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique. Cette technique récente et non invasive, est basée sur le phénomène physique de la résonance magnétique nucléaire. Les premiers développements en Imagerie par Résonance Magnétique datent des années 1973. Les premières images chez l'homme ont été réalisées en 1979. Aujourd'hui, l'IRM est devenue une technique majeure de l'imagerie médicale moderne. Le principe de l'IRM repose sur la propriété de certains atomes à entrer en résonance dans certaines conditions. C'est le cas de l'atome d'hydrogène (H) qui est un des deux constituants de la molécule d'eau (H₂O) que l'on trouve en grande quantité dans le corps humain (entre 60 et 75%). De plus, la quantité d'eau varie d'un tissu à

l'autre, mais aussi à l'intérieur d'un même tissu selon son état physiologique, ce qui est utilisé pour établir une cartographie du corps humain et de ses pathologies. Lorsque les atomes d'hydrogène entrent en résonance sous l'action d'un champ magnétique, ils absorbent de l'énergie : ainsi, plus la concentration en eau du milieu est élevée, plus il y a absorption d'énergie.[21]

3. Déroulement de l'IRM

L'appareil comporte un aimant de grande puissance, d'où le terme " magnétique ". La technique consiste à faire vibrer les noyaux d'hydrogène qui composent les tissus de l'organisme. Ces noyaux renferment en effet des protons qui vont agir comme autant de petits aimants. En vibrant, ils émettent des signaux qui vont être captés par une antenne puis être transformés en images. Dans la salle d'examen, le patient est allongé sur un lit. L'antenne est alors disposée sur la zone à examiner, puis le lit glisse doucement dans le tunnel de l'appareil. L'examen dure généralement de 15 à 20 minutes. [22]

4. Utilisation de l'IRM

Les examens d'IRM sont effectués lorsqu'un médecin soupçonne un problème médical difficilement détectable par un examen physique courant. Ils sont non invasifs, ce qui signifie qu'aucune procédure chirurgicale n'est nécessaire à la visualisation des systèmes de votre corps. L'IRM est aussi utilisée pour obtenir des données diagnostiques spécifiques que les autres technologies, comme l'échographie, la radiographie et la tomodensitométrie n'ont pas pu fournir. [23]

5. Application à l'imagerie médicale

L'IRM classique ne s'intéresse exclusivement qu'au proton de l'eau $1H$, très abondant dans le corps humain. Les autres protons n'existant qu'en très faible proportion dans les milieux biologiques, sont cependant parfois étudiés dans le domaine de la recherche, nécessitant une chaîne radiofréquence adaptée à leur fréquence de résonance.

5.1. Angio-IRM

"L'angio-IRM" ou "ARM" est une technique d'imagerie qui n'utilise pas les rayons X, mais l'influence des champs magnétiques sur les différents tissus. Afin de visualiser les artères, une injection intraveineuse est nécessaire, le produit de contraste utilisé est à base de Gadolinium qui est généralement bien toléré. [24]

5.2. IRM Cardiaque

L'IRM-Cardiaque est une méthode récente permettant d'obtenir des images dynamiques du cœur. Il y a encore quelques années, seules des images statiques étaient produites. Grâce aux progrès technologiques, il est actuellement possible d'examiner un organe pulsatile comme le cœur. [25]

5.3. IRM Fonctionnelle (IRMF)

L'IRM-Fonctionnelle (IRMF) est une imagerie indirecte de l'activité cérébrale, basée sur la détection des variations locales de flux et d'oxygénation du sang secondaires à l'activité neuronale. Elle permet l'étude en totale innocuité de l'organisation fonctionnelle du cerveau normal et pathologique. Chaque étude repose sur la comparaison de plusieurs états d'activité différents. L'imagerie Echo-Planar est la technique de choix car elle permet d'explorer le cerveau entier à une cadence rapide.

L'IRMF est en train de devenir un outil essentiel dans le bilan neuro-fonctionnel de nombreux patients neurochirurgicaux, ainsi qu'une méthode unique pour étudier le fonctionnement cérébral normal chez l'adulte et l'enfant. [26]

5.4. IRM Paramétrique

Cette méthode consiste à mesurer par "IRM" des paramètres hémodynamiques ou de perméabilité des vaisseaux capillaires, dont les calculs dérivent d'un modèle mathématique appliqué aux données d'imagerie obtenues dans des conditions

particulières. En général, il s'agit de séquences dites dynamiques car avec une résolution temporelle élevée, permettant de suivre l'évolution de l'intensité de signal après injection d'un produit de contraste paramagnétique. Cette méthode permet de calculer le flux et le volume sanguin d'un tissu, ainsi que la perméabilité des capillaires (micro-vaisseaux) de ce tissu.

5.5.Imagerie du Tenseur de Diffusion

L'imagerie de diffusion s'intéresse aux micromouvements : (aléatoires, de type browniens) des molécules d'eau à l'intérieur des tissus ; elle utilise des gradients de champ magnétique pour calculer en chaque point la distribution de probabilité de la diffusion des molécules d'eau. Or, selon leur nature, les milieux présentent des propriétés de diffusion différentes. [27]

5.6.Spectroscopie RMN

"RMN" signifie Résonance Magnétique Nucléaire : est basée sur les propriétés magnétiques de certains noyaux atomiques, il s'agit d'une technique d'analyse qui permet de déterminer la structure d'une molécule organique. [28]

Il existe plusieurs types de "RMN" qui s'appliquent à différents noyaux d'atome mais la RMN du proton se limite à l'étude des noyaux d'atomes d'hydrogène qui sont Désignés sous le terme de "proton" car ils sont constitués d'un seul et unique proton.

6. IRM Structurelle

L'imagerie médicale conventionnelle, également appelée anatomique ou structurelle le plus souvent utilisée en médecine, regroupe la radiologie traditionnelle dite radiologie (X), le scanner ou Tomodensitométrie X (TDM), l'Echographie, et l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Ces techniques permettent d'obtenir des informations sur la STRUCTURE des organes, leur forme, leurs limites et dans certains cas, leur contenu (structures osseuses, calculs vésicaux). [29]

Dans le cerveau humain, on peut distinguer (03) matières : matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien.

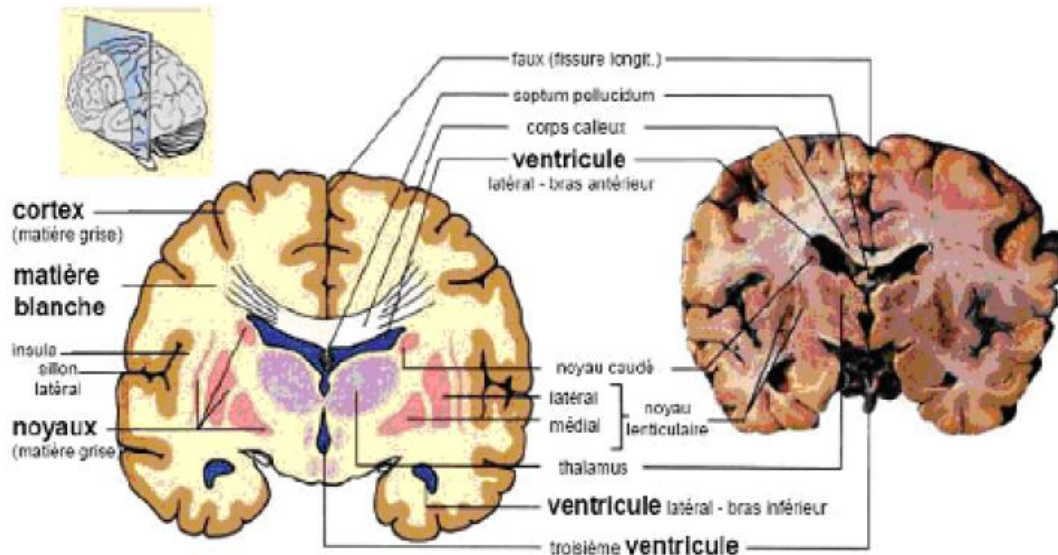


Figure 19 : Différentes structures du cerveau

6.1. Matière Blanche

La substance blanche est un tissu de couleur blanchâtre qui fait partie du système nerveux central. Située dans le cerveau et la moelle épinière, elle est constituée d'axones (les prolongements des neurones qui transportent les signaux électriques jusqu'aux zones synaptiques) et de la névroglie (tissu qui soutient les cellules nerveuses). [29]

6.1.1 Rôle

Le rôle de la substance blanche est d'assurer la bonne circulation des informations dans le système nerveux. Certaines maladies sont associées à des lésions de la substance blanche, comme la sclérose en plaques.

6.1.2 Composition

La substance blanche est composée de fibres nerveuses, des axones myélinisés et non-myélinisés regroupés en faisceaux, qui connectent entre elles, différentes aires de la

Substance grise où se situent les corps cellulaires des neurones. Ces fibres transmettent les impulsions nerveuses constituées de potentiels d'action.

6.2. Matière Grise

La substance grise est un tissu du système nerveux central de couleur grisâtre. Elle est localisée dans l'encéphale et la moelle épinière, au fond et à la surface du cerveau. Il s'agit d'une structure complexe composée de cellules nerveuses et non nerveuses, de la névroglie (tissu interstitiel qui protège les cellules). [29]

6.2.1 Composition

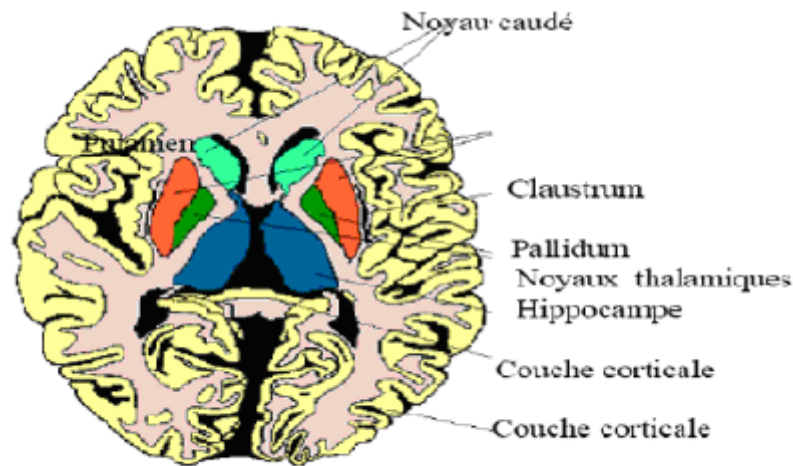


Figure 20 : Structures Anatomiques de la Matière Grise

- ❖ **Le cortex** : Le cortex recouvre la totalité du cerveau. Sa surface est importante car il suit toutes les circonvolutions externes du cerveau, appelées sillons. Son épaisseur est d'environ 2 à 3 millimètres.
- ❖ **Les noyaux de base** : Les noyaux centraux, qui sont avec le cortex les seules structures de substance grise du cerveau sont également formés de corps cellulaires neuroniques mais avec une densité moins importante que dans le cortex.
- ❖ **Le noyau caudé** : En forme de virgule à grosse extrémité, il est presque complètement enroulé autour du thalamus. Il longe à peu près dans toute son étendue le ventricule latéral. On lui distingue trois parties : la tête, le corps et la queue.
- ❖ **Noyau lenticulaire** : Le noyau lenticulaire se situe en dehors du noyau caudé et thalamus. Le noyau lenticulaire se compose du putame (externe), et du pallidum (interne).
- ❖ **Les noyaux du diencéphale** : parmi ces noyaux :
 - ❖ **Le thalamus** : le thalamus est une masse grise qui flanque la cavité du troisième ventricule, aboutissent toutes les sensations avant qu'elles soient projetées vers la conscience.
 - ❖ **L'hypothalamus** : l'hypothalamus est la paroi inférieure du troisième ventricule, se prolonge jusqu'à l'hypophyse.

6.2.2 Rôle

La substance grise a pour rôle de recevoir les messages, d'examiner les informations et de préparer les réponses. Certaines maladies (comme la maladie d'Alzheimer) sont causées par des lésions de la substance grise du cortex.

6.3 Liquide Céphalo-Rachidien

Liquide du système nerveux central, situé dans les méninges et dans les cavités centrales du cerveau. Il joue un rôle de maintien mécanique d'une certaine pression pour protéger le système nerveux des chocs. Le liquide céphalo-rachidien a un volume variable (entre 60 et 150 ml). Il est clair comme de l'eau. [29]

6.3.1 Rôle

Appartenant au système nerveux, le liquide céphalo-rachidien, ou "LCR", est un liquide sécrété puis résorbé sans interruption par l'organisme. Il provient à 80% du flux sanguin et à 20% du liquide cérébral.

7. Différentes pondérations

Parmi tous les paramètres, seuls les paramètres d'acquisition sont modulables et conduisent à l'obtention d'images dites " pondérées en T1 ", " pondérées en T2 " ou encore " pondérées en ρ ". Bien qu'elles ne soient pas uniques, nous nous limitons à la description de ces pondérations correspondant à celles utilisées dans nos travaux.[30]

7.1. Image Pondérée en (T1)

Pour des (TR) de l'ordre de 600 ms, le contraste entre les tissus dépend essentiellement de leur vitesse d'aimantation, donc de (T1). Pour des TE d'environ 20 ms, les différences de décroissance du signal entre les tissus n'ont pas le temps de s'exprimer, rendant le contraste indépendant de (T2). Ainsi, on obtient une image pondérée en (T1) ; où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en liquide céphalo-rachidien, matière grise puis matière blanche. [30]

7.2. Image Pondérée en (T2)

Pour des (TR) de l'ordre de 2 s et des (TE) d'environ 90 ms, la décroissance du signal domine la différence de densité protonique entre tissus. Le signal est alors suffisant pour réaliser une image dite pondérée en (T2) : où les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche, matière grise puis liquide céphalorachidien. [30]

7.3. Image Pondérée en densité de protons (ρ)

Pour un (TR) de l'ordre de 2 s et un (TE) court d'environ 20 ms, la différence de densité protonique entre la matière grise et la matière blanche s'exprime. On obtient une séquence qui reflète la localisation et la concentration des noyaux d'hydrogène des différentes structures. Les tissus sont ordonnés par niveaux de gris croissants en matière blanche, matière grise puis liquide céphalo- rachidien.[30]

- Un (TR) court et un (TE) court donnent une image pondérée T1.
- Un (TR) long et un (TE) long donnent une image pondérée T2.
- Un (TR) long et un (TE) court donnent une image pondérée en densité de proton (DP ou ρ), c'est-à-dire peu influencée par le (T1) comme par le (T2).

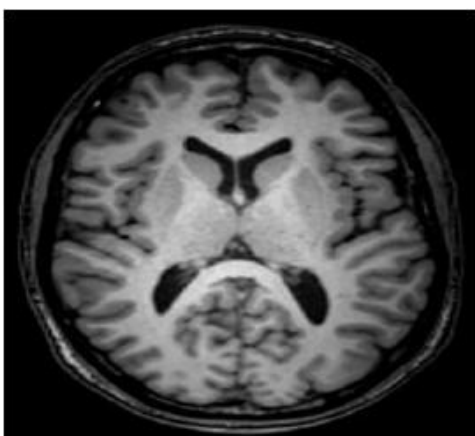


Figure 21: Pondération T1

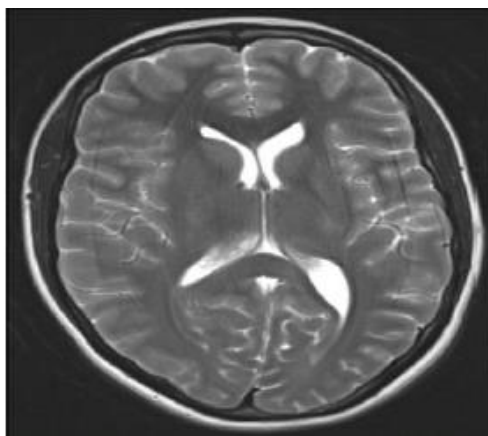


Figure 22: Pondération T2

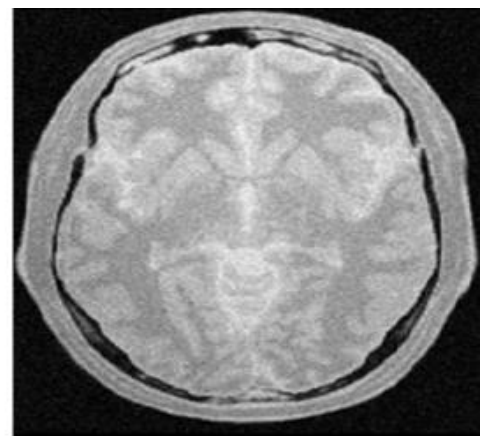


Figure 23: Pondération p

PARTIE III / " Traitement Image"

1. Définition d'un Image

L'image est impliquée dans de nombreux domaines. On peut les différencier selon ce qu'on a au départ, et ce qu'on veut. L'image est la visualisation ultime d'une série de traitements d'une information issue des phénomènes physiques (électromagnétisme, rayonnement, acoustique, ...) utilisés, Il est donc souvent délicat d'y associer une réalité visuelle de type photographique. L'interprétation d'une image est donc à associer à la technique d'imagerie employée. [31][32]

L'image peut-être définie comme une fonction en deux dimensions $f(x, y)$ représentera une fonction d'amplitude (l'intensité ou niveau de gris) où x et y sont les coordonnées spatiales (variables réelles de position) dans le plan cartésien. Une image peut inclure des sous-images, communément appelées ROI (Régions d'Intérêts, « Région Of Interest » en anglais), ou simplement **régions**. [33]

Ce Concept reflète le fait qu'une image contient souvent une collection d'objets qui définissent autant de zones dans l'image.

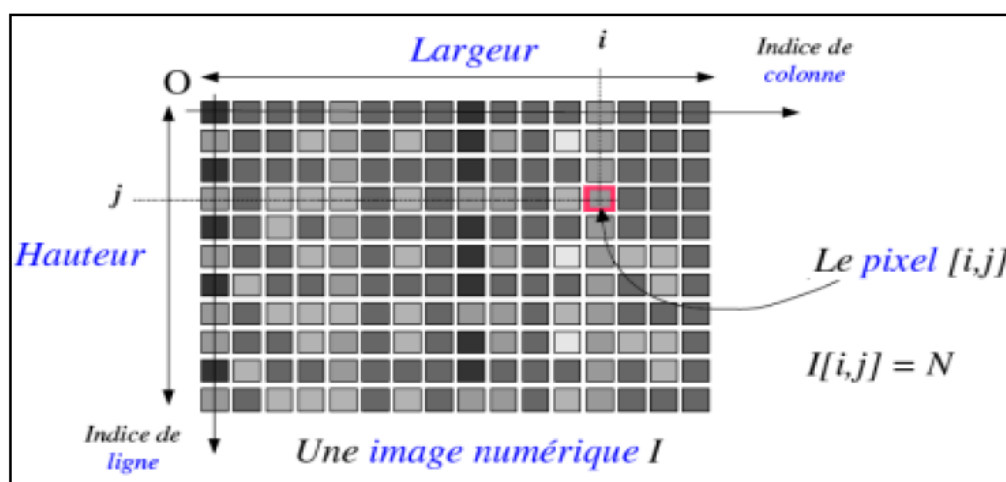


Figure 24 : Représentation d'une image numérique.

2. Définition du traitement

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, c'est l'ensemble des techniques permettant l'interprétation et l'amélioration du contenu d'une image pour en extraire de l'information.

2.1. Les étapes du processus de traitement d'image

Il n'existe pas de méthode de traitement d'images générale à tous les domaines d'application possibles. Il faut en général employer des algorithmes spécifiques. Ces derniers sont souvent des combinaisons de techniques classiques (segmentation, classification, reconnaissance de frontières, etc.). De manière schématique, on peut résumer le processus de traitement d'image en 4 étapes principale présenté dans la figure 25.

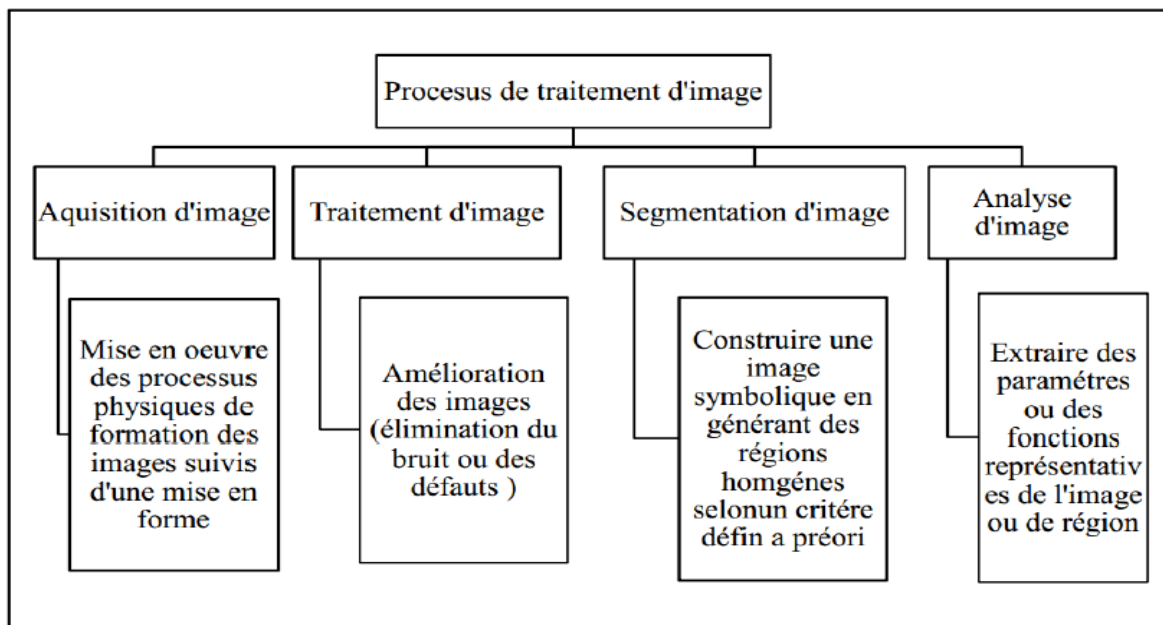


Figure 25 : Les différentes phases du traitement d'image et leur but

Parmi les phases du traitement d'image mentionné nous intéressons à la phase de segmentation qui constitue une étape essentielle en traitement d'image, que nous allons aborder par la suite.

Conclusion

L'évolution de l'imagerie médicale est tributaire de l'évolution technologique, notamment, en physique, en traitement de signal, et en informatique. Elle a donc connu un énorme progrès ces dernières années. Ainsi, le diagnostic médical, et l'efficacité thérapeutique ne cessent de s'améliorer grâce à l'imagerie médicale.

Dans ce chapitre nous avons essayé de présenter en bref l'anatomie du corps humain et particulièrement cérébral, puis on a défini l'imagerie médicale et ces différents types et à la fin nous avons introduit brièvement les différentes modalités d'imageries médicales. Le chapitre suivant (chapitre 2) est consacré aux **Segmentation des images médicales**.

CHAPITRE 02

Segmentation des Images Médicales

Introduction

La segmentation d'images est une étape importante dans le traitement numérique des images. La segmentation est une opération qui a pour objectif la description de l'information contenue dans l'image en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable. Cependant, il est difficile de définir d'une manière absolue, une „bonne“ segmentation

Dans ce chapitre, nous visons à présenter la phase de segmentation d'image, nous commençons par décrire quelques notions de base concernant l'image et le traitement d'image en générale, par la suite nous survolons les méthodes de segmentation d'image Nous terminons le chapitre par la présentation de quelques travaux ayant traité de la segmentation d'IRM cérébrales.

1. Segmentation Images

1.1. Définition de la segmentation images

La segmentation est l'opération qui consiste à regrouper les individus d'une population en un nombre limité de groupes, les segments (ou clusters, ou partitions), lesquels ont deux propriétés : D'une part, ils ne sont pas prédéfinis mais découverts automatiquement au cours de l'opération. D'autre part, les segments regroupent les individus ayant des caractéristiques similaires et séparent les individus ayant des caractéristiques différentes (homogénéité interne et hétérogénéité externe).

La segmentation est une étape importante dans le processus d'analyse des images. Elle a pour objectif l'extraction d'indices visuels dans une image. Elle permet de partitionner une image en ensembles de points appelés : "régions homogènes" pour une ou plusieurs caractéristiques (intensité, couleur, texture, ...) et différentes pour au moins une des Caractéristiques des régions voisines. [34]

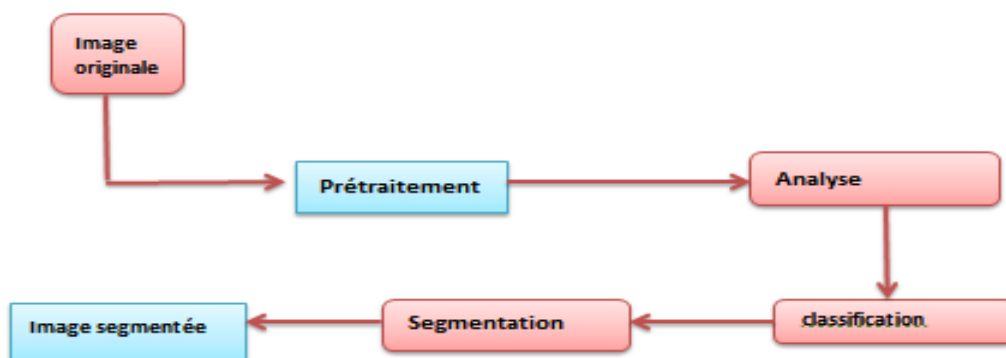


Figure 0.1 : Etape de segmentation d'images

1.2. Objectif de la segmentation

L'objectif de la segmentation est de fournir une interprétation de chaque voxel de l'image en lui attribuant une étiquette. Pour les "IRM" cérébrales anatomiques, on considère généralement deux niveaux de description des données observées.

- Une description de bas niveau, la segmentation des tissus qui vise à décrire la matière contenue dans chaque voxel. L'objectif est alors d'étiqueter l'encéphale selon les trois matières principales décrites : le liquide céphalo-rachidien, la matière grise et la matière blanche.
- Une description de plus haut niveau, la segmentation en structures qui vise à décrire l'appartenance des voxels à une région anatomique connue, parmi celles décrites, par exemple le système ventriculaire, le putamen, le thalamus.

Certaines pathologies entraînent l'apparition de lésions visibles sur une "IRM" cérébrale. On peut alors considérer un troisième niveau de description :

La lésion. La segmentation est au cœur de nombreuses applications, tant dans le domaine clinique que des neurosciences. [35]

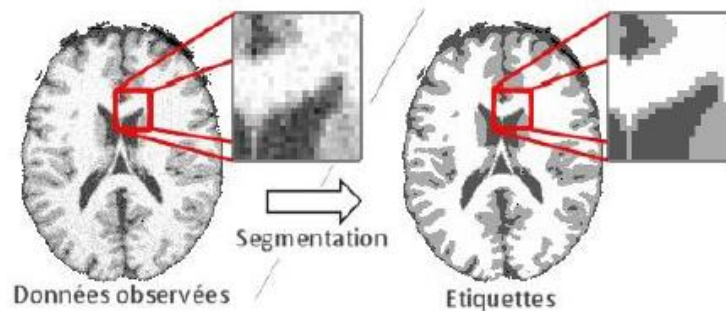


Figure 0.2 : Illustration de la Segmentation

1.3. Les différentes méthodes de segmentation d'image

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. Jusqu'à maintenant, il existe plusieurs méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en quatre principales classes :

1. la segmentation basée sur les régions.
2. la segmentation basée sur les contours.
3. la segmentation basée sur la classification.
4. la segmentation basée sur la coopération entre les différentes approches de segmentation.

Comme on a mentionné précédemment qu'il y a plusieurs approches de la segmentation, dans cette partie on va détailler ces approches.

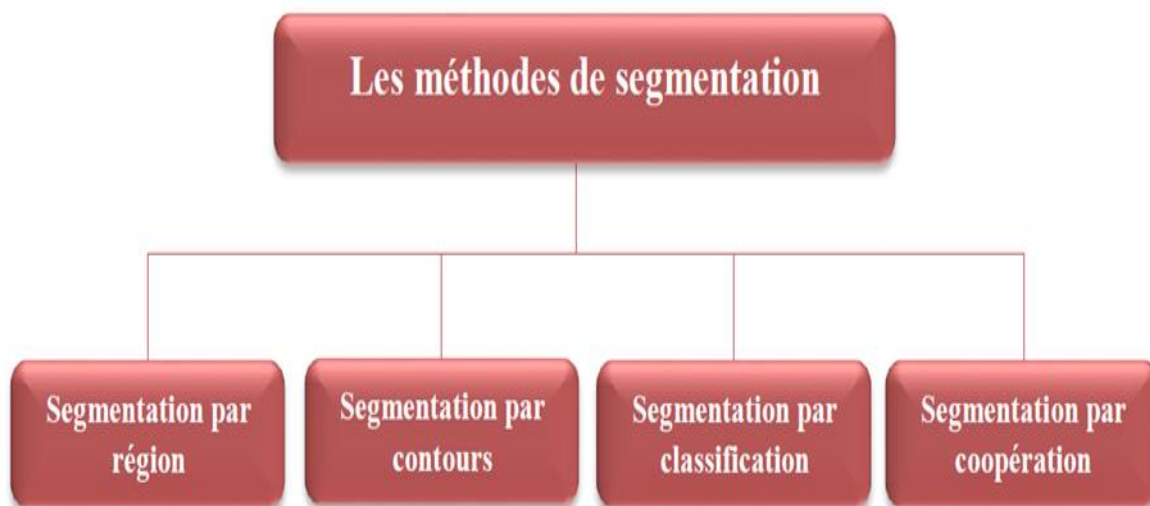


Figure 0.3 : Les méthodes de segmentation d'image.

1.3.1. Approche de segmentation par région :

La segmentation en régions vise à détecter les régions contenues dans l'image. On appellera segmentation en régions la tâche qui consiste à cataloguer chaque pixel comme appartenant à un certain groupe de pixels, comme il est présenté dans la (Figure 0.4).

Dans cette approche on distingue les méthodes par décomposition/fusion et par la croissance de région et ainsi de suite. [36]

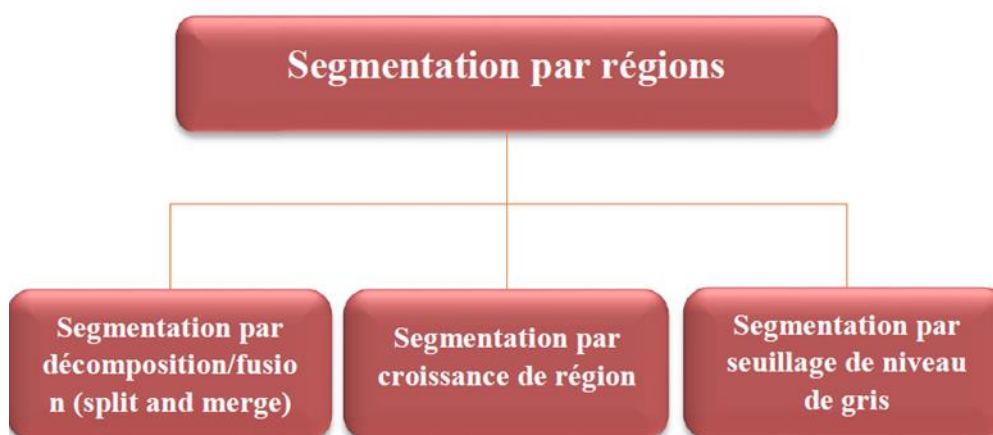


Figure 0.4: Les différentes méthodes de segmentation d'image par région

1.3.1.1. Segmentation par décomposition /fusion (split and marge) :

Cette technique enchaîne le découpage itératif et fin de l'image jusqu'à avoir des blocs contenant exclusivement des pixels similaires et puis la fusion des régions adjacentes selon un critère d'homogénéité. Ces deux phases enchaînées sont nécessaires afin de garantir que les régions obtenues soient à la fois homogènes et également les plus grandes possibles [37].

➤ La décomposition

Principe :

- faire une dichotomie par blocs de l'image.
- Pour cela, on commence par définir un bloc de la taille de l'image.
- puis on examine le contenu de ce bloc.
 - ✓ Si le bloc est homogène alors on arrête la décomposition.
 - ✓ Sinon, on découpe le bloc en 4 sous-blocs et on examine le contenu de chaque sous-bloc. [37]

➤ La fusion

L'objectif de fusion est

- Identifier les régions qui composent l'image en regroupant les blocs jointifs et similaires.
- Il faut tout d'abord définir le critère de similarité entre blocs.
- Ainsi, on peut assimiler un bloc à un "gros" pixel en calculant sa valeur/couleur moyenne. [37]

1.3.1.2. Segmentation par Croissance de régions

Les méthodes par croissance de régions consistent à étiqueter un objet en faisant croître une région à partir d'un ou de plusieurs germes constituant un sous-ensemble de la zone recherchée. Le critère de propagation peut être basé sur les intensités mais aussi sur des critères géométriques et topologiques. La pertinence de ce critère ainsi que le choix des germes conditionnent en grande partie la qualité de la segmentation obtenue. Les méthodes par croissance de régions sont en général combinées avec d'autres méthodes

de segmentation. Par exemple Schnack et al. (2001) les combinent avec des opérateurs de morphologie mathématique pour segmenter le système ventriculaire ; Richard et al. (2004) les combinent avec une approche par mixture de gaussiennes pour segmenter les tissus [38].

1.3.1.3. Segmentation par Seuillage de niveau de gris

Le Seuillage est la méthode de segmentation d'images la plus simple. A partir d'une image en niveaux de gris, le seuillage d'images peut être utilisé pour créer une image en

Noir et blanc (monochrome). Le seuillage sert de composante de base à des algorithmes plus complexes de segmentation. Pour son efficacité et sa simplicité théorique, le seuillage a inspiré beaucoup de recherches et plusieurs méthodes de seuillage ont été développées. Ces méthodes peuvent être divisées, entre autre, en deux catégories. Les méthodes de seuillage globale et les méthodes de seuillage local [39].

➤ Seuillage Global

Dans ces méthodes, un seul seuil est calculé pour toute l'image à segmenter, donc deux classes sont déterminées et les pixels sont classés dans l'une de ces deux classes, selon que la valeur de leur niveau de gris est inférieure ou supérieure à ce seuil [39].

➤ Seuillage Local

Dans ces méthodes de seuillage, on calcule une valeur de seuil pour chaque pixel sur la base d'informations contenues dans son voisinage. Le seuillage peut être utilisé comme une pré-segmentation ou une initialisation d'algorithmes plus complexe mais peut aussi suffire pour des images simples.

1.3.2. Approche de segmentation par contour

Contrairement aux approches régions qui cherchent à former des zones homogènes, les approches contours sont parmi les plus classiques en segmentation d'images caractérisées par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets. Elles travaillent sur les discontinuités des images afin de déterminer les contours des régions. Ces approches ne se basent généralement pas sur les intensités mais sur les variations d'intensité dans l'image [34].

1.3.2.1. Le processus « classique » de détection de contours

Le processus classique de détecteur de contours suit les étapes suivantes :



Figure 0.5 : Le processus classique de détection de contours

a) La mise en évidence des contours

C'est une étape important, elle permet de marquer les contours. Cette mise en évidence s'obtient par exemple par une différentiation (dérivation) de l'image

b) La réduction des contours

Elle agit de manière à ce que les contours mise en évidence ne.

c) La binarisation des contours

Elle permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef. Elle définit quels sont les contours que l'on considère comme importants et quels sont ceux que l'on rejette.

d) La description des contours

Elle permet d'organiser les points de contours en structures simples tels les segments de Droites, arcs de cercle, etc., et de détecter les contours fermés afin de les séparer. Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes utilisant l'approche contours, dans ce qui suit, nous allons présenter les plus importantes [40].

1.3.2.2. Les méthodes d'approche Contour

L'approche contour consiste à identifier les changements entre les régions. En général, un élément de contours est un point de l'image appartenant à la frontière de deux ou plusieurs objets ayant des niveaux de gris différents. Les variations d'intensité de lumière et de couleurs sont très bien perçues par le système visuel humain [41]. Il existe plusieurs méthodes utilisant l'approche contours, dans ce qui suit, nous allons présenter les plus importantes.

a) Les méthodes dérivatives

Les méthodes dérivatives permettent de détecter de manière simple les ruptures dans une image ou un volume. Les contours (ou surfaces en 3D) sont assimilés à des points de forts gradients ou de dérivées secondes nulles. On retrouvera alors des opérateurs tels que les filtres de Roberts, de Sorel ou de Prewitt pour le gradient et le Laplacien pour les dérivées secondes.

Parmi la diversité des opérateurs, celui de Marr-Hildreth qui fournit des contours fermés, est plébiscité par de nombreux auteurs. "Boman et al", utilisent une

approximation de cet opérateur dans un processus de segmentation (3D). Les Régions définies à partir des contours sont ensuite manuellement labellisées. Les structures cérébrales recherchées sont alors la peau, les os, le cerveau et le système ventriculaire. Malgré une bonne détection de la peau et du système ventriculaire, certains contours obtenus se trouvent décalés par rapport à la réalité anatomique. Donc, ce cas particulier, une fermeture morphologique est recommandée. Dans, le cerveau est segmenté en combinant un filtrage anisotropique, une détection de contours par l'opérateur de Marr-Hildreth et des opérations de morphologie mathématique.

Une procédure identique est utilisée dans comme préalable à la segmentation des

Différents tissus du cerveau sur les images pondérées en (T1). Les méthodes dérivatives, employées pour la segmentation des images IRM cérébrales, sont relativement peu nombreuses dans la littérature. Bien que rapides et ne nécessitant pas d'apport d'informations a-priori, elles ne permettent pas en général, d'obtenir des contours fermés [42].

b) Méthodes déformables

Ces méthodes s'attachent à faire évoluer un contour initialement défini vers les frontières des objets considérés. On différencie classiquement deux types de modèles déformables : les modèles explicites et les modèles implicites [42].

➤ Les Modèles Explicites (Snakes)

Ils consistent à déformer une représentation paramétrique (descripteurs de Fourier, B-spline, ...) ou explicite (approximation polygonale, ...) du contour.

La déformation est fondée sur la minimisation d'une énergie. Celle-ci est exprimée comme la somme d'un terme d'attache aux données (liées à l'image) et d'un terme de régularisation (lié à l'élasticité et la rigidité du contour).

Les inconvénients majeurs des méthodes explicites consistent en ce que : l'énergie à minimiser dépende de la para-métrisation du contour et que, les changements topologiques simples du contour, comme la fusion ou la séparation, soient difficiles à réaliser. [42]

➤ Les Modèles Implicites (Méthodes par ensembles de niveaux / level sets)

Ce sont également des représentations variationnelles des contours conduisant donc à des solutions qui évoluent au cours du temps dans l'image, régies par un critère global.

Les résultats de la segmentation par contours sont particulièrement dépendant des prétraitements réalisés sur l'image, nécessaires pour stopper l'évolution du contour sur les frontières des objets. Le bruit dans les images perturbe les informations de variation d'intensité d'une part. Il est alors nécessaire de faire un filtrage sur les données. D'autre part, le rehaussement des contours est une étape cruciale, d'autant plus que le contraste est faible sur les IRM cérébrales. "Calliot et al". (2006) [42].

1.3.3. Approche de Segmentation par coopération

La segmentation par coopération régions-contours suscite un grand intérêt [Chu et al.93]. Elle consiste en une coopération entre la segmentation par régions et la segmentation par contours. "Salotti" a également proposé une technique de coopération entre un détecteur de contours et un processus de croissance de régions par agrégation de pixels. Globalement, une approche contour permet la localisation des contours non continus donc difficilement utilisables. En y joignant une approche région dont les caractéristiques sont l'obtention de zones fermées et homogènes, elle peut ainsi pallier les faiblesses de chacune des techniques : la faible précision du contour (approche Région) et l'obtention de régions non fermées (approche contour). Il existe trois formes de coopération région-contour :

1.3.3.1. Coopération Séquentielle

L'une des techniques de segmentation (région ou contour) est réalisée en premier lieu. Son résultat va être exploité par l'autre technique pour renforcer la définition des critères ou des paramètres de la segmentation. L'intégration de l'information provenant de la segmentation par contours dans une segmentation par régions est l'une des formes de coopération les plus courantes.

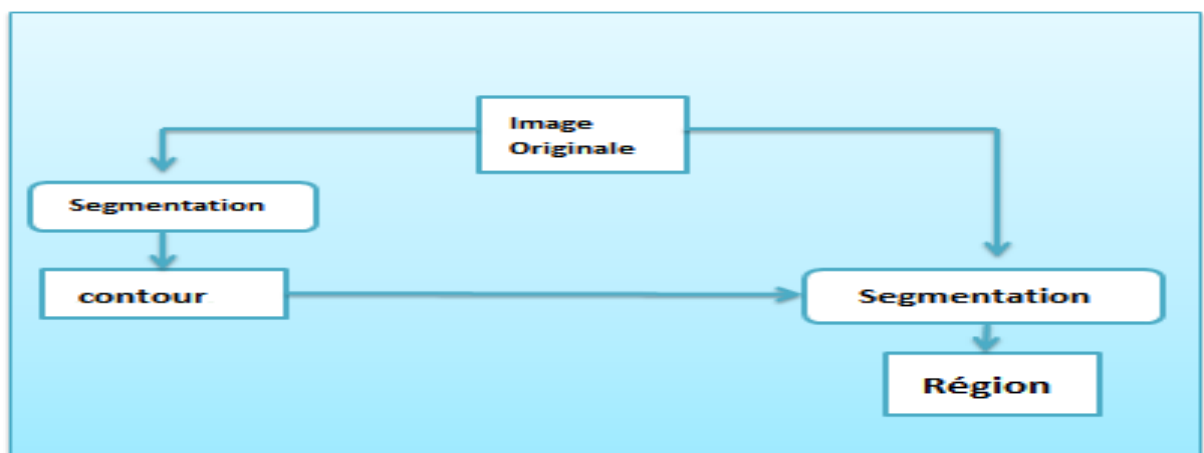


Figure 0.6 : Principe de la Coopération Séquentielle

1.3.3.2. Coopération des Résultats

Les deux types de segmentation seront réalisés indépendamment. La coopération concernera leurs résultats qui seront intégrés afin d'atteindre une meilleure segmentation.

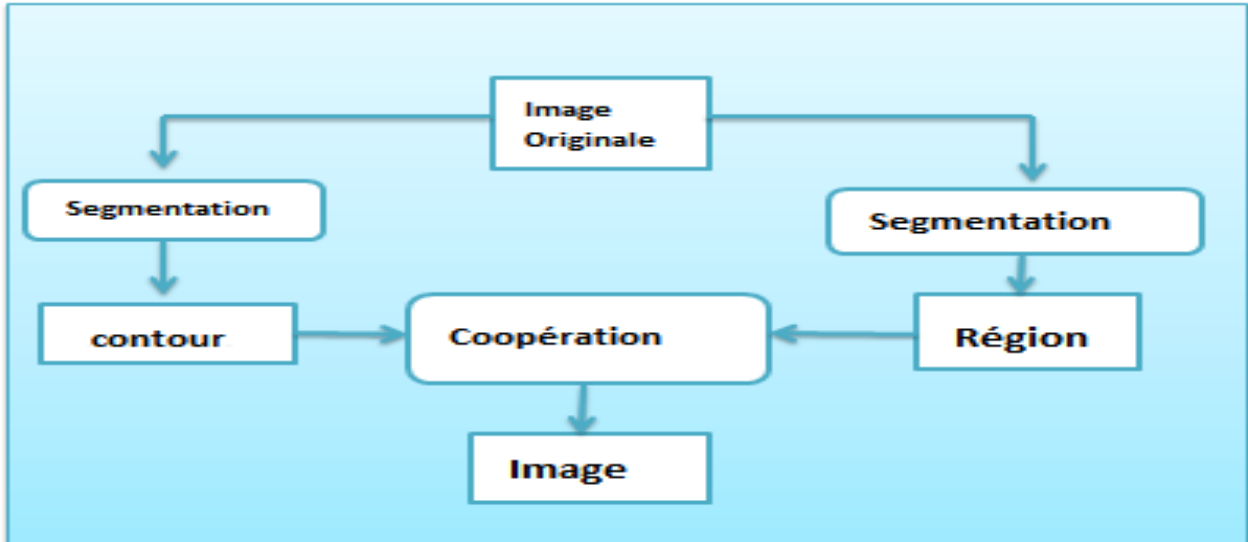


Figure 0.7: Principe de la Coopération des Résultats

1.1.1.1. Coopération Mutuelle

Les deux types de segmentation coopéreront mutuellement au cours de leur processus d'exécution. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres et plus fiables. [42]

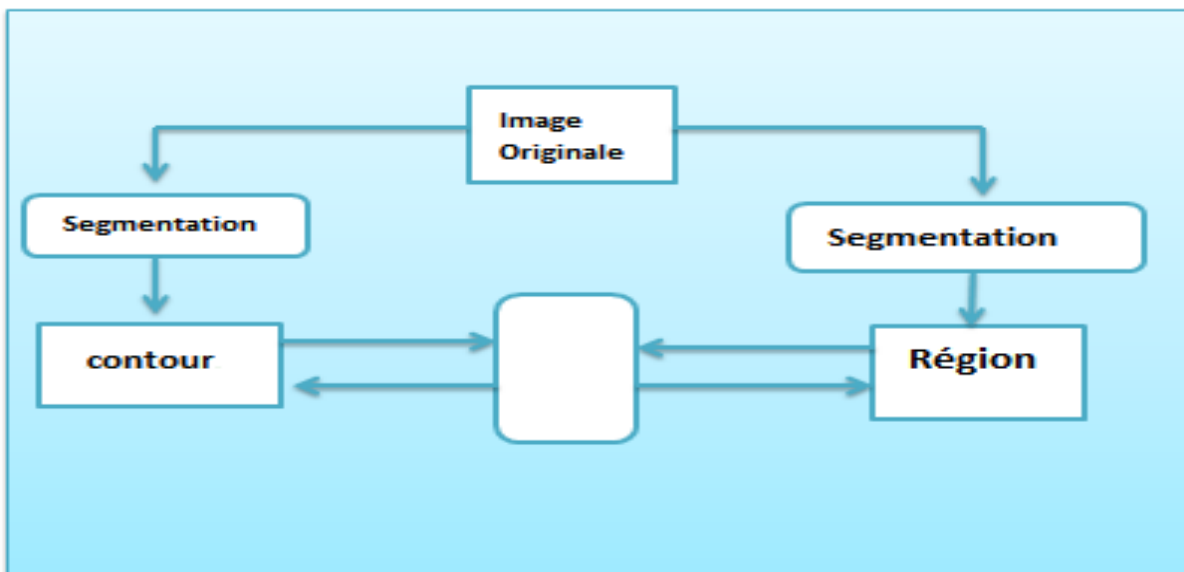


Figure 0.8 : Principe de la Coopération Mutuel

1.1.2. Segmentation par classification

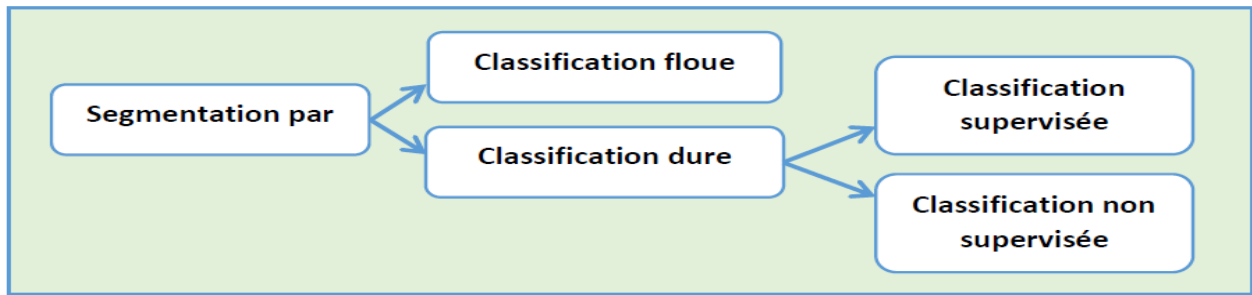


Figure 0.9 : Les méthodes de segmentation par classification

Les méthodes de classification peuvent être divisées en méthodes dures et méthodes floues.

1.1.2.1. Classification floue

Dans une méthode de classification floue, on affecte au pixel un degré d'appartenance pour chacune des classes de la partition qui indique la probabilité que le pixel y appartienne. [43]

Il existe des techniques de classification floue qui attribuent pour chaque couleur une probabilité d'appartenance à une classe. Elles sont utilisées dans un cadre de classification, les approches floues permettent d'obtenir, de façon simple, une partition de l'espace des

Caractéristiques. Particulièrement elles sont bien adaptées au traitement des images, la théorie floue a d'abord été utilisée à des fins de classification, en particulier avec l'algorithme Fuzzy-C-Means.

La théorie des sous-ensembles flous a été proposée par L. Zadeh en 1965 pour représenter les informations imprécises. Elle a pour but de permettre une gradation dans l'appartenance d'un élément à une classe. L'appartenance à une classe s'exprime par l'intermédiaire d'un degré d'appartenance, compris entre 0 et 1 ; plus l'appartenance est forte, plus le degré est proche de 1, et inversement.

1.1.2.2. Classification dure

Dans une méthode de classification dure, un pixel ne peut être affecté qu'à une seule classe dans la partition.

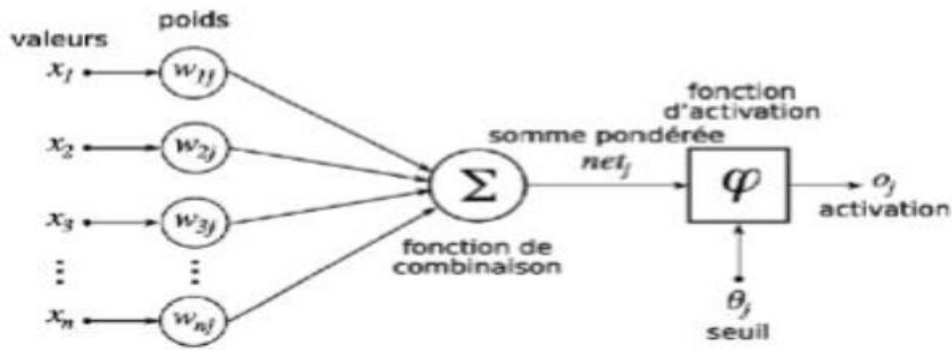


Figure 10 : Structure d'un neurone artificiel.

➤ **Méthodes Supervisées**

La classification supervisée a pour enjeu de construire un système, ou classifieurs, capable de prédire automatiquement la classe d'un phénomène observé. Son architecture peut être modulaire : le problème abordé est décomposé en sous problèmes plus simples, traités par des classifieurs, et la combinaison des résultats donne la solution globale. Nous nous intéressons au cas de sous-problèmes binaires, en particulier les décompositions où chaque classe est opposée à chaque autre, chaque classe est opposée à toutes les autres, et le cas général où deux groupes de classes disjoints sont opposés l'un à l'autre, exemple des méthodes PMC, Bayésien. [44]

- **Algorithmes les C-moyennes possibilistes**

Krishnapuram et Keller ont proposé une approche possibiliste des C-moyennes Appelée Possibilistic C-Means, ou PCM. Leur approche est censée conduire à une meilleure performance en présence de bruit. La définition d'une PCM impose que la somme des degrés d'appartenance d'un élément à l'ensemble des classes soit égale à 1. Cette contrainte forte engendre un certain nombre de problèmes si l'on veut extraire les propriétés de chaque classe. [45] Pour remédier à ces problèmes, Krishnapuram et Keller ont proposé une méthode de classification possibiliste dont la partition floue est définie de la manière suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall i \in \{1 \dots C\} \quad \forall j \in \{1 \dots N\} \quad u_{ij} \in [0, 1] \\ \forall i \in \{1 \dots C\} \quad 0 < \sum_{j=1}^N u_{ij} < N \\ \forall i \in \{1 \dots N\} \quad \max u_{ij} > 0 \end{array} \right.$$

La fonction objective à minimiser est redéfinie comme suit :

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N \mu_{ij}^m d^2(x_j, b_i) + \sum_{i=1}^c \gamma_i \sum_{j=1}^N (1 - \mu_{ij})^m$$

Où η est un réel positif déterminant le carré de la distance séparant le centre de la classe. Là l'ensemble des points dont le degré d'appartenance à cette classe est égale à 0.5. Il est défini comme suit :

$$\gamma_i = k \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m d^2(x_i, b_j)}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^m}$$

- **La méthode bayésienne**

La méthode bayésienne est un ensemble de techniques statistiques utilisées pour modéliser des problèmes, extraire de l'information de données brutes et prendre des décisions de façon cohérente et rationnelle. Son cadre d'application est général, mais ses avantages sont déterminants lorsque l'information disponible est incertaine ou incomplète.

Cette méthode est devenue un outil important pour l'analyse de données expérimentales et la présentation de résultats scientifiques. Un exemple récent est celui de la Food and Drug Administration des États-Unis, une autorité en matière de méthodologie statistique. Cette agence a récemment publié des recommandations concernant l'introduction de procédures bayésiennes pour l'étude de l'efficacité de traitements médicaux. Les sciences sociales et politiques en sont aussi un domaine d'application, car les données y sont rares et coûteuses à collecter. [46]

- **Méthodes Non supervisées**

La méthode de classification non supervisée a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs

D'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle et, ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances a priori sur l'image. Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions. La mesure de proximité est calculée sur tous les attributs, il n'y a donc pas de réduction de l'espace de représentation. Comme il n'y a pas d'exemples d'apprentissage, si certains attributs utilisés sont non représentatifs des classes recherchées, le résultat pourra être médiocre. [47]

Dans la suite de ce paragraphe, nous présentons deux méthodes des classifications non supervisées k-Means (k-moyennes) et les méthodes basées sur la théorie des sous-ensembles flous. [48]

- **La méthode k-means**

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en oeuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k-means ne crée qu'un seul niveau de clusters.

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters. Principales étapes de l'algorithme kmeans sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des Distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
4. Répéter les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite. [49]

- **Fuzzy C-means (FCM)**

Fuzzy C-Means (FCM) est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-moyennes (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes : chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances interclasse, mais en donnant un certain degré

D'appartenance à chaque classe pour chaque pixel.

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective.

Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée.

Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. Les principales étapes de l'algorithme Fuzzy C-means sont :

1. La fixation arbitraire d'une matrice d'appartenance.
2. Le calcul des centroïdes des classes.
3. Le réajustement de la matrice d'appartenance suivant la position des Centroïdes.
4. Calcul du critère de minimisation et retour à l'étape 2 s'il y a non Convergence de critère. [49]

1.2. Limites de la segmentation d'images

En raison de variabilité des images, et de grand nombre d'applications possibles, les obstacles rencontrés pendant la segmentation sont multiples, les plus courants sont :

- La variabilité des formes à segmenter.
- Le bruit sur l'image.
- Le faible contraste et les frontières mal définies.
- La complexité des régions environnant la cible.
- L'hétérogénéité des intensités....etc.
- Le problème de l'évaluation de la qualité de la segmentation devient primordial.

1.3. Quelques exemples d'applications de segmentation d'images

1.3.1. Exemple de Segmentation de visages

Applications en indexation, biométrie. [50]



Figure 11 : Segmentation de visage

1.3.2. Imagerie médicale IRM

Etude des maladies neurologiques qui altèrent la distribution entre le parenchyme du cerveau (matière grise) et liquide céphalo-rachidien [51]

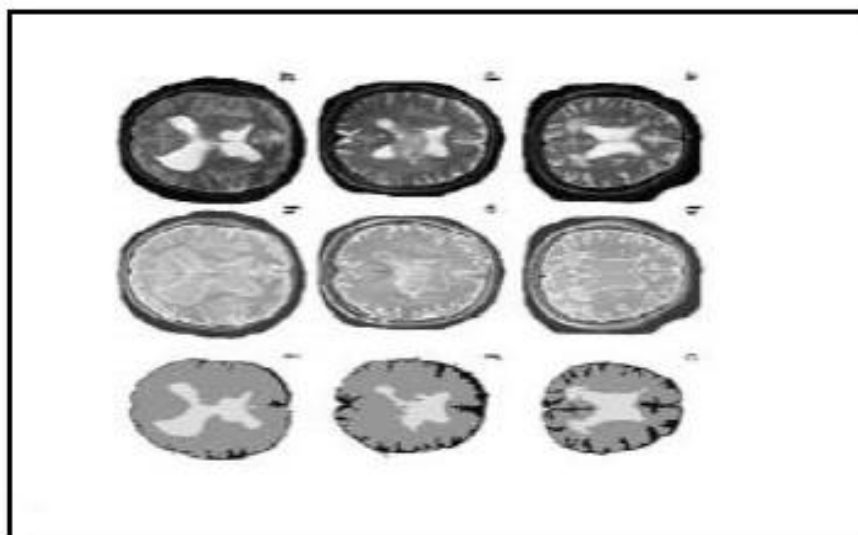


Figure 12 : Segmentation des IRM médicales

1.3.3. Segmentation du mouvement

Analyse du mouvement. Segmentation des régions en mouvement.



Figure 13: Segmentation du mouvement

2. Segmentation en Images Médicales

2.1. Spécificités des Images Médicales

- Niveau de gris (Image d'intensité).
- Contient beaucoup de bruit.
- Pas riches en détails (comparées aux images naturelles).
- Peuvent être multidimensionnelles.
- La difficulté de séparer les différents tissus.

2.2. Problèmes Spécifiques à la Segmentation d'Images Médicales

La segmentation des images médicales n'est pas une tâche facile aux raisons suivantes :

- La haute complexité et diversité des structures internes des organes du corps humain.
- La nature des images médicales qui diffèrent d'une modalité à une autre implique généralement des traitements et des algorithmes différents.
- L'absence de quelques informations pertinentes telles que la lumière (et l'ombrage qu'elle génère) ou la profondeur généralement rencontrées dans d'autres types d'images empêche d'observer le phénomène de contraste entre les différentes régions.
- Le volume énorme des images médicales allant de quelques mégabits qui constitue un grand obstacle pour la segmentation des images médicales. [53]

2.3. Méthodes les plus utilisées en Segmentation d'Images

2.3.1. Méthodes Basées Régions

Les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Soit elles partent d'une première partition de l'image, qui est ensuite modifiée en divisant ou

Regroupant des régions, soit elles partent de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute l'image soit couverte.

2.3.2. Méthodes Basées Classification

Disposant d'un histogramme, éventuellement multidimensionnel, la plupart des techniques de classification s'appliquent à sa segmentation. Les plus utilisées sont :

- les techniques de nuées dynamiques (k-means) qui procèdent alternativement en classifiant au plus proche voisin le nuage des points, selon une distance à des noyaux données.

- les réseaux neuromimétiques et en particulier les cartes de Hop Field.

- la distance euclidienne qui pondère également toutes les variables :

$(m_1 - m_2)_t (m_1 - m_2)$ [53]. Les Méthodes Contour sont les moins utilisées en Imagerie Médicales.

3. La Segmentation d'IRM

L'IRM est plus importante que d'autres technologies comme "TDM" (tomodensitométrie ou scanner) :

- Le scanner fournit des coupes horizontales (la colonne est coupée en tranches).
- Le scanner utilise les rayons X. C'est donc un examen irradiant qui ne peut être pratiqué chez une femme enceinte pendant les 6 premiers mois de la grossesse.
- L'IRM à l'avantage de donner des images dans les trois plans de l'espace et d'étudier la colonne vertébrale lombaire dans son ensemble.
- L'IRM est une exploration non irradiante (le corps est soumis à un puissant champ magnétique) reste donc possible chez la femme enceinte. Mais cet examen est contre indiqué chez les patients porteurs de pace-maker (pile pour le cœur).

L'objectif principal du processus de segmentation est le partitionnement d'une image en régions d'intérêt (ou classes) homogènes du point de vue d'un certain nombre de caractéristiques ou critères. En imagerie médicale, la segmentation est très importante, que ce soit pour l'extraction de paramètres ou de mesures sur les images, ainsi que pour la représentation et la visualisation.

La segmentation appliquée aux images médicales permet de détecter, d'isoler et de délimiter avec précision des structures anatomiques. Deux utilisations différentes en découlent : la détection d'anomalies (lésions par exemple) et la reconstruction de structures dans un but de visualisation et de quantification.

La détection d'anomalies est le but premier de l'imagerie médicale : la détection automatique permet, en routine clinique, d'analyser et de traiter automatiquement et systématiquement un grand nombre de données. Idéalement, la détection automatique devrait être infaillible et éliminer l'erreur humaine. La reconstruction et la visualisation tridimensionnelles d'organes à partir de coupes (2D), apportent une aide visuelle aux médecins. Cette représentation aide également le chirurgien à planifier son opération. [54]

4. Segmentation d'images d'IRM cérébrales

L'objectif principal du processus de segmentation est le partitionnement d'une image en régions d'intérêt (ou classes) homogènes du point de vue d'un certain nombre de caractéristiques ou critères. En imagerie médicale, la segmentation est très importante, que ce soit pour l'extraction de paramètres ou de mesures sur les images, ainsi que pour la représentation et la visualisation [55].

La segmentation du cerveau étudié par IRM comprend la segmentation de structures, la classification des tissus, la segmentation du volume d'objet (par exemple, tumeur).

La classification ou segmentation des tissus, peut, par exemple, concerner la segmentation des tumeurs comprenant des méningiomes et des gliomes. Elle inclut aussi la segmentation du cerveau en LCR, matière blanche (MB) et matière grise (MG), et la quantification des lésions, par exemple liées à la sclérose en plaques [56].

4.1. Spécificités de la segmentation d'images cérébrales

La segmentation précise et robuste du tissu cérébral étudié par IRM est une question très importante dans beaucoup d'applications et en particulier dans l'étude de certains désordres du cerveau. Un exemple est l'analyse et l'estimation quantitative des processus de croissance des tumeurs cérébrales, et l'évaluation des effets de certains traitements médicamenteux en clinique.

Une segmentation du tissu cérébral consiste à séparer les différents les tissus normaux tels que la matière grise, la matière blanche et le liquide céphalo-rachidien ainsi que les tissus tumoraux, tels que la tumeur, l'œdème et la nécrose, ainsi que. La segmentation est facilitée par l'utilisation de plusieurs types d'IRM.

4.2. Les différentes approches dans ce contexte

Par conséquent, de nombreuses études de segmentation automatique des tissus de cerveau dans les images d'IRM ont été effectuées et rapportées dans la littérature, Telles que :

- ❖ l'approche est située et coopérative : afin de prendre en compte les variations spatiales d'intensité des tissus, différents contextes de segmentation sont distribués dans l'image. A l'intérieur de ces contextes sont mis en oeuvre de façon locale les traitements nécessaires à la segmentation de l'image, c'est-à-dire pour l'essentiel, l'estimation locale des paramètres des modèles de distribution d'intensité, que l'on considère comme variables spatialement, et l'étiquetage de l'image. Afin de chercher à garantir la cohérence globale de la segmentation obtenue à partir des traitements réalisés localement, différents mécanismes sont également utilisés, notamment pour vérifier les paramètres estimés localement à l'aide des modèles obtenus dans le voisinage ou pour maintenir la continuité de la segmentation de l'image.
- ❖ l'approche est décentralisé le contrôle, c'est-à-dire l'ensemble des mécanismes de décision permettant le déclenchement d'un traitement local à un instant donné, est décentralisé à l'intérieur de chaque contexte, l'objectif étant de construire des systèmes opportunistes et rapides. Les processus d'interprétation Locaux qui sont mis en oeuvre à l'intérieur des différents contextes, sont pour cela coordonnés et s'échangent. Mutuellement les informations incrémentalement extraites par le système, dès que celles-ci sont disponibles [55].
- ❖ l'approche est coopérative contour-région proposé par Bajesy exploite la complémentarité région-contour et consiste à faire coopérer les deux algorithmes de segmentation alternativement en boucle fermé jusqu' ce que les résultats Obtenus soient jugée satisfaisants. le système est composé de deux modules : Un détecteur de contour est un détecteur de région [57].

Conclusion

Dans ce chapitre, réservé à la segmentation d'image, et plus particulièrement l'image médicale, nous avons abordé différentes notions concernant ces aspects, ainsi que les différentes approches de segmentation utilisées qui sont nombreuses et très variés. Nous avons présenté également la segmentation d'image IRM.

Au chapitre suivant, nous présentons notre démarche de combinaison de méthodes de segmentation, et nous montrons son application à l'IRM cérébrale.

CHAPITRE 03

**Une démarche de combinaison
de méthodes de segmentation**

Introduction

Après avoir présenté aux chapitres précédents l'état de l'art des méthodes de imagerie médicales et segmentation des images médicales,

Dans ce chapitre nous présentons une démarche pour l'intégration de méthodes de segmentation d'images en faisant recours à deux méthodes : une classification et une de clustering. Il s'agit respectivement de l'algorithme des moyennes floues FCM (Fuzzy C-Means) comme méthode de clustering et du classifieurs bayésien naïf comme méthode de classification, Car il a été rapporté dans de nombreux travaux de recherche que la combinaison des méthodes de segmentation permet d'améliorer significativement les résultats de la séparation anatomique des tissus.

Ceci représente mon principale contribution dans ce travail de master.

1. Spécification du problème et principe de la solution

Plusieurs méthodes de segmentation ont été proposées dans le domaine de l'imagerie médicale, notamment les méthodes d'agrégation et de classification, et chacune de ces méthodes a ses avantages et ses inconvénients.

La combinaison des méthodes de segmentation permet d'améliorer significativement les résultats de la séparation anatomique des tissus. Nous avons donc combiné différentes méthodes de segmentation pour unifier leurs avantages.

Nous proposons dans ce mémoire une démarche de combinaison de deux méthodes de segmentation. La combinaison se fait selon un modèle probabiliste où la sélection d'un résultat d'étiquetage se fait selon la comparaison des probabilités d'étiquetage propres aux deux méthodes de segmentation utilisées dans la combinaison.

Pour se faire, nous disposons d'un ensemble d'images d'apprentissage qui consiste en N paires d'images et de leurs segmentations réalité terrain respectives. Pour des raisons de présentation nous nous limiterons à des coupes dans les images IRM 3D, formant ainsi des images 2D. Néanmoins, la méthode proposée pourra être appliquée aux volumes 3D, juste par généralisation en considérant les différentes coupes du volume IRM.

L'ensemble de test avec sa réalité terrain permet l'apprentissage du classifieurs bayésien, alors que l'image à traiter est segmentée directement par l'algorithme *FCM*.

Ce problème posé est de déterminer comment combiner les résultats de la séparation entre les deux méthodes FCM et Bayésien.

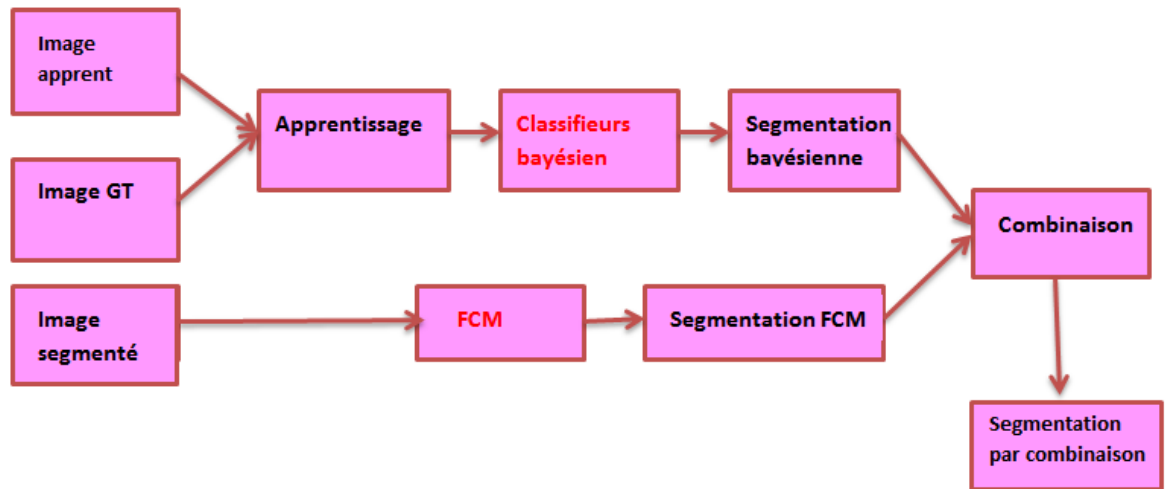


Figure3.1: Une démarche pour la combinaison des méthodes de segmentation d’image

La figure 3.1 : schématise la problématique posée et l’esquisse de la solution qui sera adoptée. Cette solution consiste à décider, selon les probabilités à postériori des deux méthodes, quelle est l’étiquette du voxels à retenir comme résultat final. Dans la suite du chapitre, nous commençons par la présentation des deux méthodes de segmentation, à savoir, la méthode bayésienne, et la méthode par clustering FCM. Ensuite, nous présentons comment les résultats des deux méthodes sont combinées, selon la démarche proposée dans Ce chapitre.

2. Segmentation d’IRM par classification Bayésienne

2.1. La Classifieur bayésien

Un Classifieur bayésien est basé apprentissage. Il se base sur les probabilités à priori indispensables pour le calcul des probabilités à postériori. et le principe de cette application :

Résolution des problèmes de classification .soit X un échantillon de données dont la classe est inconnue et qu’on veut la déterminer, soit H une hypothèse (X appartient à la classe C par exemple).

On cherche à déterminer $P(H/X)$ la probabilité de vérification de H après l’observation de X .

Nous montrons directement dans la section suivante comment le Classifieur bayésien est appliqué pour la segmentation d’une IRM, en ses 3 classes de tissus cérébraux, à savoir le liquide céphalo-rachidien (**LCR**), la matière grise (**MG**), et la matière blanche (**MB**).

2.2.Segmentation d'IRM par classification Bayesienne des VOXEL

Soit une image modèle (\mathbf{xh}) et soit sa segmentation réalité terrain **GT** (\mathbf{xh}). Pour chacune des trois classes (**LCR**, **MG**, et **MB**), les probabilités à priori sont calculées comme fréquences relatives des pixels appartenant à chacune des classes dans l'image **GT**.

$$P(\mathbf{LCR}) = f_{\mathbf{LCR}} / w \times h, P(\mathbf{MG}) = f_{\mathbf{MG}} / w \times h, P(\mathbf{MB}) = f_{\mathbf{MB}} / w \times h$$

Où $f_{\mathbf{LCR}}, f_{\mathbf{MG}}, f_{\mathbf{MB}}$ sont les fréquences des voxels de **GT** appartenant respectivement aux tissus **LCR**, **MG** et **MB**.

En utilisant le couple Im , et **GT** on calcule les moyennes et les écart-types relatives aux différentes classes de tissus : **LCR**, **MG**, et **MB**.

$$\mu_c = \frac{1}{f_c} \sum_{(x,y) \in \text{classe}(c)} I(x, y)$$

$$\sigma_c = \frac{1}{f_c} \sum_{(x,y) \in \text{classe}(c)} (I(x, y) - \mu_c)^2$$

Où f_c est le nombre de voxels dans la classe c .

La classification d'un voxel de l'image $I(w \times h)$ passe par le calcul des probabilités à postérieures des trois classes, et de considérer la probabilité la plus élevée.

Soit la classe : $C = \{\mathbf{LCR}, \mathbf{MG}, \mathbf{MB}\}$. La probabilité à postérieure ($C|I\mathbf{x}, \mathbf{y}$) est exprimée selon la loi de Bayes comme suit:

$$p(C|I\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \frac{p(I\mathbf{x}, \mathbf{y}/C) \times p(C)}{p(I\mathbf{x}, \mathbf{y})}$$

Après calcul des différentes probabilités, la classe qui sera retenue est obtenue donc selon l'expression suivante :

$$C = \text{Argmax}\{p(c|I\mathbf{x}, \mathbf{y})\}, C \in \{\mathbf{LCR}, \mathbf{MG}, \mathbf{MB}\}$$

Par ailleurs, et comme $P(I\mathbf{x}, \mathbf{y})$ est constante étant indépendante des classes, la classe C est obtenu alors par l'expression suivante :

$$C = \text{Argmax}\{p(c|I\mathbf{x}, \mathbf{y}) \times p(c)\}$$

On considère que $P(I\mathbf{x}, \mathbf{y}/C)$ suit une distribution Gaussienne, et en utilisant les paramètres de la distribution statistique, μ_c et σ_c , cette probabilité, dite de vraisemblance est calculée comme suit :

$$P(I\mathbf{x}, \mathbf{y}; \mu_c; \sigma_c) = \frac{1}{\sigma_c \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \frac{(I\mathbf{x}, \mathbf{y} - \mu_c)^2}{\sigma_c^2}}$$

3. Segmentation d'IRM par FCM

La modélisation de l'imprécision s'effectue en considérant des frontières graduelles au lieu de frontières nettes entre les classes. L'incertitude s'exprime par le fait qu'un pixel possède aussi bien des attributs qui l'assignent à une classe qu'à une autre. La classification floue assigne donc, non pas à un pixel une étiquette relative à une classe unique, mais son degré d'appartenance à chacune des classes. Ces valeurs expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région et sont appelées degrés d'appartenance. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle $[0, 1]$ et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes. Dans ce cas, les données X_j ne sont plus assignées à une classe unique, mais à plusieurs par l'intermédiaire de degrés d'appartenance U_{ij} du vecteur X_j à la classe i . Le but de l'algorithme FCM est non seulement de calculer les centres de classe v mais aussi l'ensemble des degrés d'appartenance des vecteurs aux classes.

Si U_{ij} est le degré d'appartenance de X_j à la classe i , la matrice $U_{C \times N}$ est appelée matrice de C-partitions floues si et seulement si elle satisfait aux conditions :

$$\forall i \in [1, C], \forall j \in [1, N] \begin{cases} u_{ij} \in [0, 1] \\ 0 < \sum_{j=1}^N U_{ij} < N \end{cases}$$

$$\forall i \in [1, C] \sum_{j=1}^N U_{ij} = 1$$

La fonction à minimiser J et les solutions b_i , U_{ij} , au problème du FCM sont décrites par les formules suivantes :

$$J(B, U, X) = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N (U_{ij})^m d^2(x_j, b_i)$$

$$b_i = \frac{\sum_{j=1}^N U_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^N (U_{ij})^m}$$

$$U_{ij} = \left[\sum_{k=1}^C \left(\frac{d^2(x_j, b_i)}{d^2(x_j, b_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}$$

Avec la variable m qui est le coefficient de fuzzification qui prend ses valeurs dans l'intervalle $[0, +\infty[$. Lorsque m vaut 1, on retrouve l'algorithme classique et lorsque m tend vers l'infini, on obtient une partition infiniment floue où les coefficients U_{ij} tendent vers $1/C$. L'algorithme de FCM s'arrête lorsque la partition devient stable, c'est-à-dire lorsqu'elle n'évolue plus entre deux itérations successives.

4. La démarche de combinaison

Il est à constater d'abord que la classification bayésienne présente une précision meilleure que celle de l'algorithme du C2FCM. Pour ce dernier, et contrairement au classifieur bayésien on ne peut pas définir directement sa précision, car, nous nous ne disposons pas de données d'apprentissage avec réalité terrain.

Après calcul par les deux algorithmes utilisés (Bayes, et FCM) des probabilités et l'obtention des deux classes {pour chaque voxel}, les résultats à ce stade sont représentés dans le tableau suivant :

<i>Tissus /Méthodes</i>	<i>LCR</i>	<i>MG</i>	<i>MB</i>	<i>Classes</i>
<i>Bayes</i>	$P_{1.1}$	$P_{1.2}$	$P_{1.3}$	$C1 \in \{1.2.3.\}$
<i>FCM</i>	$P_{2.1}$	$P_{2.2}$	$P_{2.3}$	$C2 \in \{1.2.3\}$

Le principe de la sélection de l'étiquetage final d'un voxel, est basé sur la comparaison des deux probabilités d'étiquetage obtenu par les deux méthodes utilisées. Cependant, et comme il est possible de mesurer la précision du classifieur bayésien, cette dernière sera utilisée pour corriger sa décision. En effet, si la précision du classifieur est égale à 0.5 (le classifieur fait une sélection aléatoire), la probabilité d'étiquetage d'un voxel gardée telle qu'elle est. Si la précision est faible (<0.5), la probabilité est abaissée et tend vers zéro si la précision est nulle. Par contre, si la précision du classifieur est élevée (>0.5) la probabilité d'étiquetage est corrigée vers le haut, et tend vers 1, quand la précision est maximale. Le tableau suivant montre la correspondance des probabilités d'étiquetages corrigés, et la précision du classifieur :

Précision (τ)	0	0.5	1
Probabilité	0	$P_{1.c}$	1

En utilisant une interpolation lagrangienne, nous obtenons la fonction de correction de la probabilité, en fonction de la précision du classifieur, et ce selon le polynôme suivant :

$$F(\tau, p_{1.c}) = 2\tau\left(\tau - \frac{1}{2}\right) - 4P_{1.c}\tau(\tau - 1)$$

En se basant sur le tableau des résultats, présenté ci-haut, nous pouvons définir les règles de combinaison suivante :

1. Si $C1 = C2$ alors la classe retenue est $C1$ ou $C2$ avec une qualité d'estimation $q(x, y)$, exprimée comme suit :

$$q(x, y) = P_2, c_2 / \sum_{k=1 \dots 3} p_2, K$$

2. Si $C_1 \neq C_2$ alors

- Si $P_2, c_2 > \frac{3}{4} F(\tau, P_1, c_1)$ alors la classe retenue est C_2 avec une qualité d'estimation :

$$q(x, y) = P_2, c_2 / \sum_{k=1 \dots 3} p_2, K$$

- Sinon $P_2, c_2 \leq \frac{3}{4} F(\tau, P_1, c_1)$ la classe retenue est C_1 avec une qualité d'estimation :

$$q(x, y) = P_1, c_1 / \sum_{k=1 \dots 3} p_1, K$$

Le résultat final de la segmentation, sont les images des étiquettes après combinaison, avec le volume des précisions, exprimé au niveau de tout pixel, selon les expressions ci-dessus.

5. UML

5.1. Définition

UML, c'est l'acronyme anglais pour « Unified Modeling Language ». On le traduit par « Langage de modélisation unifié ». La notation UML est un langage visuel constitué d'un ensemble de schémas, appelés des diagrammes, qui donnent chacun une vision différente du projet à traiter. UML nous fournit donc des diagrammes pour représenter le logiciel à développer : son fonctionnement, sa mise en route, les actions susceptibles d'être effectuées par le logiciel, etc.

Elle est utilisée pour spécifier un logiciel et/ou pour concevoir un logiciel. Dans la Spécification, le modèle décrit les classes et les cas d'utilisation vus de l'utilisateur final de logiciel. Le modèle produit par une conception orientée objet est en général une extension du modèle issu de la spécification. Il enrichit ce dernier de classes, dites techniques, qui n'intéressent pas l'utilisateur final du logiciel mais seulement ses concepteurs. Il comprend les Modèles des classes, des états et d'interaction. UML est également utilisée dans les phases Terminales du développement avec les modèles de réalisation et de déploiement.

UML est une méthode utilisant une représentation graphique. L'usage d'une représentation Graphique est un complément excellent à celui de représentations textuelles. En effet, l'une comme l'autre sont ambiguës mais leur utilisation simultanée permet de diminuer les ambiguïtés de chacune d'elle. Un dessin permet bien souvent d'exprimer clairement ce qu'un Texte exprime difficilement et un bon commentaire permet d'enrichir une figure. [58]

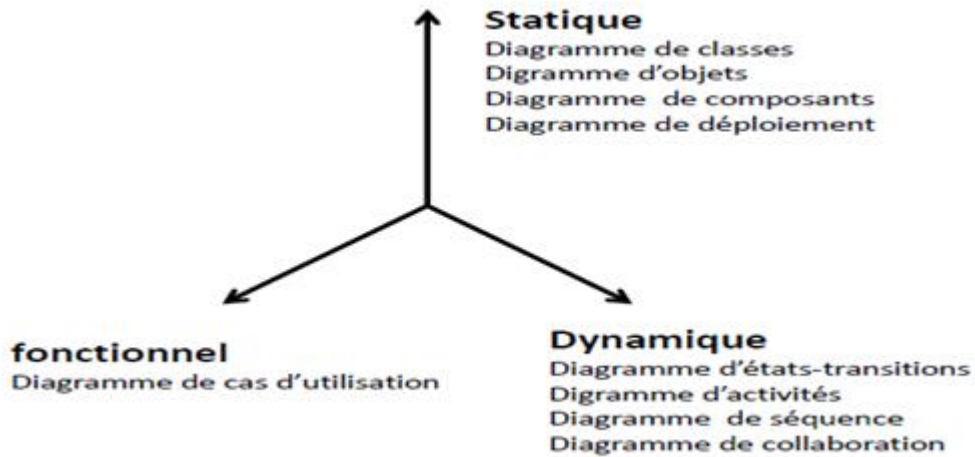


Figure3.2 : Axes de modélisation

5.2. *Principes de base d'UML*

Alors que la suite de cette formation sera consacrée à approfondir les concepts d'UML et de son utilisation, vous trouverez ici une rapide présentation de ses principales caractéristiques. [59]

5.3. *Un langage graphique*

UML est un **langage**, c'est à dire un ensemble de symboles et de règles permettant d'assembler ces symboles pour exprimer quelque chose.

En l'occurrence, UML permet d'exprimer, à l'aide de **diagrammes** (représentation visuelle simplifiée et structurée), des entités et des actions.

Voici un premier diagramme, exprimé en langage UML :

Si vous n'y comprenez rien (ce dont je doute...), pas de panique ! Nous verrons très bientôt, en détail, à quoi correspondent ces signes (flèches, boîtes, etc.)

✓ **Pas une méthode**

○ **UML n'est pas une méthode**

UML ne vous expliquera pas comment modéliser votre système, dans quel ordre, avec quel logiciel, etc.

○ **Il s'agit là d'une distinction importante**

UML est un *langage*, que vous utilisez comme vous le souhaitez

5.4. *Formalisme UML*

UML est un langage de modélisation. La version actuelle, UML 2.5, propose 14 types de diagrammes dont 7 structurels et 7 comportementaux. A titre de comparaison, UML 1.3 comportait 25 types de diagrammes.

UML n'étant pas une méthode, l'utilisation des diagrammes est laissée à l'appréciation de

chacun. Le diagramme de classes est généralement considéré comme l'élément central d'UML. Des méthodes, telles que le processus unifié proposé par les créateurs originels de UML, utilisent plus systématiquement l'ensemble des diagrammes et axent l'analyse sur les cas d'utilisation (« use case ») pour développer par itérations successives un modèle d'analyse, un modèle de conception, et d'autres modèles. D'autres approches se contentent de modéliser seulement partiellement un système, par exemple certaines parties critiques qui sont difficiles à déduire du code.

UML se décompose en plusieurs parties :

□ **Les vues** : ce sont les observables du système. Elles décrivent le système d'un point de vue donné, qui peut être organisationnel, dynamique, temporel, architectural, géographique, logique, etc. En combinant toutes ces vues, il est possible de définir (ou retrouver) le système

Complet.

□ **Les diagrammes** : ce sont des ensembles d'éléments graphiques. Ils décrivent le contenu des vues, qui sont des notions abstraites. Ils peuvent faire partie de plusieurs vues.

□ **Les modèles d'élément** : ce sont les éléments graphiques des diagrammes.

5.5. Le Langage UML

Le langage UML (Unified Modeling Language, ou langage de modélisation unifié) a été pensé pour être un langage de modélisation visuelle commun, et riche sémantiquement et syntaxiquement. Il est destiné à l'architecture, la conception et la mise en oeuvre de systèmes logiciels complexes par leur structure aussi bien que leur comportement. L'UML a des applications qui vont au-delà du développement logiciel, notamment pour les flux de processus dans l'industrie.

Il ressemble aux plans utilisés dans d'autres domaines et se compose de différents types de diagrammes. Dans l'ensemble, les diagrammes UML décrivent la limite, la structure et le comportement du système et des objets qui s'y trouvent. [60]

5.6. Conception UML

Dans ce chapitre nous aborderons une conception de notre outil d'intégration ensuite nous mettons en évidence le côté conceptuel de notre projet qui constitue une étape fondamentale qui précède l'implémentation et permet de détailler les différents diagrammes et scénarios à implémenter dans la phase suivante.

Nous avons utilisé une démarche générale basée sur le langage UML.

Dans cette démarche, les diagrammes UML utilisés sont les suivants :

1. Diagramme de cas d'utilisation.

2. Diagramme activité

Nous considérons deux acteurs, à savoir le "*Trainer*" pour l'apprentissage du système, en particulier, le Classifieur Bayésien, et le "*Segmenter*" permettant l'étiquetage des pixels de l'image en effectuant une classification Bayésienne, un clustering, selon FCM, et une combinaison des résultats, selon démarche proposés. [61][62]

5.6.1. Diagramme de cas d'utilisation

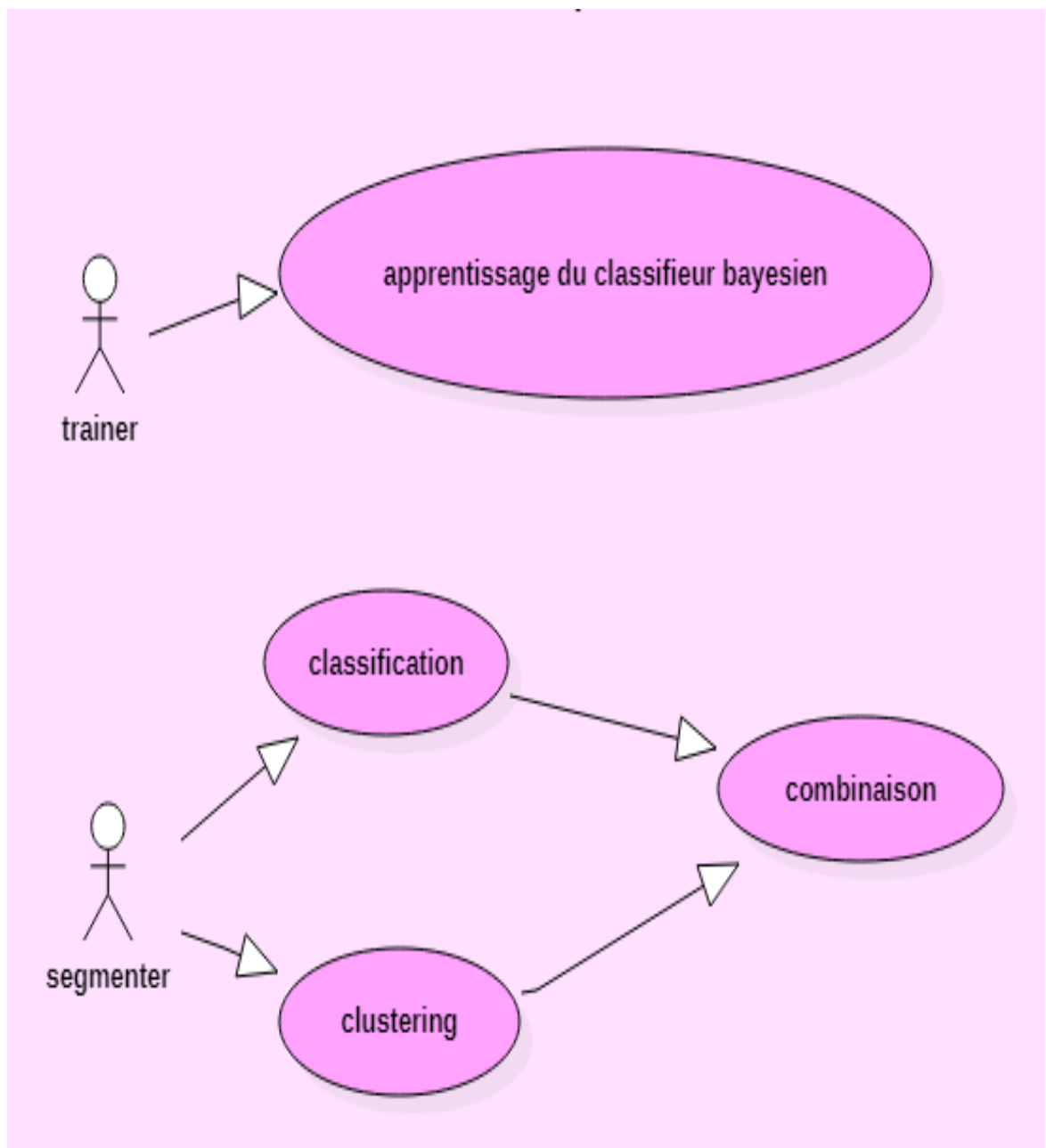


Figure3.3 : Diagramme des cas d'utilisation

4.6.2. Diagramme d'activité

4.6.2.1. Apprentissage

- Apprentissage en entrée, nous avons un modèle IRM.
- Une segmentation volumique pour la réalité terrestre, ce contient des étiquettes de voxels pour l'image du modèle IRM.
- On choisit le cut-to-size.
- Nous disposons des paramètres des tissulaires frisées (FCM, MG, MB).

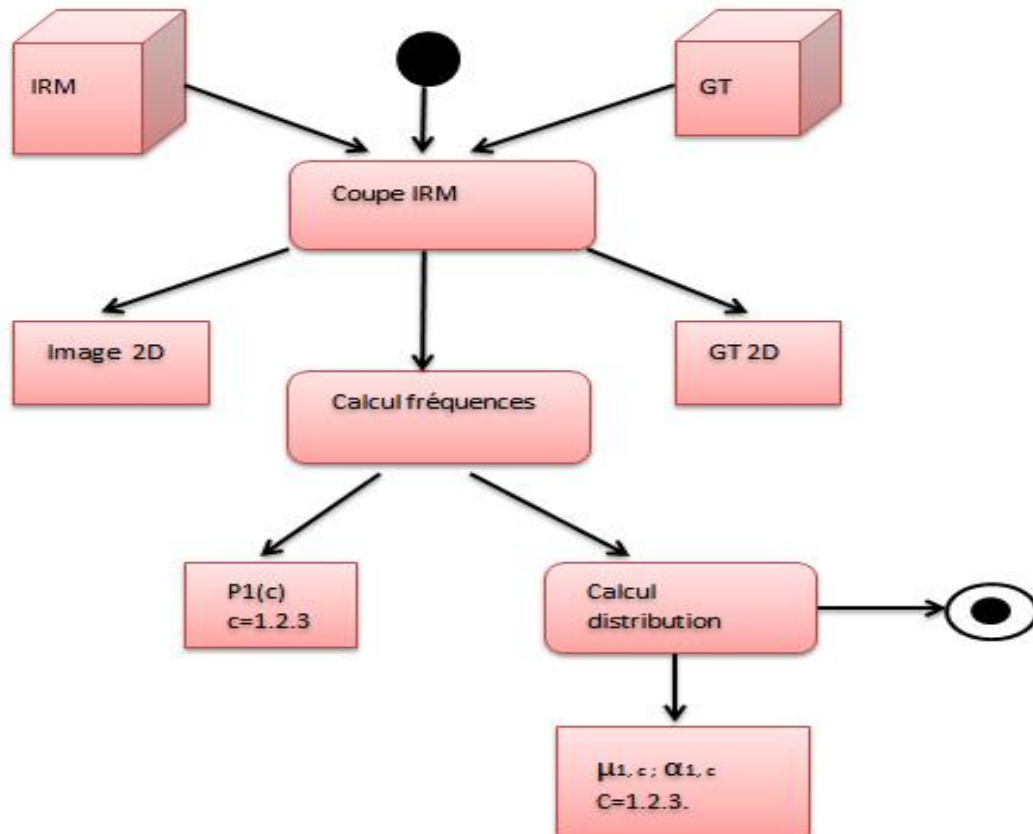


Figure 3.4: Diagramme d'activité "Training"

4.6.2.2. Classification Bayésienne

- Nous avons l'image à diviser.
- Nous disposons également des connaissances a priori, qui sont les paramètres des distributions statistiques.
- Nous obtenons à la fin du traitement de tous les voxels de la coupe sélectionnée.

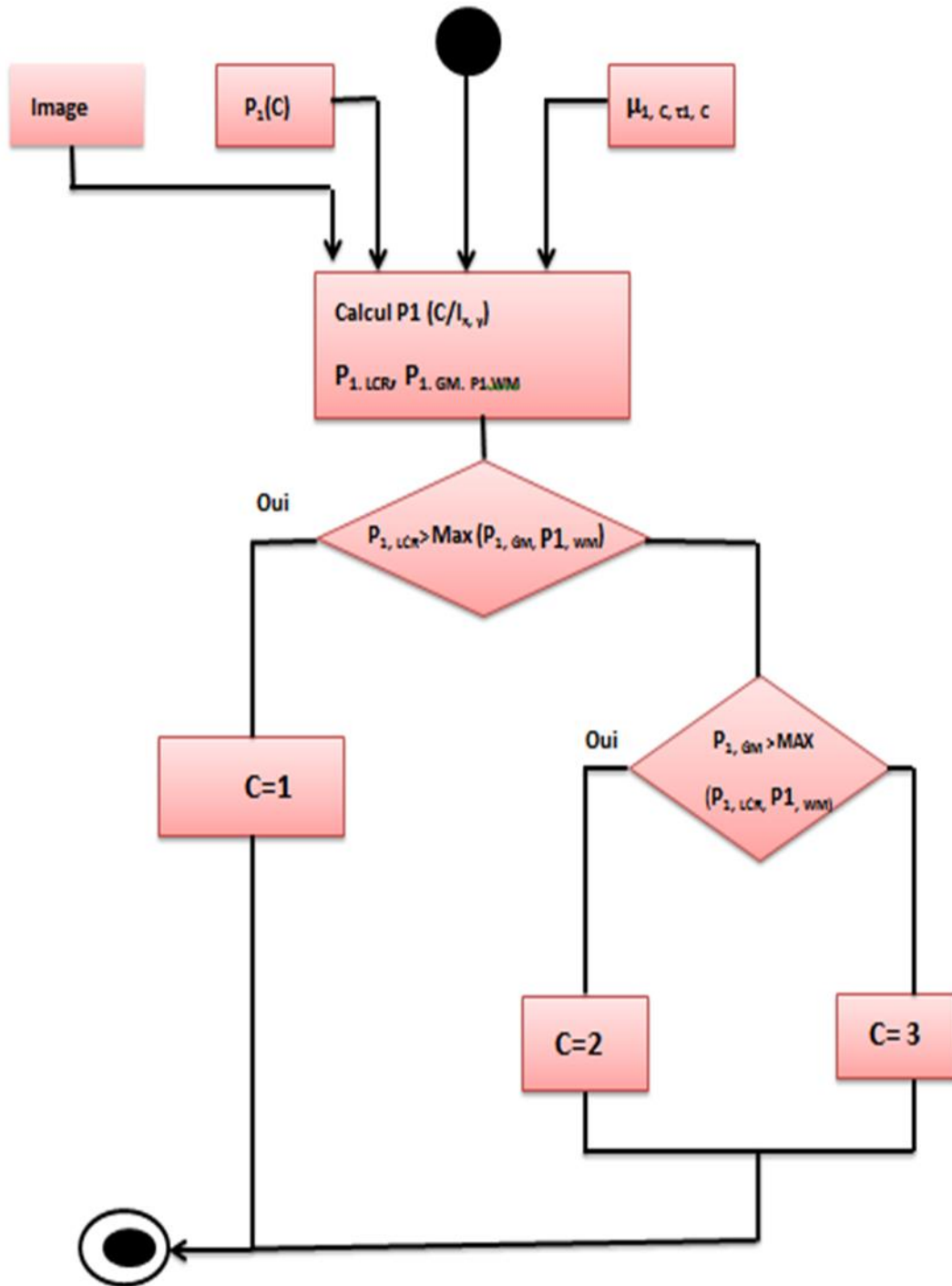


Figure 3.5: Diagramme d'activité : "Classification Bayesienne"

4.6.2.3. Clustering FCM

- Il faut d'abord choisir les pièces en entrant afin de les étudier et de les considérer (taille tridimensionnelle).
- A la fin des traitements, nous disposons de l'ensemble des étiquettes des voxels de la coupe 2D.
- En se basant sur l'étiquetage obtenu, on calcule les paramètres des distributions statistiques obtenues.

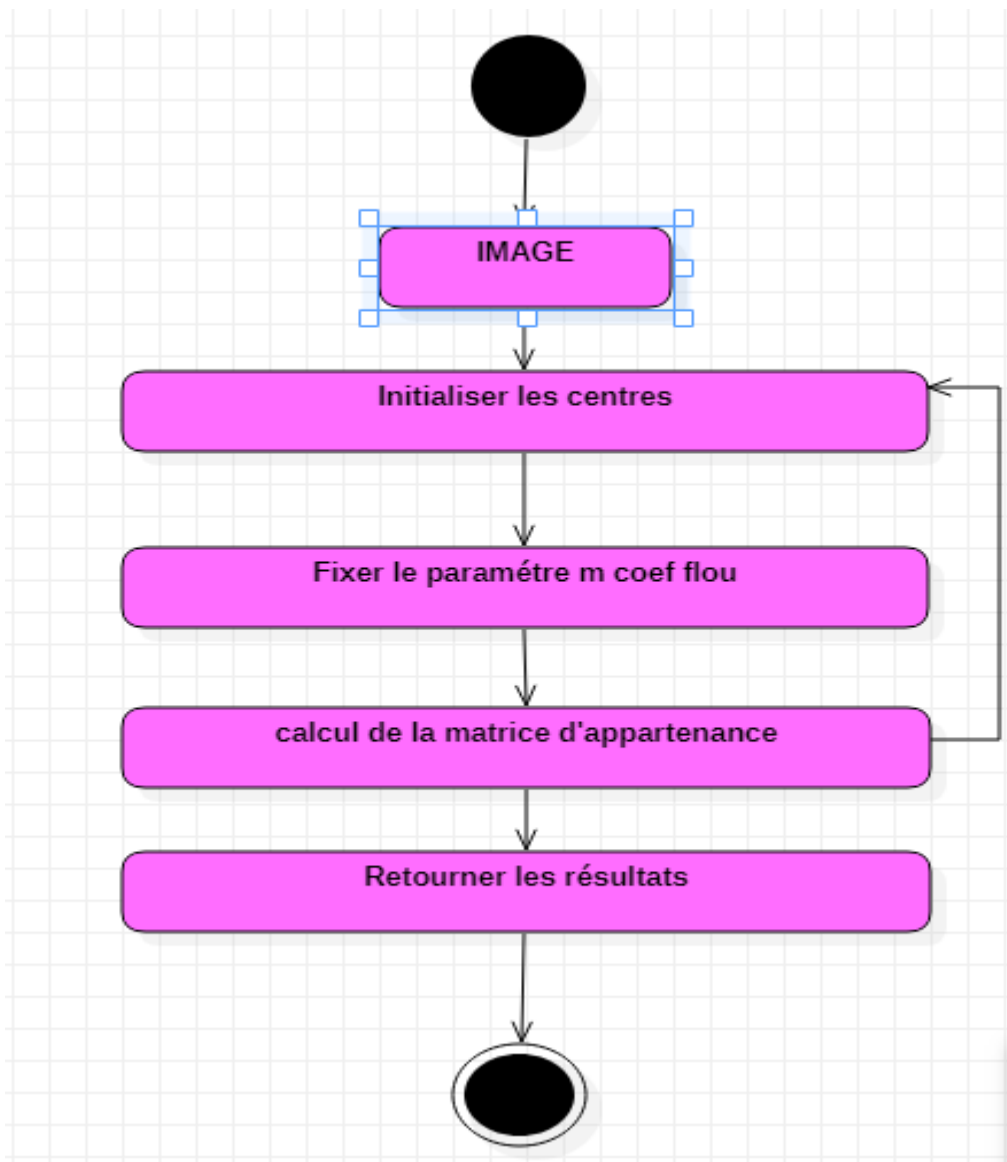


Figure 3.6: Diagramme d'activité: «Clustering FCM»

4.6.2.4. Combinaison

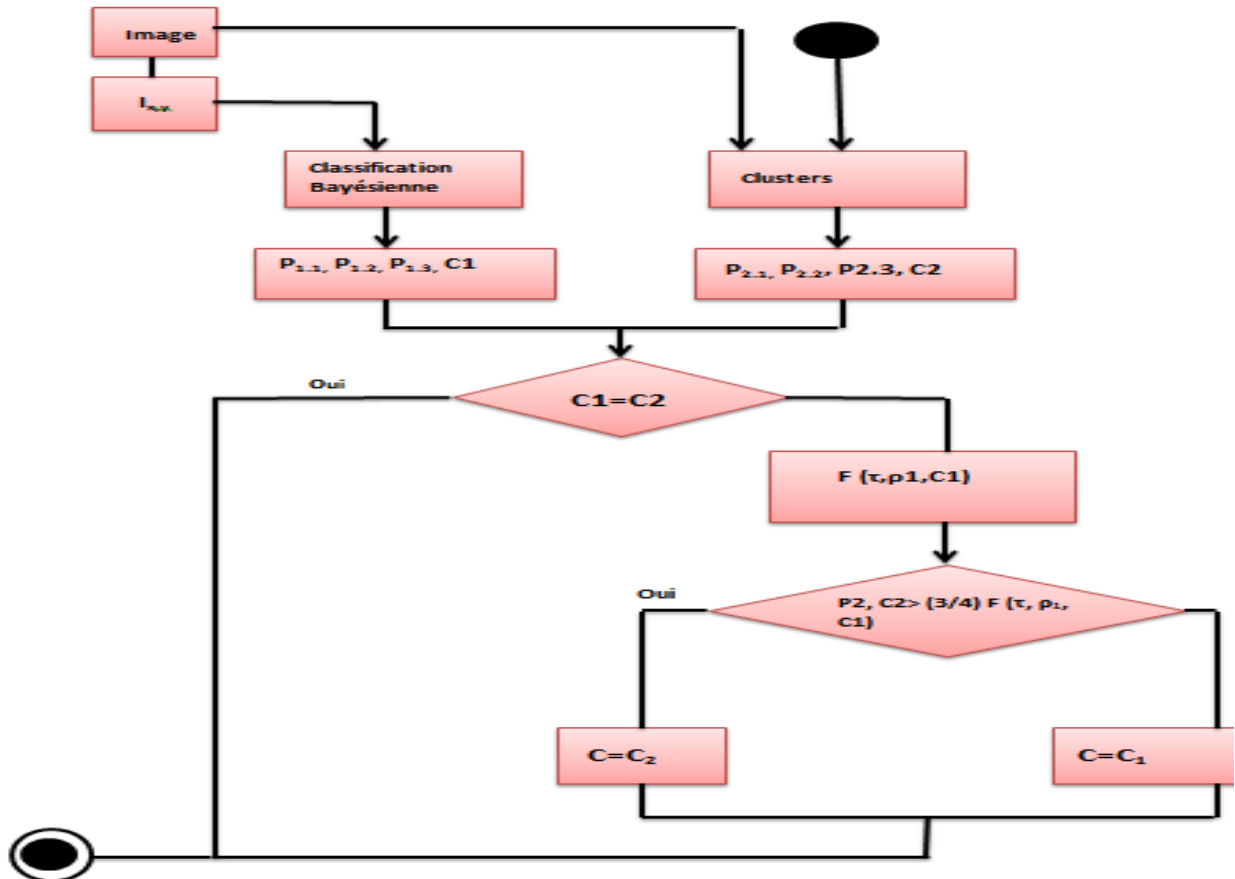


Figure 3.7 : Diagramme d'activité : "Combinaison"

Ce diagramme montre la procédure de combinaison des deux étiquetages obtenus respectivement par la classification bayésienne et par le clustering FCM. La combinaison est effectuée selon les probabilités à postériori, calculés, en se basant sur les paramètres des deux distributions.

Conclusion

Dans ce chapitre il a été question de présenter une démarche pour la combinaison de méthodes de segmentation par classification. Nous avons choisi le Classifieur bayésien, comme méthode de segmentation par classification et l'algorithme du FCM comme méthode de segmentation par clustering.

L'implémentation de la démarche proposée est présentée dans le chapitre suivant, où nous commençons par l'introduction de l'outil de développement, à savoir la plateforme JAVA, puis nous présentons quelques résultats et nous les discutons.

CHAPITRE 04

Implémentation et tests

Introduction

Dans ce dernier chapitre de ce mémoire, nous présentons l'implémentation et les tests de la démarche de combinaison des deux méthodes de segmentation : par classification, en l'occurrence bayésienne, et par clustering, en l'occurrence l'algorithme du FCM.

Nous commençons par l'environnement logiciel du développement, à savoir le langage JAVA .puis nous présentons l'interface de l'application. En fin du chapitre nous introduisons quelques résultats expérimentaux, et ce pour montrer la performance de la combinaison et ce selon différents niveaux de bruit et l'inhomogénéité du champ magnétique.

1. Environnement

- ❖ **Matériels système** : Nous avons utilisé un pc CONDOR Intel Inside qui comporte les références suivantes :
- ❖ **Systèmes** :
 - ✓ Processeur : Intel(R) Celeron (R) CPU 1037U@ 1.80GHz.
 - ✓ Mémoire installée (RAM) : 4.00Go.
 - ✓ Type du Système : Système d'exploitation 64bits, processeur x64.
 - ✓ Style et fonction tactile: la fonctionnalité de saisie tactile ou avec un style n'est pas disponible sur cet écran
- ❖ **Edition Windows** : Windows 07 professionnel

Nous avons utilisé le langage C++ natif, sans faire appel à aucune bibliothèque d'objets visuels d'EDI.

Les objets utilisés sont directement instanciés à partir de l'API Windows. Néanmoins pour faciliter la compilation de nos sources et pouvoir debugger notre application. Nous avons utilisé l'environnement **DEV C++**, sauf que c'est juste pour la compilation et le débogage. Notre source, peut être recompilé sur n'importe qu'elle EDI, sans aucune mise à jour.

2. Le langage C++

2.1. Définition

Le C ++ est le langage de programmation le plus utilisé par les développeurs, notamment en ce qui concerne les applications. Il permet d'aborder le développement sous plusieurs paradigmes : programmation générique, procédurale et orientée objet. C'est un langage compilé, ce qui signifie que le code source est traduit en code objet, ou binaire pour que la machine puisse l'exécuter. [63]

2.2. histoire du C++

Stroustrup a commencé à travailler sur C avec classes en 1979. L'idée de créer un nouveau

Langage vient de l'expérience en programmation de Stroustrup pour sa thèse de doctorat. Stroustrup trouvait que Simula avait des fonctionnalités très utiles pour le développement de gros programmes mais qu'il était trop lent pour être utilisé en pratique (cela était dû à un problème d'implémentation du compilateur Simula), tandis que BCPL était rapide mais de trop bas niveau et non adapté développement de gros logiciels.

Stroustrup commença à améliorer le langage C avec des fonctionnalités similaires à celle de Simula. C fut choisi parce qu'il est rapide, portable et d'usage général. En outre, il était une bonne base pour le principe original et fondateur de C ++ : « vous ne payez pas pour ce que vous n'utilisez pas ». Dès le départ , le langage ajoutait à C la notion de classe (avec encapsulation des données) , de classe dérivée , de vérification des types renforcés (typage fort) , d ' « inlining » , et d'argument par défaut .

Comme Stroustrup développait C avec classes, il écrivit CFront, un compilateur qui générait du code source C à partir de code source C classes. La première avec commercialisation se fit en octobre 1985. En 1983, le nom du langage passa de C avec classes à celui de « C ++ » > . Parmi les nouvelles fonctionnalités qui furent ajoutées au langage, il y avait les fonctions virtuelles, la surcharge des opérateurs et des fonctions, les références, les constantes, le contrôle du typage amélioré et les commentaires en fin de ligne. [64]

En 1985 fut publiée la première édition de The C ++ programming Language. En 1989, c'est la sortie de la version 2.0 de C ++.

Parmi les nouvelles fonctionnalités.

Parmi les nouvelles fonctionnalités, il y avait l'héritage multiple, les classes abstraites, les fonctions membres statiques, les fonctions membres constantes, et membres protégés.

En 1990, The Annotated C ++ Reference Manual (« ARM ») fut publié apportant les bases du futur standard.

Comme le langage C ++ évoluait, la bibliothèque standard évoluait de concert. La première addition à la bibliothèque standard de C ++ concernait les flux d'entrées / sorties qui apportaient les fonctionnalités nécessaires au remplacement des fonctions C traditionnelles telles que printf et scanf.

2.3. les avantages et inconvénients du langage C ++

Le C ++ n'est pas très récent : il a été développé dans les années 1980 pour apporter plus de fonctionnalités au langage C, développé dans les années 1970. La compatibilité entre les deux langages est de plus en plus limitée. Toutefois, le principal inconvénient du C ++ réside dans son haut degré d'abstraction. A la différence des langages comme Python ou Ruby, qui sont relativement plus accessibles au grand public, le C ++ est considéré comme un langage de bas niveau, plus proche du fonctionnement de l'approche du fonctionnement de la machine, et donc moins compréhensible et intuitif pour l'humain.

En revanche, le C ++ offre des avantages pour ses utilisateurs :

- Plus de performances dans le programme créé, il fait partie des langages les plus

- puissants et les plus rapides. Cela explique son succès dans le secteur concurrentiel des applications pour smartphone.
- Très populaire, il est abondamment commenté et enseigné sur le web, à travers les forums spécialisés et les plateformes de formation en ligne. Bien que ce ne soit pas le langage le plus simple, il reste, de ce fait, accessible à des débutants en auto formation.
- Portable d'un système d'exploitation à l'autre, il n'a pas besoin d'être retravaillé pour passer de Windows à Linux ou Mac OS.
- Bien fourni en bibliothèques puisque la bibliothèque standard du C ++ comprend la plupart des éléments de la bibliothèque standard du C et de la Standard Template Library (STL). Ce point lui assure une diversité de fonctionnalités très intéressante.

2.4. Caractéristique

Le C ++ est un langage permettant de maîtriser la représentation bas niveau des données manipulées (arithmétique pointeurs, de allocation manuelle de la mémoire ...) tout en fournissant des outils (références exceptions, classes, templates ...) permettant de construire des structures de plus haut niveau. Est donc particulièrement adapté à des programmes de taille assez importante mais où les performances comptent.

C'est un langage typé statiquement (c'est - à dire une fois pour toutes lors de la compilation) permettant de créer des programmes compilés en natif au moyen de compilateurs optimiseurs ce qui les rend généralement très performants.

C'est un langage de programmation multiparadigmes (c'est - à - dire qu'il permet plusieurs types de multi paradigmes (c'est - à - dire qu'il permet plusieurs programmation) types de parmi lesquels la objet, programmation la programmation procédurale ainsi que la programmation générique grâce aux templates.

Tout ceci fait de C ++ un langage populaire avec un large spectre d'applications grâce à la très grande quantité de bibliothèques et ressources disponibles. [65]

2.5. Les principales utilisations du C++

Bien que les langages **Java** et **C** soient aujourd'hui les plus complets, le C ++ reste très utilisé pour :

- La plupart des applications graphiques : création de programmes en 3D, par exemple :
Lu traitement de texte.
- Les jeux vidéo.
- La mise en place d'outils financiers.
- La création de certains programmes militaires. [66]

2.6. Structure général d'un programme c++

```
#include<iostream>
Void test (int j)
{cout<<j <<endl ;}
```

```
intmain()
{
inti =20;
Cout<< "bonjour" <<endl;
test (i) ;}
```

2.7. Notion de base du C++

Le C++ est l'un des langages de programmation les plus utilisés aujourd'hui. Chaque programme en C++ doit être écrit en respectant des règles d'écriture très strictes. Le C++ est un langage compile, pour écrire un programme, il faut commencer par écrire un ou plusieurs fichiers source. Ensuite, il faut compiler ces fichiers source grâce à un programme appelé compilateur afin d'obtenir un programme exécutable. Cette phase s'appelle la compilation. Les fichiers source sont des fichiers texte lisibles dont le nom se termine en général par .c, .cpp ou .h. Les fichiers exécutables portent en général l'extension .exe sous windows et ne portent pas extension sous Linux.

On programme très souvent en utilisant un environnement de développement intégré : il s'agit d'un ensemble complet d'outils permettant d'éditer et de modifier des fichiers sources, de les compiler, de lancer l'exécutable, de "débuguer" le programme, etc... Visual C++ (version express disponible gratuitement), C++ Builder, Dev-cpp (disponible gratuitement et basé sur gcc) et Code: Blocks (lui aussi gratuit mais plus souvent mis à jour que Dev-cpp) sont des environnements de développement intégrés. Programmer en C++ comporte trois phases:[67]

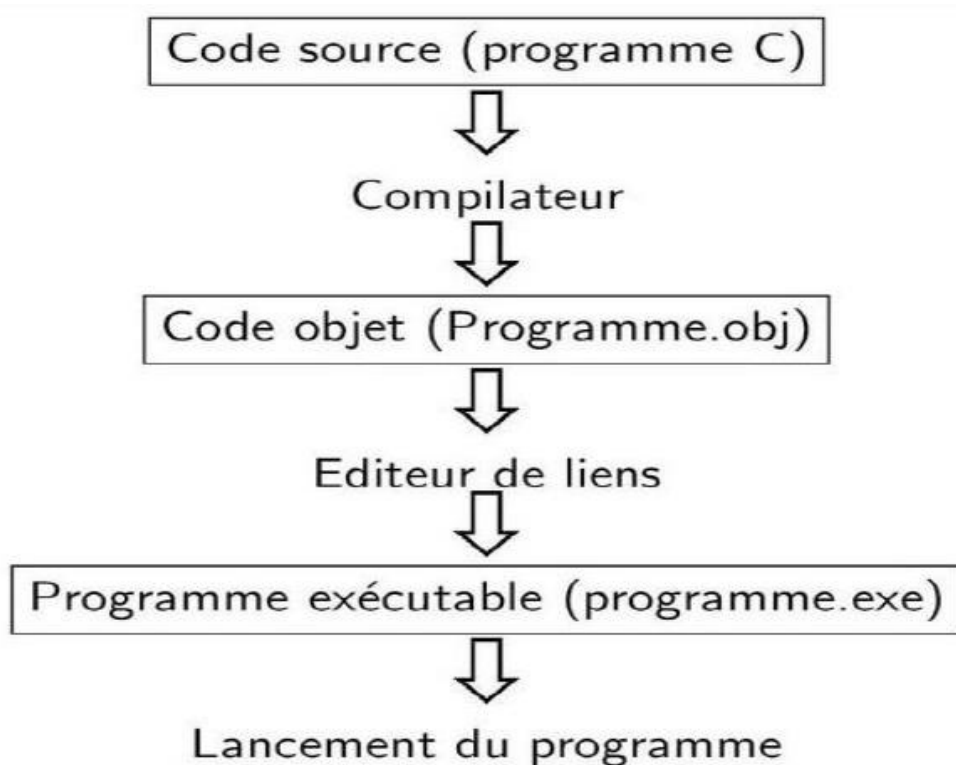


Figure 4.1. Les phases de programmation en langage C++

2.8. Les apports du C++ par rapport au C

Le C++ a apporté par rapport au langage C les notions suivantes :

- les concepts orientés objet (encapsulation, héritage) ;
- les références ;
- la vérification stricte des types ;
- les valeurs par défaut des paramètres de fonctions ;
- la surcharge de fonctions (plusieurs fonctions portant le même nom se distinguent par le nombre et/ou le type de leurs paramètres) ;
- la surcharge des opérateurs (pour utiliser les opérateurs avec les objets) ;
- les templates de classes et de fonctions ;
- les constantes typées ;
- la possibilité de déclaration de variables entre deux instructions d'un même bloc. [68]

3. Environnement Dev C++

Dev-C++ est un environnement de développement open source permettant de programmer en C et en C++. Il a été développé par Borland Delphi, il n'est pas multiplateforme comme d'autres **IDE**, il est disponible que sous Windows. Il utilise la version **MinGW** du compilateur **GCC** et permet d'exploiter ses projets sous fichier **.Dev**, **Dev-C++** peut aussi être utilisé en combinaison avec Cygwin ou tout autre compilateur basé sur **GCC**. Cet **IDE** complet comprend en autres : Un répertoire de classes servant à localiser facilement les fonctions, classes et membres du code source ; Un répertoire de fonctions incluses fonctionnant comme le répertoire de classes mais pour chercher dans les fichiers inclus ; Et un débogueur qui permet de surveiller l'état des variables pendant l'exécution du programme.

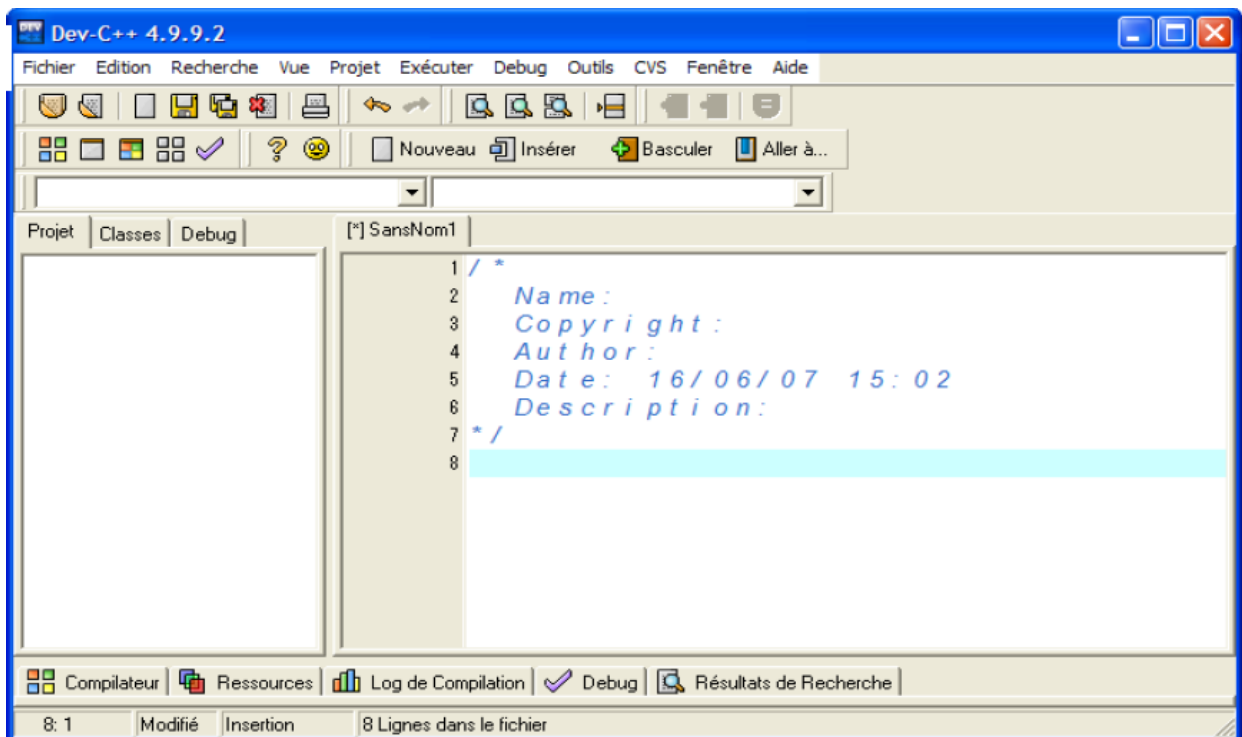


Figure 4.2. Interface de L'outil de développement Dev-C++

Descriptions

- MinGW GCC 4.8.1 32bit (no configuration needed).
- TDM-GCC 4.8.1 32/64bit (no configuration needed).
- Syntax highlighting.
- Code completion and auto complete.
- Shows information about code when hovering above code.
- Provides user-editable shortcuts and tools.
- GPROF profiling.
- GDB debugging.
- Code folding.
- Deepak IDE extensions.
- Support GCC-based compilers.
- Integrated debugging (using GDB).
- Support for multiple languages (localization).
- Class Browser. - Code Completion.
- Debug variable Browser.
- Project Manager.
- Customizable syntax highlighting editor.
- Quickly create Windows, console, static libraries and DLLs.
- Support of templates for creating your own project types.
- Makefile creation.
- Edit and compile Resource files.

- Tool Manager.
- Print support.
- Find and replace facilities.
- Package manager, for easy installation of add-on libraries.
- CVS Support.
- To-Do List.
- CPU Windows.

4. Implémentation

Pour montrer l'essentiel de l'implémentation, nous présentons quelques éléments de l'interface, permettant la sélection des IRM d'apprentissage et des IRM à segmenter. En utilisant l'API Windows, nous avons construit un ensemble de classes, qui vont nous permettre de définir l'interface de notre application. La spécification des classes est enregistrée sur les fichiers "interface. Ccp" et "interface". Ce dernier fichier contient des classes et leurs attributs, tandis que le premier, il contient les méthodes des classes.

CLabel	Cchamp	CImage
Left, Top, Width, Height	Left, Top, Width, Height	Left, Top, Width, Height
Display () Placer ()	Deplacer () SetVal () GetVal ()	Placer () Pixel () Pixel Ex () Get Pixel () Line () Rect ()

La classe **CLabel** permet le placement d'une étiquette sur la fenêtre principale de l'application. La classe **CChamp** permet de placer un champ de saisie, en spécifiant ses attributs à travers sa méthode "Constructeur". Les deux méthodes **SetVal**, et **GetVal** permettent respectivement d'initialiser les champs, ou d'extraire la chaîne de caractère qu'il contient. La classe **CImage** permet de placer une image sur la fenêtre de l'application, et de réaliser des opérations graphiques dont principalement *Pixel(x, y, ng)* qui permet de mettre le pixel en coordonnées (x,y) en gris avec une valeur *ng* comprise entre 0 et 255. C'est à travers cette fonction que l'image lu à partir d'un fichier **IRM** est affichée.

Le fichier main.cpp contient le code source de l'application où ils sont codés les traitements suivants :

- Chargement des données d'apprentissage.
- Chargement de l'image à segmenter.

- Spécification de la coupe d'image à visualiser.
- Segmentation bayésienne.
- Segmentation par clustering floue *FCM*.
- Intégration des deux méthodes.

5. Interface de l'application

On montre sur la figure suivante l'interface principale de l'application. On dispose de deux frames : le premier est réservé aux données d'apprentissage tandis que le second est pour l'image à segmenter, et les différents résultats de segmentation, selon le type de traitement. Sur l'interface ils sont notés respectivement le nom de l'image à segmenter (ex. irmBE3-20.rawb), et le numéro de la coupe dans le volume (ex. 83).

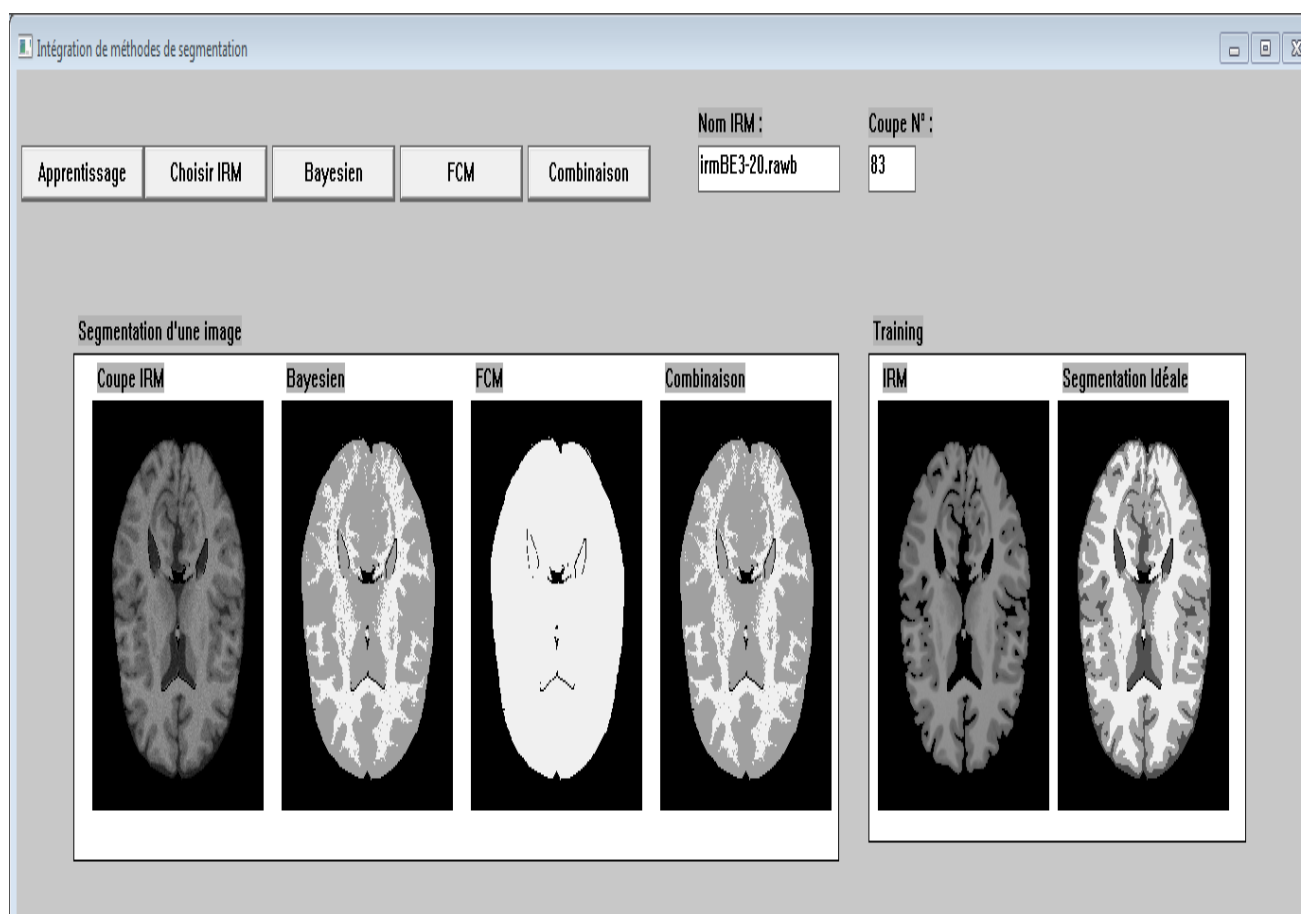


Figure 4.3. Interface principale de l'application

6. Expérimentation de l'application

Quelques résultats de segmentation d'image **IRM** sont présentés dans le but de montrer la performance de la combinaison des 2 méthodes de segmentation. Nous commençons d'abord par présenter la base d'images **IRM** utilisée, et les traitements effectués en pré-segmentation.

6.1. La base d'images

Les images utilisées sont prises de la célèbre base d'images **IRM** pour le cerveau, appelée "**Brian WEB**". Cette base permet d'obtenir des images **IRM** à différents niveaux d'artefacts à savoir le niveau du bruit additif gaussien, qui peut varier de 0% à 9 %. Aussi le niveau d'inhomogénéité du champ magnétique qui varie bien entre 0% et 90 %. Pour les images de cette base sont tridimensionnelles de taille 181×217×181 (figure 4.4).

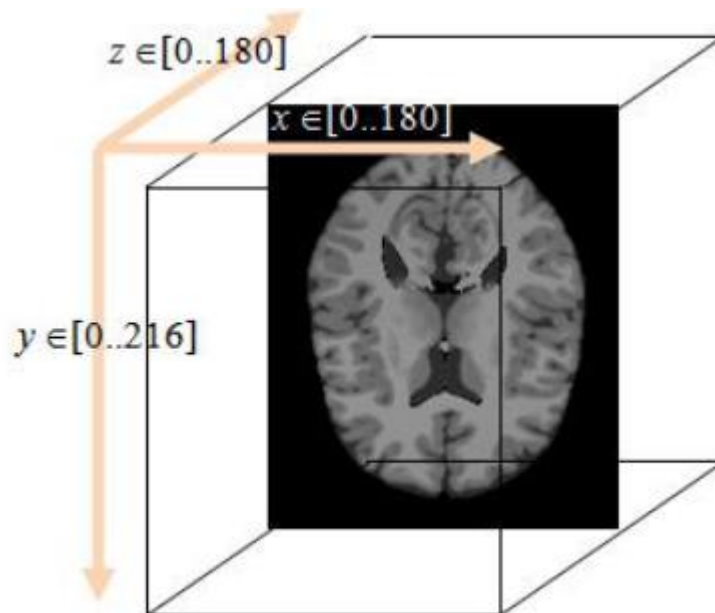


Figure 4.4. Volume IRM

6.2. Images d'apprentissage

Les données d'apprentissage consiste dans notre méthode en deux images IRM chacune est un volume de 181×217×181 voxels:

➤ **IRMBERT.RAWB**

Contenant des données brutes radiométriques d'une image modèle. Nous l'avons choisi avec le minimum (non nul) du niveau de bruit et de l'inhomogénéité (Bruit = 1%, et INU = 20%) (Figure 4.5).

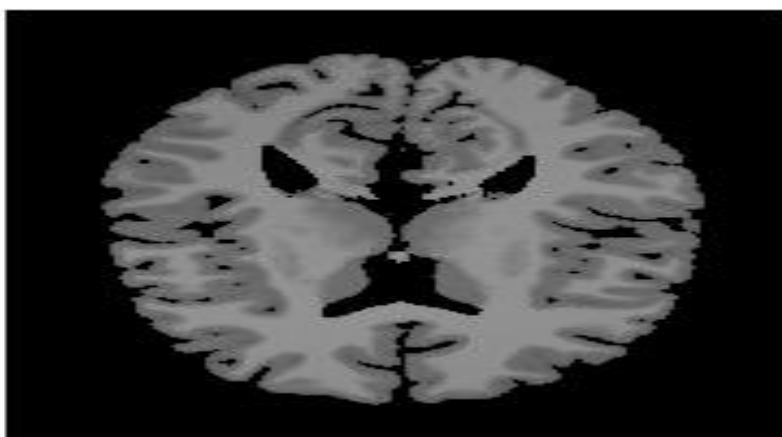


Figure 4.5. Image IRM brute

➤ RT.RAWB

Contient la segmentation réalité terrain de l'image précédente (IRMBERT.RAWB). Elle est obtenue en se basant sur le modèle de génération des **IRM** de **BrainWeb**, disponible au niveau de cette base.

Pour éviter le problème de sur apprentissage du classifieur bayésien utilisé dans la segmentation, nous avons considéré un seul plan (slice) des deux images. En effet, chaque plan (coupe) de l'image contient 181 x 217, soit 39277 voxels, ce qui est supposé largement suffisant pour l'apprentissage d'un classifieur à 3 classes, et dont les données sont variable dans l'intervalle [0..255], représentant les différentes valeurs de l'intensité d'un voxel donné de l'**IRM**. Le résultat d'apprentissage dans notre cas sont les probabilités à priori des trois classes des tissus cérébraux à savoir P(1) pour le LCR (Liquide Céphalo-Rachidien), P(2) pour la **MG** (**Matière Grise**) et P(3) pour la **MB** (**Matière Blanche**).

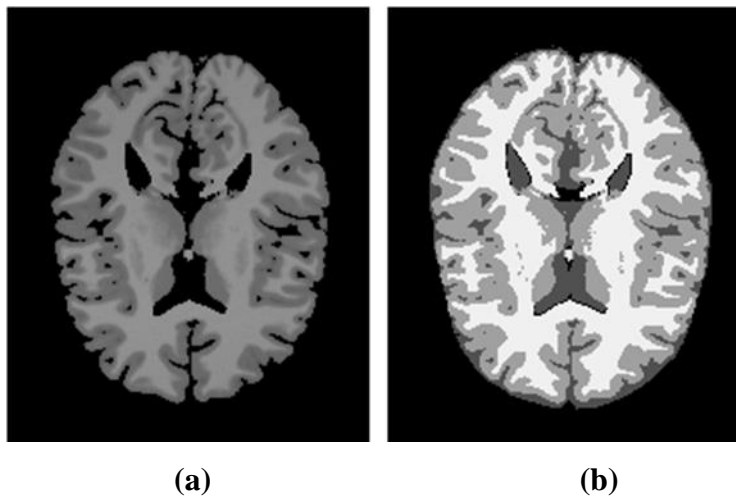


Figure 4.6. Images d'apprentissages: (a) Données IRM brutes de l'image modèle, (b) Segmentation réalité terrain.

6.3. Résultat de segmentation

a. Image avec faible INU

La figure 4.7 montre les résultats de segmentation de l'image IRM BE3-20.rawb avec un niveau de bruit de 3 % et une inhomogénéité INU de 20 % qui sont considérés faible.

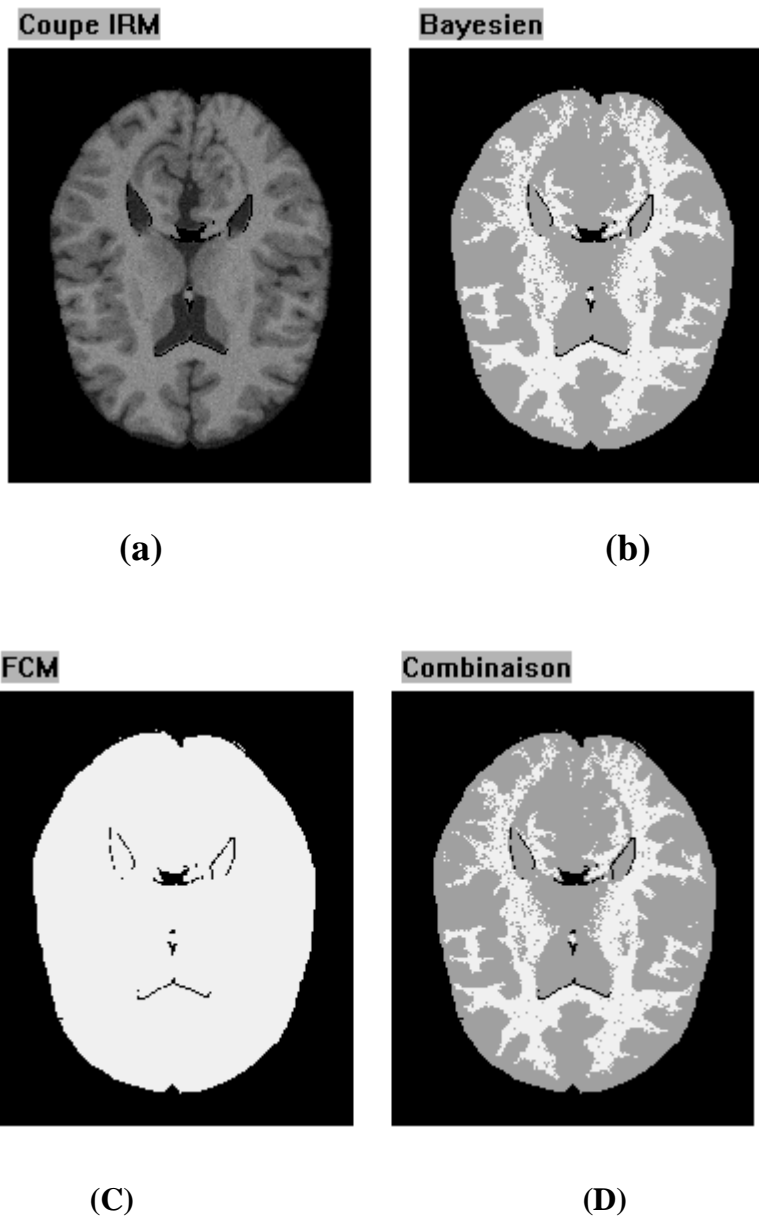


Figure 4.7 : Résultats de segmentation avec artefacts faible.
 (a) IRM brute, (b) Segmentation bayesienne,
 (c) Segmentation par classification(FCM), (d) Après intégration.

b. Images avec Haute INU

La figure 4.8 montre les résultats de segmentation avec un niveau de bruit de 5% et une inhomogénéité INN de 40%. On remarque la dégradation des résultats, due aux niveaux élevés des artefacts dans les différents cas de figure.

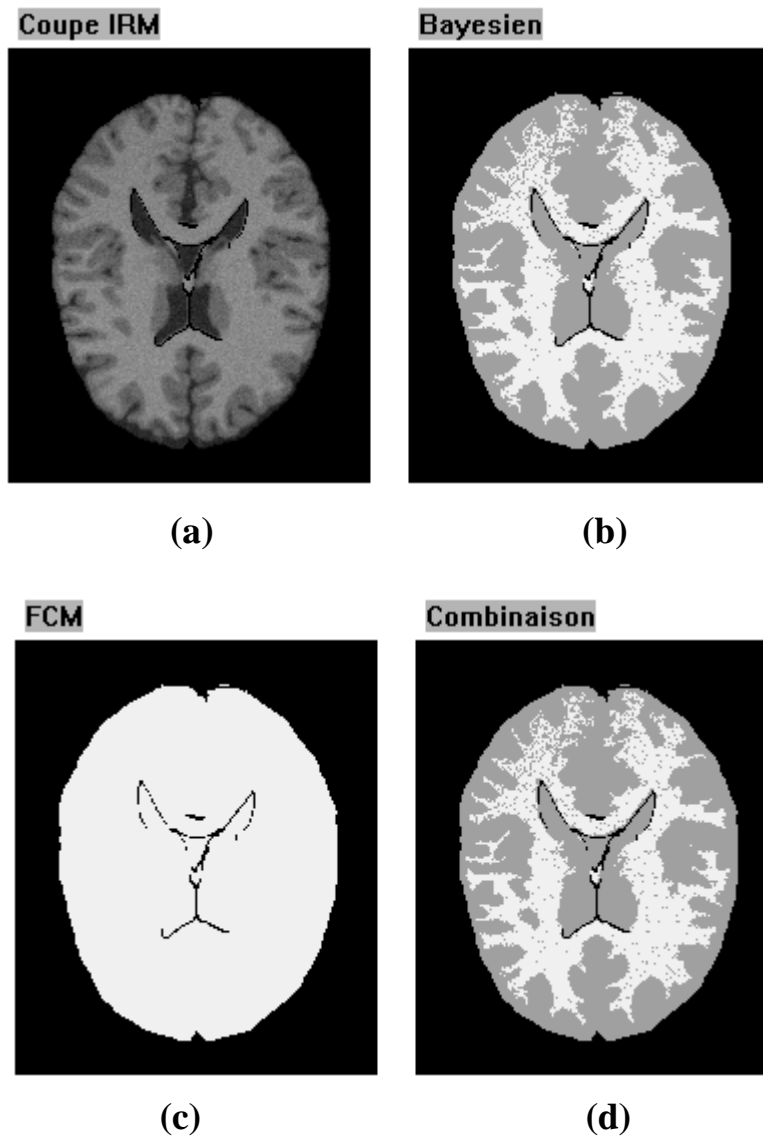


Figure 4.8 : Résultats avec artefacts hauts. (a) IRM brute, (b) Segmentation bayésienne, (c) Segmentation par clustering (FCM), (d) Après intégration.

7. Discussion des résultats

Tout d'abord, c'est à noter que les 2 méthodes de segmentation arrivent à produire séparément des résultats acceptables, quand elles sont appliquées séparément. D'une part, le classifieur bayésien traite mieux les voxels sur les bords des régions et délimite mieux leurs contours. Aussi, plusieurs voxels au sein même des tissus sont considérés appartenant à d'autre tissus, notamment quand le taux de bruit est élevé (5 comparé à 1). D'autre part, le classifieur FCM semble résistant à l'erreur au sein des tissus même en présence de bruit élevé (Figure 4.8.c), cependant plusieurs voxels au voisinage des bords des régions classé à tort dans des régions erronées. Les résultats d'intégration montrent une correction mutuelle les résultats des deux méthodes. En effet, certains voxels sont corrigés dans les deux classifieurs, d'où l'amélioration des résultats de classification obtenu (figures 4.7.d, et 4.8.d).

Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous présentons des implémentations et des tests de notre approche pour combiner les résultats de segmentation d'images IRM, utilisation de la plate-forme de développement C++, de la base de données d'images IRM et de certains résultats de segmentation d'images.

Les résultats obtenus ont montré que la combinaison des deux méthodes améliore les résultats grâce à la récupération mutuelle des défauts de chaque méthode.



CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Dans cette mémoire, nous nous sommes intéressés à développer une méthode de segmentation des images IRM, dans la partie théorique nous avons essayé de donner une vision claire et simple de l'étape de segmentation puisque nous avons d'abord (premier chapitre) introduit l'anatomie cérébrale et la technique IRM, pour cela nous avons compilé les différentes méthodes de segmentation (**Méthodes FCM et Bayésien**).

L'étude menée sur les méthodes de segmentation d'images , et en particulier les méthodes de segmentation d'images IRM , a permis d'appréhender la diversité des méthodes de segmentation du tissu cérébral en IRM.

Sur la base de notre étude nous avons pu réaliser notre travail pour combiner les méthodes de segmentation d'images IRM cérébrales, ou nous avons utilisé deux méthodes différentes, il s'agissait de la segmentation **bayésienne** et de la segmentation par algorithme **FCM**, dans le but d'améliorer la segmentation IRM.

Les résultats que nous avons obtenus ont montré une assez bonne structure anatomique cérébrale, car ils ont pu mettre en œuvre notre approche proposée que nous avons trouvée plus fiable pour la segmentation des images IRM cérébrales.

En fin de compte, nous espérons que notre science et notre approche seront acceptables.



BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHI :

- [01]: Abdelkrim MEZIANE, Systèmes d'information en Imagerie médicale: Moyen de Diagnostic, de thérapie et d'économie, entre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique Aissou Ben Aknoun, 2001
- [02]: Dr Arnaud Muller, Pr P.-J. Valette Introduction à l'imagerie médicale : de la technique à la pratique INSA février 2016 Service de radiologie digestive et interventionnelle Centre Hospitalier Edouard Herriot et Lyon Sud.
- [03]: Philippe Ciuciu (CEA/SHFJ) Introduction à l'imagerie Biomédicale Cours inspiré du module du Master de physique médicale et biologique Université de Paris Sud, Orsay.
- [04] : Mme BEKKAR DJELLOUL SAIAH Ikram, La Segmentation des images par la théorie des jeux, UNIVERSITE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE d'ORAN Mohamed Boudiaf, 09 / 02 / 2015.
- [05] : OULHADJ Zaira & BOUCEDRA Yamina, Analyse de texture d'image IRM par L'approche fractale, Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, 14 juin 2015.
- [06] : Futura Santé, le cerveau appartient au système nerveux central, <https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/biologie-cerveau-3125>
- [07] : BAAKEK Touria, Segmentation trois dimensions (3D) des Images Médicales, Thèse de Magister en Electronique Biomédical, Université Abou Bekr Belkaïd – Tlemcen, 2008.
- [08] : DR. FZ LECHEHEB, RESONANCE MAGNETIQUE NUCLEAIRE (IRM), Cour 3ème Année médecine, 2017.
- [09]: Boulekrinet Nasrine, Méthodes floues en segmentation d'image médical, Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme de Master, Université 20 Août -1955-Skikda, 2017.
- [10]: Jean Pergrale. Echographie Médicale : principes et Application-Philips Medical System Research. PhD thesis, Paris, 2005.
- [11]: Docteur Pierrick Hordé. Santé médecine. Net /santé médecine, 2009
- [12]: http://www.larousse.fr/encyclopedie/divers/corps_humain/187478.
- [13]: R. WARD RHEES Kent M. VAN de GRAAFF. Anatomie et physiologie Humaine. PhD thesis, Dépôt légal Belgique., octobre 2002.
- [14]: Barthélemy Serres. Acquisition, Visualisation et Reconstruction 3D de Données anatomiques issues de dissection : Application aux fibres blanche

Bibliographie

- [15]: Benoit Scherrer. Segmentation des tissus et structures sur les IRM Cérébrales : Agents markoviens Locaux Coopératifs et formulation Bayésienne. PhD thesis, Institut polytechnique de Grenoble., 12 Décembre 2008.34567
- [16]: [http : //fr.wikipedia.org/wiki/Substance_grise](http://fr.wikipedia.org/wiki/Substance_grise).
- [17]: [http : //fr.wikipedia.org/wiki/Substance_blanche](http://fr.wikipedia.org/wiki/Substance_blanche)
- [18]: [http : //fr.wikipedia.org/wiki/Liquide_cérébrospinal](http://fr.wikipedia.org/wiki/Liquide_cérébrospinal)
- [19]: L. Germond. Trois principes de coopération pour la segmentation en Imagerie de résonance magnétique cérébrale. PhD thesis. PhD thesis, Université Joseph FOURIERGrenoble1, 1999.
- [20]: Gary Farr, Radiologic imaging/magnetic resonance imaging (MRI), April 2002.
- [21]: Sébastien LEFEVRE (1999). « Elaboration et validation d'un outil mathématique de segmentation et de reconstruction volumique sur imagerie IRM de tumeurs cérébrales » Mémoire pour l'obtention du diplôme d'Etudes approfondies
- [22]: <https://www.imapoleyonvilleurbanne.fr/service/imagerie-en-coupe-irm-scanner>
- [23]: <https://irmquebec.com/lirm-pour-enlever-les-soupcons/>
- [24]: Claire Kawski Phlébo-MR synchronisée à une angio-MR dynamique : faisabilité, pertinence diagnostique 12 octobre 2012.
- [25]: <https://www.cardiologie-lausanne.ch/cardiologie/examens-realises-dehors>
- [26]: <https://www.em-consulte.com/en/article/122934>
- [27]: GUERCHOUCHE Nouara MEMOIRE DE MAGISTER en Automatique Imagerie du tenseur de diffusion en l'exploration du système nerveux central. Applications cliniques UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU.
- [28]: <https://www.superprof.fr/ressources/scolaire/physique-chimie/terminale-s/laspectroscopie/spectre-vrnm.html>
- [29]: Benoît Scherrer. Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne. Modélisation et simulation. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2008
- [30] : Boussedi Rym Sabrine, Kenadil Meryem. Segmentation des tumeurs cérébrales par la ligne de partage des eaux sur des images IRM. Mémoire de Master, 2010-2011.
- [31] : NAZARIAN, Bruno. Imagerie médicale 3D visualisation, segmentation, reconstruction. 2002.
- [32] : aqualonne.free.fr/Teaching/csc/Image.pdf

Bibliographie

- [33] : Jean-Marc-Vézien. Traitement des images et vision par machine.
- [34] : Jeremy Lecoœur, Christian Barillot. Segmentation d'images cérébrales : État de l'art. Institut National De Recherche En Informatique Et En Automatique, Février 2008.
- [35] : O.Monga, R.Horaud et. Vision par ordinateurs outils fondamentaux. Paris: 2 éditions, 1995.
- [36] : <http://www.univ-eloued.dz/images/memoir/file/M.T-010-1.pdf>.
- [37] : Jean-Christophe Baillie. Cours de segmentation. ENSTA Paris Tech (France), 2009.
- [38] : Mémoire de projet de fin d'études Pour l'obtention du Diplôme de MASTER en GENIE BIOMEDICAL Spécialité : Signaux et Images en Médecine Présenté par : Zeggai Kheira et Zebouchi Aoumria Segmentation des images IRM du cerveau et reconstruction 3D Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen.
- [39]: A.S.Abutaleb. Automatic thresholding of grey-level pictures using two-dimensional entropy comput. Using Graphics Image Process, 1989.
- [40] : M. Sandeli. " Traitement d'images par des approches bio-inspirées". Thèse de magister, Université Constantine 2.2014
- [41] : c.houassine, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride.université m'hamed bougara- boumerdes. 2012.
- [42] : k. aoun allah, les approches de segmentation d'image par coopération régions contours, 2010.
- [43] : Malha, Melle le Hamel. Segmentation d'images texturées à partir des attributs fractals. Université mouloud Mammeri Tizi-Ouzou: mémoire de magister.
- [44] : benjamin Quost, combinaison de classifieurs binaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance, thèse de doctorat, université de technologie de Compiègne, 2006.
- [45]: a. ali et a.farag, graph cutbased segmentation of multimodal images. *dans eine international symposium on signale processing and information technology*, pages 1036-1041, 2007.
- [46] : pierre-Charles dan Gauthier, fondations, méthode et applications de l'apprentissage bayésien, thèse de doctorat, institut national polytechnique de Grenoble ,2007.
- [47] : j.-p.cocquerez et s.philipp, « analyse d'images : filtrage et segmentation », page3 - 266, paris, (février 2003).
- [48] : Mlle Hadjer langue, « déploiement sur une plateforme de visualisation, d'un algorithme coopératif pour la segmentation d'images IRM basé sur les systèmes multiagents
- [49] : d'hondt Frédéric, el Khayati Brahim, « étude de méthodes de clustering pour segmentation d'images en couleurs », faculté polytechnique de mons, 5ème électricité.

Bibliographie

- [50] : IriS Laboratoire d'Informatique en Images et Systèmes d'information UMR 5205 CNRS/INSA de Lyon/Université Claude Bernard Lyon 1/Université Lumière Lyon.
- [51]: Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance (Arvid Lundervold and Geir Storvik) Published in IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June 1995, pp. 339-349.
- [52] : Application du projet VISTA à l'IRISA de Rennes Patrick Pérez (DR INRIA), Patrick Bouthemey (DR INRIA), Aurélie Bugeau (Doctorante)
- [53] : Belhabib Abdelkader, Lagha Omar : " Développement d'une application à base de l'algorithme de classification k-means", Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Licence en Informatique, université Abou bakr belkaid, Tlemcen ,2012
- [54] : Cel eux .G, Diday .E, Govaert .G, " Classification automatique de données environnement statistique et informatique". Dunod, Informatique, 1989.
- [55] : Weibei Dou. Segmentation d'images multi spectrales basée sur la fusion D'informations : application aux images IRM. PhD thesis, INSTITUT NATIONAL, W-D.
- [56] : Stéphanie BRICQ. Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et détection de lésions. PhD thesis, Ecole Doctorale : Mathématiques, Sciences de l'Information., 06 novembre 2008.
- [57]: R.BAJCSY. Active perception. In Proceedings IEEE. PhD thesis, pages 996-1005, August 1988.
- [58]: <https://www.lucidchart.com>
- [59]: <http://www.infos.fr>
- [60]: <http://proiet.eu.org>
- [62]: <https://www.eni-service.fr>
- [61]: <https://www.ionos.fr>
- [63]: <https://www.linternaute.fr>
- [64]: Programmation C++/Introduction. Wikibooks
- [65]: <https://web.maths.unsw.edu.au>
- [66]: Programmation C++ (débutants)/ Notions de base, http://www.fresnel.fr/perso/stout/langage_C/Chap_1_Notions_de_base.pdf