



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de
la Recherche Scientifique Université 20 Aout
1955-Skikda Faculté de Sciences**



Département Informatique

**Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme de
Master académique-Option : Systèmes Informatiques (SI)**

THEME :

Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

Réalisé par : Chebli Roumaïssa
Remmache Chaima

Encadré par:
Dr Layouni Zoubir
Dr Mazouzi Smaine

Remerciement

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

Qu'il nous soit permis d'exprimer notre profonde gratitude et nos vifs remerciement à Allah le tout puissant de nous avoir donnée la force la volonté et le courage pour concrétiser notre travail nous ne serons pas comment remercier nos encadreurs MM. Layouni Zoubir et Mazouzi Smaine pour le grand honneur qu'il nous font en acceptant de nous encadrer, qui à mis toute sa compétence à notre disposition pour ses directives et conseils judicieux pour tous ses efforts et encouragement et les recommandations pertinentes qu'il nous ont prodigué lors de l'élaboration de ce projet avec beaucoup d'efficacité

Aussi nous tenons à remercier vivement tous nos enseignants chacun par son nom de première à 2ème année Master qui sans leur savoir et leur compétence nous ne serions pas à ce niveau, nous leur devons respect et considération.

En fin c'est de notre devoir de remercier tous ceux de près ou de loin qui ont contribué à notre formation et à l'élaboration de ce modeste travail trouvent ici l'expression de nos sentiments de reconnaissance et de respect.

Dedicace

*Merci Allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité d'écrire
et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve
et le bonheur de lever mes mains vers le ciel et de dire*

"Ya Kayoum "

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 ombre durant

À mon cher fiancé ALLA-EDDINE

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 garde et les protège.

À mon frère BADRI.

À mes sœur MIRÀ , LAMISS, RIMA .

À ma binôme CHAIMA.

À tous ceux qui me sont chères.

À tous ceux qui m'aiment.

À tous ceux que j'aime.

Roumaissa

Dedicace

Avec l'expression de ma reconnaissance, je dédie ce modeste travail à ceux qui, quels que soient les termes embrassés, je n'arriverais jamais à leurs exprimer mon amour sincère.

Merci Allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve et le bonheur de lever mes mains vers le ciel et de dire

"Ya Kayoum "

A l'homme,

mon précieux offre du dieux, qui doit ma vie, ma réussite et tout mon respect:

mon cher père SAMIR,

A la femme,

Qui souffert sans me laisser souffrir, qui n'a jamais dit non à mes exigence

et qui n'a épargné aucun effort pour me rendre heureuse:

mon adorable mère SALIMA

A ma chère tante ILHAM,

qui n'ont pas cessée de me conseiller, encourager et soutenir tout au long

de mes études. que Dieu la protège et lui offre

la chance et le bonheur .

*A mes adorables petits frères, WAÏL et DJAWED,
qu'ils savent toujours comment procurer la joie et le bonheur pour toute la famille.*

*A mes oncles et mes tantes,
que Dieu leur donne une longue et joyeuse vie.*

*A tous ceux qui m'aiment et qui ont cru en moi !
Qu'ils trouvent dans ce modeste travail l'expression de ma reconnaissance,
mon amour, mon amitié et mon estime.*

*Sans oublier ma binôme, ROUMAÏSSA
pour son soutien moral, sa patience et sa compréhension
tout au long de ce projet.*

Chaima

Résumé

Le but de notre travail de master est de mettre en œuvre une technique de segmentation permettant de montré le fort potentiel de la méthode proposée pour une segmentation efficace et rapide des IRM cérébrales.

L'objectif de ce mémoire est de concevoir une méthode coopérative pour la segmentation des images cérébrales. Dans ce travail, nous avons combiné deux méthodes de segmentation, à savoir: le clustering probabiliste des voxels de l'image en utilisant l'algorithme EM avec l'algorithme des k-means pour segmenter des images du cerveau. Les résultats trouvés sont satisfaisants, ce qui nous a permet de dire, que l'utilisation d'une méthode combinée entre plusieurs algorithmes de segmentation permet de donner des meilleurs résultats de segmentation.

Abstract

The aim of our master's thesis is to implement a technique of segmentation allowing showed the strong potential of the proposed method for efficient and rapid segmentation of brain MRI.

The objective of this research is to conceive a cooperative method for the segmentation of the cerebral images. By this method, we combine two segmentation methods, namely: The probalistic clustering of the voxels of the image using the EM algorithm with the k-means algorithm to segmented images of the brain. The found results are satisfactory, to the extent to consider, that the use of a combined method between several algorithms of segmentation allows to give more accurate results in terms of segmentation.

ملخص

تنفيذ تقنية تجزئة تسمح باظهار الامكانات القوية والقدرة العالية للطريقة المقترحة للتجزئة الفعالة والسريعة للتصوير بالرنين المغناطيسي للدماغ هو هدفنا من عمل هذه الاطروحة .

الغرض من هذه المذكرة هو تصميم طريقة تعاونية لتجزئة صورة الدماغ. في أطروحة الماستر هذه قمنا بدمج طريقتين للتجزئة ، خوارزمية ك-متوسط

(k-means) ، مع خوارزمية تصغير التوقعات (EM) ، لتقسيم صور الدماغ. النتائج المتحصل عليها كانت جد مرضية، مما سمح لنا القول ان استعمال طريقة مدمجة بين عدة خوارزميات للتجزئة تقدم لنا افضل النتائج .

Table des matieres

Sommaire:

Remerciement

Dédicace

Résumé

Abstract

ملخص

Table de matière

Table de figures

Introduction général

Chapitre I: Imagerie médicale

I. Introduction.....	1
II. Anatomie humaines.....	1
1. Qu'est-ce que l'anatomie humaines ?.....	2
2. Notion de base sur l'anatomie cérébrale.....	2
2.1. Anatomie du système nerveux.....	2
2.2. Anatomie du système nerveux central.....	3
a. La moelle épinière.....	7
b. L'encéphale.....	7
b.1. Anatomie du cerveau.....	8
b.2. Le tronc cérébral.....	10
b.3. Le cervelet.....	11
2.3. Méthodes d'observation du cerveau.....	12
III. Les différentes modalités de l'imagerie médicale.....	13
1. L'imagerie par résonance magnétique (IRM).....	13
1.1. Définition IRM.....	13
1.2. Principe de IRM.....	14
1.3. Acquisition des images.....	14

Table des matieres

1.4. Avantages et inconvenients.....	16
2. L'imagerie par ultrasons.....	16
2.1. L'échographie.....	16
2.2. Echo-Doppler.....	18
2.3 Avantages et inconvenients.....	18
3. L'imagerie par rayon X.....	18
3.1. Généralités sur les rayons X Présentation.....	18
3.2 La radiographie plane (graphie).....	19
3.3 La radiographie basse dose.....	21
3.4 La mammographie.....	22
3.5 Le scanner.....	23
a- Définition du Scanner X.....	23
b- Utilisation du Scanner X.....	24
c- Principe fondamental de fonctionnement d'un scanner.....	24
d- Les applications du scanner.....	25
3.6 Avantages et inconvenients.....	28
VII. Conclusion.....	28

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

I. Introduction.....	30
II. Segmentation d'images.....	30
1. Fondamentaux du traitement d'image.....	30
1.1 Représentation d'image.....	31
1.2 Etapes du processus de traitement d'image.....	32

Table des matieres

2. Qu'est-ce que la segmentation ?.....	33
3. Processus de segmentation d'image.....	36
4. Objectifs de la segmentation d'images.....	36
5. Limites de la segmentation d'images.....	37
6. Quelques exemples d'applications de segmentation d'images.....	37
III. Les principales méthodes de segmentation d'image.....	39
1. Méthode de segmentation par contours.....	41
1.1. Les méthodes « bas niveau ».....	41
1.2. Les méthodes par morphologie mathématique.....	39
1.3. Les méthodes par modèles déformables.....	44
2. Méthode de segmentation par régions.....	46
2.1. Seuillage et morphologie mathématique.....	46
2.2. Les méthodes par croissance de régions.....	48
2.3. Méthodes de classifications.....	50
3. Méthode de segmentation par classification.....	51
3.1. Les méthodes supervisées.....	51
3.2. Les méthodes non supervisées.....	52
A. La classification par K-Means.....	52
B. La classification floue.....	54
C. La classification probabiliste.....	56
IV. Segmentations des IRM.....	59
V. Travaux existants dans ce domaine de segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale IRM.....	60
VI. Conclusion.....	62

Table des matieres

Chapitre III: Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

I. Introduction.....	64
II. L'approche proposée.....	64
1. Principe de l'approche.....	64
2. Prétraitements.....	66
3. Segmentation par l'algorithme EM (Expectation Minimization).....	66
4. Segmentation par l'algorithme K-means.....	69
5. Combinaison des deux méthodes.....	70
III. Conclusion.....	71

Chapitre IV : Implémentation et tests

I. Introduction.....	73
II. Le langage C++.....	73
1. Qu'est-ce que le C++ ?	73
2. La petite histoire du C++.....	75
3. Notion de base du C++	77
4. Forces du C++	79
5. Les apports du C++ par rapport au C.....	80
III. Environnement Dev C++.....	80
IV. Éléments d'implémentation.....	83
V. Interface de l'application.....	84

Table des matieres

VI. Quelques extraits du code source.....	87
1. Segmentation par clustering Expectation Maximization (EM).....	87
2. Segmentation par clustering K-Means.....	91
3. Intégration des deux méthodes(EM et K- Means).....	95
VII. Conclusion.....	96

Conclusion générale

Bibliographie

Table des figures

Chapitre I: Imagerie médicale

Figure I.1 : Schéma descriptif de l'organisation fonctionnelle du système nerveux.....	3
Figure I.2 : Le système nerveux central.....	4
Figure I.3 : Quelques éléments de la matière blanche, Les capsules :(1) interne,(2) externe, (3) extrême.....	5
Figure I.4: Quelques éléments de la matière grise, (1) le putamen, (2) le globus pallidus, (3) le noyau codé, (4) le claustrum, (5) le thalamus.....	5
Figure I.5: (a) production du LCR, (b) circulation du liquide céphalo rachidien.....	6
Figure I.6 : La moelle épinière.....	7
Figure I.7 : Coupe sagittale médiane de l'encéphale.....	8
Figure I.8: Schéma d'un neurone.....	9
Figure I.9 : Schéma représente le cerveau humain et ses lobes cérébraux, (1) frontal, (2) pariétal, (3) temporal, (4) occipital.....	10
Figure I.10 : Le tronc cérébral, (1) bulbe rachidien, (2) la protubérance annulaire, (3) mésencéphale.....	11
Figure I.11 : Vue antérieure du cervelet. (1) les hémisphères cérébelleux, (2) le vermis supérieur, (3) le pédoncule inférieur, (4) moyen, (5) supérieur, (6) le lobe fluocculo-nodulaire.....	12
Figure I.12 : (a) Schématisation du système référentiel utilisé lors d'analyse d'images anatomique pour le cerveau humain. (b) Coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal	12
Figure I.13 : Exemple d'un imageur IRM.....	13
Figure I.14 : Schéma simplifié d'un imageur IRM.....	14
Figure I.15 : passage de domaine fréquentiel au domaine spatial par transformée de Fourier inverse.....	15

Table des figures

Figure I.16 : différentes modalités d'images IRM : (a) pondérée T1, (b) pondérée T2, (c) séquence FLAI.....	15
Figure I.17 : Exemple d'un échographe.....	17
Figure I.18 : Exemple d'un équipement radiographique.....	19
Figure I.19 : Radiographie antéropostérieure et latérale d'un coude.....	21
Figure I.20 : Système EOS.....	22
Figure I.21 : Appareil de mammographie.....	23
Figure I.22 : Résultat d'une mammographie.....	23
Figure I.23 : Le Scanner RX et la salle d'acquisition.....	23
Figure I.24 : Principe de fonctionnement d'un Scanner.....	25
Figure I.25 : Translation du faisceau X.....	25
Figure I.26 : Exemple d'un scan RX cérébral.....	26
Figure I.27 : Résultat d'un scan RX du thorax.....	27
Figure I.28 : Résultat d'un scan RX abdominal.....	27

Chapitre II: Ségmentation d'image IRM

Figure II.1 : Image numérique.....	31
Figure II.2 : Représentation d'une image numérique.....	32
Figure II.3 : Différentes phases de traitement d'image.....	33
Figure II.4 : Exemple de segmentation d'image.....	35
Figure II.5 : Etapes de segmentation d'image.....	36
Figure II.6 : Segmentation de visage.....	38
Figure II.7 : Segmentation des IRM médicales.....	38
Figure II.8 : Segmentation du mouvement.....	39

Table des figures

Figure II.9 : Reconnaissance d'objets.....	39
Figure II.10 : Les méthodes de segmentation d'image.....	40
Figure II.11 : Approches duales de la segmentation -image originale(a), modèles orientées régions (c) ou modèles orientées contours(b).....	40
Figure II.12 : Segmentation basée contours.....	41
Figure II.13 : Contour et ses dérivées.....	42
Figure II.14 : Représentation 3D d'une image 2D - une image 2D en niveaux de gris (a) peut être vue comme un relief en associant le niveau de gris à une altitude (b). L'image (c) illustre cette notion sur une image d'intensité, et l'image (d) sur le gradient de l'image.....	42
Figure II.15 : Segmentation par les méthodes de morphologie mathématique.....	43
Figure II.16 : Déformation d'un contour.....	44
Figure II.17 : Segmentation par Les modèles implicites level sets.....	45
Figure II.18 : Segmentation basée région.....	46
Figure II.19 : Segmentation par la Méthode de Seuillage de morphologie mathématique De la gauche vers la droite : image originale(en noir : l'objet, en blanc : le fond), Dilatation par carée 3×3, Erosion par carré 3×3.....	47
Figure II.20 : Histogramme à plusieurs vallées.....	47
Figure II.21: Segmentation par la méthode croissance région.....	49
Figure II.22 : Résultats de segmentation obtenus par la méthode Mean-shift.....	50
Figure II.23 : Segmentation par SVM	51
Figure II.24 : Segmentation par l'algorithme du K-means.....	53
Figure II.25 : Segmentation avec l'algorithme C –FUZZY.....	56
Figure II.26 : Segmentation par les approches probabilistes.....	57

Table des figures

Figure II.27 : Segmentation par l'algorithme EM.....	59
--	----

Chapitre III: Ségmentation d'image IRM par coopération des methodes de clustering

Figure III. 1: Combinaison des méthodes de segmentation d'image.....	65
--	----

Chapitre IV : Implémentation et tests

Figure IV.1: Niveau de classement de quelques langages de programmation.....	77
Figure IV.2. Les phases de programmation en langage C++.....	78
Figure IV.3. Interface de L'outil de développement Dev c++.....	81
Figure IV.4. Interface principale de l'application.....	84
Figure IV.5. le chargement des données d'apprentissage.....	85
Figure IV.6. Chargement d' IRM.....	85
Figure IV.7. Segmentation EM.....	86
Figure IV.8. Segmentation K-MEANS.....	86
Figure IV.9. Intégration des deux méthodes.....	87
Figure IV.10. Segmentation des données d'IRM (EM, K-MEANS et l'Intégration entre eux).....	87

Introduction générale

Introduction générale

Le diagnostic automatique de pathologie ne cesse de gagner du terrain dans le domaine de la bioinformatique. L'analyse de données médicales dans le but d'établir des diagnostics offre aux praticiens en médecine une aide qui leur permet de réduire considérablement le temps des traitements et remédier aux cas généralement très nombreux et dont le diagnostic doit être établi en des temps raisonnables.

L'imagerie médicale est une des sources précieuses pour l'exploration du corps humain en vue de l'étudier ou d'établir des diagnostics en présence de pathologies. Différents traitements sont proposés aux praticiens, allant des traitements de base, tel que l'amélioration de la qualité des images, et allant jusqu'au diagnostic et la détection des lésions, kystes, et tumeurs.

La segmentation d'images médicales, est une tâche primordiale et importante, permettant aux systèmes et aux humains de situer les organes et les tissus de l'organisme, dont les sièges des lésions qui peuvent exister. Cependant, la segmentation est une tâche des plus difficiles en traitement d'images en général, et en imagerie médicale en particulier et ce à cause des différentes déformations et du bruit qui entachent les images au moment de leur acquisition.

Afin de contribuer à améliorer la segmentation des données IRM (Images à résonance magnétique) cérébrales, nous proposons dans ce mémoire de master, deux méthodes de clustering basées sur le k-means (k-moyenne) et EM (Expectation Maximization), il n'est nécessaire de posséder de connaissance a priori, situation fréquemment retrouvée dans les milieux pratiques au sein des hôpitaux. Nous proposons: le clustering probabiliste des voxels de l'image en utilisant l'algorithme EM, en supposant que les données suivent un modèle en mixture de gaussienne, et alors que l'image à segmenter est segmentée directement par l'algorithme K-means permettant de calculer les paramètres de vraisemblance qui lui sont associées.

Nous testons la méthode proposée, en utilisant des IRM tirées de la célèbre base d'IRM brain web, qui offre des IRM d'apprentissage et des IRM de test.

Ce mémoire est organisé comme suit :

Introduction générale

Chapitre I: nous survolons le domaine de l'imagerie médicale, en présentant Anatomies humaine et cérébrale, et les différentes modalités d'images médicales, leurs caractéristiques, et les technologies de leur acquisition et aussi les

Chapitre II: nous présentons la segmentation d'image IRM ,leurs principales méthodes, les methodes de classifications supervisées et non supervisées et les deux méthodes de clustering "k-means" et "EM".

Chapitre III: présente en détail notre méthodes de clustering , l'approche proposée , le prétretement, la segmentation de clustering et la combinaison de deux methodes.

Chapitre IV: L'implémentation et les tests de la méthode proposée feront l'objet du **dernier chapitre**, où nous commençons par présenter l'environnement et le langage de programmation à savoir C++ sous Dev C++. Ensuite, nous montrons quelques interfaces de l'application, et quelques résultats expérimentaux avec discussion.

Une **conclusion générale** résume notre travail, et souligne ses perspectives.

Chapitre I: Imagerie **médicale**

I. Introduction:

L'imagerie médicale est un élément essentiel à la recherche clinique, l'étude des maladies et la mise au point de nouveaux traitements. Il existe de nombreuses techniques d'imagerie ciblant à explorer les différents organes et fonctions du corps humain.

Le présent chapitre est organisé en deux parties : la première, c'est une présentation de l'anatomie humaine et cérébrale.

La deuxième partie est une explication du principe des images à résonance magnétique et ainsi le principe de leurs acquisitions qui correspond aux données sur lesquelles nous avons travaillé.

II. Anatomie humaine:

Cette partie définit les termes et les concepts les plus importants qui permettent de mieux comprendre l'anatomie humaine, le fonctionnement et la collaboration entre les parties du corps humain. Commençant tout d'abord par citer quelques définitions de l'anatomie.

Définition 1 : Versale (1543) : l'anatomie « devrait absolument être considérée comme la seule base solide de tout l'art de la médecine ».

Définition 2 : Rouvière : c'est la « science du structures du corps ».

Définition 3 : Paturet 1951 : c'est la « science qui a pour objet l'étude de la forme, les rapports réciproques et la structure finale des organes des êtres organisés, parmi eux l'homme ».

Définition 4 : De Ribet (1961) : c'est la « science qui a pour objet l'étude de la constitution des êtres organisés ».

Définition 5 : L'anatomie est l'étude de la forme ou de la structure des différentes parties du corps et les relations qu'elles ont les unes avec les autres [1].

Importance de l'anatomie :

Selon **IBN Rochd** quiconque étudie l'anatomie augmente sa foi dans l'omnipotence et l'unité de Dieu tout puissant.

Selon **Versale** l'anatomie devrait absolument être considérée la seule base solide de tout l'art de la médecine.

Selon **Paturet** l'étude de l'anatomie humaine...intéresse non seulement le médecin et le chirurgien, mais aussi l'artiste, le biologiste, le physiologiste,

l'anthropologiste...c'est avant tout la science de base, la science fondamentale des études médicales, celle sur laquelle repose l'étude de la physiologie, de la clinique et de la technique chirurgicale.

1. Qu'est-ce que l'anatomie humaine ?

Il existe de très nombreuses définitions de l'anatomie humaine, nous citons dans cette section quelques une pour donner une vision à la fois claire et concise de ce concept.

Définition 1 : L'anatomie humaine est la branche de la science qui vise à étudier et décrire la structure du corps humain, ainsi que ses organes dans toutes leurs 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 ainsi que leurs positions (anatomie topographique), leurs fonctions et leurs formes [2].

Définition 2 : L'anatomie humaine est une discipline de la biologie et de la médecine qui décrit la forme et la structure des organismes vivants et de leurs parties [3].

Définition 3 : L'anatomie humaine comprend l'étude et l'observation macroscopique de l'homme vivant.

2. Notions de base sur l'anatomie cérébrale:

Le cerveau est le centre de tout ce que nous vivons et ressentons. C'est un organe mystérieux et irremplaçable, il ne se laisse pas facilement décoder. Il est la pièce maitresse de notre être, presque toutes les parties de notre corps fonctionnent sous ses ordres.

2.1. Anatomie du système nerveux:

Notre système nerveux coordonne et régule le fonctionnement des autres appareils et systèmes. Il nous permet de recevoir des informations des différentes parties du corps et du milieu extérieur, il assure la transmission de messages à tout l'organisme, après avoir jugé, du point de vue de leur utilité ou de leur danger, les événements qui se produisent dans notre corps et dans le milieu qui l'entoure. Son jugement est alors traduit par un mouvement, un réflexe, une régulation, adapté à la conservation de l'organisme dont il sauvegarde l'intégrité. L'unité de base du système nerveux est le neurone. Les neurones s'associent au niveau de synapses pour former

des réseaux très complexes qui se font et se défont en fonction de notre apprentissage [4].

Le schéma suivant illustre l'organisation fonctionnelle du système nerveux :

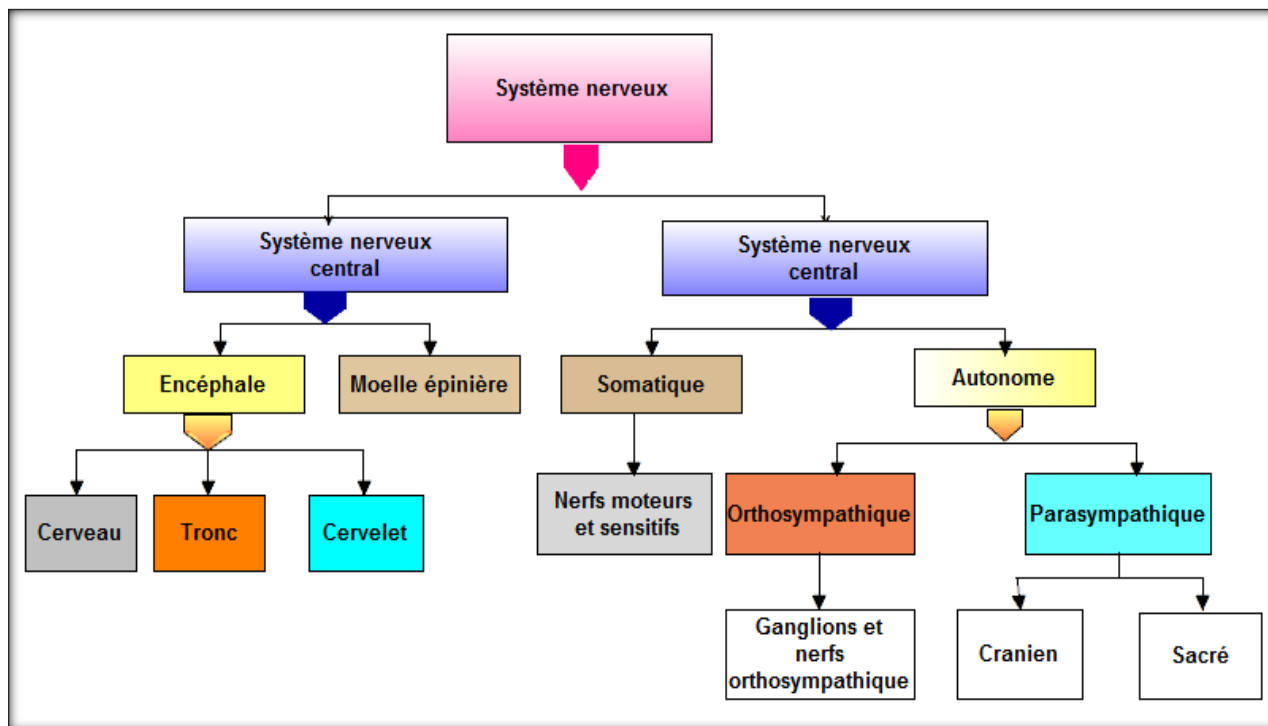


Figure I.1 : Schéma descriptif de l'organisation fonctionnelle du système nerveux

2.2. Anatomie du système nerveux central :

Le système nerveux central, ou névraxe, se divise en deux régions principales : la moelle épinière, localisée au centre de la colonne vertébrale et l'encéphale qui correspond aux trois organes situés dans la cavité de la boîte crânienne qui sont le tronc cérébral, le cervelet et le cerveau (voir la figure I.2). Les fonctions du système nerveux central incluent l'orientation et la coordination du corps, l'intégration des expériences (apprentissage), et la programmation des comportements instinctifs.

Le système nerveux central est formé de substance blanche et de substance grise et se baigne dans le liquide céphalo-rachidien.

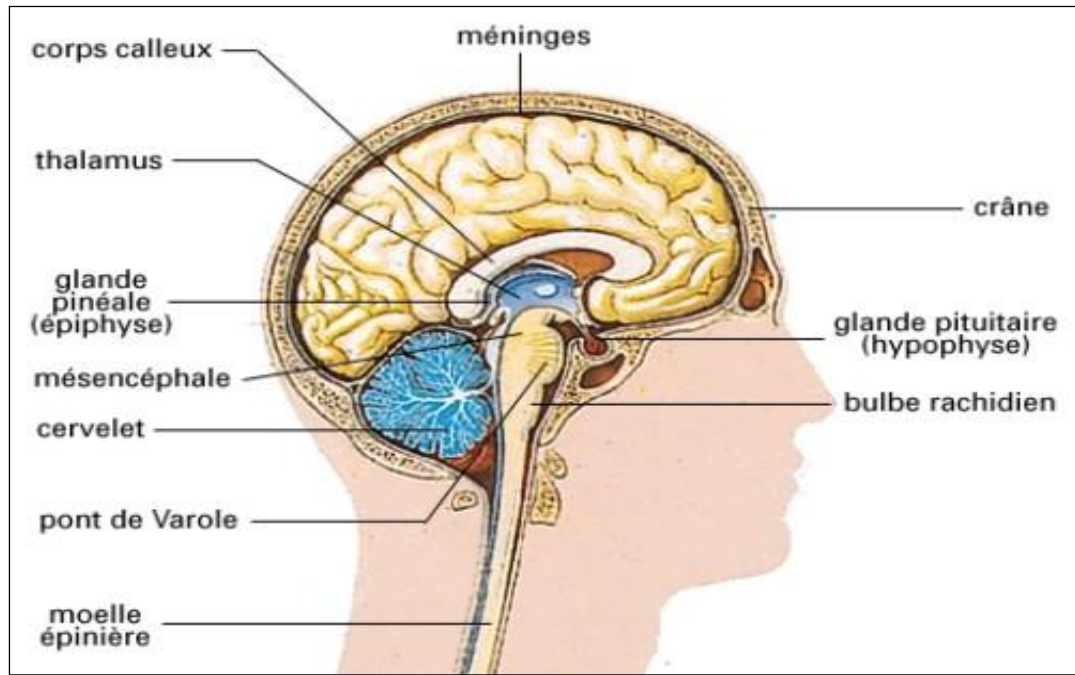


Figure I.2 : Le système nerveux central

La substance blanche : présente dans le système nerveux central, est constituée d'agrégats d'axones myélinisés et forme des faisceaux nerveux.

La matière blanche remplit l'espace compris entre le cortex cérébral, les ventricules et les noyaux de gris. Elle comprend : les commissures qui sont des faisceaux de fibres qui relient les deux hémisphères entre eux (corps calleux, trigones, fibres en U, faisceaux d'association), les capsules qui sont des fibres de protection passant entre les noyaux de gris centraux et formant trois faisceaux (la capsule interne, la capsule externe et la capsule extrême) et enfin le centre semi-ovale qui contient des fibres d'association intra- et inter-hémisphériques (figure I.3).

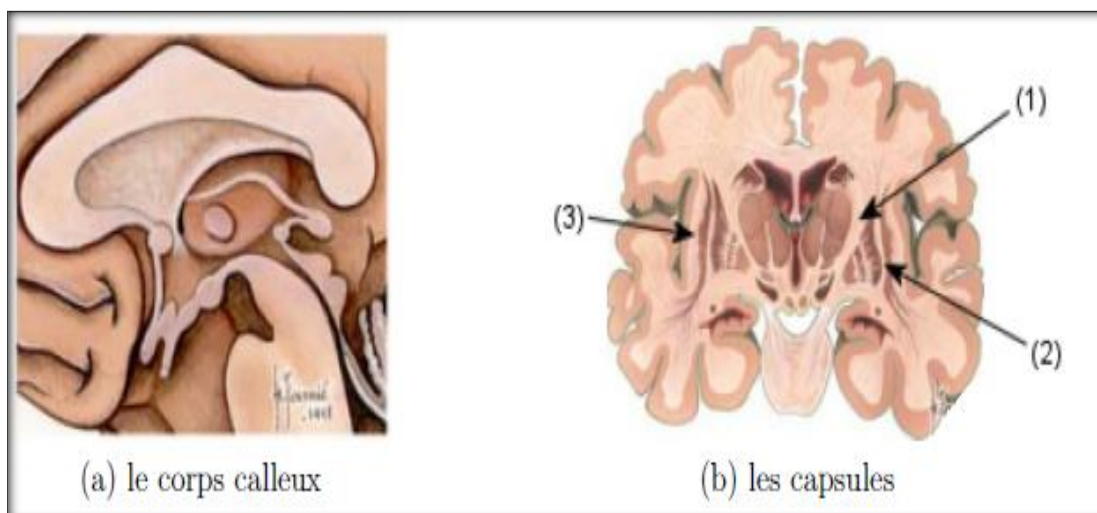


Figure I.3. Quelques éléments de la matière blanche, Les capsules :(1) interne, (2) externe, (3) extrême.

La substance grise est constituée des corps cellulaires des neurones et de dendrites ou d'axones non myélinisés et de névroglie. Elle forme le cortex cérébral et le cortex cérébelleux de l'encéphale et la région centrale de la moelle épinière. Dans l'encéphale, la substance grise est autour de la substance blanche.

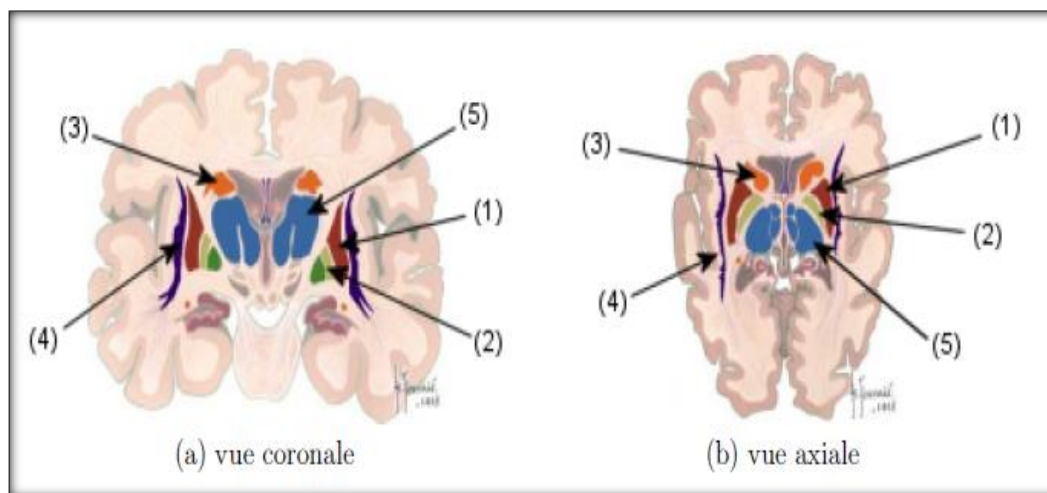


Figure I.4. Quelques éléments de la matière grise, (1) le putamen, (2) le globus pallidus, (3) le noyau codé, (4) le claustrum, (5) le thalamus

Le liquide céphalo-rachidien ou cérébro-spinal est un liquide transparent sécrété par le système ventriculaire dans lequel baignent le cerveau et la moelle épinière et qui circule dans les quatre ventricules cérébraux. Il est contenu dans les méninges plus

Chapitre I : Imagerie médicale

précisément entre la pie-mère et l'arachnoïde, à l'intérieur du cerveau et dans le canal central de la moelle épinière [5].

Le liquide cérébro-spinal se compose de :

LCR	
Na^+	147 mmol/l
K^+	2.8 mmol/l
Ca^+	1.1 mmol/l
Cl	130 mmol/l
HCO_3	22 mmol/l
pH	7.3
PCO_3	50 mmHg
Protéines	0.02 g/100 ml

Son principale fonction est de protéger le cerveau et aussi réduire l'impact des chocs, coups éventuels et d'autres agressions extérieures. Il protège aussi des infections car il contient des immunoglobulines et transporte des hormones et des nutriments. La figure 1.5 suivante décrit la production et la circulation du LCR.

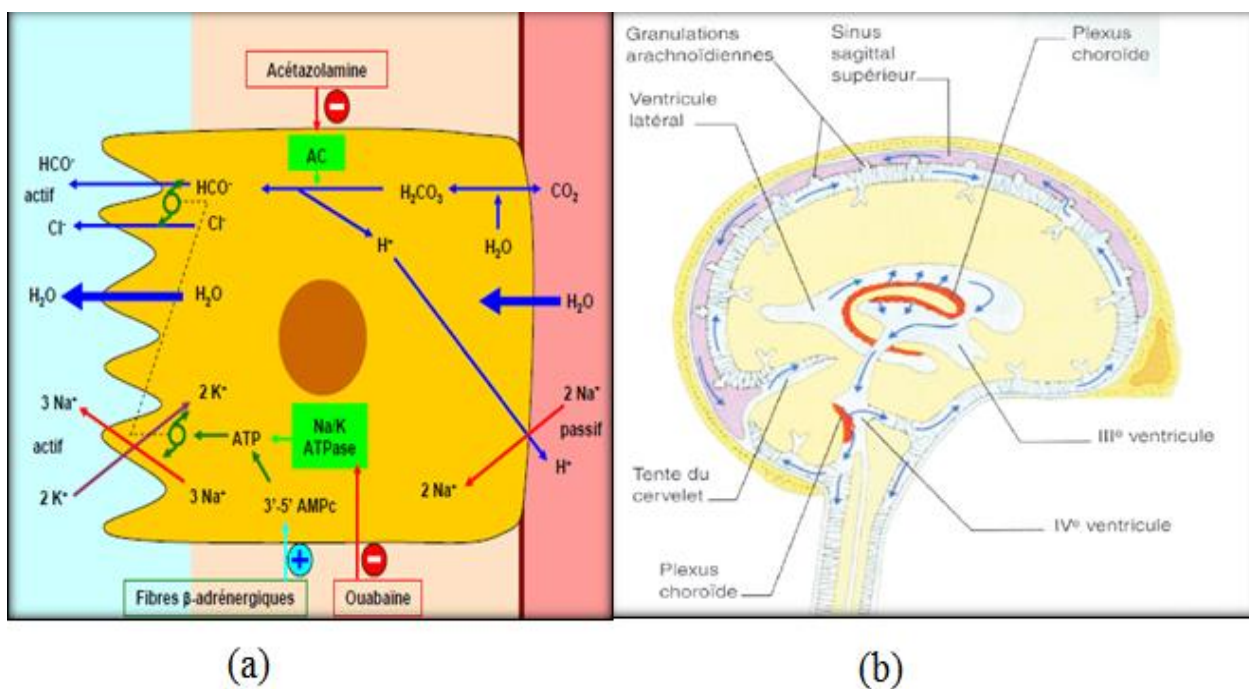
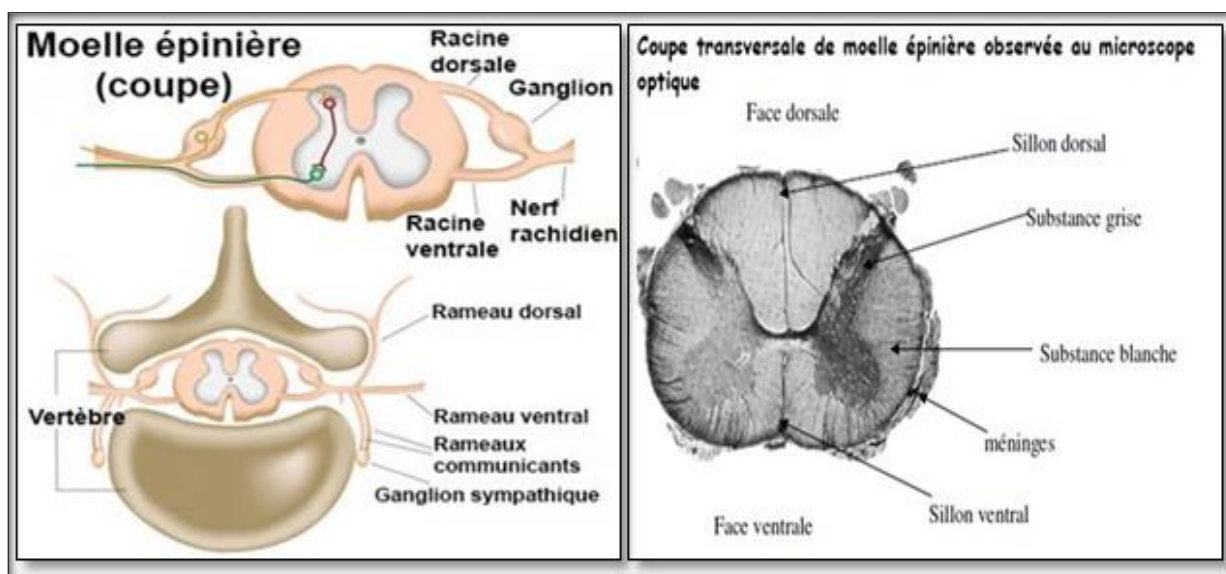


Figure I.5. (a) production du LCR, (b) circulation du liquide céphalo rachidien

a. moelle épinière :

La moelle épinière est la principale voie de communication entre le cerveau et le reste de l'organisme. Il s'agit d'une structure tubulaire, allongée et mince, qui s'étend du tronc cérébral vers le bas. La moelle est protégée par le rachis (colonne vertébrale) constitué de vertèbres qui sont séparées et protégées par des disques de cartilage qui amortissent les chocs. Elle est constituée de trois éléments : Canal de l'épendyme central (assure la sensibilité au monde extérieur) et la substance grise médiane, en forme de H (la moelle épinière est, par sa substance grise un centre réflexe) et la substance blanche périphérique (voir la figure 1.6).



b. L'encéphale :

L'encéphale est le centre du système nerveux central contenu dans la boîte crânienne, reposant sur la base du crâne entouré par la dure-mère et le liquide céphalospinal, qui comporte aussi la moelle épinière située dans le canal rachidien (voir figure I.7). Son poids moyen est de 1400 à 1800 grammes. Il est enveloppé et protégé par des membranes appelées méninges (la dure-mère, l'arachnoïde et la pie-mère). Il est divisé en cinq régions, certaines d'entre elles comprenant de nombreuses structures (Télocéphale, Diencephale, Mésencéphale, Métencéphale et Myélocéphale). Il contient tous les centres de commande et de coordination de la motricité.

Chapitre I : Imagerie médicale

Il est le centre récepteur de toutes les informations sensibles (notre sensibilité superficielle et profonde) et sensorielles (nos organes des sens). Sa vascularisation est assurée par les troncs artériels cervicaux (artères carotides et artères vertébrales), et les gros troncs veineux cervicaux (veines jugulaires, plexus veineux cervicaux profonds) [4].

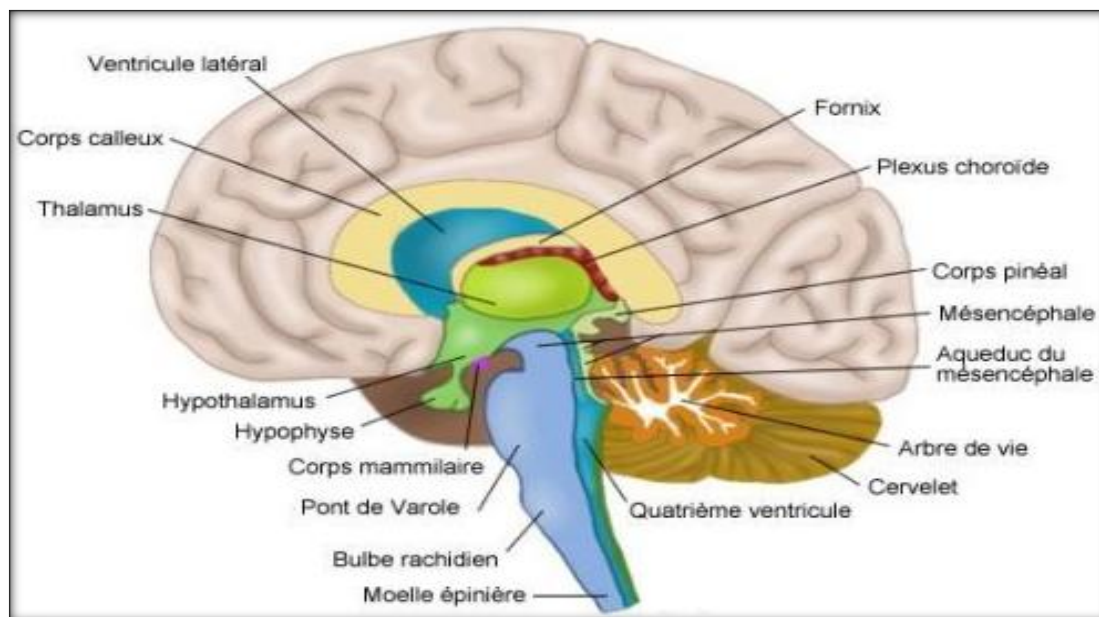


Figure 1.7 : Coupe sagittale médiane de l'encéphale

b.1. Anatomie du cerveau:

Le cerveau est l'étage le plus élevé dans la hiérarchie fonctionnelle du système nerveux central. Il est spécialement développé chez l'homme. Son poids moyen est de 1400 à 1800 grammes. Enveloppé par les méninges où circule le liquide céphalo-rachidien. Il contient plus de 90% d'eau. Il enferme environ 100 milliards de neurones reliés entre eux par des synapses et axones (longs filaments gainés de myéline). Chaque neurone possède 1000 à 10 000 synapses [6].

La figure I.8 suivante est l'archétype de la forme du neurone :

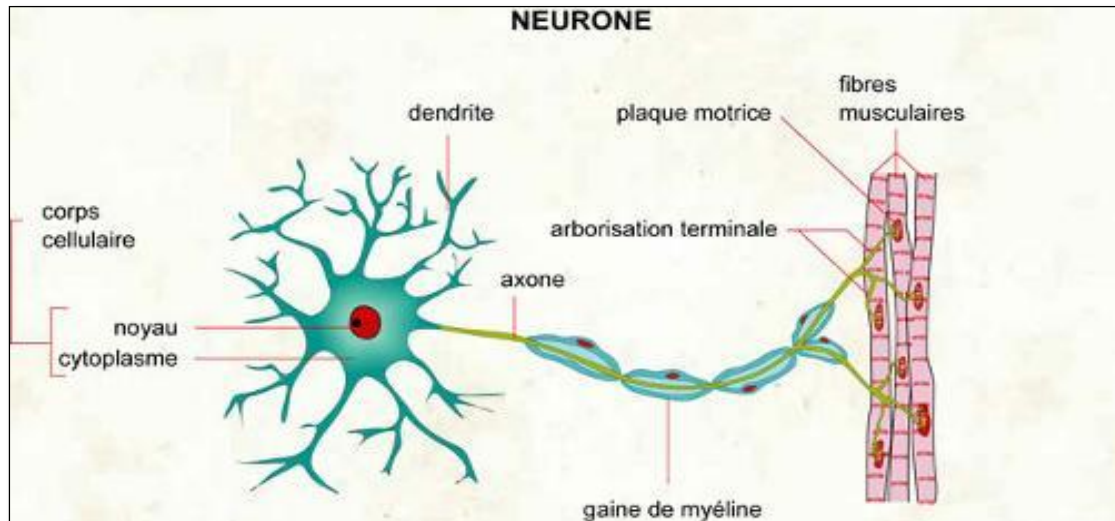


Figure I.8: Schéma d'un neurone

Le cerveau est connecté aux autres et traversés par des décharges électriques et électroniques commandant des réactions biochimiques jusqu'aux cellules. Il y a moins d'atomes dans l'univers qu'il y a de combinaisons de connexions possibles entre les neurones. En se reliant, les circuits neuronaux entraînent divers changements chimiques dans le cerveau. Si l'on répète une action ou un geste, les connexions se renforcent. A l'opposé, si l'action se fait qu'une fois, le réseau neuronal ou est « neuroplastique » c'est-à-dire qu'il a la capacité de se remodeler à chaque instant, par nos pensées, nos actions et nos émotions. « autoroute neuronale » se délie et se rend disponible pour d'autres pensées ou actions.

Le cerveau est composé de deux hémisphères : le droit et le gauche, entre les deux, il y a ce qu'on appelle le corps calleux. La collaboration de deux hémisphères permet un meilleur fonctionnement de nos capacités intellectuelles. La figure I.9 illustre les parties principales du cerveau humain.

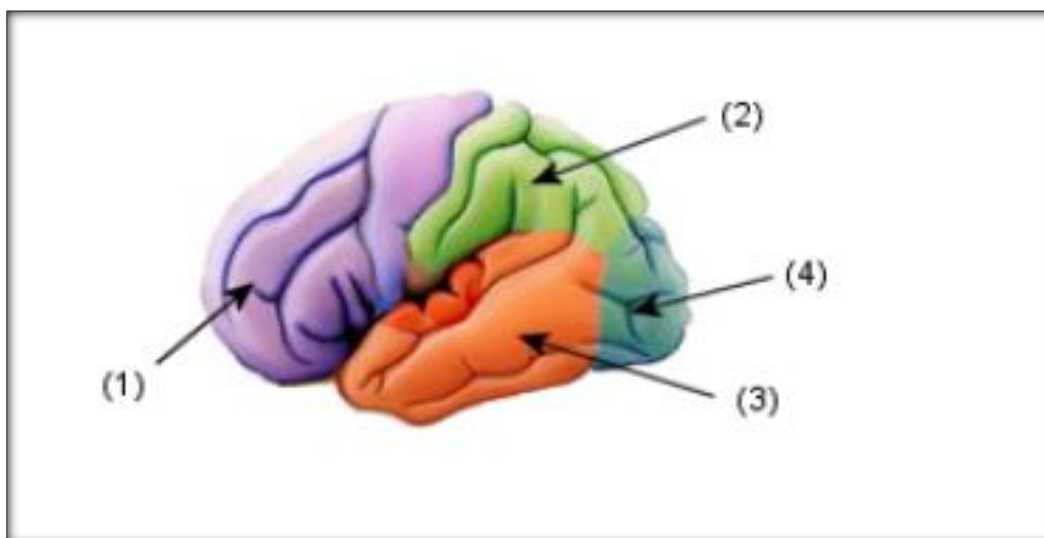


Figure I.9 : Schéma représente le cerveau humain et ses lobes cérébraux, (1) frontal, (2) pariétal, (3) temporal, (4) occipital.

Le cerveau est divisé en plusieurs lobes (frontal, temporal, pariétal, occipital), comprenant différentes aires cérébrales. Certaines aires sont impliquées dans le langage (aire de Broca qui est l'une des deux principales zones du cerveau hominidé responsables du traitement du langage), la vision, la motricité...etc dont elles peuvent communiquer entre elles.

b.2. Le tronc cérébral

C'est le segment du névraxe (est une portion dilatée du névraxe) qui est placé au-dessus de la moelle, sous le cerveau et en avant du cervelet, au centre de la fosse crânienne postérieure.

Contient des noyaux de substance grise d'importance vitale. Il est un centre de passage des voies motrices et sensitives entre moelle et cerveau puisqu'il est le lieu d'émergence de la majorité des nerfs crâniens et également un centre de contrôle de douleur.

Le tronc cérébral est responsable en particulier de la régulation de la respiration et du rythme cardiaque, il maintient de la conscience et contrôle et régule les cycles biologiques (les vaisseaux, le sommeil...etc). Il se compose de 3 parties qui sont, de bas en haut : La moelle allongée (bulbe rachidien), le pont (protubérance annulaire) et le mésencéphale (péduncules cérébraux).

En arrière, on trouve le quatrième ventricule situé entre le tronc cérébral et le cervelet, comme illustré dans la figure I.10.

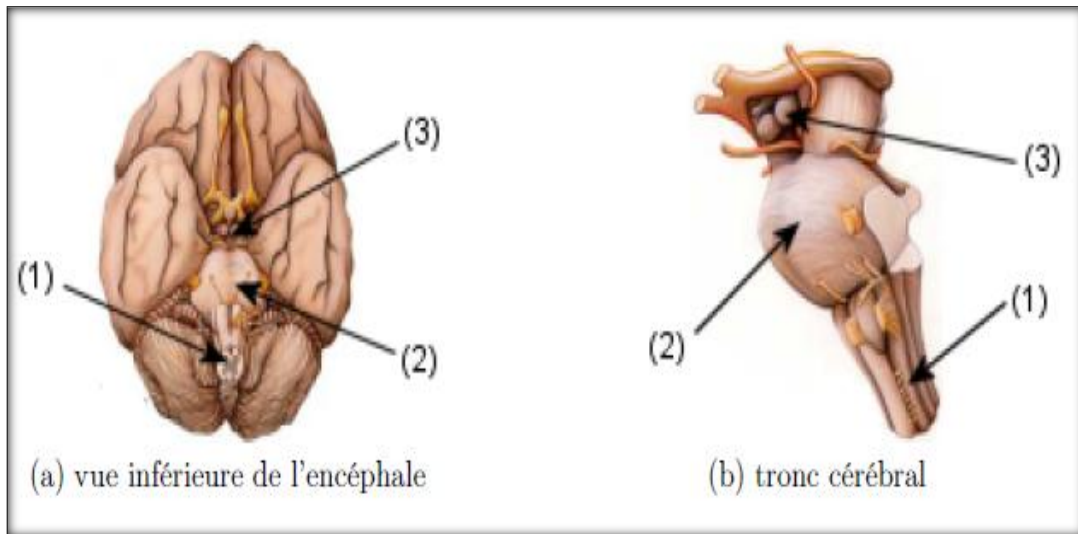


Figure I.10 : Le tronc cérébral, (1) bulbe rachidien, (2) la protubérance annulaire, (3) mésencéphale

b.3. Le cervelet:

Le «cervelet» une sorte de petit cerveau, situé sous le lobe occipital à la face postérieure du tronc cérébral, en arrière et un peu en dessous du cerveau. Il constitue le siège de la coordination de nos mouvements volontaires (néocérébellum) de notre équilibre (archéocérébellum) et de certains réflexes et de la régulation du tonus de posture (paléocérébellum). Il est relié au cerveau par les pédoncules cérébelleux. Il est formé de deux hémisphères cérébelleux droits et gauches, réunis par le vermis central, qui est divisé en lobules vermien. Ils sont reliés au tronc cérébral à droite comme à gauche par les pédoncules cérébelleux supérieur, moyen et inférieur. La figure I.11 montre les subdivisions anatomiques majeures du cervelet.[8]

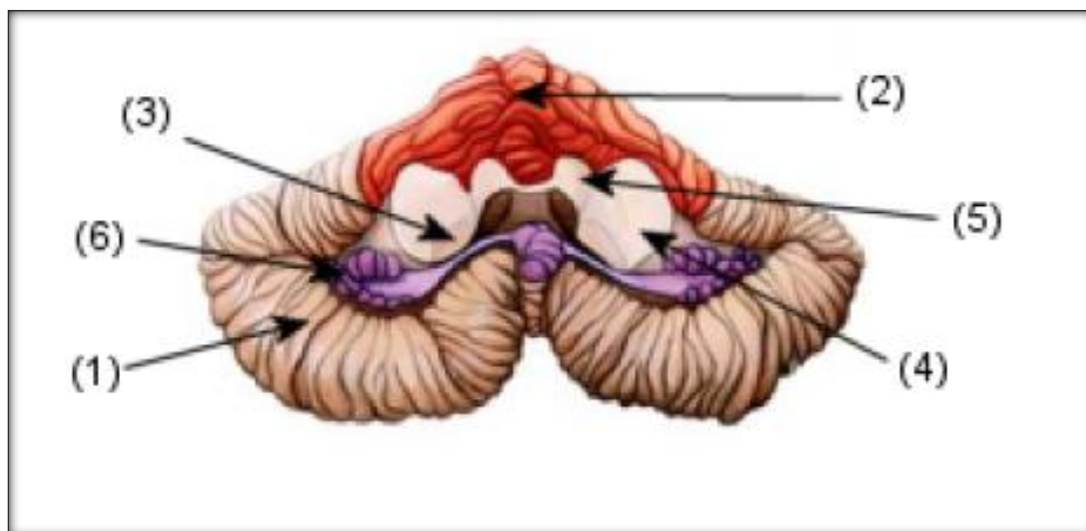


Figure I.11 : Vue antérieure du cervelet. (1) les hémisphères cérébelleux, (2) le vermis supérieur, (3) le pédoncule inférieur, (4) moyen, (5) supérieur, (6) le lobe fluoculo-nodulaire

2.3. Méthodes d'observation du cerveau:

Pour l'observation du cerveau, différentes coupes bidimensionnelles existent selon plusieurs angles de vue ou selon trois axes anatomiques qui permettent de réaliser les coupes dites axiale, sagittale et coronale, comme illustré dans la figure I.12 suivante.

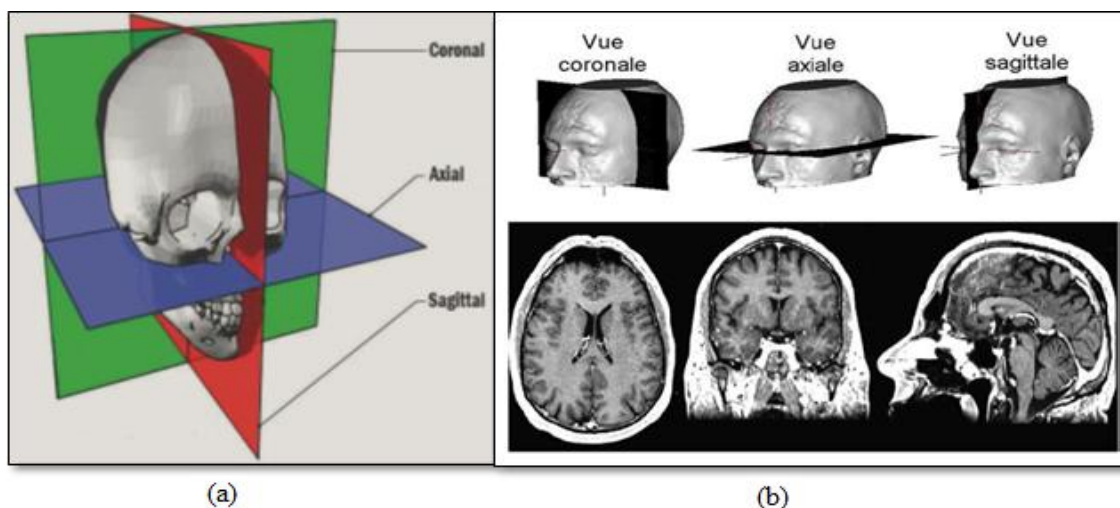


Figure I.12 : (a) Schématisation du système référentiel utilisé lors d'analyse d'images anatomique pour le cerveau humain. (b) Coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal [7]

La coupe axiale (ou transverse) représente une vue de dessus du cerveau. Elle correspond à un plan perpendiculaire au champ magnétique statique.

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

La coupe frontale (ou coronale) est une vue de face du cerveau. Elle est acquise sur le plan perpendiculaire aux coupes axiale et sagittale.

III . Les différentes modalités de l'imagerie médicale:

Différents types d'images peuvent être obtenus en variant le type d'énergie utilisé et la technologie d'acquisition. Les différentes façons d'avoir des images médicales sont relatives aux modalités d'acquisition de ces images. Pratiquement, chaque modalité a son application dans le domaine médical [9].

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

1.1. Définition d'IRM:

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale permettant d'obtenir une vue 2D, 3D, d'une partie du corps, notamment du cerveau. Elle est basée sur le principe de la résonance nucléaire (RMN). Grace aux différentes séquences, on peut observer différents tissus avec des contrastes très élevées [10]. L'imagerie par résonance magnétique (IRM) se révèle particulièrement bien adaptée à l'étude non traumatique d'organes profonds, réputés difficiles d'accès, tels que le cerveau, l'abdomen, Pelvis, etc [11].



Figure I.13 : Exemple d'un imageur IRM.

1.2. Principe de IRM:

L'IRM est basée sur le principe de la Résonance Magnétique Nucléaire RMN (découvert en 1938 par Isidor Isaac Rabi). Elle utilise un champ magnétique (aimant) et des ondes radio. Aucune radiation ionisante n'est émise. Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique [12]. Dans la salle d'examen, on trouve :

- La machine se compose d'un tunnel formé d'un aimant à l'intérieur duquel le lit d'examen va entrer ainsi que d'antennes adaptées à la région à explorer.
- Le pupitre de commande derrière lequel se trouve le personnel médical est séparé de la machine par une vitre protectrice [11].

Nous présentons dans cette section comment sont obtenues les images en partant des bases physiques jusqu'à la formation de celles-ci.

1.3. Acquisition des images :

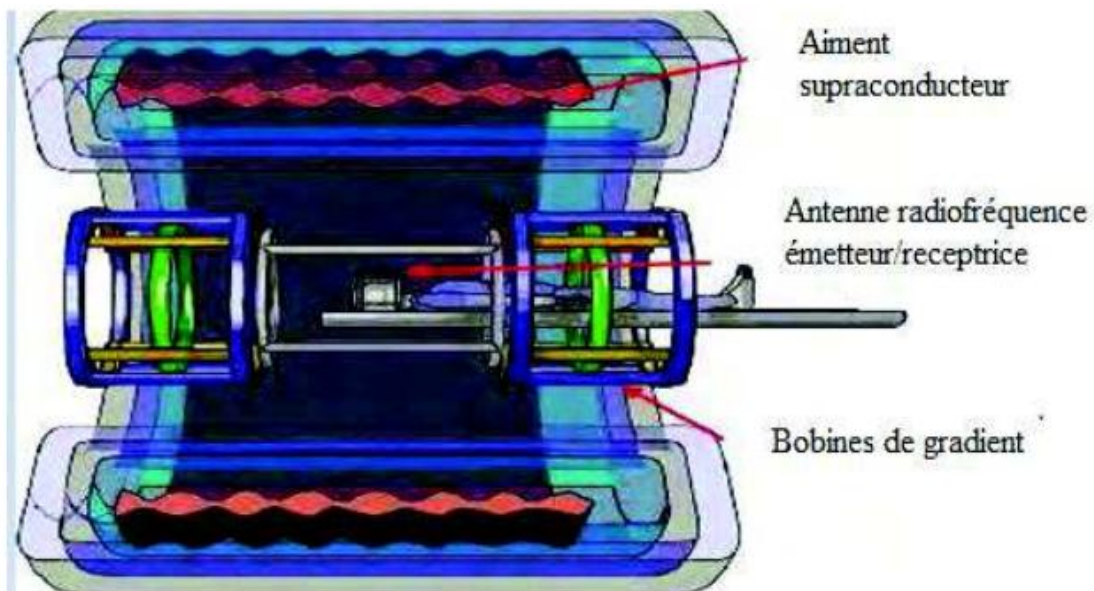


Figure I.14 : Schéma simplifié d'un imageur IRM

Le signal mesuré provient de l'ensemble des tissus présents dans le champ B_0 . Pour obtenir une image, trois gradients de champ sont utilisés, l'un pour la sélection

de coupe, l'autre pour le codage en fréquence et le dernier pour le codage en phase (figure I.15). Ainsi, une image est acquise dans le domaine fréquentiel (ou domaine de Fourier). Après une transformée de Fourier inverse, l'image d'IRM est obtenue (figure I.16). L'image obtenue est une matrice 3D qui associe à chaque point de l'espace, appelé voxel, une intensité.

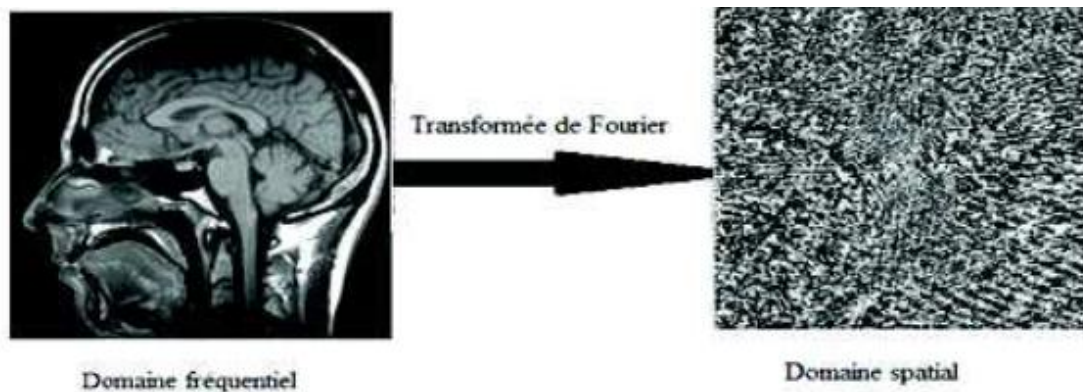


Figure I.15 : passage de domaine fréquentiel au domaine spatial par transformée de Fourier inverse.

Selon la séquence d'acquisition choisie, les tissus du cerveau (dans ce cas) sont observés avec des contrastes différents (figure I.16). Une image pondérée en T1 (figure I.16 a.) fait apparaître la matière blanche en clair, la matière grise en gris et le LCR en foncé, alors qu'une image pondérée en T2 (figure I.16 b.) inverse les contrastes du LCR et de la matière blanche. La séquence FLAIR (figure I.16 c.) est une autre modalité fréquemment utilisée pour le suivi de patients atteints par un contraste similaire aux images pondérées T2, mis à part que les liquides apparaissent en sombre [12].



Figure I.16 : différentes modalités d'images IRM :
(a) pondérée T1, (b) pondérée T2, (c) séquence FLAIR.

1.4. Avantages et inconvénients :

Les rayonnements sont sans dangers pour le patient. Cet examen fournit énormément d'informations de tous types, on peut alors dire que l'IRM fournit des informations "multiparamétriques". Il effectue une exploration dans tous les plans de l'espace, ces coupes sont très utilisées sur les IRM cérébraux (coupe axiale, horizontale, frontale). Il fournit une image en haute-résolution à la différence de l'échographie.

L'IRM nécessite des aimants très puissants, lourds et très chers. Un des autres inconvénients de l'IRM est l'inconfort du patient durant cet examen : le sujet est maintenu allongé à l'intérieur d'un tube étroit. Le bruit est relativement fort. En effet, les aimants fournissent des impulsions électromagnétiques à cadence élevées [12].

2. L'imagerie par ultrasons:

2.1. L'échographie:

Lorsqu'une onde ultrasonore rencontre une interface, elle est réfléchiée sans subir aucune modification de sa fréquence. L'énergie ainsi réfléchiée (écho) sera utilisée afin d'identifier, localiser et caractériser l'interface sur laquelle l'onde a frappé. L'image échographique sera créée grâce à l'interception des énergies réfléchies par les différentes interfaces traversées. Pour mieux expliquer ce qu'est une échographie, nous poursuivrons avec une petite description du fonctionnement de l'échographe, l'appareil chargé de faire des échographies.

L'échographe est constitué d'une sonde, du gel, d'un système informatique, d'une console de commande, d'un système de visualisation (moniteur) et d'un système d'enregistrement des données [13].



Figure I.17 : Exemple d'un échographe

▪ **Principe:**

L'élément de base de l'échographie est la sonde (nommée barrette échographique), plus encore, l'élément de base de l'échographie est une céramique piézoélectrique située dans la sonde. Cette céramique joue le rôle autant d'émettrice que de réceptrice des ultrasons. Ainsi, la sonde va générer des ultrasons quand elle sera soumise à des impulsions électriques, mais elle va aussi capter les échos. Quand elle agit comme réceptrice, on parle de transducteur ultrasonore. La fonction de la sonde consiste à envoyer des ultrasons modulables afin que ceux-ci soient réfléchis par les éléments à étudier et qu'en suite, un enregistrement de ces échos soit fait. Le radiologue peut moduler la fréquence des ultrasons. Les ultrasons de fréquence élevée permettent l'obtention de signaux plus précis en fournissant une image plus fine, et les ultrasons de fréquence plus faible permettent l'examen des structures profondes.

l'échographie cardiaque ou échocardiographie, l'échographie avec produit de contraste et l'élastographie (évaluation de l'élasticité des tissus afin de détecter des cancers) [14].

2.2 Echo-Doppler:

L'échographie Doppler est un examen médical échographique (en deux dimensions) non invasif qui permet d'explorer les flux sanguins intracardiaques et intravasculaires. Elle est basée sur un phénomène physique des ultrasons : l'effet Doppler. Elle est aussi appelée écho Doppler.

- L'effet Doppler permet de quantifier les vitesses circulatoires.
- L'échographie permet de visualiser les structures vasculaires .

En pratique médicale l'écho-doppler est utilisé pour explorer le réseau artériel et le réseau veineux afin d'évaluer certaines pathologies : thrombose veineuse profonde (phlébite), varices, artériopathie, thromboses, anévrismes etc [15].

2.3 Avantages et inconvénients:

L'utilisation des ultrasons est sans danger, c'est pourquoi cette modalité d'imagerie est particulièrement employée pour imager les fœtus. Cette technique est de plus rapide, peu coûteuse et peu encombrante. La résolution peut être très précise, mais elle diminue rapidement lors de l'observation de zones profondes, et les os ne laissent pas passer les ondes ultrasonores. Enfin, cette méthode est opérateur-dépendante et nécessite un contact entre le patient et le dispositif [12].

3 L'imagerie par rayon X:

3.1 Généralités sur les rayons X Présentation:

Les rayons X sont des rayonnements électromagnétiques pénétrants, dont la longueur d'onde est dix mille fois plus petite que celle de la lumière. Les rayons X ont été découverts par hasard en 1895 par Wilhelm Röntgen, qui étudiait les rayons cathodiques un boîtier de carton noir, Röntgen nota qu'un écran de platinocyanure de baryum, placé par hasard à proximité, émettait une lumière fluorescente lorsque le tube fonctionnait.

Après avoir effectué d'autres expériences, il conclut que cette fluorescence était causée par un rayonnement invisible d'une nature plus pénétrante que le rayonnement ultraviolet. Il baptisa les rayons invisibles « rayons X » à cause de leur nature inconnue. Par la suite, on les nomma rayons de Röntgen en son honneur [16].

▪ Nature des rayons X:

Les rayons X sont un rayonnement de type électromagnétique dont la longueur d'onde est comprise entre 0,01 nanomètre et 10 nanomètres (10⁻¹¹ m et 10⁻⁸ m).

L'énergie E et la longueur d'onde λ du rayonnement sont liés par :
 $E = h(C/\lambda)$.

h étant la constante de Planck et C la vitesse de la lumière dans le vide. Plus la longueur d'onde du rayon X est courte, plus son énergie est élevée. Les rayons de longueur d'onde proches de la plage des ultraviolets dans le spectre électromagnétique, sont connus sous le nom de rayons X mous. Les rayons de longueur d'onde plus courte, proches de la plage des rayons gamma, sont appelés rayons X durs (Radioactivité) [15].

3.2 La radiographie plane (graphie):

Il s'agit de la première technologie d'imagerie médicale. Elle fut découverte en 1895 par le physicien Wilhelm Roentgen, qui fit aussi les premières images de l'anatomie humaine.

C'est la radiographie qui a donné naissance à la discipline appelée radiologie. À la base, cette technologie n'utilise que deux grands équipements : une source de rayons X positionnée devant le patient et un détecteur de rayons X (plat en général) qui est placé de l'autre côté (figure I.18).



Figure I.18 : Exemple d'un équipement radiographique.

▪ Principe:

Le processus de base consiste en une émission de rayons X de courte durée (0.5 sec) de la source positionnée en face du patient et qui interagit avec celui-ci. Le détecteur permet de voir comment les rayons X se sont modifiés une fois qu'ils ont traversé le corps.

Les rayons X, à la sortie de la source (du tube à rayons X) sont atténués par les milieux biologiques traversés suivant une loi exponentielle qui tient compte de l'absorption photoélectrique et de la diffusion par effet Compton. Ainsi, la distribution homogène initiale des rayons (ceux qui sont sortis de la source) est modifiée selon l'intensité avec laquelle ceux-ci sont absorbés (processus nommé atténuation) ou diffusés dans le corps.

Les propriétés d'atténuation de tissus comme l'os ou les tissus mous sont différents, ce qui résulte en une distribution non homogène des rayons qui émergent du patient et qui, en conséquence vont atteindre la plaque du détecteur. L'image radiographique est donc l'image de la distribution des rayons X, où les zones les plus blanches sont celles qui correspondent aux zones de grande atténuation et celles qui sont plus foncées correspondent aux zones de moindre atténuation. Le détecteur peut être soit un film photosensible soit un système de détection électronique (radiographie digitale).

La radiographie est une imagerie par transmission et projection. La source de rayons est à l'extérieur du corps (concept lié à l'imagerie par transmission), et chaque point de l'image correspond à une information le long d'une trajectoire linéaire à travers le patient (voir l'exemple de la figure I.19).

Dans ces principaux domaines, la radiographie est très largement utilisée pour le diagnostic de fractures osseuses, de cancer des poumons et de problèmes cardiovasculaires.



Figure I.19 : Radiographie antéro-postérieure et latérale d'un coude.

Lorsqu'une radiographie est prise, le patient reçoit une dose d'irradiation qui dépend de l'examen et de l'appareil utilisé. Le Sievert (Sv) est l'unité du système international dérivé de la dose équivalente. La dose équivalente est une grandeur physique mesurant l'impact sur les tissus biologiques d'une exposition à un rayonnement ionisant, notamment à une source radioactive. Définie comme la dose absorbée (énergie reçue par l'unité de masse) corrigée d'un facteur de pondération du rayonnement (sans dimension et qui prend en compte la dangerosité relative du rayonnement considéré). Le sievert est équivalent à un joule par kilogramme (J/Kg) [13] [14].

3.3 La radiographie basse dose:

Une technique qui donne des résultats très encourageants est la radiographie biplan basse dose (EOS). Comme son propre nom l'indique, cette modalité utilise une dose de rayons X plus basse qu'une radiographie classique afin d'obtenir deux images (biphan) radiographiques de meilleure qualité comparativement aux radiographies conventionnelles.

Ces images de face et de profil permettront ensuite la reconstruction 3D des structures osseuses à l'aide de logiciels spécialisés.

L'imagerie en champs sombre est une technique basée sur les interférences des rayons X lorsqu'elles ont traversé les matériaux, interférences qui donnent des informations sur le contraste de phase et des informations sur les champs sombres des images.

Les images en champs sombre sont sensibles à la diffusion des radiations à l'intérieur du matériau lui-même, tandis que les images traditionnelles à rayons X ne le sont pas.

Cette sensibilité permet de révéler des changements subtils de la structure osseuse, des tissus mous ou des autres composés, en procurant une clarté incomparable.

Grâce à l'imagerie en champs sombre on pourrait diagnostiquer l'apparition de l'ostéoporose et pour les tissus mous, diagnostiquer précocement les cancers du sein, les plaques associées à la maladie d'Alzheimer, etc [17].



Figure I.20 : Système EOS.

3.4 La mammographie:

La mammographie est une radiographie de la poitrine et donc une imagerie par transmission et par projection. L'énergie des rayons X est beaucoup plus faible que celle d'autres applications (environ 0.7 mSv) et les machines modernes de mammographie sont désignées spécifiquement pour cette fin. La mammographie sert à diagnostiquer le cancer du sein asymptomatique (qui n'a pas encore produit de symptômes) et le cancer du sein symptomatique (celui qui a déjà produit de symptômes) [18].

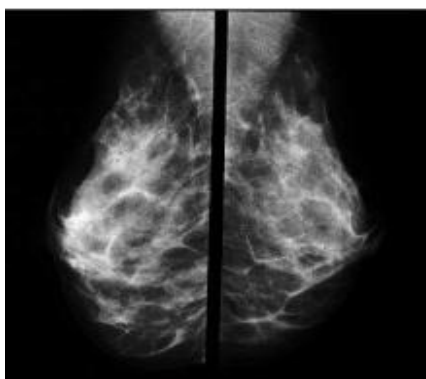


Figure I.22 : Résultat d'une mammographie

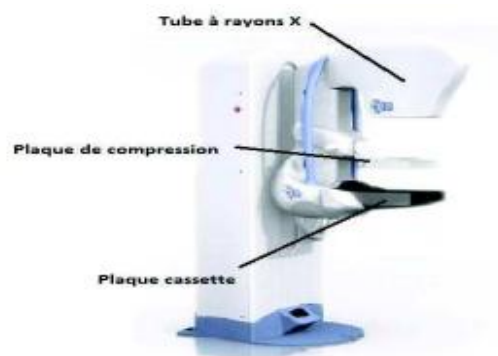


Figure I.21 : Appareil de mammographie .

3.5 Le scanner :

a- Définition du Scanner X:

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 (de l'anglais scanning), reconstitue l'image du corps en mesurant la densité des rayonnements X à travers le corps humain sous différents angles (tomodensitométrie) (figureI.23) [16].



Figure I.23 : Le Scanner RX et la salle d'acquisition.

La tomodensitométrie (TDM) repose sur deux propriétés essentielles :

- La mesure de la densité radiologique des volumes élémentaires d'une coupe à partir de l'absorption d'un faisceau de rayons X, ce qui permet d'accroître la résolution en densité de l'image d'une coupe de corps d'un facteur 100 par rapport à ce qu'elle est en radiologie conventionnelle.

- La reconstitution d'une image en coupe du corps humain à partir des différentes projections transversales obtenue par le système constituant l'appareillage [15].

b- Utilisation du Scanner X:

Actuellement, la plupart des grands hôpitaux sont équipés de scanners, qui révèlent les tumeurs cancéreuses du foie, du cerveau, du poumon, des reins et qui décèlent les hernies discales. La scanographie permet de distinguer par exemple les kystes, les masses de sang, les masses de graisse et les masses de calcium. Elle a totalement révolutionné la radiologie, en particulier en neurologie. En outre, l'examen est indolore et presque sans danger pour le patient.

c- Principe fondamental de fonctionnement d'un scanner:

Lorsqu'un faisceau de rayons X rencontre de la matière, on observe une diminution de son intensité, due à la réduction du nombre de photon. Une partie de l'énergie perdue lors du processus est absorbée (E_a), tandis qu'une autre est diffusée et sort du matériau dans des directions différentes de celle du faisceau incident (E_d). L'explication de ce phénomène se trouve dans l'étude des interactions des photons avec les électrons qu'ils rencontrent.

La loi qui donne l'atténuation des rayons X est une loi exponentielle ; cette intensité décroît avec l'épaisseur du milieu traversé:

$$I = I_0 \exp(-\int \mu(x) dx)$$

Avec:

I_0 : le flux incident de rayons X pénétrant suivant l'axe x d'un milieu hétérogène ;

$\mu(x)$: le coefficient d'atténuation ;

I : le flux émergent.

Le Scanner X est alors basé sur la mesure de différents coefficients d'absorption des tissus traversés par un faisceau de rayons X (figure I.15). Chaque tissu a son

coefficient d'absorption propre qui dépend de la densité du tissu et de l'énergie du faisceau du rayon X le traversant.

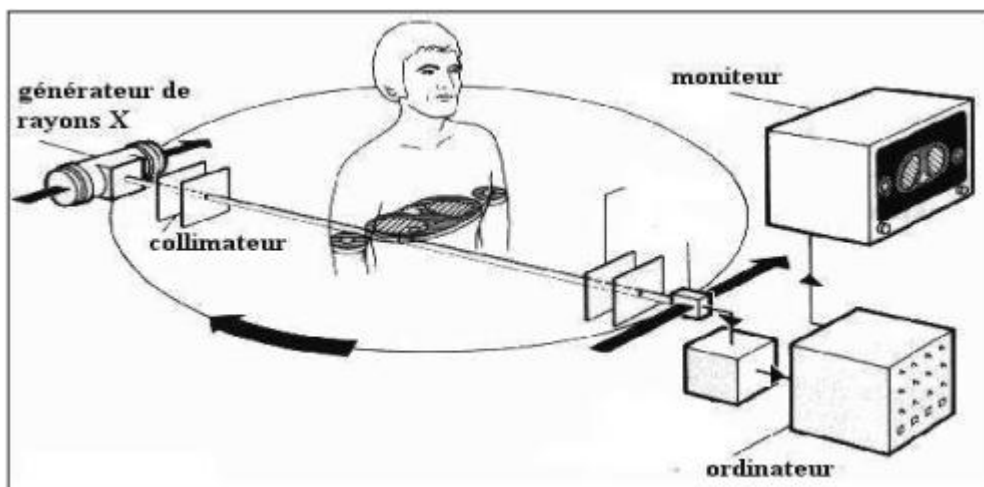


Figure I.24 : Principe de fonctionnement d'un Scanner.

La réalisation la plus simple d'un Scanner X nécessite donc un émetteur de rayons X et un détecteur qui lui est solidaire (figure I.25). Le corps étudié est bien sûr placé entre l'émetteur et le détecteur [18].

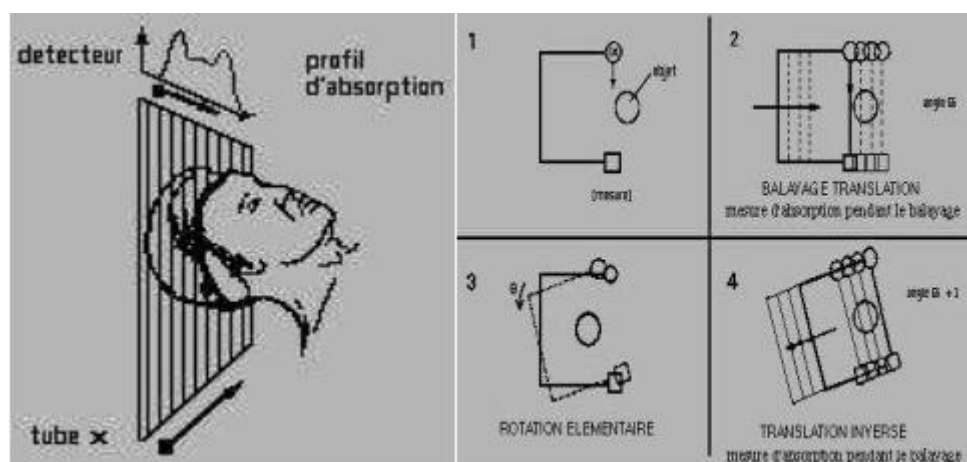


Figure I.25 : Translation du faisceau X.

d- Les applications du scanner:

▪ Le scan RX de la tête ou scan RX cérébral:

Est l'examen d'imagerie de première intention de la tête. Sur les images, on peut reconnaître des aspects normaux (en cas de migraines, par exemple) et des aspects lésionnels traumatiques (hématomes), vasculaires (accidents vasculaires cérébraux), tumoraux, infectieux, malformatifs ou autres.

Certaines indications peuvent justifier une injection intraveineuse de produit de

contraste iodé, pour caractériser des « prises de contraste lésionnelles » ; mais ce sont aussi souvent des indications d'IRM de la tête, qui s'avère alors un bon complément du scan RX sans injection. Le scan RX de la tête connaît des déclinaisons en fonction de la région d'intérêt : scan RX orbitaire, explorant particulièrement les parois orbitaires (recherche de fracture), les yeux, les nerfs optiques et leurs méninges, les muscles et les compartiments graisseux ; scan RX des sinus de la face (bilan de sinusite) ; scan RX du massif facial ; scan RX des rochers, explorant particulièrement les structures fines de l'oreille moyenne (les osselets) et de l'oreille interne (organes de l'audition et de l'équilibre) ; scan RX dentaire [16].

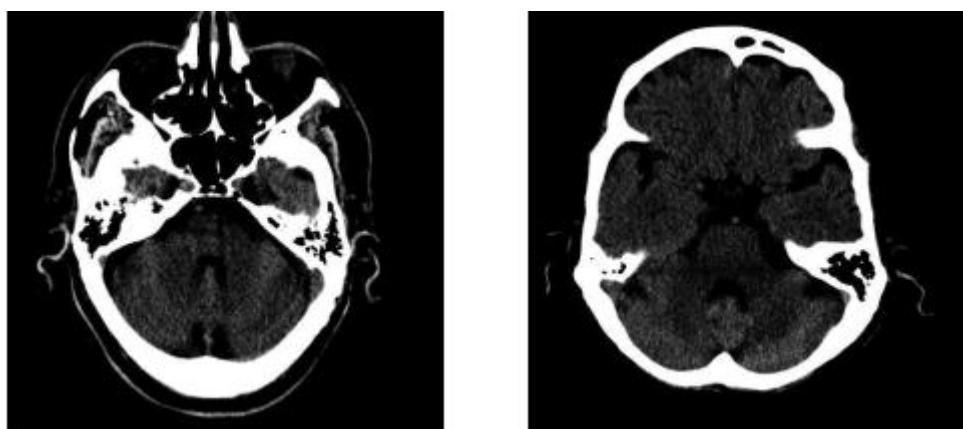


Figure I.26 : Exemple d'un scan RX cérébral.

▪ **Le scan RX du thorax :**

Il permet une étude fine de la structure des poumons, des plèvres, de la cage thoracique, ainsi que du médiastin, qui comporte le cœur et les gros vaisseaux (l'aorte par exemple), la trachée et l'œsophage. C'est, pour les poumons, un examen complémentaire des radiographies. Il a conduit à l'abandon des tomographies pulmonaires. La réalisation de l'examen peut être déclinée sans ou avec injection de produit de contraste iodé. Certains scanners RX de haut de gamme permettent une imagerie morphologique et fonctionnelle du cœur, ou scan RX cardiaque. Avec une injection de produit de contraste iodé, ils permettent de réaliser un scan RX des artères coronaires ou coronaro-scan RX [16].

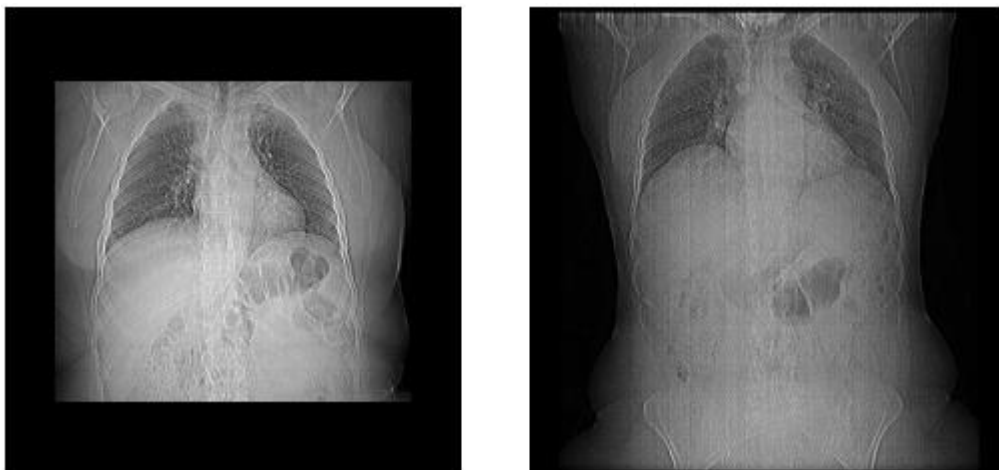


Figure I.27 : Résultat d'un scan RX du thorax

- **Le scan RX abdomino-pelvien:**

Ce type de scan permet une étude fine de toute la région de l'abdomen, du bassin ou pelvis et des structures profondes postérieures dites rétropéritonéales, comme les reins et le pancréas. Les organes pleins, comme le foie, la rate et les reins, sont directement évaluables, avec ou sans injection de produit de contraste iodé. Une injection est nécessaire pour l'opacification des voies urinaires des reins à la vessie. Les organes creux (le tube digestif) peuvent nécessiter une opacification par un produit de contraste iodé hydrosoluble administré par voie orale ou par lavement rectal. Une préparation digestive spéciale est nécessaire pour la réalisation d'un coloscan RX. Les organes génitaux sont inclus dans l'étude de cancer augmenté de près d'un quart sur dix ans. Ces chiffres devraient cependant diminuer, l'irradiation étant moindre qu'il y a quelques années [16].

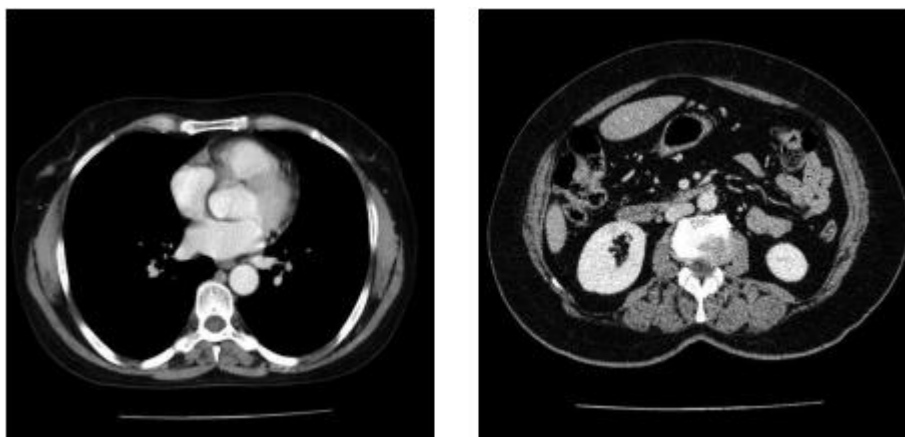


Figure I.28 : Résultat d'un scan RX abdominal.

3.6 Avantages et inconvénients :

Les rayons X sont une modalité d'imagerie structurelle rapide et efficace offrant une résolution de quelques dizaines de micromètres sans limite de profondeur. Cependant, si cette technique offre un excellent contraste entre les os et les tissus mous, le contraste entre les différents tissus mous est faible et rend par exemple difficile la localisation de tumeurs au sein de ces tissus. De plus, les rayons X sont des rayonnements ionisants et à ce titre, leur utilisation doit s'effectuer avec des mesures de protection adéquates [12].

VII. Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre les notions essentielles liées à l'anatomie du cerveau et les principales régions cérébrales qui ont une importance dans l'examen et le diagnostic cliniques.

Nous avons présenté également les principes d'acquisition des images médicales et les différentes modalités d'acquisitions avec leurs technologies spécifiques.

Nous avons remarqué que l'imagerie à Résonance Magnétique est une technique d'imagerie médicale très utile pour l'observation du cerveau. Car c'est la méthode d'imagerie qui, dans la plupart des cas, donne les informations les plus riches (la résolution spatiale habituelle est de l'ordre du millimètre).

Dans le prochain chapitre, nous effectuons une rétrospective des différentes méthodes de segmentation d'images et plus particulièrement la segmentation d'images IRM.

Chapitre II: Ségmentation **d'image IRM**

I. Introduction:

La segmentation d'images est au cœur de nombreux problèmes en imagerie médicale, puisque bien souvent elle constitue la première étape d'un véritable flux de traitements d'images[27].

Selon la suite à donner à ces images, certaines méthodes se révèlent plus probantes et le choix à effectuer n'est pas chose aisée. Nous nous proposons ici de dresser un état de l'art de quelques méthodes existantes pour la segmentation d'images cérébrales. Après un bref rappel de la définition d'une segmentation, nous exposons quelques techniques existantes, classés selon leurs approches. Pour chacune de ces approches, nous avons ensuite expliqué et illustré leurs méthodes les plus remarquables.

II. Segmentation d'images:

Comment représenter une image ? Quelles sont les étapes du traitement d'image ? Qu'est-ce que la segmentation et pourquoi la faire ? C'est ce que nous verrons au cours de ce chapitre.

1. Fondamentaux du traitement d'image:

Une image réelle est par nature complexe et continue. Elle est complexe car elle est résultat d'une combinaison confuse et très riche de plusieurs phénomènes physiques (tel que l'ombrage, l'illumination, la réflexion, la transparence, la nature des surfaces des objets comme la texture, le relief et la couleur) et de contraintes logiques (tel que la projection, les objets partiellement cachées par d'autres). Elle est évidemment continue pour permettre un aperçu visuel cohérent [28]. En réalité, une image numérique (ou numérisée) est constituée de zones rectangulaires comme on peut le voir dans la figure II.1 ci-dessous :



Figure II.1 : Image numérique

1.1 Représentation d'image:

L'image est impliquée dans plusieurs domaines. L'image, dans son sens général, pourrait englober tous les medias qui peuvent être visualisées par les êtres humains, tels que : des images fixes, vidéos, animations, graphiques, tableaux, dessin et même texte [29].

Suivant les méthodes employées pour la traiter, l'image numérique peut être considérée comme une fonction à deux dimensions $f(x, y)$ représentera une fonction d'amplitude (intensité ou niveau de gris) où x et y sont les coordonnées spatiales (variables réelles de position) dans le plan cartésien [30]. Chacune de ces représentations est en général associée à un modèle analytique, continu ou discret, stochastique, géométrique...etc (La figure II.2).

Les premières méthodes de traitement développées (filtrage, correction, géométriques, amélioration du contraste,...etc) étaient pour la plupart des méthodes ponctuelles, c'est-à-dire sans prise en compte du contexte pixels traités [31]. D'autres techniques sont apparues : approches basées sur la morphologie mathématique pour la prise en compte de la forme et la dimension des objets présents dans les images. Les techniques actuelles de traitement d'image combinent les traitements ponctuels et de morphologie mathématique [30].

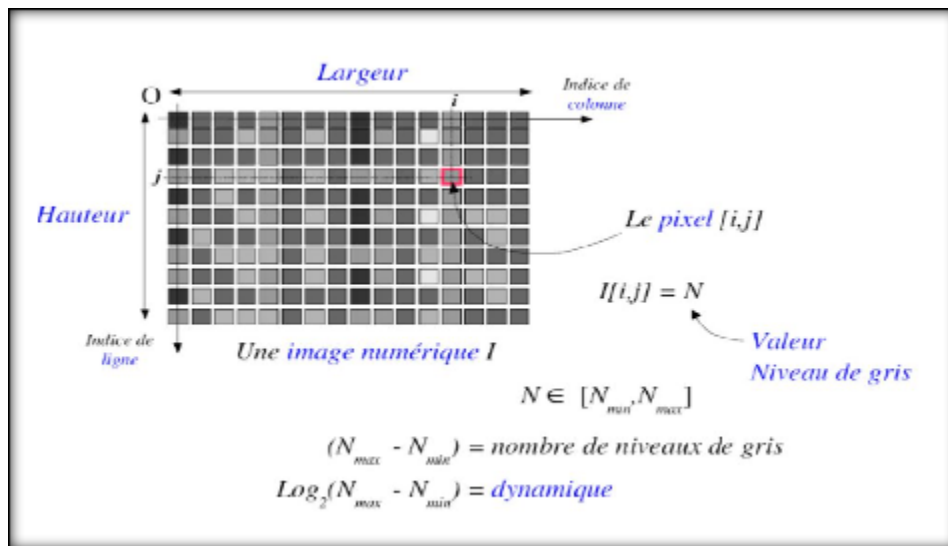


Figure II.2 : Représentation d'une image numérique

1.2 Etapes du processus de traitement d'image:

Le processus d'analyse d'images peut être défini comme l'ensemble de méthodes et d'outils permettant de décrire quantitativement le contenu d'une image ou à y extraire le maximum d'information en utilisant tout un processus qui combine plusieurs méthodes et outils dont les principaux sont l'acquisition, la numérisation, le prétraitement, la segmentation et l'interprétation. L'union des régions obtenues doit redonner l'image initiale [32].

Le processus de traitement d'image se décompose en plusieurs étapes :

- ✓ **Acquisition d'une scène (image)** : permet de discrétiser l'image réelle afin d'être traitée par l'ordinateur.
- ✓ **Prétraitement** : permet d'améliorer la qualité de l'image acquise.
- ✓ **Segmentation** : La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image observée en un certain nombre de région.
- ✓ **Analyse** : permet d'extraire des paramètres représentatifs de l'image [33].

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

De manière schématique, on peut résumer le processus de traitement d'image en quatre étapes principales présentées dans la (Figure II.3.)

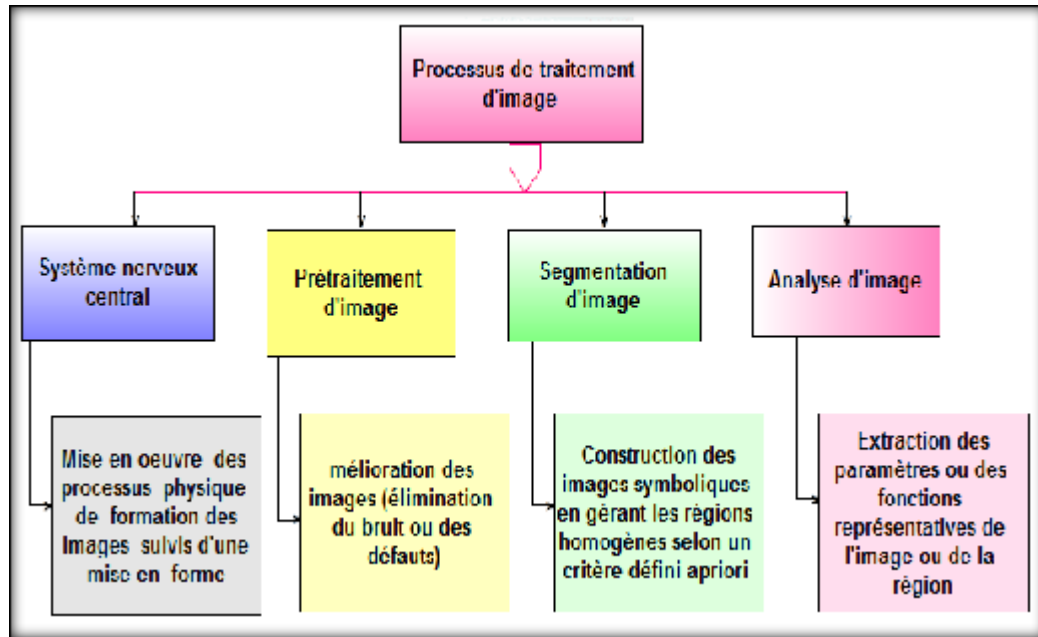


Figure II.3 : Différentes phases de traitement d'image.

Dans la plupart des cas, la segmentation est plus aisée si elle est précédée de prétraitements. Les prétraitements les plus utilisés sont les suivants : les transformations ponctuelles de luminance, la réduction du bruit ou lissage et le rehaussement de contraste. Le choix et le paramétrage de ces opérateurs de prétraitement dépendent évidemment de la nature de l'image : ils sont parfois intimement imbriqués dans la technique de segmentation elle-même : c'est le cas, par exemple, de certains détecteurs de contours qui combinent lissage et dérivation [34].

Parmi les phases du traitement d'image mentionnée dans la figure II.3, nous nous intéressons à la phase de segmentation d'image qui constitue une étape essentielle dans ce processus que nous allons aborder par la suite.

2. Qu'est-ce que la segmentation ?

Il n'est pas aisé de trouver ou de donner une seule définition à la segmentation car cette tâche est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage, Nous citons dans cette section ci-dessous quelques une pour faire disparaître les ambiguïtés et donner une vision à la fois claire et concise de ce concept.

- **Définition 1 :** Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et ses contours sont supposées être pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours à leurs contours apparents [35].
- **Définition 2 :** La segmentation d'images est une opération qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis, et peut-être accomplie selon plusieurs méthodes. Les pixels ainsi regroupés en régions constituent un pavage ou une partition de l'image. La segmentation est une étape primordiale en traitement d'images [36].
- **Définition 3 :** La segmentation est un traitement de bas-niveau qui consiste à décomposer complètement ou partiellement une image en régions selon un critère déterminée (couleur, texture, niveau de gris,...) ces régions possèdent une corrélation forte avec les objets d'intérêt à détecter dans l'image [37].
- **Définition 4 :** 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 moins une des caractéristiques des régions voisines [38].
- **Définition 5 :** D'un point de vue algorithmique, la segmentation d'images consiste à attribuer à chaque pixel de l'image une étiquette d'appartenance (appelé label) à une région donnée. A l'ensemble des pixels ayant le même label, est attribuée une même couleur, ce qui permet d'identifier rapidement les différentes régions. L'image segmentée ainsi est appelée carte de région [39].
- **Définition 6 : (définition formelle)** Une définition formelle d'un algorithme de segmentation a été donnée par Horowitz et Pavlidis[40,41], en 1975, et est comme suit:

Soit X le domaine de l'image et f la fonction qui associe chaque pixel une valeur $f(x, y)$. Si nous définissons un prédicat P sur l'ensemble des parties de X , la segmentation de X est définie comme une partition de X en n sous-ensemble $\{R_1, \dots, R_n\}$ tels que :

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

1. $I = \cup R_i, i \in [1..n]$.
2. R_i est connexe, $\forall i \in [1..n]$.
3. $P(R_i) = \text{vrai}, \forall i \in [1..n]$.
 $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}, \forall i \neq j$, pour chaque couple (R_i, R_j) de régions connexes.

Le prédicat P est utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles R_i . Ces sous-ensembles constituent les régions de l'image. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogène, le critère d'homogénéité P restant à déterminer.

Alors, le but de la segmentation est de partitionner une image en des régions connexes et homogènes telles que des pixels voisins doivent appartenir à la même région. C'est un problème de classification très difficile à résoudre, car l'espace des configurations possibles est très vaste.

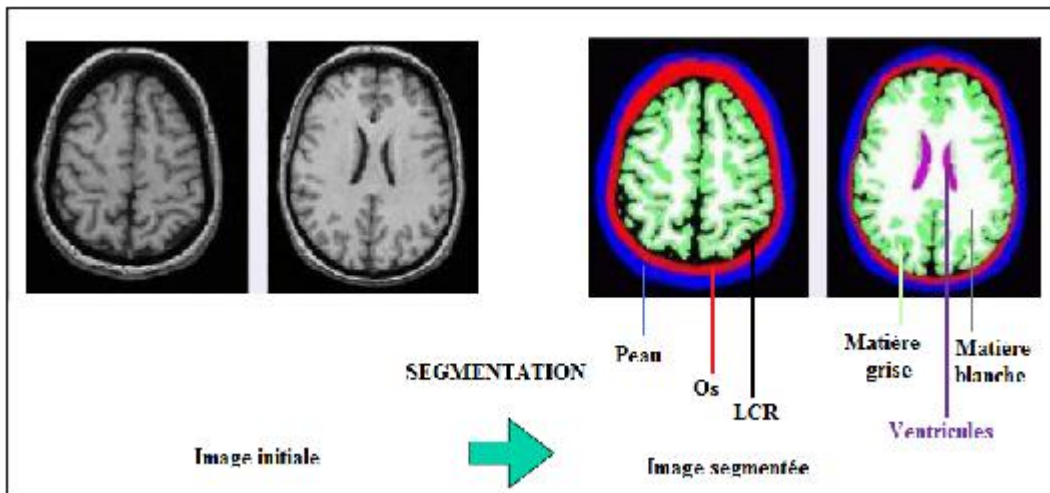


Figure II.4 : Exemple de segmentation d'image

3. Processus de segmentation d'image:

Le processus de segmentation représente une étape cruciale dans les systèmes de vision par ordinateur, car les caractéristiques et les décisions sont extraites et prises à partir de son résultat. Les premiers algorithmes de segmentation d'image ont vu le jour dans les années 1970. Depuis, de nombreuses techniques et méthodes de segmentation ont été expérimentées pour essayer d'améliorer les résultats [42].

La segmentation d'image peut être considérée comme l'étape la plus importante dans la chaîne d'analyse d'image (figure II.5).

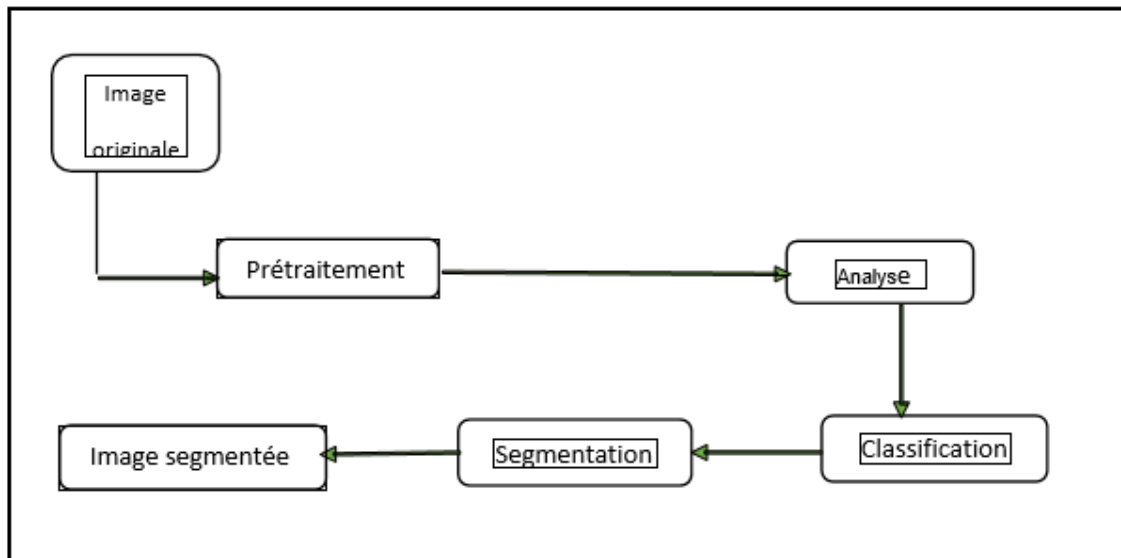


Figure II.5 : Etapes de segmentation d'image

4. Objectifs de la segmentation d'images:

L'objectif de la segmentation est de fournir une interprétation de chaque voxel de l'image en lui attribuant une étiquette :

- ✓ L'extraction des éléments et des informations qualitatives de l'image,
- ✓ Fournir des régions homogènes.
- ✓ Localiser les contours de régions.
- ✓ Fournir une description de haut niveau et réduire le bruit.

5. 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

- ✓ 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.

L'efficacité d'un algorithme de segmentation est illustrée habituellement par la présentation de quelques résultats de segmentation, ce qui n'autorise pas des conclusions objectives sur les performances de cet algorithme. Néanmoins, un algorithme de segmentation doit au moins être stable et régulier. Valider correctement une segmentation nécessite souvent la vérité terrain. Une segmentation idéale serait en mesure de traiter une grande variété d'images issues de modalités diverses et donner des résultats précis [43].

6. Quelques exemples d'applications de segmentation d'images:

La segmentation est nécessaire pour pouvoir traiter correctement la masse de données multimédias véhiculées toute la journée à travers le monde. Nous citons quelques exemples d'application de la segmentation d'images.

- **Exemple de Segmentation de visages :** Applications en indexation, biométrie.



Figure II.6 : Segmentation de visage [44]

- **Imagerie médicale IRM :** Etude des maladies neurologiques qui altèrent la distribution entre le parenchyme du cerveau (matière grise) et liquide céphalo-rachidien.

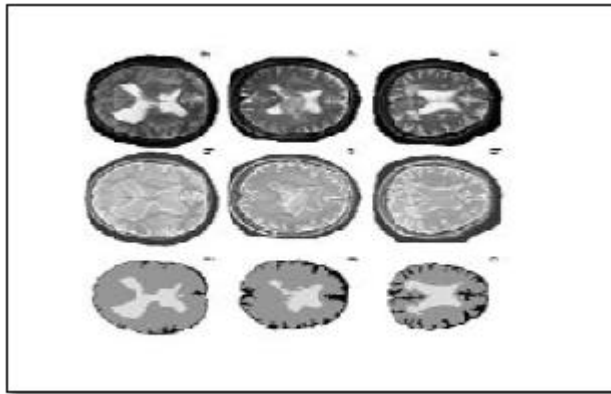


Figure II.7 : Segmentation des IRM médicales [44]

- **Segmentation du mouvement :** Analyse du mouvement. Segmentation des régions en mouvement.

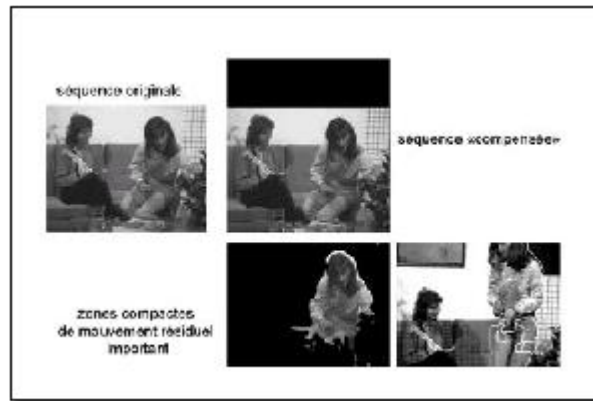


Figure II.8 : Segmentation du mouvement [45]

- **Reconnaissance d'objets** : Application du LIRIS 2005 Guillaume Ryder.

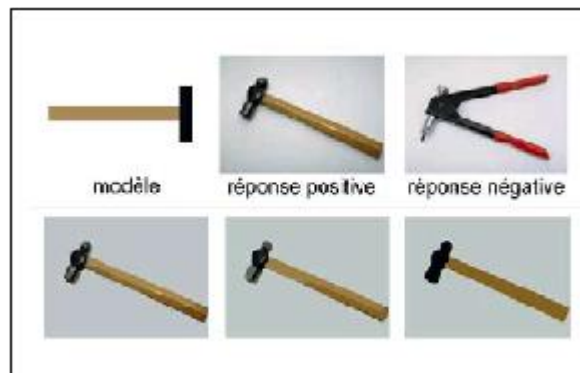


Figure II.9 : Reconnaissance d'objets

III. Les principales méthodes de segmentation d'image:

La segmentation d'images dépend fortement de l'application et c'est pour cette raison qu'il n'existe pas de solution générale à ce problème, mais plutôt un ensemble de méthodes et d'approches que l'on peut utiliser ou combiner pour résoudre des problèmes spécifiques.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en trois principales classes : (Figure II.10.)

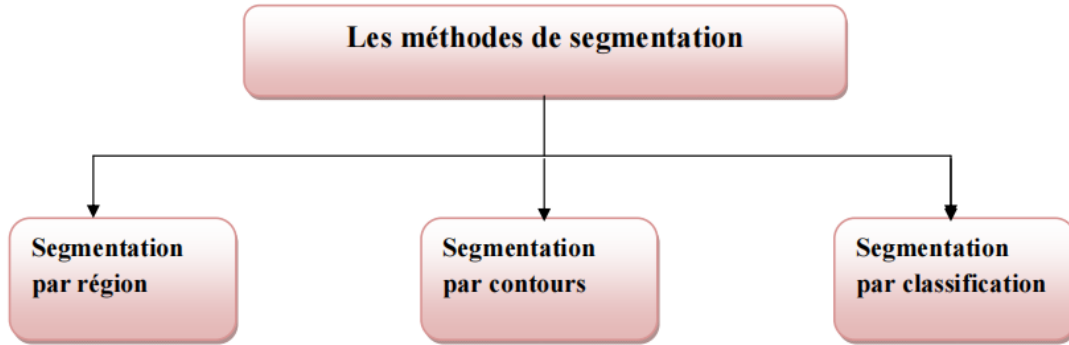


Figure II.10 : Les méthodes de segmentation d'image.

1. Segmentation fondée sur les contours : il délimite les régions de l'image.
2. Segmentation fondée sur les régions : il groupe les pixels ayant les mêmes propriétés, dans des parties connexes et disjointes.
3. Segmentation fondée sur la classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité (en anglais : classification ou thresholding).

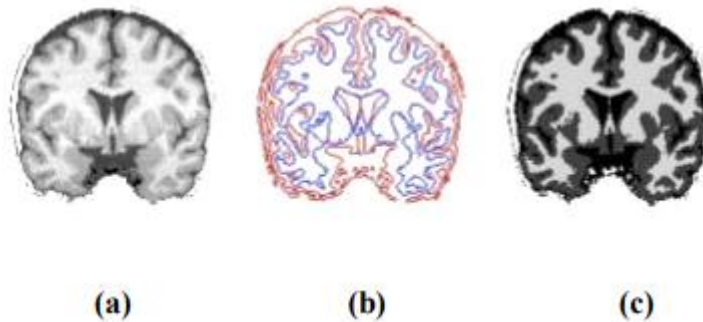


Figure II.11 : Approches duales de la segmentation -image originale(a), modèles orientés régions (c) ou modèles orientés contours(b).

Dans ce qui suit, nous allons essayer de décrire les différentes méthodes de segmentation ainsi que leurs avantages et inconvénients.

1. Méthode de segmentation par contours:

La segmentation par contours vise à délimiter les objets selon leurs contours. Ces approches ne se basent généralement pas sur les intensités, mais sur les variations d'intensité dans l'image, significatives aux frontières entre régions.



Figure II.12 : Segmentation basée contours

1.1. Les méthodes « bas niveau »:

Certaines méthodes dites de « bas niveau » s'attachent seulement à mettre en évidence les contours. Des opérateurs différentiels peuvent être appliqués dans les images afin de caractériser des points, lignes, ou surfaces singulières. Par exemple les zones où la norme du gradient est maximale localement (zones de plus forte pente) correspondent à des contours.

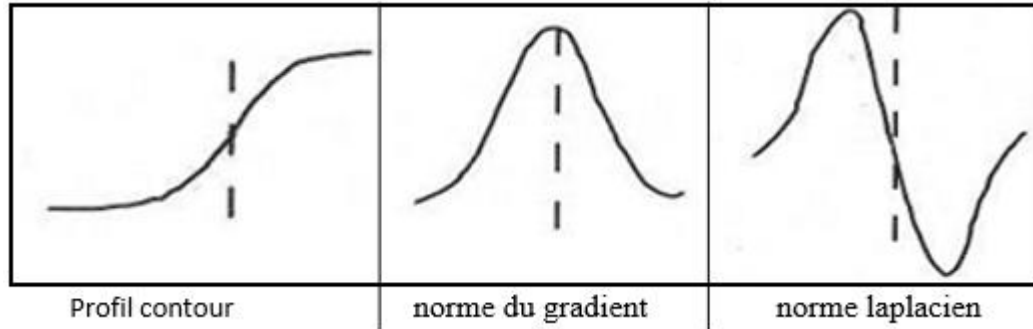


Figure II.13 : Contour et ses dérivées

Ce concept est bien illustré par la vision 3D d'une image (Figure II.14.) dans laquelle les frontières entre régions sont représentées par les « arêtes » du gradient.

Des opérateurs différentiels plus complexes permettent aussi de calculer localement des lignes de crête sur des surfaces d'iso_intensité. Ces approches bas niveau n'intègrent aucune connaissance sémantique ni topologique. Elles ne sont pas adaptées en présence du bruit ou de contraste faible. Elles interviennent par contre dans de nombreuses approches.

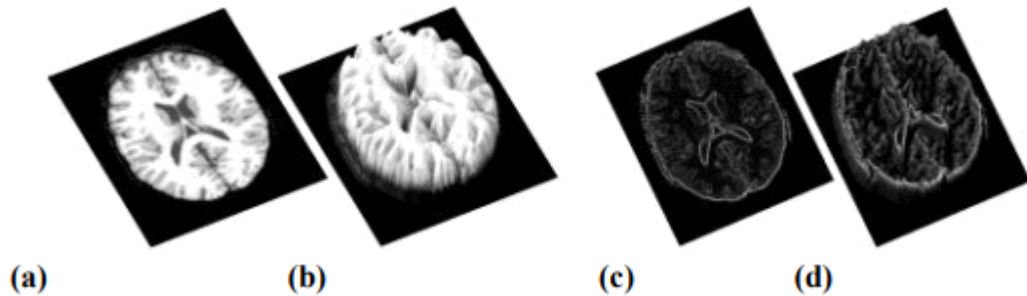


Figure II.14 : Représentation 3D d'une image 2D - une image 2D en niveaux de gris (a) peut être vue comme un relief en associant le niveau de gris à une altitude (b). L'image (c) illustre cette notion sur une image d'intensité, et l'image (d) sur le gradient de l'image

1.2. Les méthodes par morphologie mathématique:

D'autres approches permettent de détecter les contours via des opérations de morphologie mathématique. Ces opérateurs permettent d'étudier les caractéristiques morphologiques des objets inconnus dans l'image (forme, taille...) grâce à un ensemble de

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

formes connues, les éléments structurants, basées sur des concepts simples (dilatation, érosion), elles permettent la construction d'opérateurs plus complexes (ouverture, fermeture) jusqu' à des outils de haut niveau. Par exemple le gradient morphologique, qui est la différence symétrique entre l'image dilatée et l'image érodée, est un opérateur de détection de contours. La ligne de partage des eaux est un algorithme plus avancé, mais qui traduit une idée simple d'immersion de l'image vue comme un relief (Figure II.14) dans l'eau. Ces algorithmes sont généralement très sensibles au bruit, menant à une sur segmentation.

Ils nécessitent une étape de réduction du bruit ainsi que d'autres traitements spécifiques. En particulier, l'algorithme de ligne de partage des eaux requiert une étape de fusion des régions pour les données bruitées. Les méthodes par morphologie mathématique, combinées avec d'autres méthodes de segmentation, permettent cependant d'intégrer des connaissances pertinentes sur la morphologie des objets (approches « hybrides »).

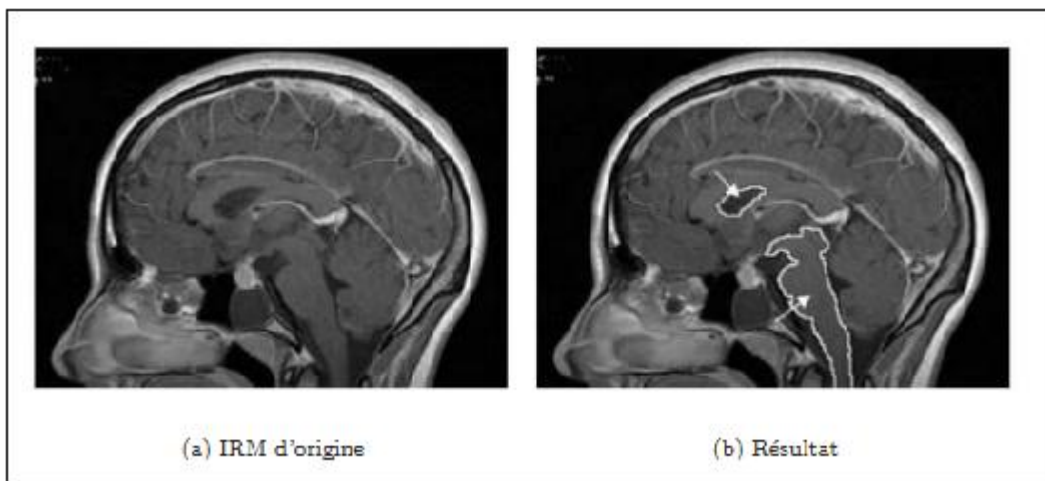


Figure II.15 : Segmentation par les méthodes de morphologie mathématique

1.3. Les méthodes par modèles 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.

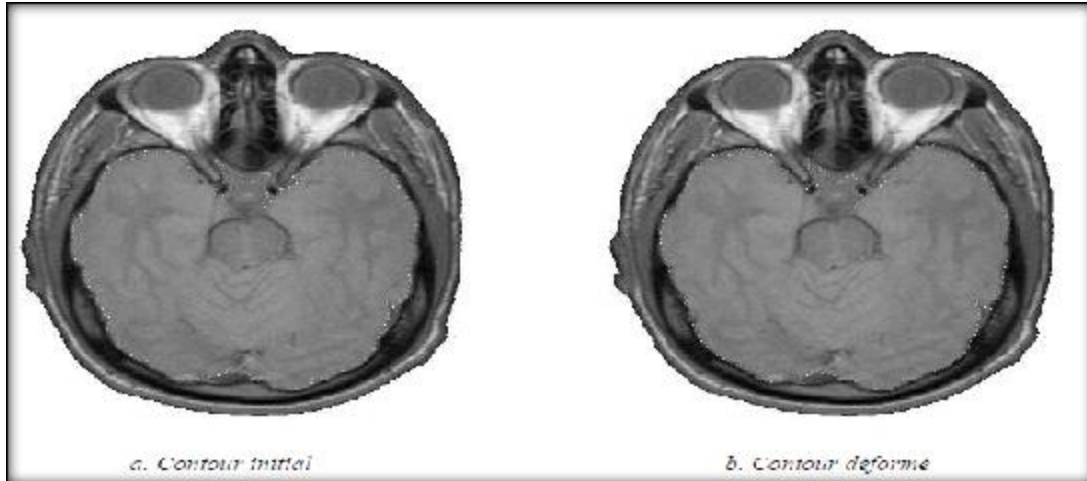


Figure II.16 : Déformation d'un contour

- **Les modèles explicites**, ou « snakes », proposés par Kass et al. en 1988, 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 (lié à l'image) et d'un terme de régularisation (lié à l'élasticité et la rigidité du contour). Les inconvénients majeurs des méthodes explicites sont :
 - ✓ l'énergie à minimiser dépend de la paramétrisation du contour.
 - ✓ les changements topologiques simples du contour, comme la fusion ou la séparation, sont difficiles à réaliser.
- **Les modèles implicites**, ou méthodes par ensemble de niveaux (level sets), permettent eux d'intégrer les changements topologiques naturellement. Dans ces méthodes, le contour n'est pas paramétré mais implicitement caractérisé via une fonction de dimension supérieure Ψ définie sur une grille fixe. Le contour $\gamma(t)$ à un instant t est

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

alors défini par la ligne de niveau de valeur zéro à cet instant $\gamma t = \Psi^{-1}(0)(t)$. Le principe d'évolution du contour sous cette représentation s'inspire des travaux en théorie de propagation des fronts proposés par Osher et Sethian en 1988 : l'équation d'évolution est formalisée sous forme d'équations aux dérivées partielles. Elle est contrainte par un champ de vitesses, construit de manière à attirer le modèle vers les objets à extraire avec certaines contraintes de régularisation. Différentes constructions du champ de vitesse ont été proposées, à l'origine des « level set » géométriques et des « level » set » géodésiques. Ces approches, dont la formulation primaire entraîne une grande complexité algorithmique, nécessitent des algorithmes améliorés comme la Fast Marching Level Set Method pour leur implémentation pratique.

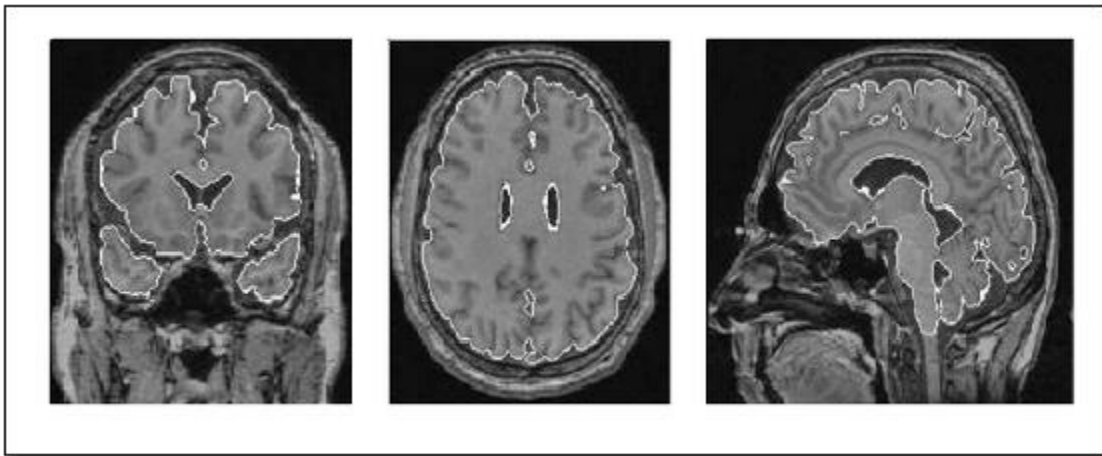


Figure II.17 : Segmentation par Les modèles implicites level sets

Les approches de segmentation orientées contours mettent donc en jeu un nombre important de paramètres : vitesse d'évolution, méthode pour obtenir le contour initial, paramètres de rigidité et d'élasticité, paramètre de débruitage, paramètres de rehaussement des contours, paramètres dans le terme d'attache aux données. Toutefois, sans introduction d'information a priori, leur sensibilité au contraste et au bruit en fait un outil plus délicat à mettre en œuvre pour la segmentation entièrement automatique de certaines structures.

2. Méthode de segmentation par régions

La segmentation par régions se focalise sur l'extraction de régions en considérant leur homogénéité vis-à-vis des caractéristiques pertinentes (intensité, texture, ...) au niveau des voxels[46].

Différentes approches ont été proposées dans la littérature comme celles basées sur le seuillage, la croissance de régions,...[47].



Figure II.18 : Segmentation basée région

Les méthodes de l'approche région aboutissent directement à une partition de l'image, chaque pixel étant affecté à une région unique.

2.1. Seuillage et morphologie mathématique:

Une des méthodes les plus simples est la segmentation par seuillage. Cette approche considère que les objets sont uniquement caractérisés par leur intensité. Le choix de deux niveaux de gris (fenêtre) est alors mis en œuvre pour isoler la structure. Généralement, des opérations de morphologie mathématique permettent ensuite de raffiner la segmentation : érosion, dilatation, ouverture, fermeture, extraction de composantes connexes... Ce type d'approche est parfois suffisant pour la segmentation d'objets fortement contrastés, mais nécessite généralement une interaction avec l'utilisateur.

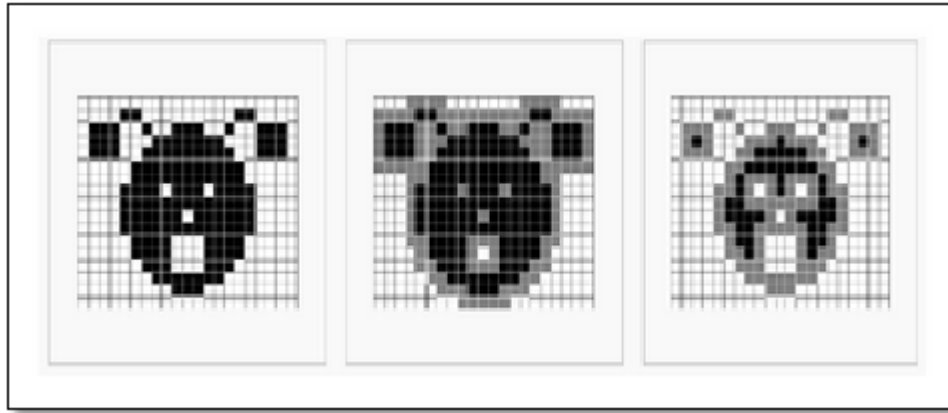


Figure II.19 : Segmentation par la Méthode de Seuillage de morphologie mathématique
De la gauche vers la droite : image originale(en noir : l'objet, en blanc : le fond),
Dilatation par carée 3×3 , Erosion par carré 3×3

Nous présentons ci-dessous quelques types de seuillage par histogramme [48].

- **Seuillage par détection de vallées:**

Cette technique est la plus intuitive. On suppose que chaque classe correspond à une gamme distincte de niveaux de gris. L'histogramme est alors m -modal. La position des minima de l'histogramme H permet de fixer les $(m - 1)$ seuils nécessaires pour séparer les m classes (figure II.18).

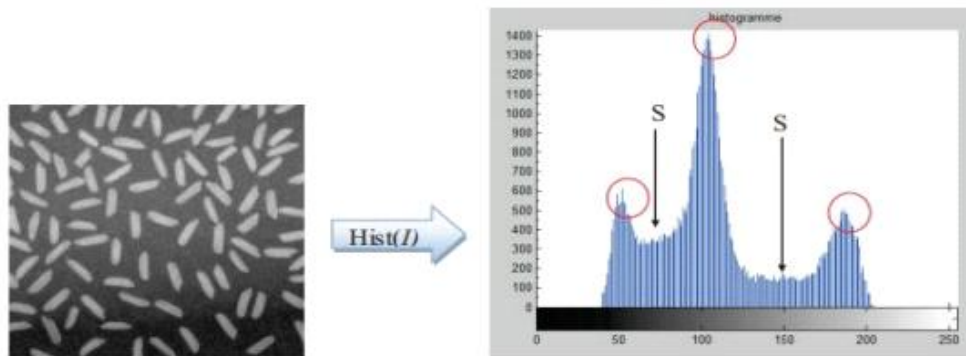


Figure II.20 : Histogramme à plusieurs vallées.

Malgré le développement de techniques robustes visant à faciliter la détection des vallées, cette méthode, bien que simple, est très peu appliquée car les histogrammes traités sont le plus souvent bruités et uni modaux.

- **Seuillage global :**

Le seuillage global calcule un seul seuil pour toute l'image. Les pixels ayant un niveau de gris inférieur au seuil sont mis à noir et les autres à blanc et la valeur du seuil est déterminée à partir de l'histogramme [49].

- **Seuillage local:**

Le seuillage local calcule un seuil pour chaque pixel en fonction de l'information contenue dans son voisinage. Si un point a un voisinage d'intensité supérieure au seuil (voisinage 4-connexes ou voisinage 8-connexes), on lui applique une intensité à 1 [49].

- **Seuillage par hystérésis :**

Dans le seuillage par hystérésis nous devons déterminer 2 seuils : un seuil haut th et un seuil bas tb . On sélectionne d'abord les points au-dessus de th , puis on applique le seuil tb en ne gardant que les composantes connexes qui contiennent au moins un point au-dessus de th .

Les méthodes de segmentation par seuillage sont relativement simples et fonctionnent également assez bien, cependant, elles ne sont valables que dans un nombre limité de cas. De plus, leur application produit un ensemble de points connexes qui se rapprochent globalement, des objets de l'image que l'on veut récupérer mais ne définissent pas un objet en tant que tel. Une autre méthode de segmentation par régions prend soin de son côté, de réussir là où la segmentation par seuillage échoue, c'est la segmentation par croissance de régions.

2.2. Les méthodes 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 comme par exemple les opérateurs de morphologie mathématique.

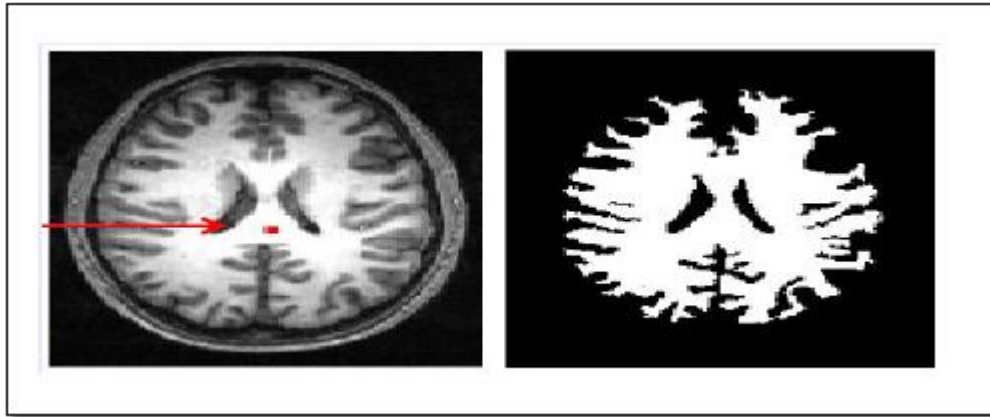


Figure II.21: Segmentation par la méthode croissance région

Algorithme de croissance de région :

Pour chaque pixel $I(i, j)$ **Faire**

Si $I(i, j)$ n'a pas déjà été traité **Alors**

 Sauvegarder (i, j) , Croissance (i, j) , Incrémenter Région

Fin Pour

Croissance (i, j)

Pour tout Pixel (k, l) adjacent à $I(i, j)$ % Pour tous les 8 pixels

Si (Pixel (k, l) pas déjà traité) **ET** (Critère (Pixel (k, l)) = Critère $(I(i, j))$) **Alors**

 Croissance (k, l)

Fin Pour [50]

Plusieurs auteurs tentent d'améliorer les résultats de ce type d'approche en se focalisant sur les germes choisis pour limiter les phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation

- **Algorithme non-paramétrique du type meanshift:**

À l'origine l'algorithme meanshift proposé par Fukunaga et Hostetler en 1975, est une méthode non-paramétrique pour estimer les modes (maxima locaux) d'une densité de probabilité associée à une distribution de points. Cette méthode est basée sur l'estimation du gradient de la densité de probabilité, celui-ci étant nul pour un mode. Il a l'avantage de

ne pas définir a priori le nombre de classes et de ne pas contraindre la forme des distributions des classes. Il est cependant lourd en calculs.

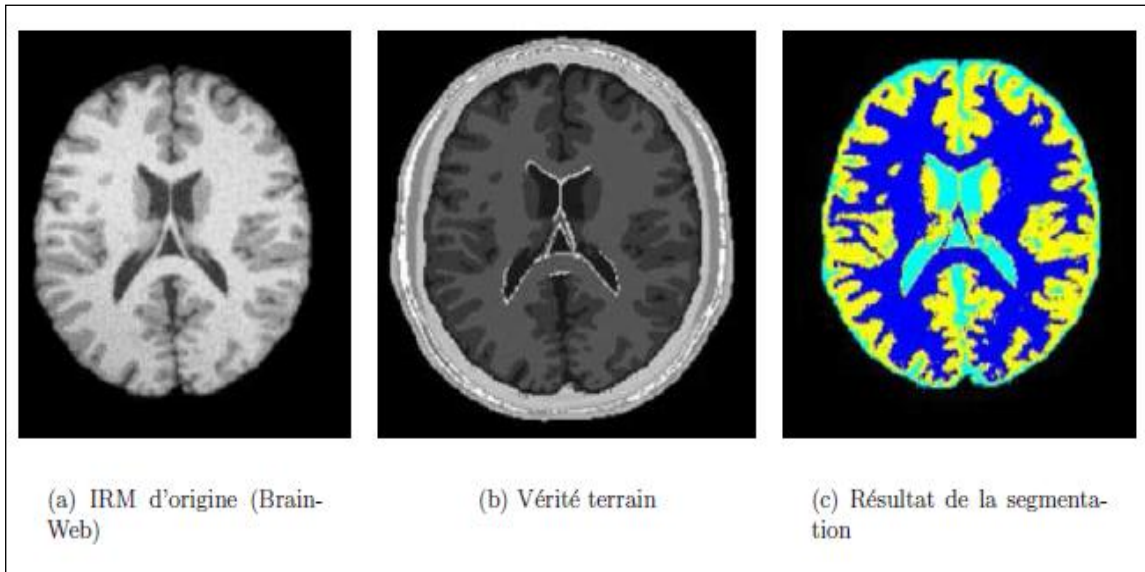


Figure II.22 : Résultats de segmentation obtenus par la méthode Mean-shift [51]

Cependant l'utilisation séparée des deux approches de segmentation d'images basée contours et basée région a montré rapidement son insuffisance, ce qui a encouragé l'apparition d'autres techniques plus évoluées, et qui prennent en compte plus d'information à propos de la nature et du but de segmentation.

2.3. Méthodes de classifications:

La classification est une technique de reconnaissance de formes largement utilisée dans le domaine du traitement d'image [52]. Son objectif est de trouver une partition de l'espace des attributs des données [53], où l'espace des attributs est l'ensemble des transformations des données brutes permettant de rehausser la séparabilité des différentes classes désirées.

Plusieurs attributs ont été utilisés pour la segmentation d'image. Souvent, l'intensité des pixels est utilisée comme attribut des données, en introduisant les autres informations dans le processus de classification [54].

Dans la prochaine partie, nous allons voir les trois catégories de méthodes de segmentation par classification en détail.

3. Méthode de segmentation par classification:

De nos jours, la classification est une démarche qui est appliquée dans d'innombrables domaines, notamment dans la segmentation d'images IRM. Les méthodes par classification consistent à partitionner l'image en un nombre fini et connu de classes. Elles sont généralement liées à l'analyse semi-automatique de l'histogramme de niveaux de gris[55]. Rappelons que les méthodes de classification automatique sont supervisées ou non supervisées.

3.1. Les méthodes supervisées[47]:

Les approches supervisées nécessitent une étape d'apprentissage sur un échantillon avant de pouvoir être appliquées sur de nouvelles données. On répertorie, entre autres, dans ce type d'approche : les réseaux de neurones, les Support Vector Machine (SVM), et les K-plus proche voisins.

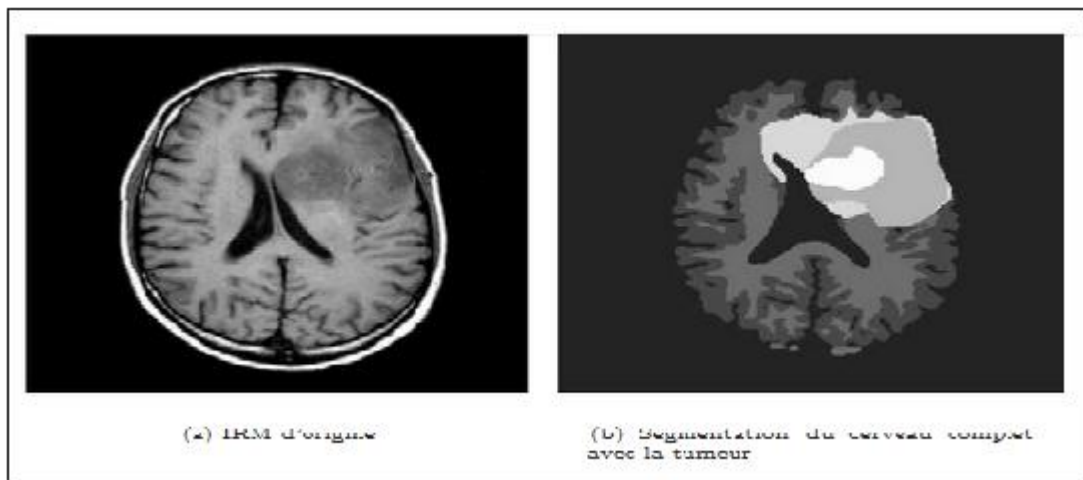


Figure II.23 : Segmentation par SVM [35]

Ces méthodes sont peu adaptées à la segmentation automatique des IRM cérébrales car les caractéristiques des images peuvent changer d'un imageur à l'autre, d'un patient à l'autre ou d'un jour d'acquisition à l'autre. Les approches supervisées nécessitent généralement une interaction avec l'utilisateur pour le choix de l'échantillon

d'apprentissage, source de variabilité et de non-reproductibilité des résultats. Ce type de méthodes est cependant intégré dans des approches combinées.

3.2. Les méthodes non supervisées:

Quant aux méthodes non supervisées, elles ne nécessitent aucune base d'apprentissage et aucune tâche préalable d'étiquetage manuel. La seule intervention de l'expert se situe à la fin du processus pour identifier les classes trouvées.

Parmi ces méthodes, on peut citer l'algorithme des K-moyennes (K-Means), l'algorithme des C-moyennes floues et les approches probabilistes.

A. La classification par K-Means[56]:

L'algorithme des K-moyennes est un des algorithmes les plus utilisés, qui optimise un critère d'erreur quadratique de manière itérative. Le but de cet algorithme est d'initialiser K classes et d'assigner à chaque classe un groupe de voxels qui ont une intensité proche du centre de la classe.

Cet algorithme est idéal dans ce cas, car il nous permet de choisir le nombre exact de classes que l'on veut lors de notre classification. Ceci nous permettra alors de créer une classe pour le fond noir de l'image, une classe pour le liquide céphalo-rachidien, une classe pour la matière blanche et une classe pour la matière grise [57].

Les étapes à suivre sont :

1.Initialisation : Choix des centres initiaux m_j arbitraires.

2.Affectation : Chaque échantillon est classé selon la règle des centres plus proches à sa valeur d'intensité. À l'itération i , x est affecté à w_j si :

$$\|x - m_j(i)\| = \min_{l=1}^k \|x - m_l(i)\|$$

3.Mise à jour des centres : Calcul des nouveaux centres m_j^{i+1} pour minimiser l'erreur quadratique :

$$J_j = \sum_{x \in w_j} \|x - m_j(i+1)\|^2$$

En annulant la dérivée de cette expression par rapport à m_j , on obtient :

$$\frac{\partial J}{\partial m_j} = -2 \sum_{x \in w_j} (x - m_j) = 0$$

D'où la valeur optimale de m_j pour l'itération $(i + 1)$

$$m_j(i + 1) = \frac{1}{n_j} \sum_{x \in w_j} (x)$$

4. Test de convergence : Si $m_j^{i+1} = m_j$ fin, sinon, retour à recalculer les centres.

Dans la littérature Lachman et coll. [58] ont proposé d'utiliser les statistiques

De concurrence dans l'algorithme des k-means pour segmenter les tissus cérébraux. Une version adaptative de cet algorithme a été utilisée par Yan et coll. [59] pour segmenter le cerveau avec des résultats plus au moins satisfaisants.

En 2002 Bustillo [60] a appliqué les k-means sur une séquence coronale pondérée en T2 pour calculer la variation de volume des noyaux caudés chez des patients atteints de schizophrénie.

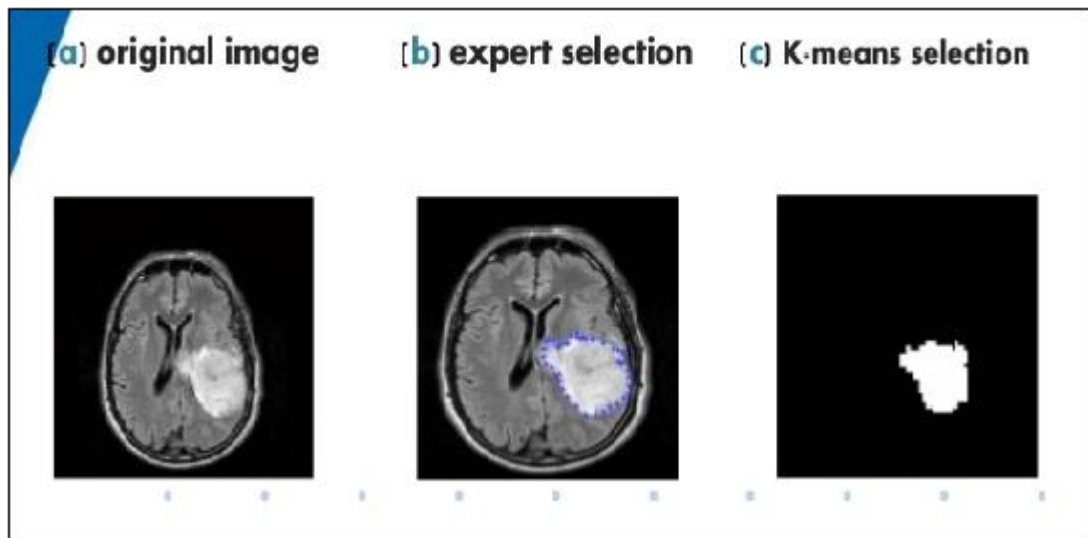


Figure II.24 : Segmentation par l'algorithme du K-means

Cet algorithme est parmi les algorithmes de segmentations les plus populaires parce qu'il est extrêmement rapide en pratique. En termes de performance, cet algorithme ne garantit pas un optimum global. La qualité de la solution dépend grandement des ensembles initiaux et peut, en pratique, être bien en deçà de l'optimum global. Comme l'algorithme est très rapide, une méthode courante est de le lancer plusieurs fois et de retourner la meilleure partition [61] en plus l'intervention d'un expert est généralement nécessaire pour fixer le nombre K de classes.

Cela n'était pas réellement handicapant dans le cas de la segmentation cérébrale puisque le nombre de classes est, le plus souvent, connu. Cependant, Pour pallier ces limites, une méthode reposant sur les sous-ensembles flous est introduite par La guel en 2010.

B. La classification floue:

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. En d'autres termes, elle autorise un élément à appartenir plus ou moins fortement 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.

Une caractéristique importante de la théorie des sous-ensembles flous est sa capacité à manipuler des informations de nature numérique (e.g. un niveau radiométrique) comme des informations de nature symbolique (e.g. proche, éloigné, au-dessus, en-dessous).

L'avantage de ces méthodes par rapport aux autres méthodes de classifications est de graduer l'appartenance des points aux différentes classes. Ceci permet en particulier de

prendre en compte les effets de volumes partiels. Cependant, ces méthodes de classification ne tiennent généralement pas compte de contraintes contextuelles les rendant de facto très sensibles au bruit.

▪ **Algorithme des C-moyennes floues (FCM, FUZZY C-means):**

En se basant sur la théorie de la logique floue introduite par L. Zadeh , J.Bezdek en 1981 a proposé pour la première fois l'algorithme des c-moyennes floues .

La méthode des C-moyennes floues a pour objectif de déterminer les centres des différentes classes, ainsi que les degrés d'appartenance de chaque pixel aux différentes classes. Les centres des différentes classes sont déterminés de telle sorte que la distance entre un centre de classe et les pixels appartenant à cette classe soit minimale [62] :

$$j = \sum_{j=1}^N \sum_{I=1}^C U_{i,j}^m d^2(x_j, c_i)$$

Où :

N : Est le nombre de pixels de l'image.

C : Est le nombre de régions (classes) présentes dans l'image.

$U_{i,j}$: Est le degré d'appartenance du pixel j à la classe i .

$d(x_j, c_i)$: Est la mesure de distance entre le pixel j de l'image et le centre de la classe i .

m : Est le degré de flou.

Les degrés d'appartenance doivent vérifier les contraintes de logique floue. À savoir, un degré d'appartenance à une classe donnée est positif et ne peut dépasser 1, et la somme des degrés d'appartenance d'un pixel aux différentes classes vaut 1 [63].

$$\left\{ \begin{array}{l} \forall j \in [1, N], \forall i \in [1, C]: u_{i,j} \in [0, 1] \\ \forall j \in [1, N]: \sum_{i=1}^C u_{i,j} = 1 \end{array} \right.$$

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

Dans la version originale de la méthode des C-moyennes floues, le critère J est minimisé en utilisant les multiplicateurs de Lagrange. Cela garantit une convergence vers un minimum local.

À cause de son efficacité et de sa simplicité de mise en œuvre, la méthode FCM est largement utilisée dans les problèmes de segmentation d'image. Néanmoins, cette méthode présente les inconvénients suivants :

- ✓ L'absence de l'information spatiale dans le critère de segmentation.
- ✓ L'utilisation de la distance Euclidienne, qui suppose que toutes les classes ont des formes hyper-sphériques à diamètre égal.
- ✓ La sensibilité aux solutions initiales. En effet, l'algorithme FCM ne fournit aucune garantie de convergence vers un optimum global.

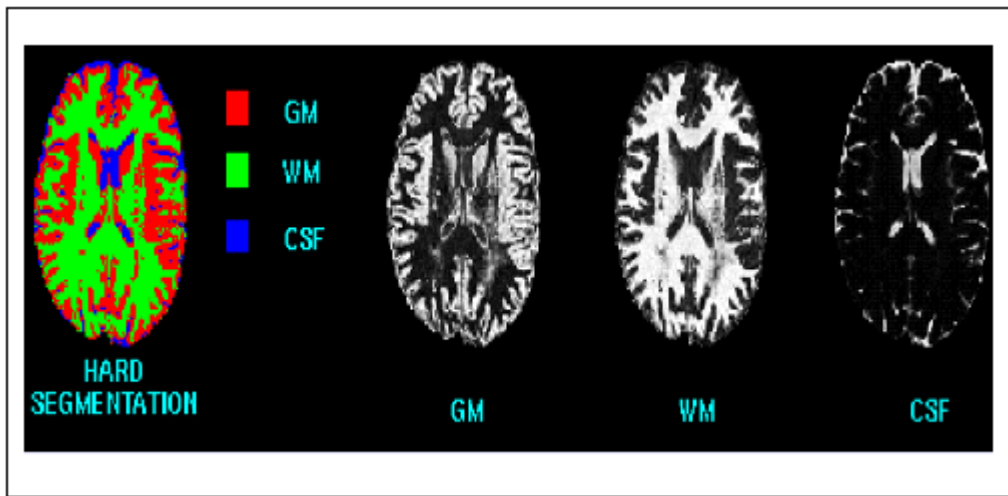


Figure II.25 : Segmentation avec l'algorithme C -FUZZY

C. La classification probabiliste:

Les approches probabilistes permettent de modéliser l'incertitude dans l'attribution des classes pour chaque voxel. Elles considèrent qu'un voxel y_i a une probabilité $p_k(y_i)$ d'appartenir à une classe k avec $k \in [1..k]$ et $\sum_{k=1..k} p_k(y_i) = 1$. Ce sont généralement des méthodes basées modèles, qui introduisent un a priori sur la forme de distribution d'intensité des classes.

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

Les approches probabilistes considèrent alors généralement la segmentation comme problème à données manquantes : le but est de retrouver la classe z_i (manquante) du voxel i d'intensité observée y_i en estimant des paramètres Φ du modèle.

Ce type de modélisation a l'avantage de pouvoir profiter d'un cadre statistique formel bien posé et est particulièrement adapté pour la segmentation des IRM cérébrales. Il intègre naturellement des modèles de bruit, des inhomogénéités, des modèles de volume partiel ou des connaissances a priori en général [55].

L'approche probabiliste de la segmentation est alors un candidat idéal pour la modélisation de processus couplés et leur estimation. L'analyse bayésienne, offre des outils pour inférer rigoureusement les algorithmes d'estimation des paramètres du modèle : Algorithmes de type Expectation-Maximization (EM),...etc.

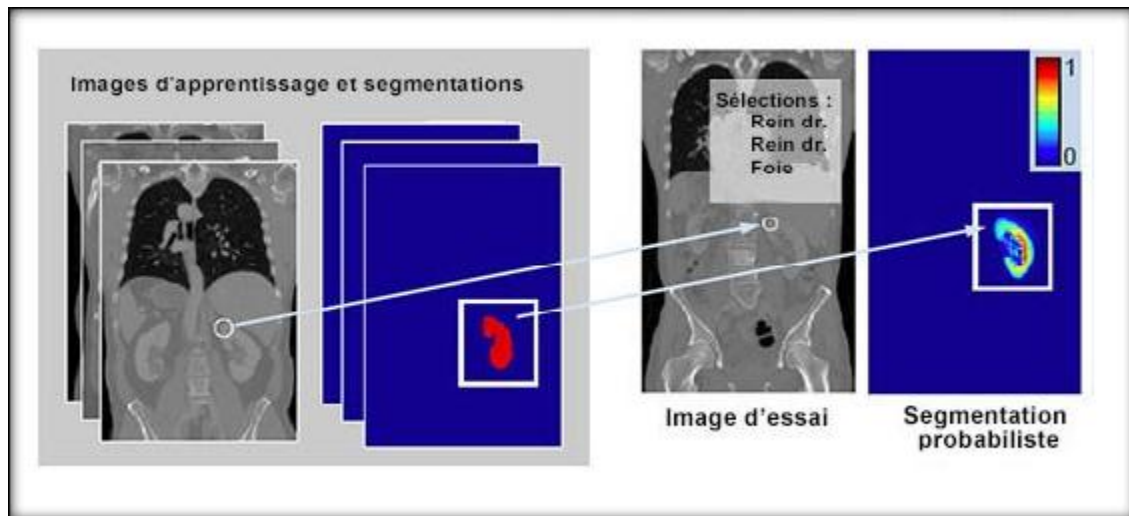


Figure II.26 : Segmentation par les approches probabilistes

▪ Algorithmes de type Expectation-Maximization (EM) :

L'algorithme EM a été développé par Dempster et al en 1977 et a été utilisé dans de nombreux domaines, notamment en segmentation d'images. Nous allons présenter le principe de base de cet algorithme. Nous nous plaçons dans le cas d'une approximation d'un histogramme d'une image par une combinaison gaussiennes [64]. Le problème est d'arriver à estimer les paramètres des différentes gaussiennes (la moyenne, la variance et

la proportion de chaque classe gaussiennes), c'est-à-dire : μ_i, σ_i et $P(x_s = i)$ pour chaque gaussienne qui approchent le mieux à l'histogramme.

Par exemple, dans le cas de deux classes d'un histogramme approché par deux gaussiennes, le vecteur de paramètres à estimer est $\theta [P_1, u_1, \sigma_1, u_2, P_2, \sigma_2]$ associé aux deux classes (objet et fond). Cette estimation est faite au sens de la maximisation du critère de maximum de vraisemblance $L(X|\theta)$ défini par :

$$L(X|\theta) = \sum_{x=0}^{L-1} h(x) \log [p(x|\theta)]$$

La solution du problème ci-dessus ne peut pas être obtenue analytiquement, car le problème est intrinsèquement mal posé. L'algorithme EM va donc être utilisé afin d'y remédier [93].

Cet algorithme est basé sur l'interprétation de X comme un vecteur de données incomplet, où la partie qui manque est Y (l'image segmentée). En d'autres termes, la partie manquante peut être évaluée comme un ensemble de L étiquettes : $Z = \{z(x) : x \in [0, L - 1]\}$.

Chaque étiquette $z(x)$ de Z indique la composante (objet ou fond) qui est à l'origine de la réalisation x . Dans notre cas, l'ensemble Z est binaire : $Z = \{z_1(x), z_2(x)\}$, avec $z_i(x) = 1$ si x appartient à la composante i et $z_i(x) = 0$ dans le cas contraire. Le critère de segmentation

final est :

$$L(X, Z, \theta) = \sum_{i=1}^2 \sum_{x=0}^{L-1} z_i(x) h(x) \log [P_i(x|\mu_i, \sigma_i)]$$

L'algorithme EM consiste à itérer les deux étapes : Espérance et Maximisation, jusqu'à la convergence totale de l'algorithme.

L'étape d'espérance va permettre de calculer les étiquettes $Z_i(x)$, en utilisant les paramètres estimés en cours.

L'étape de maximisation va permettre de mettre à jour l'estimation du vecteur θ [66].

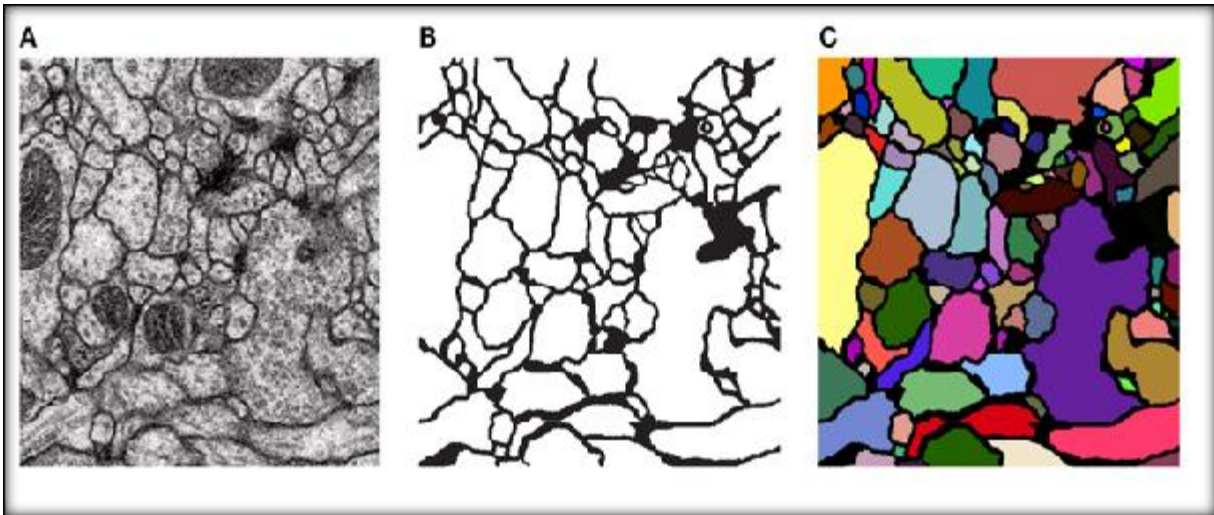


Figure II.27 : Segmentation par l'algorithme EM

IV. Segmentations des IRM:

La segmentation des images consiste à créer une partition de l'image en régions. Il peut s'agir simplement d'utiliser la complémentarité des sources d'information pour mieux identifier les limites des composantes homogènes de l'image [67].

Si la segmentation des images IRM chez le sujet sain présente une certaine facilité, il en est tout autrement avec les IRM pathologiques (tumeurs, hyper-signaux de la substance blanche, etc.) Il est ainsi de beaucoup de méthodes d'analyse d'images IRM publiées dans la littérature, telles qu'une méthode d'extraction des tumeurs exploitant des bases de connaissances, une connectivité floue une théorie et un algorithme sur la segmentation multi-échelle [68].

Quand beaucoup d'objets doivent être identifiés dans une image, la méthode de connexion floue à partir de multiples germes est utilisée dans des applications médicales spécifiques [69].

V. Travaux existants dans ce domaine de segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale IRM:

La plupart des méthodes de segmentation publiées dans la littérature nécessitent l'ajustement de plusieurs paramètres de contrôle afin d'obtenir de bons résultats. De plus ces méthodes sont fortement liées à l'application visée. La recherche d'une méthode flexible adaptable à tout type d'images reste un problème ouvert en analyse d'images. En effet, la plupart des auteurs font implicitement des hypothèses sur les images à traiter (image uniforme, texturée, faiblement bruitée...) et adoptent une même stratégie de traitement pour toute l'image [70].

La segmentation des images IRM cérébrale est un problème difficile dû au grand nombre d'organes présents et à la complexité de leur structure. L'utilisation d'opérateurs de bas-niveau de type détecteur de gradient ne permet pas de fournir des informations suffisamment structurées. En réponse à cette difficulté, de nombreux modèles ont été proposés [71].

Les modèles les plus utilisés sont les modèles énergétiques et les modèles paramétriques.

Parmi celles utilisant un modèle énergétique, on cite :

- ✓ La méthode de Chiou & Hwang qui propose une approche utilisant un apprentissage par réseau de neurones pour définir une connaissance spécifique.
- ✓ Kapkur & al [72] proposent un algorithme de détection du cerveau en 3 étapes pour améliorer l'initialisation du contour et la détermination de l'énergie liée à l'image.
- ✓ Davatzikos & Prince proposent un modèle de contour actif spécifique à la segmentation du cortex. L'énergie interne est limitée à l'utilisation de forces élastiques afin de permettre au contour de suivre les convolutions des sillons corticaux.
- ✓ Dans [73], les contours des sillons sont initialisés à la surface d'un cerveau déjà segmenté, aux points de courbure minimale.
- ✓ Barillo & al proposent une approche similaire pour la représentation numérique des sillons corticaux et une extension des contours actifs en 3D est utilisée pour la représentation de surfaces déformables.

Chapitre II : Segmentation d'image IRM

D'autres méthodes dites paramétriques permettent de mieux modéliser les objets. Deux sous familles de méthodes se sont développées celles utilisant des connaissances et celles n'utilisant aucune connaissance.

Parmi celles qui utilisent des connaissances pour la paramétrisation on cite :

- ✓ L'approche de Staib & al. qui proposent une paramétrisation fondée sur les coefficients de Fourier pour décrire des éléments présents dans des images biomédicales.
- ✓ Bardinet & al. proposent une paramétrisation en 3D pour segmenter des structures cardiaques (en surfaces) afin d'en fournir une représentation compacte.

Cependant d'autres approches paramétriques font introduire des connaissances a priori à partir d'un ensemble d'apprentissage pour mieux contraindre l'espace de variation des paramètres utilisés pour la modélisation.

- ✓ Cootes & al proposent une approche à base de modèles statistiques déformables fondée sur l'existence d'un ensemble d'apprentissage.
- ✓ Duta & Sonka proposent une extension de l'approche de Cootes qui ajoute de la connaissance a priori (force des contours, localisation moyenne d'un contour, relations entre contours) pour améliorer le processus de localisation ainsi que la détection des formes non valides.

Au même moment même, d'autres méthodes ont vu le jour souvent appelées méthodes à base de connaissances. Contrairement aux approches utilisant des procédés de classification, la connaissance utilisée dans ces méthodes est explicitement décrite. Cela permet de mieux appréhender les besoins de connaissance a priori ainsi que les moyens nécessaires pour passer de la connaissance au traitement des données.

- ✓ Gong & Kulikowski proposent un système pour effectuer de la génération automatique de plans.
- ✓ Li et al. proposent un modèle du cerveau intégrant de la connaissance symbolique et numérique pour guider un processus d'interprétation.

- ✓ L'approche proposée par Dellepiane & al. est guidée par la connaissance fondée sur la génération d'une modélisation floue des attributs (taille, niveau de gris moyen, ...) des différents organes recherchés dans les coupes IRM.
- ✓ Sonka & al. proposent une approche à base de connaissance fondée sur les algorithmes génétiques. L'intérêt des approches à connaissance que l'auteur a présenté réside donc principalement dans leur capacité à tirer parti de modèles de connaissance pour contrôler des processus de segmentation.

VI. Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons donné un aperçu sur les différentes approches utilisées pour la classification : supervisées et non supervisées et pour la segmentation d'images : les approches basées contour, basées région et les approches basées classification. Nous avons vu que la segmentation (clustering) permet de regrouper des objets (individus ou variables) en un nombre limité de groupes ou de classes (segmentes, ou cluster). La classification consiste à grouper les pixels de l'image ayant des caractéristiques assez similaires souvent au niveau de gris, en dessous ensembles de classes. Nous avons présenté les différents méthodes de segmentation les plus utilisées pour la segmentation des images médicales. Dans notre travail, nous nous intéressons aux techniques de classification automatique k-moyenne (k-means) ainsi que l'Algorithmes de type Expectation-Maximization (EM).

Dans le suivant chapitre, nous allons proposer notre coopérative en segmentation d'images en appliquant les deux techniques choisies qui constituent l'objectif de notre étude.

Chapitre III:

Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

I. Introduction :

Après avoir présenté aux chapitres précédents l'imagerie médicale et l'état de l'art des méthodes de segmentation des images médicales, nous présentons dans ce chapitre deux méthodes de segmentation clustering (EM et k-means). Il s'agit respectivement de l'algorithme K-means comme méthode de clustering et une adaptation de l'algorithme EM (Expectation Minimization) pour un clustering probabiliste des voxels de l'images.

En nous montrons que pour pouvoir le faire on doit procéder a l'appariement de l'IRM à segmenter et de l'IRM d'apprentissage. Ceci représente mon principale contribution dans ce travail de master.

II. L'approche proposée:

Dans ce chapitre, nous proposons des méthodes stochastique pour la segmentation des IRM cérébrales. Le principe consiste à une catégorisation probabiliste des pixels en classes correspondantes aux tissus cérébraux et ce, en produisant deux segmentations, puis la combinaison des résultats de ces deux dernières, qui sont :

- Une adaptation de l'algorithme EM pour un clustering des voxels
- Un algorithme de k_means par un resultat pondéré.

1. Principe de l'approche:

Les résultats de segmentation d'images, produits par différentes méthodes sont naturellement différents. Ceci est dû principe lui même qui est spécifique à chaque méthode, ainsi qu'à ses paramètres. La combinaison des résultats obtenus, selon une logique de correction mutuelle, permet de produire un résultat final plus fiable.

Le calcul des paramètres du tissu d'intérêt prend en compte un large ensemble de voxels, appartenant à ce tissu. Cet ensemble est un des clusters obtenus par l'algorithme "EM "adapté, qui n'admet en entrée que le nombre de tissus d'intérêts qui peuvent exister dans la matière cérébrale (GM, WM, CSL), avec un deuxième algorithme des clusters "K-means ".

Chapitre 03: Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

La figure suivante (Figure 1) montre les différentes étapes du système de segmentation.

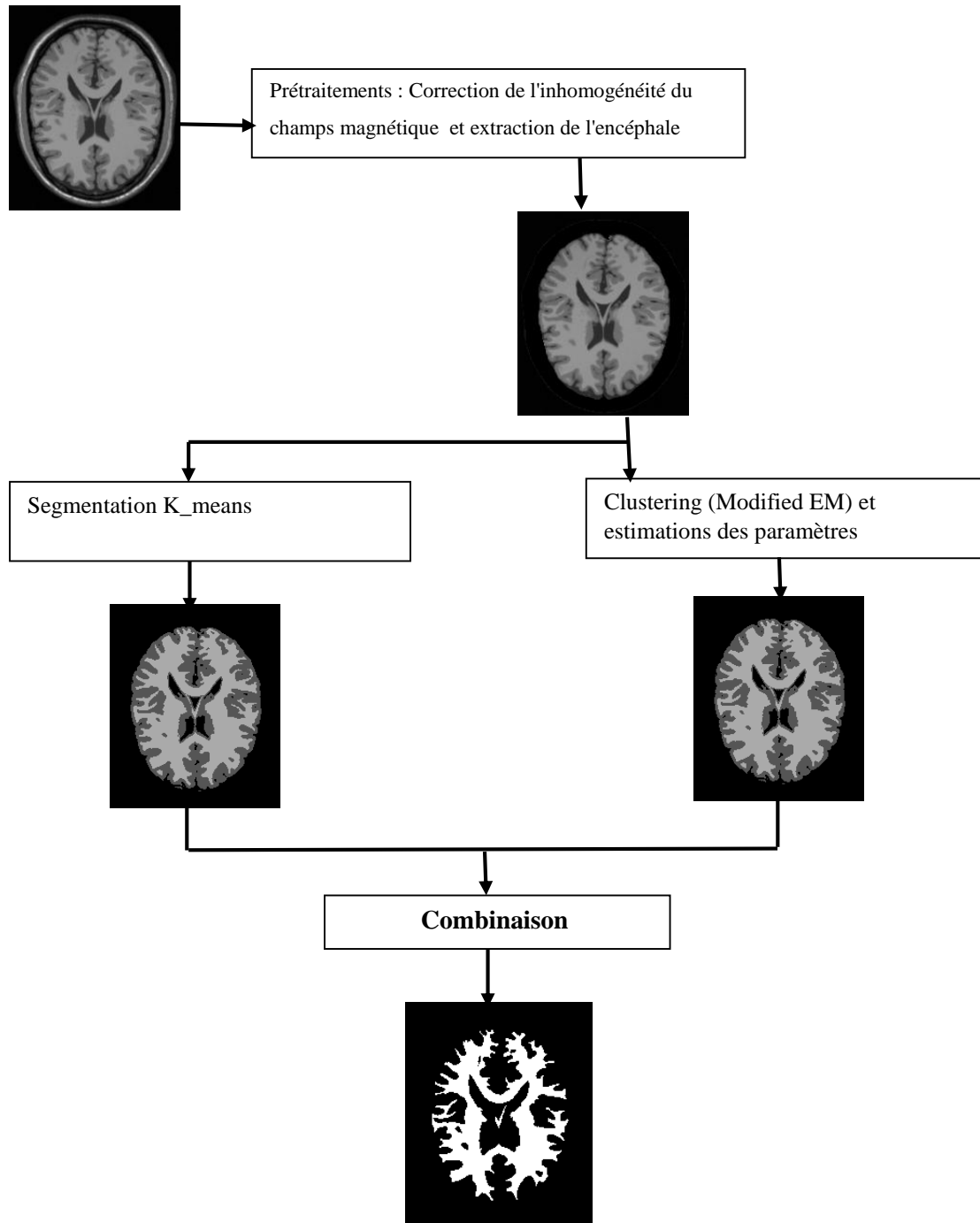


Figure III. 1: Combinaison des méthodes de segmentation d'image.

2. Prétraitements:

Tout d'abord, le biais de l'inhomogénéité du champ magnétique, nous ont permet de montrer le potentiel de les méthodes proposée pour la délimitation efficace et rapide des tissus cérébraux, et ce sans prendre en compte des aprioro relatifs aux données radiométriques ou spatiaux dans les images traitées. Une importante application de la segmentation d'IRM cérébrales en tissus, est le calcul de volumétrie cérébrale, qui est à son tour un outil indispensable pour le diagnostic de plusieurs pathologies du cerveau, et qui est largement utilisée dans la littérature. Par ailleurs, et étant donné que nous nous intéressons à l'extraction des tissus cérébraux, à savoir la matière grise (GM), la matière blanche (WM), et le fluide céphalorachidien (CSF), dont il est généralement segmenté un cerveau, nous aurons à extraire la matière cérébrale du reste des tissus qui sont présents dans l'IRM, comme le crane, la peau, les muscles, et d'autres tissus.

Par contre, aucun traitement n'est effectué pour le débruitage des images. En effet, nous supposons que tout traitement de filtrage ou de lissage aggrave le problème du volume partiel, duquel souffrent les méthodes de segmentation des IRM

3. Segmentation par l'algorithme EM (Expectation Minimization):

En adoptant l'algorithme d'EM et en considérant que les données images sont issues d'une mixture de gaussiennes, relatives aux 3 classes de tissus GM, WM, et LCR. L'EM était utilisé dans la littérature pour l'estimation de paramètres, et l'inférences de variables latentes, en supposant des distributions de probabilités des différentes variables. Dans notre cas, nous adaptons l'algorithme EM pour à la fois estimer les paramètres $\{\mu_c, \sigma_c, c \in \{1,2,3\}\}$ représentant respectivement les moyennes et les écart-types des données images relatives aux différents tissus $\{GM, WM, CSF\}$. Nous considérant également qu'il s'agit d'un modèle en mixture de gaussiennes, toutes gaussiennes, et dont la densité de probabilité est donné par :

$$f_c(x_i; \mu_c, \sigma_c) = \frac{1}{\sigma_c \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}(x_i - \mu_c)^2 / \sigma_c^2} \quad (1)$$

La mixture de gaussiennes est exprimée comme suit :

Soit les probabilités des clusters π_c , $c=1..3$,

Chapitre 03: Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

L'adéquation de l'élément i à la composante c de la mixture est donné par :

$$p_i^c = \frac{\pi_c f_c(x_i; \mu_c, \delta_c)}{\sum_{j=1}^k \pi_j f_j(x_i; \mu_j, \delta_j)} \quad (2)$$

En fonction des probabilités d'adéquation les paramètres sont ré estimés comme suit :

$$\mu_c = \frac{1}{n_c} \sum_i p_i^c x_i \quad (3)$$

$$\delta_c = \frac{1}{n_c} \sum_i p_i^c (x_i - \mu_c)^2 \quad (4)$$

$$\pi_c = \frac{n_c}{n} \quad (5)$$

où n et n_c sont respectivement la taille de l'ensemble de voxels à partitionner de l'image, et le nombre de voxels dans le cluster c .

L'algorithme d'estimation et clustering joints est exprimé selon le pseudo-code suivant:

Algorithme Joint-Estimate-Cluster

k : nombre de classes

Pour $c=1,k$

Initialise aléatoirement μ_c, σ_c, π_c

// Expectation

for $i=1,n$

for $c=1,k$

$$p_i^c = \frac{\pi_c f_c(x_i; \mu_c, \delta_c)}{\sum_{j=1}^k \pi_j f_j(x_i; \mu_j, \delta_j)}$$

// Parameter estimation by Likelihood maximization

Chapitre 03: Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

for $c=1,k$

$$\mu_c = \frac{1}{n_c} \sum_i p_i^c x_i$$

$$\delta_c = \frac{1}{n_c} \sum_i p_i^c (x_i - \mu_c)^2$$

$$\pi_c = \frac{n_c}{n}$$

Fin

Noter ici qu'un clustering ainsi réalisé permet de mieux partitionner les voxels en différents tissus, qu'avec un algorithme non probabiliste tel que k-means. Ce dernier par exemple ne permet pas de procéder avec un modèle en mixture de gaussienne, et est d'autre part bien adapté aux clusters de forme sphérique, et qui n'est pas le cas avec les régions représentant les tissus cérébraux. Par contre, les clusters qui en résultent nous permettent d'estimer faiblement les paramètres des distributions statistiques au sein des images.

A l'issue de cette étape nous disposons d'une 1ere segmentation de l'image, avec labellisation probabiliste des voxels et ce pour les k tissus d'intérêts. Nous disposons également pour chaque tissu d'une moyenne (μ_c) et d'un écart-type (σ_c), dont ils seront utilisés pour le calcul des paramètres pour la segmentation par accroissement de région. Pour chaque tissu d'intérêt, les voxels relevant de ce tissu sont sélectionnés par seuillage des probabilités. On dispose en sortie d'une image de probabilités de clustering I_c , dont $I_c^c(x,y,z)$ représente la probabilité que le voxel (x,y,z) appartient au tissu d'intérêt c .

Un voxel (x,y,z) est considéré relevant du tissu c , si $I(x,y,z) \in [\mu_c - \sigma_c, \mu_c + \sigma_c]$. Autrement, en considérant le volume de probabilités I_c^c , la condition de relevance peut être exprimée comme suit :

$$I_c^c > \frac{1}{\sigma_c \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}}$$

Chapitre 03: Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

Il est évident que le clustering ainsi réalisé produit des régions ayant les mêmes caractéristiques statistiques, sans qu'elles soient nécessairement contigües, et formant uniquement le tissu d'intérêt, car aucune contrainte spatiale n'a été utilisée. En effet, la jointure des résultats du clustering et de ceux obtenu par une segmentation par accroissement de régions permet de corriger ce problème, étant donné que cette dernière méthode prend en compte la contraintes spatiales dans l'image.

4. Segmentation par l'algorithme K-means :

L'algorithme du k-means (centres mobiles) est directement applicable à la segmentation d'une image IRM $I(w \times h)$.

Notons qu'il s'agit d'un algorithme de clustering (non supervisé) et par conséquent ne nécessite pas une phase d'apprentissage.

Pour la segmentation d'images IRM, on prend $k = 4: \{Fond, LCR, MG, MB\}$.

Algorithme K-mens_IRM :

```
{  
  Pour tout pixel  $x_i$  de l'image  
  {Classe( $x_i$ )  $\leftarrow$  Aleatoire {0,1,2,3}.  
  
  Répéter  
  // Calcul les barry centres des classes -centres mobiles  
  Pour toute classe C dans {0,1,2,3}.  
  {  
     $E_c \leftarrow$  Barrycentre {  $x_i, x_i \in C$  }.  
  }  
  // Réaffectation des pixels  
  Pour tout pixel  $x_i$  de l'image
```

Chapitre 03: Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

$$\{$$

$$\{Classe(x_i) = Argmin \{d(x_i, G_k)\}.$$

$$k \in \{0,1,2,3\}.$$

$$\}$$

Jusqu'à classe stables

A partir du clustering obtenu par l'algorithme du K-means, nous obtenons les distributions des trois classes d'intérêt :

$U_{c,2}$ et $\sigma_{c,2}$ qui représente les moyennes et les écart-types des différentes classes C.

5. Combinaison des deux méthodes:

Notons tout d'abord que, l'algorithme EM est caractérisé par sa précision contrairement à l'algorithme K-means pour lequel on ne peut pas définir la précision.

Les calculs de probabilités et les deux classes obtenues {pour chaque pixel} par les deux méthodes sont présentés dans le tableau suivant :

Tissus Méthodes	LCR	MG	MB	Classes
EM	$P_{1,1}$	$P_{1,2}$	$P_{1,3}$	$C1 \in \{1, 2, 3\}$
K-means	$P_{2,1}$	$P_{2,2}$	$P_{2,3}$	$C2 \in \{1, 2, 3\}$

Selon le tableau précédent, nous pouvons définir les règles de combinaison suivante :

1. Si $C_1 = C_2$ alors la classe retenue est $C_1 = C_2$ avec une qualité destination

$$P_{2,c_2} / \sum_{k=1,3} P_{2k}$$

2. Si $C_1 \neq C_2$ alors

Chapitre 03: Ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering

2.1. Si $P_{2,c_1} > \frac{3}{4} f(\tau)P_1$ alors la classe retenue est C_2 avec une qualité d'estimation $P_{2,c_2}/\sum_{k=1,3} P_{2k}$

2.2 Sinon $P_{2,c_1} \leq \frac{3}{4} f(\tau)P_1$ la classe retenue est C_1 avec une qualité d'estimation $P_{1,c_1}/\sum_{k \in \{1,2,3\}} P_{1,k}$.

La probabilité P_{1,c_1} du EM est corrigée en utilisant la mixture de gaussien , selon l'expression suivante :

$$F(\tau, P_1) = 2\tau \left(\tau - \frac{1}{2} \right) - 4P_{1,c} \tau \left(\tau - \frac{1}{2} \right)$$

III. Conclusion:

Nous avons présenté dans ce chapitre une ségmentation d'IRM par coopération des méthodes de clustering ,nous présentons deux méthodes de clustering passé sur l'algorithme de k-means et l'algorithme EM , et en utilisant des données d'apprentissage, fournies comme une image IRM et sa ségmentation réalité terrain.

Dans le chapitre suivant nous présentons l'implémentation du cet etude et certains résultats expérimentaux .

Chapitre IV: **Implémentation et test**

I. Introduction:

Ce dernier chapitre de notre mémoire est consacré à 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 méthode selon les artefacts qui caractérisent l'image IRM, à savoir le niveau de bruit et l'inhomogénéité du champ magnétique. Cependant, nous commençons par introduire la plateforme de développement utilisée pour réaliser ce travail.

II. Le langage C++:

Parmi les langages de programmation qui existent, certains sont plus populaires que d'autres. Le C++ est un langage très populaire. Des sites comme langpop.com tiennent à jour un classement des langages les plus couramment utilisés, le C, le Java et le C++ occupent régulièrement le haut du classement.

Bien entendu, il y a d'autres critères que la popularité. Le plus important est le niveau du langage. Il existe des langages de haut niveau et d'autres de plus bas niveau.

1. Qu'est-ce que le C++ ?

Le C++ est un langage multi-paradigme. Il supporte essentiellement les paradigmes suivants :

- ✓ **Programmation procédurale** : il reprend essentiellement les concepts du langage C, notamment la notion de fonction (une procédure étant une fonction avec un retour de type ' void ').
- ✓ **Programmation structurée** : il reprend la notion struct du langage C. Cette notion est considérée en C++ aussi comme des classes dont l'accès par défaut est public.
- ✓ **Programmation orientée-objet** : il implémente la notion de classe (dont l'accès par défaut est privé), d'encapsulation grâce aux restrictions d'accès (publique,

Chapitre IV: Implémentation et test

protégé, privé), d'héritage (simple ou multiple) à l'aide du mécanisme de dérivation, d'abstraction grâce aux classes de base abstraites pures (on peut parler d'interface bien que les héritages multiples sur une interface C++ lèvent des difficultés montrant que leur implémentation est plus proche d'une classe abstraite que d'une vraie interface comme on peut en trouver en Java) ou non, de polymorphisme dynamique (ou au runtime) grâce aux fonctions membres virtuelles .

- ✓ **Programmation générique ou méta-programmation** : il introduit les templates ou modèles générique de code qui permettent de créer automatiquement des fonctions ou des classes à partir d'un ou plusieurs paramètres.
- ✓ **Programmation 'lambda-closure'** : le C++ 11 introduit la notion de fermeture.

Outre ces grands paradigmes, C++ implémente la notion de typage strict, de constance, de polymorphisme statique (ou à la compilation) grâce à la surcharge et aux fonctions génériques, de références (une alternative aux pointeurs bien plus robuste et bien moins dangereuse) et permet également la surcharge d'opérateurs et de simuler les mixins grâce au mécanisme de dérivation multiple. Il est largement compatible avec le langage C, ce qui est à la fois une richesse et un problème. En effet, le langage C est actuellement un langage largement utilisé pour écrire des systèmes d'exploitation (Windows, Linux, Mac OS). Le C++ peut donc très naturellement avoir un accès direct au système d'exploitation dans le cadre d'une programmation de bas niveau, tout en permettant une programmation de haut niveau en exploitant toute la richesse des concepts orientés objet. Le problème levé par ce lien filial étant que les développeurs ayant appris le C avant le C++ utilisent les techniques C là où le C++ possède des ajouts moins dangereux (par exemple, les références). Ce type de code est surnommé « C with classes ».

2. La petite histoire du C++

- ✓ La création du langage de haut niveau FORTRAN (FORmula TRANslator, traducteur de formules) en 1957. Il est utilisé pour des programmes mathématiques et scientifiques.
- ✓ En 1970, Ken Thompson, créa un nouveau langage : Le B, descendant du BCPL (Basic Combined Programming Language, créé en 1967 par Martin Richards). Son but était de créer un langage simple, malheureusement, son langage fut trop simple et trop dépendant de l'architecture utilisée...
- ✓ En 1971 Dennis Ritchie commence à mettre au point le successeur du B, le C. Le résultat est convaincant : Le C est totalement portable (il peut fonctionner sur tous les types de machines et de systèmes), il est de bas niveau (il peut créer du code aussi rapide que de l'assembleur) et il permet de traiter des problèmes de haut niveau. Le C permet de quasiment tout faire, du driver au jeu.
- ✓ Le C devient très vite populaire, tout le monde veut créer sa version. Beaucoup de compilateurs qui voient le jour sont incompatibles entre eux et la portabilité est perdue. Il est décidé qu'il faut un standard pour le C. L'ANSI (American National Standards Institute) s'en charge en 1983. La plupart des compilateurs se conforment à ce standard. Un programme écrit en C ANSI est compatible avec tous les compilateurs [74].
- ✓ Il manque la programmation orientée objet au C. C'est pourquoi Bjarne Stroustrup, des laboratoires Bell, crée le C++, dont le développement a commencé au début de années 1980. Il construit donc le C++ sur la base du C. C++ est capable de compiler un programme C, et garde donc une forte compatibilité avec le C.
- ✓ **Qu'est-ce qu'un langage de haut niveau ?**

C'est un langage assez éloigné du binaire (et donc du fonctionnement de la machine), qui vous permet généralement de développer de façon plus souple et rapide. Par opposition, un langage de bas niveau est plus proche du fonctionnement de la

Chapitre IV: Implémentation et test

machine : il demande en général un peu plus d'efforts mais vous donne aussi plus de contrôle sur ce que vous faites. C'est à double tranchant [75].

On considère que C++ le fait partie de la seconde catégorie : c'est un langage dit « de bas niveau ». Il peut se révéler assez complexe, mais nous avons entre les mains un langage très puissant et particulièrement rapide. En effet, si l'immense majorité des jeux sont développés en C++, c'est parce qu'il s'agit du langage qui allie le mieux puissance et rapidité. Voilà ce qui en fait un langage incontournable.

Le schéma IV.1 ci-dessous représente quelques langages de programmation classés par niveau :

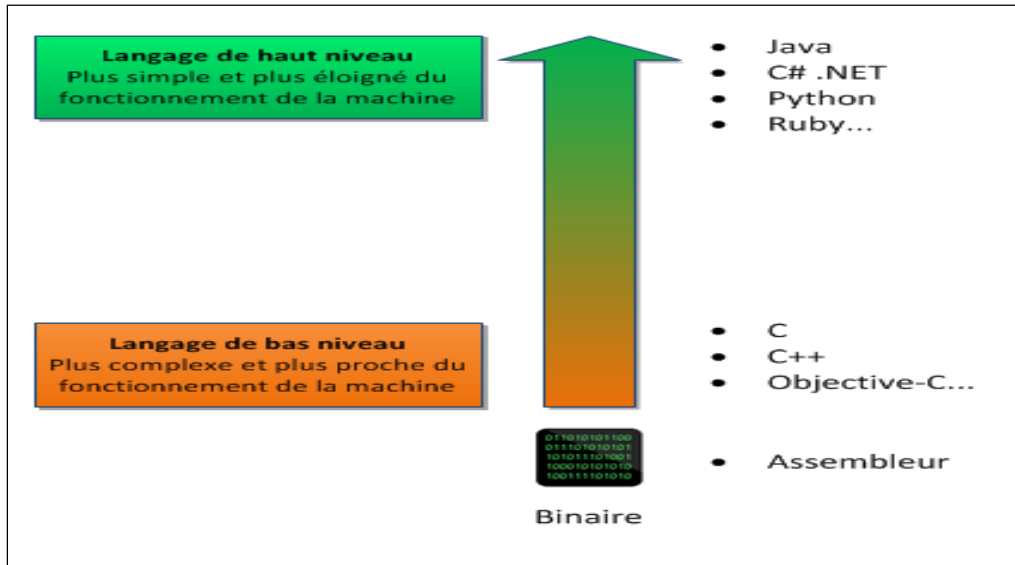


Figure IV.1. Niveau de classement de quelques langages de programmation [76]

3. Notion de base du C++:

Le C++ est un langage de programmation bas niveau multi-paradigme (procédural, orienté objet, et générique) inventé par un professeur danois appelé Bjarne Stroustrup au début des années [77]. Le but initial était d'étendre les capacités du langage C en lui ajoutant des classes. Bien après, d'autres améliorations suivirent (surcharge d'opérateurs, fonctions virtuelles, Template, héritage multiple) et le langage devint un standard à part entière.

Le C++ est particulièrement apprécié pour sa vitesse (idéale pour les applications en temps réel), sa portabilité (un même code peut s'exécuter sur une large variété de plateformes : Windows, Mac OS, Linux), ses nombreuses bibliothèques (il existe depuis longtemps et regroupe une large communauté d'utilisateurs), ainsi que sa souplesse (les possibilités qu'il offre sont bien plus nombreuses que la plupart des autres langages).

Les environnements de développement permettant de coder avec le C++ sont nombreux :

Chapitre IV: Implémentation et test

Eclipse, Microsoft Visual Studio, NetBeans, Embarcadero Rad Studio, Code::Blocks, Dev-C++, etc. Programmer en C ++ comporte trois phases [77] :

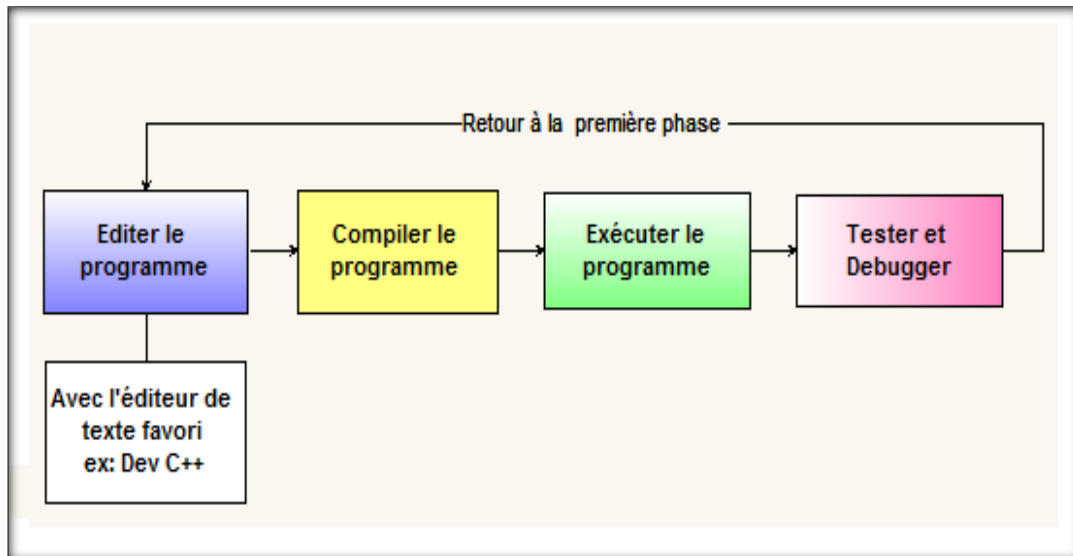


Figure IV.2. Les phases de programmation en langage C++

Un programme C++ est réparti dans un ou plusieurs fichiers. Chacun peut contenir des définition / déclarations de fonctions, des définitions de types et des définitions de variables globales.

Il existe une seule fonction main : c'est la fonction qui sera exécutée après la compilation.

Le profil de main est : **int main ()** ou **int main (int argc, char ** argv)** pour passer des arguments .

Structure générale d'un programme C++

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

```
int i =20 ;
cout << "bonjour" << endl ;
test (i) ;
}
```

4. Forces du C++ :

- ✓ Il est **très répandu**. Comme nous l'avons vu, il fait partie des langages de programmation les plus utilisés sur la planète. On trouve donc beaucoup de documentation sur Internet et on peut facilement avoir de l'aide sur les forums.
- ✓ Il est **rapide**, très rapide même, ce qui en fait un langage de choix pour les applications critiques qui ont besoin de performances. C'est en particulier le cas des jeux vidéo, mais aussi des outils financiers ou de certains programmes militaires qui doivent fonctionner en temps réel.
- ✓ Il est **portable** : un même code source peut théoriquement être transformé sans problème en exécutable sous Windows, Mac OS et Linux. Vous n'aurez pas besoin de réécrire votre programme pour d'autres plates-formes !
- ✓ Il existe de **nombreuses bibliothèques** pour le C++. Les bibliothèques sont des extensions pour le langage, un peu comme des plug-ins. De base, en combinant le C++ avec de bonnes bibliothèques, on peut créer des programmes 3D, réseaux, audio, fenêtrés, etc [76].
- ✓ Il est **multi-paradigmes**, ce mot signifie qu'on peut programmer de différentes façons en C++. l'une des plus célèbres est la Programmation Orientée Objet (POO). C'est une technique qui permet de simplifier l'organisation du code dans nos programmes et de rendre facilement certains morceaux de codes réutilisables.

Bien entendu, le C++ n'est pas LE langage incontournable. Il a lui-même ses défauts par rapport à d'autres langages, sa complexité en particulier. Il faut faire beaucoup de contrôle sur le fonctionnement de votre ordinateur (et sur la gestion de la

mémoire) : cela offre une grande puissance mais, si nous l'utilisant mal, nous pouvons plus facilement faire planter notre programme.

5. 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.

Dans notre travail nous avons choisi d'utiliser un environnement de développement gratuit et open source désigné sous le nom de Dev C++, qu'on va le découvrir dans le point suivant.

III. Environnement Dev C++:

Le logiciel **Dev-C++** est un environnement de développement intégré permettant de programmer en C/C++. Il utilise la version MinGW du compilateur GCC (venu du monde du logiciel libre) et permet d'exporter ses projets sous fichiers .dev .

Le compilateur Dev C++ est assez complet. Il comprend entre autre un "répertoire de classes", un "répertoire de fonctions incluses", et un débogueur qui permet de surveiller l'état des variables pendant l'exécution du programme. L'avantage

Chapitre IV: Implémentation et test

de **Dev c++**, c'est qu'il est multiplateforme. Il permet de générer des exécutables fonctionnels sous la majorité des plateformes. L'outil de développement Dev c++ peut être très pratique. Il est important de savoir s'en servir efficacement, c'est pourquoi dans cette section sont disponible des tutoriaux pour savoir l'utiliser correctement [78].

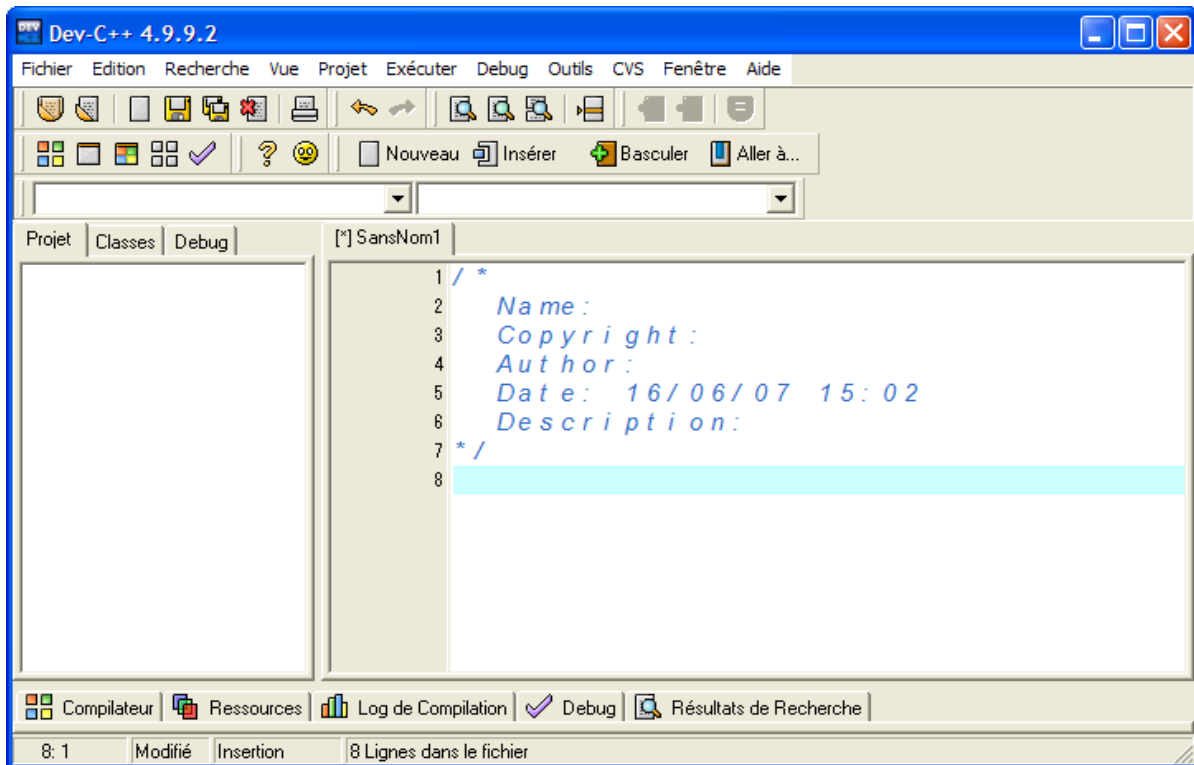


Figure IV.3. Interface de L'outil de développement Dev c++

Dev C ++ est un environnement de développement intégré (IDE) complet, capable de créer des programmes C / C ++ basés sur Windows ou sur console en utilisant le système de compilation Mingw ou le Cygwin compilateur [79]. Il intègre en une fenêtre multiple, un éditeur de programme orienté projet et un compilateur. Il permet de lier et d'exécuter facilement des applications. L'éditeur permet de surligner la syntaxe et édite les fichiers de ressource. Il y a aussi un débogueur et un créateur d'installation. Il gère jusqu'à 150 "include" et 100 bibliothèques.

- **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 autocomplete.
 - Shows information about code when hovering above code.
 - Provides user-editable shortcuts and tools.
 - GPROF profiling.
 - GDB debugging.
 - Code folding.
 - Devpak 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 Window.

IV. Éléments d'implémentation:

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 " interface. cpp" et "interface. n".

Le dernier contient des classes et leurs attributs, tandis que le second, il contient les méthodes des classes.

CLabel
Left, Top, Width, Height
Display () Placer ()

Cchamp
Left, Top, Width, Height
Deplacer () SetVal () GetVal ()

CImage
Left, Top, Width, Height
Placer () Pixel () Pixel Ex () Get Pixel () Line () Rect ()

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 de la coupe d'image à visualiser.
- ✓ Segmentation bayésienne.
- ✓ Segmentation par clustering K-means.
- ✓ Intégration des deux méthodes.

V. Interface de l'application:

La figure ci-après montre l'interface de l'application. On dispose de deux volets : un pour les données d'apprentissage et l'autre pour l'image à segmenter, et les différents résultats de segmentation, selon le type de traitement.

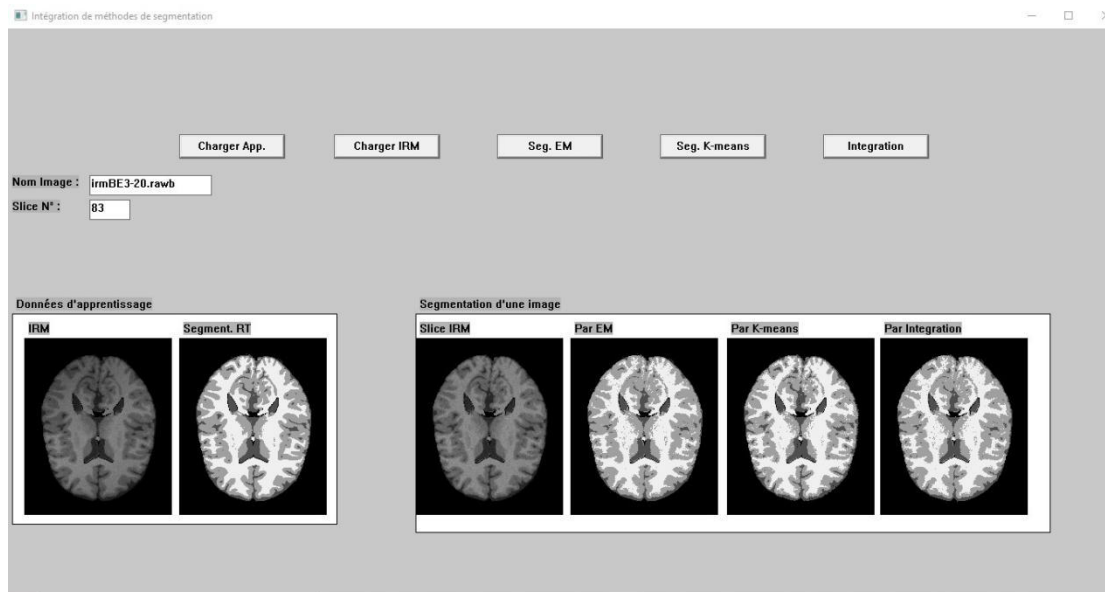


Figure IV.4. Interface principale de l'application

✓ Le premier bouton de la gauche de pour charger les données d'apprentissage.

La figure IV.5 montre le chargement des données d'apprentissage.

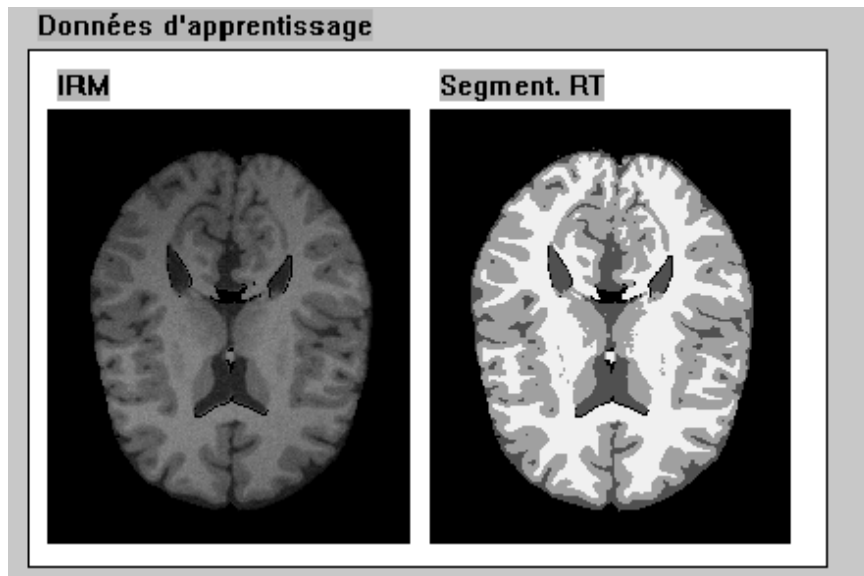


Figure IV.5. le chargement des données d'apprentissage.

- ✓ Le deuxième bouton pour charger l'IRM.

La figure IV.6 montre le chargement d'IRM.



Figure IV.6. Chargement d' IRM.

- ✓ Le troisième bouton pour lancer et afficher la segmentation EM.

La figure IV.7 montre la segmentation EM de l'IRM.

Par EM

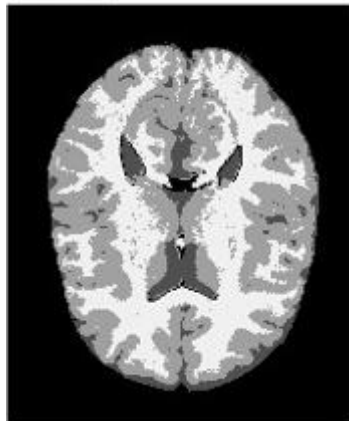


Figure IV.7. Segmentation EM.

- ✓ Le quatrième bouton pour lancer et afficher la segmentation K-MEANS.

La figure IV.8 montre la segmentation K-MEANS de l'IRM.

Par K-means

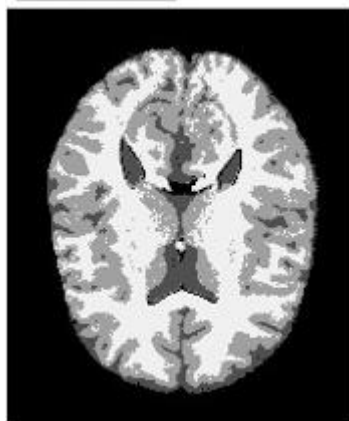


Figure IV.8. Segmentation K-MEANS.

- ✓ Le cinquième bouton pour afficher l'intégration des deux méthodes.

La figure IV.9 montre l'intégration des deux méthodes EM et K-MEANS de l'IRM.

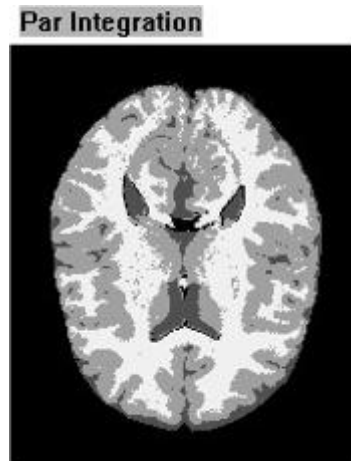


Figure IV.9. Intégration des deux méthodes.

- ✓ Dans la figure IV.10 on montre les étapes de segmentation des données d'IRM (EM, K-MEANS et l'intégration entre eux).

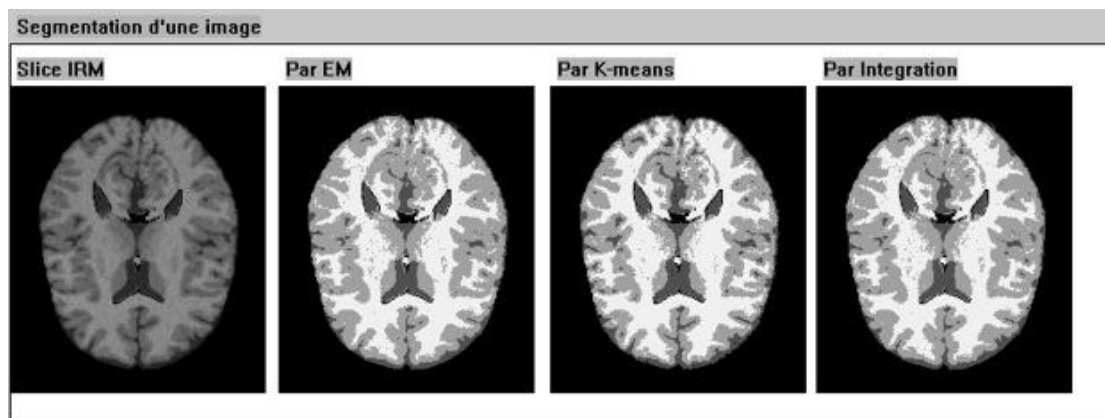


Figure IV.10. Segmentation des données d'IRM (EM, K-MEANS et l'Intégration entre eux).

VI. Quelque extraits du code source:

1. Segmentation par clustering Expectation Maximization (EM):

```
double Gauss(double x, double m, double e)
```

```
{
```

```
    return (double)(1.0/(e*sqrt(M_PI))*exp(-0.5*pow(x-m,2)/pow(e,2))); }
```

```
void EM()
```

Chapitre IV: Implémentation et test

```
{  
    // Segmentation par clustering Expectation Maximization  
  
    int occurrence[maxClasses];  
  
    // double distance[maxClasses];  
  
    // Affectation arbitraires des moyennes ecart-types et poids des classes  
  
    const int maxIter=4;  
  
    nbrClasses=4;  
  
    moyenne[0]=7;  
  
    moyenne[1]=38;  
  
    moyenne[2]=88;  
  
    moyenne[3]=130;  
  
    ecarttype[0]=2;  
  
    ecarttype[1]=1;  
  
    ecarttype[2]=3;  
  
    ecarttype[3]=2;  
  
    PC[0]=0.50;  
  
    PC[1]=0.15;  
  
    PC[2]=0.20;  
  
    PC[3]=0.15;  
  
    int iter=1;  
  
    while (iter<=maxIter)  
    {  
        int z=gslice;  
  
        for (int y=0; y<=resy-1; y++)
```

Chapitre IV: Implémentation et test

```
for (int x=0; x<=resx-1; x++)
{
    // Expectation
    double somme = 0.0;
    for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)

somme=somme+PC[c]*Gauss((double)irm[z][y][x],moyenne[c],ecarttype[c]);

    for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)

probaEM[z][y][x][c]=(double)PC[c]*Gauss((double)irm[z][y][x],moyenne[c],ecarttype[c])/somme;

    double maxproba=probaEM[z][y][x][0];
    int cmax=0;
    for (int c=1; c<=nbrClasses-1;c++)
        if (probaEM[z][y][x][c]>maxproba)
        {
            maxproba=probaEM[z][y][x][c];
            cmax=c;
        }
    labelsEM[z][y][x]=cmax;

}

// Estimation des paramètres
for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)
```

Chapitre IV: Implémentation et test

```
{
double somme=0.0;
double somme2=0.0;
int z=gslice;
double nbrvoxels=0.0;
for (int y=0; y<=resy-1; y++)
for (int x=0; x<=resx-1; x++)
{
if (labelsEM[z][y][x]==c)
{
somme=somme+irm[z][y][x];
somme2=somme2+irm[z][y][x]*irm[z][y][x];
nbrvoxels=nbrvoxels+1.0;
}
}
moyenne[c]=somme/nbrvoxels;
ecarttype[c]=(double)sqrt(somme2/nbrvoxels-pow(moyenne[c],2));
if (ecarttype[c]<0.001) ecarttype[c]=0.001;
PC[c]=(double)(nbrvoxels/resx*resy);
}
iter=iter+1;
} // iter

// Display labels EM
int z=gslice;
```

```
for (int y=0; y<=resy-1;y++)  
  for (int x=0;x<=resx-1;x++)  
  {  
      BYTE ng=labelsEM[z][y][x];  
      image4.Pixel(x,y,80*ng);  
  }  
}
```

2. Segmentation par clustering K-Means:

```
void k_means()  
{  
    // Segmentation par clustering k-means  
    int occurrence[maxClasses];  
    double distance[maxClasses];  
  
    const int maxIter=4;  
    nbrClasses=4;  
    moyenne[0]=7;  
    moyenne[1]=38;  
    moyenne[2]=88;  
    moyenne[3]=130;  
  
    int iter=1;  
    while (iter<=maxIter)  
    {  
        int z=gslice;  
        for (int y=0; y<=resy-1; y++)
```

Chapitre IV: Implémentation et test

```
for (int x=0; x<=resx-1; x++)
{
    for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)
        distance[c]=(double)fabs(moyenne[c]-irm[z][y][x]);
    double mindistance=distance[0];
    int cmin=0;
    for (int c=1; c<=nbrClasses-1;c++)
        if (distance[c]<mindistance)
            {
                mindistance=distance[c];
                cmin=c;
            }
    labelsCluster[z][y][x]=cmin;
}

for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)
{
    moyenne[c]=0.0;
    occurence[c]=0;
}

for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)
{
    int z=gslice;
for (int y=0; y<=resy-1; y++)
    for (int x=0; x<=resx-1; x++)
        if (labelsCluster[z][y][x]==c)
```

```
{
    moyenne[c]=moyenne[c]+(double)irm[z][y][x];
    occurence[c]=occurence[c]+1;
}

}

for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)
{
    moyenne[c]=double(moyenne[c]/occurence[c]);
}

    iter=iter+1;
}

// calcul des écart-types selon k-means
for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)
{
    double somme2=0;
    int z=gslice;
    for (int y=0; y<=resy-1;y++)
        for (int x=0;x<=resx-1;x++)
            if (labelsCluster[z][y][x]==c)
                somme2=somme2+(double)pow(irm[z][y][x],2);
            ecarttype[c]=(double)sqrt(somme2/occurence[c]-pow(moyenne[c],2));
}

ecarttype[0]=0.001; // corrigée manuellement pour éviter 0
```

Chapitre IV: Implémentation et test

```
// Calcul des vecteurs de probabilités selon k-means

int z=gslice;

for (int y=0; y<=resy;y++)
for (int x=0; x<=resx-1; x++)
{
    double xi = (double)irm[z][y][x];

    for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)
    {
        double moy=moyenne[c];

        double ect=ecarttype[c];

        vectCluster[z][y][x][c]=Gauss(xi,moy,ect)*0.25; // 0.25 est la
probabilité d'apparition d'un tissu parmi les 4
    }
}

// Display labels k-means

z=gslice;

for (int y=0; y<=resy-1;y++)
for (int x=0;x<=resx-1;x++)
{
    BYTE ng=labelsCluster[z][y][x];

    image5.Pixel(x,y,80*ng);
}
}
```

3. Intégration des deux méthodes(EM et K- Means):

```
double F(double prec, double prob)
{
    return 2.0*prec*(prec-0.5)-4.0*prob*(prec-0.5);
}

void SegmenterIntegr()
{
    int z=gslice;
    for (int y=0; y<=resy; y++)
        for (int x=0; x<=resx-1; x++)
        {
            labelsIntegration[z][y][x]=labelsEM[z][y][x];
            if (labelsEM[z][y][x]!=labelsCluster[z][y][x])
            {
                BYTE ccluster=labelsCluster[z][y][x];
                BYTE cEM=labelsEM[z][y][x];
                double vF=F(precision,probaEM[z][y][x][cEM]);
                if (vectCluster[z][y][x][cclasser]>0.01*vF)
                    labelsIntegration[z][y][x]==labelsCluster[z][y][x];
                else
                    labelsIntegration[z][y][x]==labelsEM[z][y][x];
            }
        }
}

// Display labels Integration
```

```
z=gslice;
for (int y=0; y<=resy-1;y++)
for (int x=0; x<=resx-1;x++)
{
    BYTE ng=labelsIntegration[z][y][x];
    image6.Pixel(x,y,80*ng);
}
}
```

VII. Conclusion:

Nous avons présenté dans ce chapitre l'implémentation de notre application relative à l'intégration des résultats de segmentation, issues de deux méthodes différentes. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité des deux méthodes à la bonne segmentation des données IRM.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. C'est un ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer son aspect visuel ou d'en extraire des informations jugées utiles.

L'objectif de notre travail est de concevoir une méthode stochastique de segmentation d'images médicales, plus particulièrement des images IRM cérébrales. Notre méthode consiste à extraire les différentes principales matières composantes le cerveau à savoir, la matière blanche, la matière grise et le liquide céphalo rachidien. En effet, il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation. Dans notre travail, nous intéressons aux deux types d'algorithmes qui ne dépendent d'aucune connaissance a priori ou dite des méthodes de classification non supervisées.

En conclusion, nous avons essayé d'apporter notre contribution à l'amélioration de la segmentation des IRM cérébrales. Notre contribution consiste à combiner deux techniques différentes, à savoir: la segmentation par la méthode des K means comme méthode de clustering appliquée sur les images IRM en vue de les tissus du cerveau en trois classes aboutit des résultats plus au moins satisfaisants en comparant avec les autres méthodes et une adaptation de l'algorithme EM (Expectation Minimization) pour un clustering probabiliste des voxels de l'images.

Nous avons implémenté la méthode proposée sous Dev C++, et nous avons utilisé la base de données d'IRM cérébrales Brain web. Les résultats obtenus sont encourageants.

En fin en perspective, nous pouvons combiner plusieurs algorithmes de segmentation en coopérant entre eux pour pallier aux problèmes individuels de chacun, tout en surpassant aux contraintes liées la métrique utilisée comme la distance euclidienne et l'initialisation des centres de classes et cela pour améliorer la qualité de segmentation.

Bibliographie

- [1] Dr. Boukouffa - Dr. Abdellah, Introduction à l'anatomie humaine, Université de Badji Mokhtar-ANNABA, laboratoire MEDICO chirurgicale d'anatomie, cours ,2009.
- [2] Kent M.VAN de GRAFF, R.WARD RHEES, Anatomie et physiologie humaines. Dépôt légal Belgique, octobre 2002.
- [3] Barthélemy Serres, Acquisition, Visualisation et Reconnaissance 3D de données anatomiques issues de dissection : Application aux fibres blanches cérébrale, Université Rabelais de tours, thèse de doctorat, Juillet 2013, modifié le 21 mars 2018.
- [4] Anne-Sophie Capelle-Laizé, Segmentation des images IRM multi-échos tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence. Interface homme-machine, Université de Poitiers, these de doctorat, 2003.
- [5] Dr Jean-François Vibert, Le liquide céphalo-rachidien, Département de Physiologie, Faculté de Médecine P&M Curie, cours, site Saint-Antoine.
- [6] A.BENQUERRAH, Anatomie du cerveau, Université de médecine D'ALGER, Laboratoire Anatomie Chirurgicale Alger, cours, 2015/2016.
- [7] P. Basser, J. Pajevic, S.Pierpaoli, C.Duda, J et Aldroubi, In vivo fiber tractography using DT-MRI data, Magnetic resonance in Medicine, Vol. 44(4), p. 625–32, 2000.
- [8]: Nicholas Ayache Machine Vision for Medical Image Analysis and Virtual Surgery.Epidaure Project, Inria .
- [9]: S. LAVIELLE, Synthèse de molécules fluorées pour le développement d'un nouvel outil de nano imagerie. Application à l'imagerie de l'angiogenese pathologique, Thèse de doctorat, Spécialité : Chimie organique, Université BORDEAUX 1, Décembre 2009.
- [10]: http://www.tumeur tronccerebral.com/traitements 8_biopsie_.html , consulté le 16-05-2016.
- [11]: Nacher, P. J. (2009). Magnetic resonance imaging: from spin physics to medical diagnosis. In *The Spin* (pp. 159-193). Birkhäuser Basel.
- [12]: B.Kastler,D.vetter,Z.patay et p Germai, :comprendre l'IRM manuel d'auto-apprentissage .6ème Edition .Masson,2006.
- [13]: M. GOUTAYER, Nano-émulsions pour la vectorisation d'agents thérapeutiques ou diagnostiques ; étude de la biodistribution par imagerie de fluorescence in vivo", Thèse de doctorat, Spécialité : Chimie Physique et Chimie Analytique, Université

Bibliographie

Pierre et Marie Curie, Paris, Décembre 2008.

[14]: J. PERGRALE, Echographie Médicale : Principes et applications, Philips Médical Systèmes Research Paris, Janvier 2005.

[15]: S. J. Hirst, N. A. Hayes, J. Burridge, F. L. Pearce, J. C. Foreman ,Place de l'imagerie vasculaire ultrasonore par "Doppler Puissance" en gynécologie-obstétrique, Journal d'Échographie et de Médecine par Ultrasons 20, p. 16 (avril 1999) (www.em-premium.com).

[16]: Dr Sébastien Ronze << <http://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/scanner.htm>>>

[17]: Kaled HARRAR, Segmentation d'Images Radiographiques : Application à la Détection de l'Ostéoporose. Thèse de Doctorat. 2014. Pages : 19 -31.

[18]: Dr Ottmar-Kohler-Str ,Pratique de groupe de radiologie et de médecine nucléaire , << <http://www.radiologie-idar-oberstein.com/html/mammographie.html> >>. 55743 IdarOberstein.

[19] :Chilowicz, Michel, Une synthèse sur les formats usuels d'images numériques fixes, << www.clashinfo.com/aide-informatique/multimedia/art153-formats-image.html>> .

[20]: Fichiers issus des examens d'imagerie médicale <<http://www.acgrenoble.fr/disciplines/sti_biotechnologies/pages/Imagerie_Medicale_ST2S/DICOM.htm>> 29 février 2008.

[21]: Futura sciences : magazine française, cerveau, <http://www.futurasciences.com/magazines/sante/infos/dico/d/biologie-cerveau-3125>, 2014 .

[22] L. Willmann, "Étude de l'évolution des tumeurs cérébrales en IR". Cahiers d'IRM, Masson, 1989.

[23] H. Khotanlou, "Segmentation 3D de Tumeurs et de Structures Internes du Cerveau en IR", Thèse de Doctorat en science à L'école Nationale Supérieure de Télécommunications, 2008.

[24] Baptiste, Henri, Aimé Decoupigny , "Le Développement des technologies numériques d'imagerie médicale en France. Etude bibliographique et résultats d'une

Bibliographie

enquête au près d'une échantillon de cliniques vétérinaires", Thèse de doctorat en science à l'université d'Alfort, 2011.

[25] S. Bricq, "Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et d'détection de lésions ", Thèse de doctorat en électronique à L'université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2008.

[26] Y. Morin, "Larousse médicale", Edition Larousse, 2006.

[27] Jérémy Lecoeur , Christian Barillot. « *Segmentation d'images cérébrales : Etat de l'art* », [Rapport De recherche] 2007, pp.48. <inria-00175188v1>.

[28] Mansouri Ziad, Un modèle d'interaction région – contour agent pour la segmentation d'images, mémoire de magister, université de Badji Mokhtar Annaba, juin 2010.

[29] Amira boulbakeur, harrouz ahmed amine, Utilisation des métaheuristiques pour la résolution du problème de sélection d'attributs : Application de détection d'intrusions, école supérieure d'informatique, Alger, mémoire de fin détude, 2012/2013.

[30] Arvid Lundervoldet GeirStorvik ,Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance ,Article publié in IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June 1995, pp. 339-349.

[31] Jean Marc Vézien , Traitement d'image et vision par machine, Mémoire de master PRO INFO , Laboratoire MIPS, *Université de Haute Alsace*, Mulhouse,2011/2012.

[32] Ludovic Paulhac, Outils et méthodes d'analyse d'images 3D texturées : application à la segmentation, Université François Rabelais - Tours, thèse de doctorat ,2009.

[33] Melle ACHAT Thinhinane,Melle BENHAMAOUUCHE Fatima, Segmentation d'image par classifieursflous :Application à l'Imagerie par RésonanceMagnétique (IRM),Mémoire du master, université de Abderrahmane MIRA – Bejaia, 2015.

[34] Philippe Bolon, Jean-Marc Chassery, Jean-Pierre Cocquerez, Didier Demigny,Christine Graffigne, Annick Montanvert, Sylvie Philipp, Rachid Zéboudj,JosianeZerubia, Henri Maître,Analyse d'images : Filtrage et segmentation,MASSON,1995, Enseignement de la physique, 2-225-84923-4.

Bibliographie

- [35] Jérémy Lecoœur, Christian Barillot. Segmentation d'images cérébrales : État de l'art. [Rapport de recherche] RR-6306, INRIA., version initiale Juillet 2007- version révisée Février 2008, pp.46.
- [36] Ouarda ASSAS, Classification floue des images, thèse de doctorat, Université de Batna, 14/12/2013.
- [37] W. Dou, "Segmentation d'images multispectrales basée sur la fusion d'informations : application aux images IRM", Thèse de doctorat en science à L'université de CAEN, 2006.
- [38] Radu Horaud, Olivier Monga. Vision par ordinateur : outils fondamentaux, Paris2, Editions Hermès, pp.426, 1995, Traité des nouvelles technologies, Série informatique, 978-2866014810.
- [39] Gastellu Etchegorry, J.P, Acquisition et traitement d'images numérique, Université Paul sabatier IUT, Avril 2008.
- [40] S. Horowitz et T. Pavlidis, « *Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure. Rapport technique* », Departement of Electrical Engineering, Princeton University, 1975.
- [41] S. Horowitz et T. Pavlidis ,« *Picture segmentation by a tree traversal algorithm* », Journal of The Association for Computing Machinery, 23(3):368–388, avril 1976.
- [42] Ahmed Nasreddine Benaichouche, Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application aux images IRM du cerveau et aux images de tomographie par émission de positons, thèse pour l'obtention du grade de docteur de l'université Paris EST, université de Paris EST, 20 Avril 2015.
- [43] Naoui Moulkheir, Segmentation d'images par modèles statistiques de forme et d'apparence : Problématique et contributions, thèse de doctorat en science, université de Ahmed ben bella, Oran, 03/06/2015.
- [44] Arvid Lundervold et Geir Storvik , Segmentation of Brain Parenchyma and Cerebrospinal Fluid in Multispectral Magnetic Resonance , Article publié in IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 14, No. 2, June 1995, pp. 339-349.
- [45] Berger. C.R. : Mise en oeuvre d'un système adaptatif de segmentation d'images, thèse doctorat, université de Rennes 1, France, 1999.

Bibliographie

[46] Benoit Scherrer, «Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales :agents markoviens locaux cooperatifs et formulation bayesienne»,Thèse pour obtenir le grade de Docteur del’Institut Polytechnique de Grenoble,12 décembre 2008.

[47] Moualhi Mouloud ,Sehaki Menad, « Segmentation 3D des structures internes du cerveau et des tumeurs cérébrales dans des IRM-3D de têtes d’individus»,Mémoire de fin d’études Pour l’obtention du diplôme d’Ingénieur d’Etat en Informatique, 22 Juin 2014

[48] Benabdallah Ali , « Mise en œuvre d’ une technique automatique de segmentation des sillons corticaux»,Mémoire pour l’obtention de Magister en Informatique ,2010-2011.

[49] Philippe Pouletaut , « Segmentation semi-automatique d’images IRM de rachis par méthode d’ondelettes », Journées Françaises de Radiologie, 24-28 octobre 2008 – Paris.

[50] Mlle Alem Amina, Réalisation d’une approche de segmentation : Application sur des images cytologiques, Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, mémoire master, 03 juillet 2012.

[51] A.Mayer et H.Greenspan, Segmentation of brain MRI by adaptative mean shift, International Symposium on Biomedical Imaging: Macro to Nano, pages 319-322, avril 2006.

[52] Chi-hau Chen, Louis-François Pau, & Patrick Shen-pei Wang. Handbook of pattern recognition and computer vision. World Scientific, 2010.

[53] Menahem Friedman & Abraham Kandel. Introduction to pattern recognition: statistical, structural, neural, and fuzzy logic approaches, vol. 32. World scientific Singapore, 1999.

[54] Yu Jin Zhang. A survey on evaluation methods for image segmentation.Pattern recognition, 29(8): 1335–1346, 1996.

[55] Benoit Scherrer, «Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales :agents markoviens locaux cooperatifs et formulation bayesienne»,Thèse pour obtenir le grade de Docteur del’Institut Polytechnique de Grenoble,12 décembre 2008.

Bibliographie

[56] J.B.MacQueen , « Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations », Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. Berkeley, University of California Press, 1 :281-297, 1967.

[57] I.Bloch, B. Burtschy, L. Likforman-Sulem, J-M. Nicolas, « Sigelle Bases de la Reconnaissance des formes », Télécom ParisTech édition 2012-2013.

[58] J.-Y. Yeh et J. Fu , « A hierarchical genetic algorithm for segmentation of multi-spectral human brain MRI ». Expert Systems with Applications, 34:1285-1295, 2008.

[59] M. Yan et J. Karp , « Segmentation of 3D brain MR using an adaptive K-means clustering algorithm », Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference, pages 1529-1531, 1995.

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

[61] Jérémy Lecoer, « Segmentation d'IRM cérébrales multidimensionnelles par coupe de graphe », thèse doctorat, Université de Rennes 1, 2010

[62] J. MacQueen : Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Dans Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, volume 1, pages 281–297. University of California Press, 1967.

[63] ALEM Amina, Réalisation d'une approche de segmentation : Application sur des images cytologiques, Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2/07/ 2012.

[64] A. P. Dempster, N. M. Laird, D. B. Rubin, "Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm ". Journal of the Royal Statistical Society, Vol. 39, 1, pp. 1-38, 1977.

[65] J. K. Fwu, P. M. Djuric, EM algorithm for image segmentation initialized by tree structure scheme, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 6, pp. 349-352, 1997 .

[66] Y. Bazi, Bruzzone, F. Melgani, «Image thresholding based on the EM algorithm and the generalized Gaussian distribution". Pattern Recognition, Vol. 40, pp. 619-634.

Bibliographie

[67]-Sarra Benfriha et Asma Hamel-Segmentation d'image par Coopération régioncontoursMémoire Master Professionnel Université KasdiMerbah-Ouargla-2015/2106.

[68]-C.Houassine, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride. Université m'hamed bougara- boumerdes. 2012.

[69]: Baya Aicha Goumeidane, Segmantation et évaluation des images ségmentées, Thèse de Doctorat université Mentouri Constantine, 2010.

[70] Patrich Pérez (DR INRIA), Patrich Bouthemy (DR INRIA), Aurélie Bugneau (Doctorante), Application du projet VISTA à IRISA de Rennes.

[71] Amira boulbakeur, harrouz ahmed amine, Utilisation des métaheuristiques pour la résolution du problème de sélection d'attributs : Application de détection d'intrusions, école supérieure d'informatique, Alger, mémoire de fin détude, 2012/2013.

[72] Anne-Sophie Capelle-Laizé, Segmentation des images IRM multi-échos tridimensionne -lles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence. Interface homme-machine, Université de Poitiers, these de doctorat, 2003.

[73] Dr HASBOUNE, Introduction à l'anatomie cérébrale, Université PIERRE ET MARIE CURIE ,2008.

[74] Emmanuel Courcelle, Cours C++ / CUTIS / Formation permanente du C.N.R.S. - Janvier 2013 -

[75] <https://openclassrooms.com>.

[76] www.langpop.com.

[77] Francois Laroussinie, Cours de C++, Département d'Informatique, ENS de Cachan, 2 novembre 2005.

[78] <http://www.elektronique.fr>.

[79] <http://www.bloodshed.net/devcpp.html>