

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université 20 août 1955 – Skikda



Faculté des Sciences

Département D'informatique
Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme de Master en
informatique –option : Génie Logiciel Avancé et Applications

THÈME

Intégration stochastique de méthodes de segmentation d'images

Réalisé par:

- ❖ Fernana Cheyma
- ❖ Boussadia Romaïssa

Encadré par:

Dr Layouni Zoubir
Dr Mazouzi Smaine

Session : Juin 2022

Remerciements

Nous tenons à remercier Allah de nous avoir donné la force, le courage et la patience pour réaliser ce mémoire.

Nous tenons à exprimer toute notre reconnaissance à nos encadreurs Dr Zoubir LAYOUNI et Dr Smaine MAZOUZI. Nous les remercions de nous avoir proposé ce sujet et de nous avoir encadrés, orientés, aidés, conseillés et guidés notre travail.

Nous exprimons également tous nos remerciements aux membres de jury de soutenance de bien vouloir accepter dévaluer notre modeste travail.

Enfin, nous remercions toutes les personnes qui nous ont conseillés, guidés, encouragés et soutenus tout au long de cette année, et qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail

Merci

Dédicaces

Nous dédions ce mémoire

A nos mères qui nous ont soutenus et encouragés durant ces années d'études. Qu'elles trouvent ici le témoignage de notre profonde reconnaissance.

A nos pères qui ont toujours été pour nous des exemples de pères respectueux. Honnêtes, des personnes méticuleuses.

Pour tous nos ami(e)s et tous ceux et celles qui nous ont aidés à

Réaliser ce projet...

Pour toute personne qui a participé de près ou de

Loin à mettre en œuvre

Ce modeste travail

Merci

Résumé

La segmentation en imagerie médicale est nécessaire pour l'interprétation des radiographies et pour l'établissement de diagnostics précis. Cependant, et à cause des déformations qui entachent les images, les résultats de segmentation sont souvent insatisfaisants pour le praticien en médecine, ce qui laisse la voie ouverte à la proposition de nouvelles méthodes de segmentation, de plus en plus performantes.

Dans ce travail, nous avons proposé un Framework pour la combinaison de méthodes de segmentation, et nous l'avons appliqué à deux méthodes, à savoir : la segmentation par classification bayésienne, et la segmentation par clustering k-means. L'intégration des deux méthodes, permet la correction des étiquettes des voxels en fonction des probabilités calculées selon les deux méthodes impliquées. Le Framework est applicable à toutes les méthodes à conditions que ces dernières puissent définir les probabilités d'étiquetage des voxels, en fonction des régions qui peuvent existées dans les images à segmenter.

ملخص

يعد التقسيم في التصوير الطبي ضروريا لتفسير الصور الشعاعية ولإنشاء تشخيصات دقيقة. ومع ذلك , وبسبب التشوهات التي تلوث الصور, فإن نتائج التجزئة غالبا ما تكون غير مرضية للمارس الطبي , مما يترك الطريق مفتوحا لاقتراح طرق تجزئة جديدة , اكثر واكثر كفاءة. في هذا العمل , اقترحنا اطارا لتجميع طرق التجزئة , وقمنا بتطبيقه على طريقتين , وهما :
k. التجزئة حسب تصنيف بايزي , والتجزئة عن طريق تجميع وسائل
يسمح تكامل الطريقتين بتصحيح ملصقات وحدات البكسل وفقا للاحتمالات المحسوبة وفقا للطريقتين المعنيتين. الاطار قابل للتطبيق على جميع الطرق بشرط ان تتمكن الاخيرة من تحديد احتمالات وضع العلامات على وحدات البكسل , وفقا للمناطق التي قد توجد في الصور المراد تقسيمها.

Abstract

Segmentation in medical imaging is necessary to interpret radiographies and to establish of accurate diagnostics. However, because of distortions that taint images, segmentation results are often unsatisfactory for the physician, leaving the door open for new, more efficient methods of segmentation.

In this work, we proposed a framework for the combination of segmentation methods, and we applied it to two methods, namely: segmentation by Bayesian classification, and k-means clustering based segmentation. The integration of the two methods allows the correction of voxels labels according to the probabilities calculated by the two involved methods. The Framework is applicable to all methods on condition that the latter can define the probabilities of labeling voxels, depending on the regions that may exist in the images to be segmented.

Remerciement

Dédicaces

Résumé

تلخيص

Abstract

Introduction générale.....I

Chapitre 01 : Images médicales : Traitement Et Interprétation

1.1. Introduction.....	1
Anatomie	1
1.2.1. Qu'est-ce que l'anatomie humaines ?.....	2
1.2.2. Notions de base sur l'anatomie cérébrales.....	2
1.2.2.1. Anatomie du système nerveux.....	2
1.2.2.2. Anatomie du système nerveux central.....	3
1.2.2.2. A. La moelle épinière.....	4
1.2.2.2. B. L'encéphale.....	5
1.2.2.2. B.1. Anatomie du cerveau.....	5
1.2.2.2. B.2. Le tronc cérébral.....	7
1.2.2.2. B.3. Le cervelet.....	7
1.2.3. Les méthodes pour étudier le cerveau	8
1.3.Imagerie médicale et radiologie.....	9
1.3.1.Un peu d'histoire	10
1.3.2. Radiologie.....	10
1.3.3. Principes et modalités d'imageries	11
1.3.3.1. Echographie et ultrasons.....	11
1.3.3.2. Radiographie et rayons X.....	12
1.3.3.3. Tomodensitomètre X (Scanner).....	13
1.3.3.4. Tomographie par émission de positions.....	13
1.3.3.5. Endoscopie ou fibroscopie.....	14
1.3.3.6. IRM et résonance magnétique.....	15
1.4. Types d'imageries médicales.....	15
1.4.1. Imagerie par résonance magnétique.....	15
1.4.2. Échographie.....	15
1.4.3. Radiographies.....	15
1.4.4. Tomodensitométrie (TDM)	16
1.5. Imagerie par Résonance Magnétique IRM.....	16
1.5.1. Principales composantes de l'imageur IRM.....	16
1.5.2. Principes IRM.....	17
1.5.3. Acquisition des images IRM.....	17
1.5.4. Applications IRM	17
1.5.5. Caractéristiques des IRM cérébrales.....	18
1.5.5.1. Le bruit.....	18
1.5.5.2. L'effet de volume partiel.....	18
1.5.5.3. Les hétérogénéités d'intensité	19

1.5.5.4. Artefact de mouvement.....	19
1.5.5.4. Autres artefacts	19
1.5.6. Interprétation d'IRM.....	20
1.5.7. Les différentes pathologies cérébrales	20
1.5.7.1. Pathologie d'Alzheimer.....	21
1.5.7.2. Un peu d'histoire sur la maladie de l'Alzheimer.....	21
1.5.7.3. Causes de la maladie d'Alzheimer.....	21
1.5.7.4. Symptômes de la maladie d'Alzheimer.....	22
1.5.7.5. Evolution de la maladie(Les sept stades de la maladie d'Alzheimer).....	22
1.6. Rôle et avantages de l'IRM.....	23
1.7. Conclusion	24

Chapitre 02 : Segmentation en imagerie médicale

2.1. Introduction.....	26
2.2. Segmentation d'images.....	26
2.2.1. Fondamentaux du traitement d'image.....	26
2.2.2.1. Définitions et représentation d'image.....	26
2.2.2.2. Les étapes du traitement d'images.....	27
2.2.2. Segmentation d'images	28
2.2.3. Processus de segmentation d'image.....	29
2.2.4. Objectifs de la segmentation d'images.....	30
2.2.5. Limites de la segmentation d'images.....	30
2.2.6. Quelques exemples d'applications de segmentation d'images.....	30
2.2.6.1. Exemple de Segmentation de visages	31
2.2.6.2. Imagerie médicale IRM	31
2.2.6.3. Segmentation du mouvement.....	31
2.2.6.4. Reconnaissance d'objets	32
2.3. Familles de méthodes de segmentation d'images.....	32
2.3.1. Approche contour.....	33
2.3.1.1. Détection de contour.....	34
2.3.1.2. Les méthodes dérivatives	34
2.3.1.3. Les Méthodes déformables	35
2.3.1.3.1. Les Modèles Explicites (Snacks).....	35
2.3.1.3.2. Les modèles implicites (méthodes par ensemble de niveaux/level sets).....	35
2.3.2. Approches régions	36
2.3.2.1. Seuillages.....	36
2.3.2.2. Croissance de régions.....	36
2.3.2.3. Segmentation par division de régions (Split).....	36
2.4. Segmentation par classification.....	37
2.4.1. Classification par les méthodes floues.....	37
2.4.1.1. Algorithme des C-moyennes floues (FCM, FUZZY C-means)	37
2.4.2.1. Algorithme des C-moyennes floues (FCM, FUZZY C-means).....	39
2.4.2. Classification par les méthodes probabilistes.....	39
2.4.2.1. Algorithmes de type Expectation-Maximisation (EM)	39

2.4.2.2. La segmentation bayésienne.....	40
2.4.3. Classification par les méthodes Data driven.....	41
2.4.3.1. Classification par les Réseaux de neurones.....	41
2.4.3.2. Les Support Vector Machine (SVM).....	42
2.4.3.3. Algorithmes des k-plus proche voisins (K- Nearest Neighbors KNN)....	42
2.4.3.4. Algorithme de K-means (Méthodes des Centre mobiles).....	43
2.5 Segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale IRM.....	44
2.6 Travaux existants en segmentation d'IRM cérébrales.....	45
2.7. Conclusion.....	47

Chapitre 03 : Framework probabiliste pour l'intégration de méthodes de segmentation d'images

3.1. Introduction.....	49
3.2. Problématique et solution	49
3.3. Segmentation par classification bayésienne.....	49
3.3.1. Rappel.....	50
3.3.2. Segmentation d'IRM par classification bayésienne de voxels.....	50
3.4. Segmentation d'IRM par clustering k-means.....	50
3.5. Framework de combinaison probabiliste des résultats.....	51
3.6. Modélisation UML.....	51
3.7. Principe de la modélisation.....	52
3.8.Étapes de modélisation avec UML.....	52
3.9 Diagramme des cas d'utilisation	52
3.10 Diagramme d'activité	53
3.10.1. Apprentissage.....	54
3.10.2. Classification bayésienne	54
3.10.3. Clustering	55
3.10.4. Combinaison	56
3.11. Conclusion	58

Chapitre 4 : Implémentation et tests

4.1. Introduction.....	59
4.2. Environnement.....	59
4.3. Le langage C++.....	59
4.3.1. Définition.....	59
4.3.2. Les avantages et inconvénients du langage C ++	59
4.3.3. Les caractéristiques.....	60
4.3.4. Les principales utilisations du C++.....	60
4.3.5. Notion de base du C++	60
4.3.5.1. Généralités	60

4.3.5.2. Déclarations.....	61
4.3.5.3. Les Tableaux.....	61
4.3.5.4. Les Opérateurs.....	61
4.5. Environnement DevC++.....	61
4.6. Éléments d'implémentation.....	64
4.7. Interface de l'application.....	65
4.8. Expérimentation de l'application.....	66
4.8.1. La base d'images.....	66
4.8.2. Images d'apprentissage.....	66
4.8.3. Résultat de segmentation.....	68
4.8.3. 1. Image avec faible INN.....	66
4.8.3.2. Images avec Haute INN.....	68
4.9. Discussion des résultats.....	68
4.10. Conclusion.....	69
Conclusion générale	70
Bibliographie	71

Table de figures

Figure 1.1 : Leçon d'anatomie de Dr Nicolaes Tulp Rembrandt (1632).....	2
Figure 1.2 : Schéma descriptif de l'organisation fonctionnelle du système nerveux.....	3
Figure 1.3 : Le système nerveux central	4
Figure 1.4 : La moelle épinière.....	5
Figure 1.5 : Coupe sagittale médiane de l'encéphale.....	5
Figure 1.6 : Schéma d'un neurone.....	6
Figure 1.7 : Schéma représente le cerveau humain et ses lobes cérébraux, (1) frontal, (2) pariétal, (3) temporal, (4) occipital	7
Figure 1.8 : Le tronc cérébral.....	7
Figure 1.9 : 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	8
Figure 1.10 : (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	9
Figure 1.11 : Schéma récapitulatif des types d'imagerie médicale.....	10
Figure 1.12 : Exemples d'organes visualisés avec la radiologie.....	11
Figure 1.13 : (a) Appareil d'échographie 3d et 4 d, (b) Image du cerveau prise par échographie.....	12
Figure 1.14 : (a) La machine de radiographie, (b) Image du cerveau prise par rayons X	12
Figure 1.15 : Image (a) La machine de scanner a rayon X ; Image (b) Le scanner d'un cerveau	13
Figure 1.16 : (a) La machine de PET, (b) Image du cerveau prise par PET.....	14
Figure 1.17 : L'endoscopie	14
Figure 1.18 : Principales composantes IRM.....	16
Figure 1.19 : Acquisition des images IRM, (a) acquisition pondérée en T1, (b) acquisition pondérée en T2	17
Figure 1.20 : Effet de volume partiel.....	19
Figure 1.21 : Illustration de l'artefact d'inhomogénéité. (a) correspond à l'image affectée par une hétérogénéité radio fréquence, (b) correspond à l'artefact isolé et (c) à l'image corrigée	19
Figure 1.22 : La maladie d'Alzheimer.....	21
Figure 2.1 : Image numérique.....	26
Figure 2.2 : Représentation d'une image numérique.....	27
Figure 2.3 : Différentes phases de traitement d'image.....	28
Figure 2.4 : Exemple de segmentation d'image.....	29
Figure 2.5 : Etapes de segmentation d'image.....	29
Figure 2.6 : Segmentation de visage.....	31
Figure 2.7 : Segmentation des IRM médicales.....	31
Figure 2.8 : Segmentation du mouvement.....	32
Figure 2.9 : Reconnaissance d'objets.....	32
Figure 2.10 : Différentes Approches de segmentation d'image.....	33
Figure 2.11 : Segmentation basée contours.....	33
Figure 2.12 : Déformation d'un contour.....	35
Figure 2.13 : Segmentation basée région.....	36
Figure 2.14 : Segmentation avec l'algorithme C -FUZZY.....	38
Figure 2.15 : Segmentation par les approches probabilistes.....	39
Figure 2.16 : Segmentation par l'algorithme EM.....	40

Figure 2.17 : Structure d'un neurone artificiel.....	41
Figure 2.18 : Segmentation par SVM	42
Figure 2.19 : Déroulement de l'algorithme KNN sur une base contient 76 villes.....	43
Figure 2.20 : Segmentation par l'algorithme du K-means.....	44
Figure3.1 : Diagramme des cas d'utilisation.....	53
Figure 3.2 : Diagramme d'activité « Training ».....	54
Figure 3.3 : Diagramme d'activité « Classification Bayesienne »	55
Figure 3.4 : Diagramme d'activité « Clustering »	56
Figure 3.5 : Diagramme d'activité « Combinaison ».....	57
Figure 4.1 . Interface de L'outil de développement Devc + +.....	63
Figure 4.2 . Interface principale de l'application.....	66
Figure 4.3 . Image IRM brute.....	67
Figure 4.4 . Images d'apprentissage :(a) Données IRM brutes de l'image modèle, (b) Segmentation réalité terrain.....	67
Figure 4.5 : Résultats de segmentation avec artefacts faible(a)IRM brute, (b) Segmentation bayesienne,.....	68
(c) Segmentation par classification, (d) Après intégration	
Figure 4.6 : Résultats avec artefacts hauts.(a) IRM brute, (b) Segmentation bayesienne, (c) Segmentation par clustering, (d) Après intégration.....	68

Introduction générale

Le corps humain est un sujet d'investigations dans le but de le comprendre et de le traiter quand il est atteint de pathologies. Malgré les progrès dans le domaine de la biologie et de la médecine, l'anatomie et la physiologie humaines restent des sujets de recherche de forte actualité. Pour diagnostiquer une pathologie humaine, le praticien en médecine dispose d'une multitude de modalités d'exploration. Une de ces modalités est l'imagerie médicale, dont l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) qui est couramment utilisées, et à laquelle nous nous sommes intéressés dans ce travail de fin d'étude. Cette technique d'imagerie permet en outre la l'exploration des tissus cérébraux

Afin de déceler d'éventuelles pathologies cérébrale, ou étudier le développement de l'encéphale, notamment chez les bébés, et les personnes en âge avancé.

L'une des opérations primordiale pour tout traitement de ces images est la segmentation qui est un vaste sujet d'étude. Elle fait partie des grands thèmes de recherches en analyse d'images médicales. Pour une segmentation structurelle, elle consiste à délimiter les tissus cérébraux (matière blanche, matière grise et le liquide céphalo-rachidien). Pour une segmentation pathologique, elle consiste à détecter les régions affectées, et de suivre l'évolution des lésions. La segmentation d'image en général, et la segmentation en imagerie médicale est un sujet mature, où des milliers de travaux de recherches sont publiées, et des centaines d'outils logiciels, protégés, ou ouverts, sont proposés. Cependant, ce n'est pas aisé de choisir dans cette panoplie de méthodes, étant données les avantages et les inconvénients de chacune d'elles.

Cependant, ces méthodes sont classées en plusieurs catégories, dont : les méthodes de segmentation basées contours, basées régions, et les méthodes par classification. Les méthodes basées contours sont reconnues pour leur rapidité, et sont bien adaptées aux applications temps réel. Cependant leurs résultats sont grossiers et sont très sensible aux bruits. Ces méthodes sont les moins utilisées en imagerie médicale, et en IRM en particulier, et ce à cause des niveaux de bruit et de déformation élevée dans ce type d'images. Les méthodes basées régions sont bien utilisées en segmentation d'images médicales, entre autre pour la segmentation d'IRM. Mais elles souffrent d'un problème commun : l'initialisation des algorithmes tels que celui de l'accroissement de région.

Les méthodes de segmentation par classification sont les plus utilisées en imagerie médicale. D'une part à cause de leurs capacités à résister au bruit dans les images. D'autre part, elles conviennent mieux aux tissus anatomiques où les classes peuvent être au préalable définies, avec leurs caractéristiques respectives. Une méthode de segmentation par classification fini par fournir une partition de l'image en étiquetant les pixels/voxels selon leurs niveaux de gris.

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

de certaines méthodes en faisant recours aux avantages de d'autres. Certainement, quand on applique deux méthodes de segmentation à une même image, et en considérant les spécificités de chaque méthode, il y aura toujours moyen de combiner les deux méthodes par intégration de leurs résultats respectifs, et aboutir en conséquence à une segmentation meilleure. En considérant cette problématique et cet objectif, nous avons proposé dans ce mémoire un Framework probabiliste pour la combinaison de deux méthodes de segmentation. Il s'agit d'une méthode de segmentation par classification bayésienne, et une méthode de segmentation par clustering k-means. Cependant le Framework proposé est présenté d'une manière générale, et peut être utilisé pour la combinaison de deux méthodes de segmentation quelconques à condition qu'on peut définir des probabilités d'étiquetages de voxels /pixels.

Après cette introduction générale, ce mémoire contient 4 chapitres, et une conclusion générale:

Nous entamons dans le premier chapitre de traitement et l'interprétation d'images médicales où nous commençons par décrire l'anatomie humaine, et en particulier l'anatomie cérébrale. Ensuite, quelques généralités dans le domaine d'imagerie médicale, ses composantes principales sont présentées, en expliquons les principes de fonctionnement et les modalités d'acquisition de la modalité IRM. Nous terminerons le chapitre par citer quelques pathologies cérébrales, en détaillant l'Alzheimer, pathologie fréquente chez les sujets âgés, et qui peut être diagnostiquée et suivie par la segmentation structurelle d'IRM.

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

Ensuite, nous aborderons dans le troisième chapitre notre Framework général pour l'intégration de méthodes de segmentation d'images médicales avec étiquetages des tissus, et nous nous restreindrons dans ce travail aux méthodes de classification et de clustering. Il s'agit respectivement de l'algorithme k – means comme méthode de clustering et du classifieur bayésien naïf comme méthode de classification.

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

Enfin, une conclusion générale permet de récapituler le travail réalisé, et envisager quelques une de ses perspectives.

Chapitre 01 : Images

médicales :

Traitement Et

Interprétation

1.1. Introduction

L'imagerie médicale est l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces dernières années. Ces récentes découvertes permettent un meilleur diagnostic et offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies. Cancer, épilepsie, Alzheimer...etc. L'identification précise de la lésion facilite le recours à la chirurgie, seule solution thérapeutique pour certains malades. De telles techniques permettent également de mieux comprendre le fonctionnement de certains organes encore mystérieux, comme le cerveau. Le but est alors d'obtenir une représentation visuelle d'informations médicales : signal Unidimensionnel (1D), image bi- (2D), tri- (3D) ou quadridimensionnelle (4D). Il sera question dans ce chapitre, le survol de l'anatomie cérébrale, pour introduire le principe de l'imagerie médicale, pour laquelle nous expliquons le principe de fonctionnement et d'acquisition pour ce type d'images, ainsi que ses caractéristiques. Nous clôturons le chapitre par la présentation de pathologies cérébrales, en détaillant l'Alzheimer, dont le diagnostic peut se baser sur la segmentation par classification des tissus cérébraux.

1.2. Anatomies

L'anatomie et la physiologie sont deux branches de la science qui permettent de comprendre le corps humain et son fonctionnement. L'ANATOMIE: est une science descriptive étudiant la structure, la topographie et le rapport des organes entre eux. LA PHYSIOLOGIE: porte sur le fonctionnement des structures corporelles.

Définition 1: De Ribet (1961) : 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 2: Kamina : c'est la «science des structures organisées du corps humain vivant».

Définition 3: Ibn Rochd : « Quiconque étudie l'anatomie augmente sa foi dans l'omnipotence et l'unité de Dieu Tout Puissant ».

Définition 4: Vésale (1543) : l'anatomie « devrait absolument être considérée comme la seule base solide de tout l'art de la médecine »

Définition 5: Pâturât (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» [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 Versable l'anatomie devrait absolument être considérée la seule base solide de tout l'art de la médecine.

Selon Pâturât 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.



Figure 1.1. Leçon d'anatomie de Dr Nicolaes Tulp Rembrandt (1632)

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

L'anatomie humaine est la description de la structure du corps de l'Homo sapiens, de ses organes et de leur position (Anatomie topographique). Le corps humain présente quatre membres — deux membres supérieurs (bras, Avant-bras, Mains), deux membres inférieurs (Cuisses, Jambes, Pieds) — reliés au Tronc, respectivement, par l'intermédiaire de la Ceinture scapulaire et de la Ceinture pelvienne. À la partie supérieure, le Cou supporte la Tête.

Les parties du corps humain chez la femme et l'homme adultes Le squelette humain constitue « l'ossature architecturale » du corps humain. Modelé par les tissus mous (muscles, viscères, tissus adipeux, etc.), il en détermine la forme [2].

1.2.2. Notions de base sur l'anatomie cérébrale

Le cerveau est le principal organe du système nerveux des animaux bilatères. Ce terme tient du langage courant (non scientifique) et chez les chordés, comme les humains, il peut désigner l'encéphale, ou uniquement une partie de l'encéphale, les pros encéphale (télencéphale + diencéphale), voire seulement le télencéphale. Néanmoins, dans cet article, le terme cerveau prend son sens le plus large.

1.2.2.1. Anatomie du système nerveux

Le système nerveux ou système neuronal est un système biologique animal responsable de la coordination des actions avec l'environnement extérieur et de la communication rapide entre

les différentes parties du corps. Les êtres vivants dotés d'un système nerveux sont nommés eu métazoaires le système nerveux humain. Il exerce un contrôle sur l'ensemble du corps qui se traduit par des actes volontaires ou involontaires, et des sensations qui sont conscientes ou inconscientes.

Chez tous les chordés, on distingue le système nerveux central (encéphale et moelle épinière) du système nerveux périphérique (nerfs et ganglions nerveux). À l'échelle cellulaire, le système nerveux est défini par la présence de cellules hautement spécialisées appelées neurones, qui ont la capacité, très particulière, de véhiculer un signal électrochimique. En outre, le système nerveux contient des cellules de support appelées cellules gliales, qui apportent un soutien structurel et fonctionnel aux neurones.

Le système nerveux gère les informations sensorielles, coordonne les mouvements musculaires et régule le fonctionnement des autres organes. Chez les animaux dotés d'un cerveau limbique, il régule également les émotions et chez ceux dotés d'un cerveau cognitif, il est le siège de l'intellect.

Le système nerveux peut faillir en de nombreuses conditions : anomalies génétiques, traumatismes physiques, intoxications, infections ou simplement par l'effet du vieillissement. Une altération du système nerveux provoque le plus souvent des symptômes graves à cause de l'importance de ce système dans le fonctionnement du corps. La neurologie et la psychiatrie sont les branches de la médecine qui cherchent à soigner les pathologies du système nerveux. Les neurosciences désignent l'étude scientifique du système nerveux, tant du point de vue de sa structure que de son fonctionnement, depuis l'échelle moléculaire jusqu'au niveau des organes [3].

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

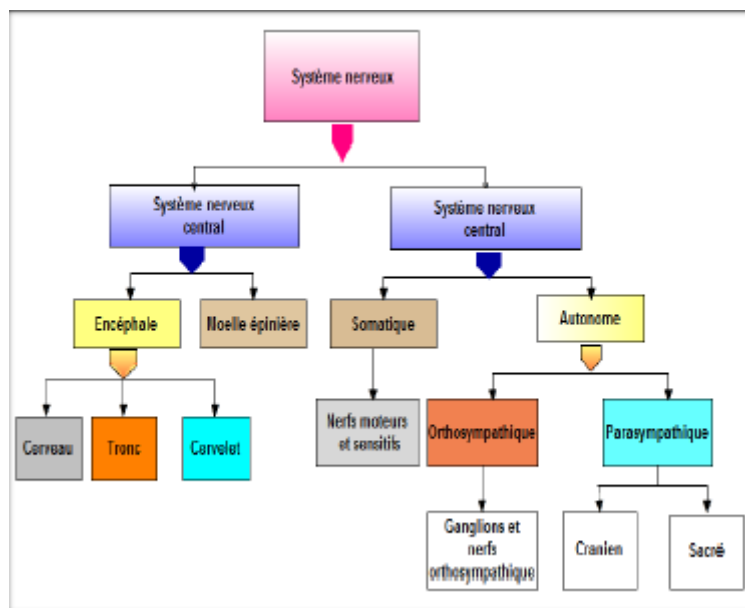


Figure 1.2 : Schéma descriptif de l'organisation fonctionnelle du système nerveux

1.2.2.2. Anatomie du système nerveux central

Le système nerveux central (ou névraxe) est la partie du système nerveux comprenant l'encéphale et la moelle spinale. Le système nerveux central est ainsi nommé parce qu'il contient la majeure partie du système nerveux, mais aussi et surtout parce qu'il intègre les informations qu'il reçoit et coordonne ces signaux centraux pour influencer sur l'activité de toutes les parties du corps des animaux bilatéralement symétriques (ou Bilatéral ; ce sont tous les animaux multicellulaires, sauf les éponges et les animaux à symétrie radiale (ou radia ta) tels que les méduses). Beaucoup considèrent que la rétine, le nerf optique, ainsi que les nerfs olfactifs et l'épithélium olfactif font partie du système nerveux central. Suivant cette classification, l'épithélium olfactif est le seul tissu nerveux central en contact direct avec l'environnement, ce qui ouvre des portes à des traitements thérapeutiques. Le système nerveux central est contenu dans la cavité dorsale du corps (en), avec le cerveau logé dans la cavité crânienne et la moelle spinale dans le canal rachidien. Le cerveau est protégé par le crâne tandis que la moelle spinale est protégée par les vertèbres, les deux enfermés dans les méninges [4].

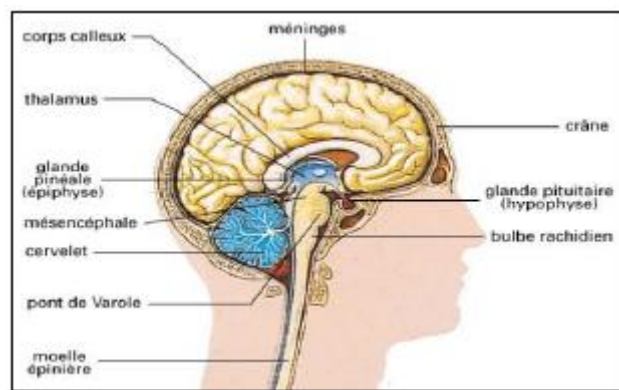


Figure 1.3 : Le système nerveux central

1.2.2.2. A. moelle épinière

La moelle spinale, plus communément appelée moelle épinière, est un des éléments principaux du système nerveux central. Elle prend naissance au niveau du tronc cérébral pour descendre à l'intérieur du canal rachidien, ou canal vertébral. Composée de 28 à 31 segments, ou métamères, la moelle épinière est un mélange de neurones et de cellules gliales. Elle transmet les informations nerveuses du cerveau vers le reste du corps. "Les trois membranes qui recouvrent et protègent la moelle épinière sont, de la profondeur à la superficie, la pie mère, l'arachnoïde et la dure-mère. Les 3 enveloppes forment les méninges, explique le Dr Florent Pennes, neurochirurgien et chirurgien du rachis. Celles-ci contiennent le liquide céphalo-rachidien qui baigne et nourrit le système nerveux central" (**voir la figure 1.4**).

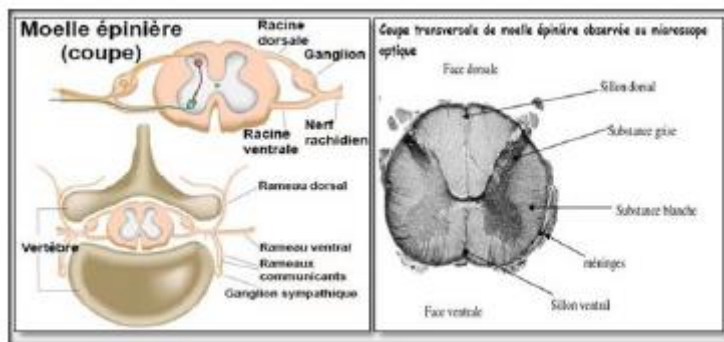


Figure 1.4: La moelle épinière

1.2.2.2. B. L'encéphale

Est en entier situé dans la boîte crânienne. Il est constitué par :

- Le cerveau, situé en entier dans l'espace sus-tensoriel, et formé de deux hémisphères droit et gauche, incomplètement séparés l'un de l'autre par la scissure inter hémisphérique marquée par la faux du cerveau, et réunis l'un à l'autre à leur partie centrale ;
- Le tronc cérébral, qui émerge de la face inférieure du cerveau, et comporte de haut en bas trois parties : les pédoncules cérébraux droit et gauche, la protubérance annulaire, et le bulbe rachidien. Du tronc cérébral émergent tous les nerfs crâniens sauf le nerf optique et le nerf olfactif situés en entier au-dessus de la tente du cervelet ;
- Le cervelet, situé comme le tronc cérébral dans la fosse postérieure et donc séparé du cerveau par la tente du cervelet. Il est formé de deux hémisphères droit et gauche, réunis par le vermis. Ils sont reliés au tronc cérébral à droite comme à gauche par les pédoncules cérébelleux supérieur, moyen, et inférieur [5].

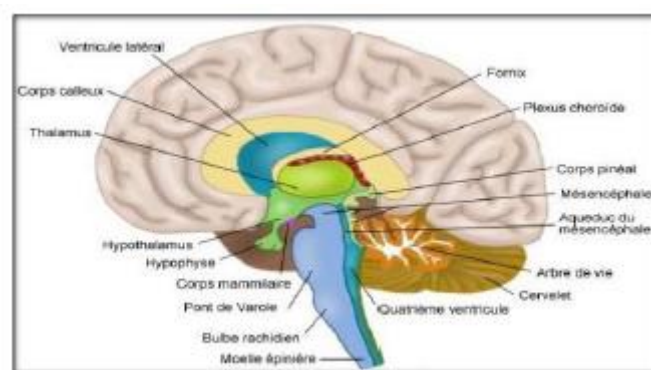


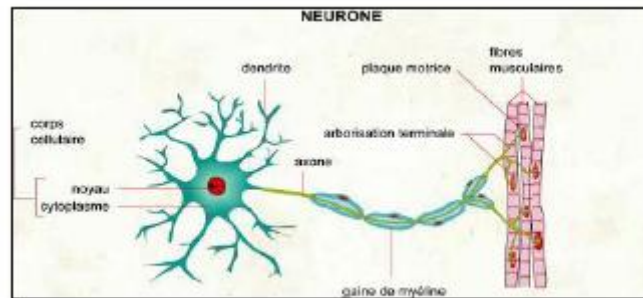
Figure 1.5: Coupe sagittale médiane de l'encéphale

1.2.2.2. B.1. Anatomie du cerveau

Il est constitué par deux hémisphères (droit et gauche), séparés par le sillon Inter hémisphérique, et réunis par des structures assurant une connexion entre les deux hémisphères : le corps calleux et les commissures blanches et grises. Toutes les fibres nerveuses issues du cerveau se regroupent à sa face

inférieure au niveau des pédoncules cérébraux droit et gauche qui se rejoignent pour former la partie haute du tronc cérébral (mésencéphale).

La figure 1.6 suivante est l'archétype de la forme du neurone :



La figure 1.6 : Schéma d'un neurone

Le cerveau est divisé en plusieurs parties, en fonction de leur origine embryonnaire :

- le télencéphale, la partie supérieure, composé du cortex cérébral et du striatum ;
- le diencephale qui contient le thalamus et l'hypothalamus (glandes endocrines) ;
- le mésencéphale ;
- le cervelet (coordination motrice et apprentissage des mouvements routiniers) ;
- le pont de Varole;
- le bulbe rachidien (contrôle des mouvements réflexes et végétatifs : respiration, modulation du rythme cardiaque, régulation des muscles lisses artériels) qui communique avec la moelle épinière.

Le cortex cérébral constitue la couche externe du cerveau et comporte la majorité des neurones (substance grise). Les méninges sont des enveloppes protectrices (dure-mère, arachnoïde et pie-mère) entre le cortex et l'os du crâne. Le cortex cérébral est subdivisé en cinq lobes cérébraux en fonction de leur position :

- le lobe frontal (motricité, mémoire, raisonnement) ;
- le lobe pariétal (toucher) ;
- le lobe temporal (ouïe, odorât) ;
- le lobe occipital (vision) ;
- le lobe limbique [6].

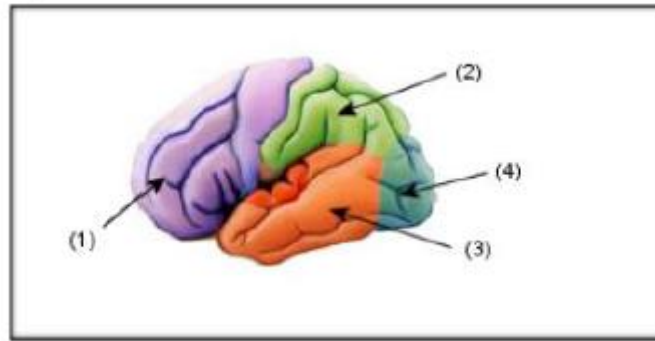


Figure 1.7: Schéma représente le cerveau humain et ses lobes cérébraux, (1) frontal, (2) pariétal, (3) temporal, (4) occipital.

1.2.2.2. B.2. Le tronc cérébral

Le tronc cérébral est la structure centrale de l'encéphale située au niveau de la fosse Postérieure entre le cerveau et la moelle épinière. On lui décrit de haut en bas trois niveaux Le mésencéphale, la protubérance annulaire, et le bulbe rachidien.

Le tronc cérébral est une formation complexe car c'est d'abord la voie de passage des grandes voies ascendantes (voies sensibles et cérébelleuses) et descendantes (voies motrices) véhiculant les informations et transmettant les messages provenant du cortex. C'est le lieu d'émergence des nerfs crâniens moteurs et sensitifs (du III au XII) à partir de leurs noyaux étalés de chaque côté de la ligne médiane sur toute la hauteur du tronc cérébral. C'est enfin une région occupée par la substance réticulée qui a une importance physiologique majeure dans la régulation de l'éveil, du sommeil, et par plusieurs autres formations importantes dont nous ne citerons que le locus niger (contient les neurones dopaminergiques qui font partie du système extrapyramidal).

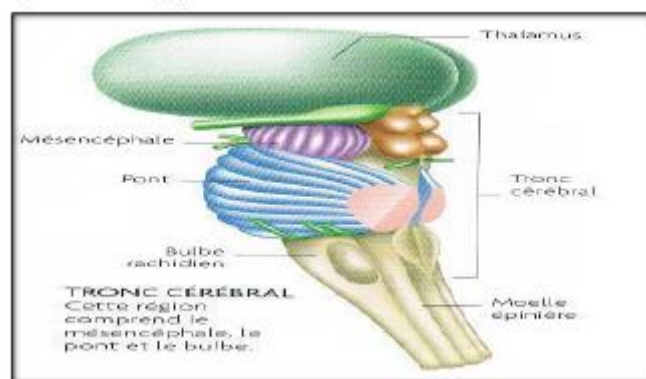


Figure 1.8 : Le tronc cérébral

1.2.2.2. B.3. Le cervelet

Le cervelet est entièrement situé dans la fosse postérieure, qu'il occupe en arrière du tronc cérébral. Il en est séparé par le IV^e ventricule. Le cervelet a une forme pyramidale. On lui décrit une portion médiane, le vermis, et deux lobes, ou hémisphères cérébelleux, situés de chaque côté. Son aspect externe est particulier en raison de la présence de nombreux sillons

curvilignes et concentriques, les lamelles du cervelet. Il est relié au tronc cérébral par les trois paires de pédoncules cérébelleux supérieur, moyen, et inférieur. Par ces pédoncules, vont passer toutes les efférentes et afférences provenant de la moelle, du tronc cérébral, des voies vestibulaires et des noyaux des nerfs crâniens. Les efférentes sont directes, c'est-à-dire non croisées, expliquant pourquoi un déficit cérébelleux est toujours du même côté que la lésion.

Le rôle du cervelet porte sur la régulation du tonus (vermis cérébelleux) et la coordination des mouvements (hémisphères cérébelleux).

La configuration interne du cervelet est comparable à celle du cerveau. La substance grise forme l'écorce du cervelet, la substance blanche forme la partie centrale, avec au centre les noyaux dentelés du cervelet (noyaux gris). L'écorce du cervelet est formée de trois couches de cellules dont la couche moyenne est formée par des cellules très particulières, les cellules de Purkinje extrêmement ramifiées (prononce rpurkinié) [6].

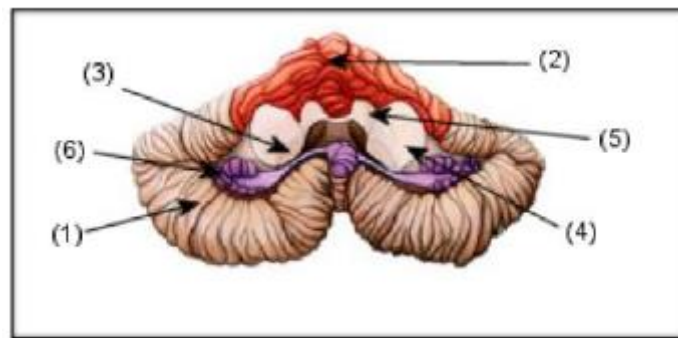


Figure 1.9: Vue antérieure du cervelet. (1) les hémisphères cérébelleux, (2) le vermis supérieur, (3) le pédoncule inférieur, (4) moyen, (5) supérieur, (6) le lobe fluocculo-nodulaire

1.2.3. Les méthodes pour étudier le cerveau

Durant longtemps, les savants d'autrefois étaient peu armés pour étudier le cerveau et son fonctionnement. Leurs connaissances étaient limitées par les technologies qu'ils avaient à leur disposition, qui se limitaient le plus souvent aux études anatomiques. Ce savoir anatomique n'est clairement pas à négliger et on doit reconnaître qu'il a permis de très grands progrès dans notre compréhension du cerveau. Mais l'arrivée de l'électronique et de technologies plus évoluées a été une petite révolution. De nos jours, on peut analyser le cerveau en plein fonctionnement, grâce à des technologies de haute volée, qui vont de la mesure de l'activité électrique du cerveau à l'imagerie médicale. Les méthodes d'étude sont assez nombreuses : imagerie par émission de positron, électroencéphalographie, et autres. Dans ce chapitre, nous allons voir ces techniques l'une après l'autre et expliquer comment elles fonctionnent [7].

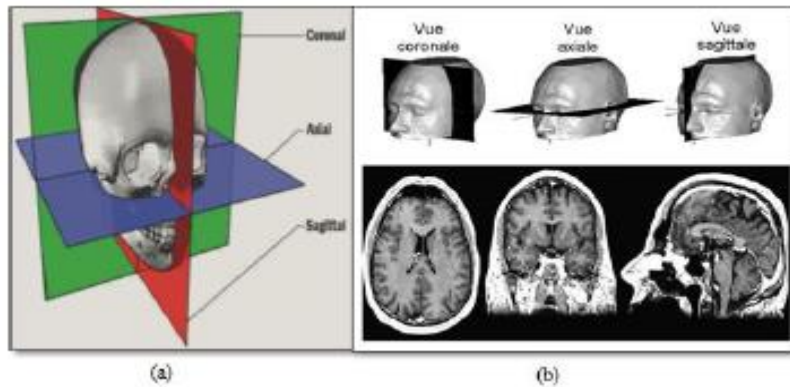


Figure 1.10 : (a)Schématisation du système référentiel utilisé lors d'analyse d'images anatomique pour le cerveau humain. (b)Coupes IRM du cerveau : plan axial, coronal et sagittal.

Les méthodes directes

Les technologies que nous allons voir dans ce qui suit sont des techniques dites directes : elles mesurent l'activité électrique ou physiologique des neurones directement, sans passer par une mesure indirecte. Elles sont à opposer aux méthodes indirectes, que nous verrons dans la section suivante. Les méthodes directes sont au nombre incroyable de 2 : l'électroencéphalographie et la magnétoencéphalographie. Elles mesurent toutes les deux l'activité électrique du cerveau, mais elles le font par des méthodes légèrement différentes.

Les méthodes indirectes

Les méthodes directes, vues dans la section précédente, sont à opposer aux méthodes indirectes, comme l'imagerie médicale. Ces dernières ne mesurent pas directement l'activité des neurones, mais mesurent un paramètre qui y est indirectement relié. Par exemple, mesurer le flux sanguin cérébral ou sa consommation en oxygène nous donne des indications sur les aires cérébrales les plus actives ou les moins utilisées. Les deux méthodes indirectes principales sont l'imagerie par résonance magnétique et la tomographie par émission de positrons.

1.3. Imagerie médicale et Radiologie

L'imagerie médicale s'avère indispensable dans le dépistage et la prise en charge efficace de nombreuses maladies.

Elle est essentielle à la compréhension de leur physiologie et de leurs pathologies afin de mieux les diagnostiquer, les pronostiquer et les soigner.

Dans ce qui suit, nous verrons différents types d'imagerie médicale.

Physiologie et de leurs pathologies afin :

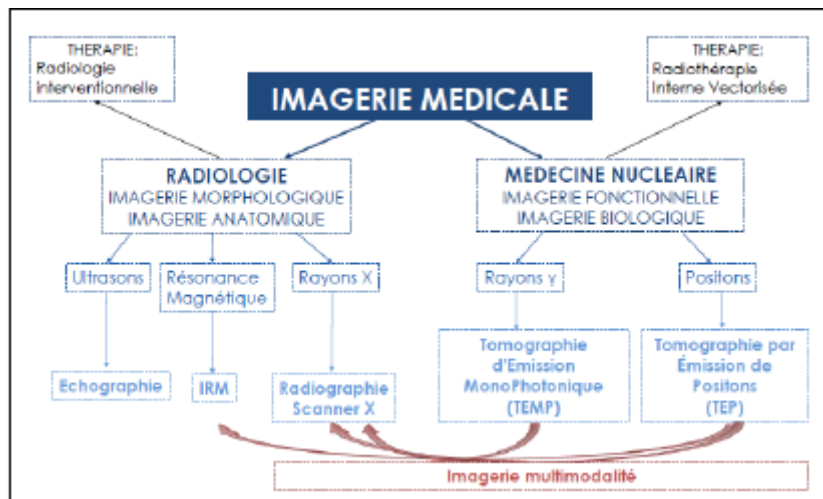


Figure 1.11 : Schéma récapitulatif des types d'imagerie médicale

1.3.1. Un peu d'histoire

Rayons X

- 1895 : Découverte du principe des rayons X par le physicien Allemand Wilhelm Conard Röntgen, prix Nobel en 1901.
- 1972 : Scanner mis au point par les radiologues britanniques Allan Mc Cornack et Godfrey N .Hounsfield, prix Nobel en 1979.

Ultrasons

- 1915 : Propagation des ultrasons (SONAR)
- 1955 : Première échographie par Elder.
- 1980 : Echographie Doppler.

IRM

- 1945 : Découverte de la résonance nucléaire par Purcell et Bloch. tous deux prix Nobel en 1952.
- 1955 : Première image IRM sur un animal par le chimiste américain Paul Lauterbur.
- 1980 : Présentation au RSNA

Nucléaire

- 1934 : Découverte de la radioactivité naturelle par Henri Becquerel, Pierre et Marie Curie, prix Nobel en 1903, puis de la radioactivité artificielle par Irène et Frédéric Joliot-Curie, prix Nobel en 1935.
- 1990 : Développement de la médecine nucléaire, avec la scintigraphie et la tomographie par émission de positons (TEP). [8].

1.3.2. Radiologie

La technologie d'imagerie médicale repose sur l'utilisation des rayons X pour observer l'intérieur du corps. Réalisé par un radiologue, cet examen permet de visualiser la plupart des organes.

L'image 1.12 montre quelques exemples de la radiologie. [9]



Figure 1.12: Exemples d'organes visualisés avec la radiologie

1.3.3. Principes et modalités d'imageries

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

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

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

- Une reconstruction dans l'espace d'un organe ou d'un tissu.
- Un film montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps.
- Une imagerie quantitative représentant des valeurs mesurées pour certains paramètres biologiques dans un organe donné.
- Une représentation multimodale issue de la combinaison de plusieurs données au sein d'un même document. [10]

1.3.3.1. Echographie et ultrason

L'imagerie par ultrason est une méthode qui permet d'obtenir des images du corps humain par l'utilisation d'ondes sonores de haute fréquence.

Les ultrasons sont utilisés très fréquemment pour investiguer les organes abdominaux, le système locomoteur (tendons, muscles, ligaments, ...) et d'autres parties molles comme la thyroïde et les seins.

Les appareils à ultrason sont composés d'une console qui comporte un ordinateur et un écran, avec des sondes qui sont appliquées à la surface du corps, recouvertes de gel de

contact. Les échos des ondes envoyées dans le corps sont transformés en images par l'ordinateur. [11].



Figure 1.13 : (a) Appareil d'échographie 3d et 4d, (b) Image du cerveau prise par échographie.

1.3.3.2. Radiographie et rayons X

Les radiographies ont recours aux rayons X .sont des rayonnements ionisants invisibles capables de traverser le corps humain qui les arrête partiellement. Cette atténuation du rayonnement provoquée par les différents composants du corps humain (os, graisse, muscles...) permet en radiologie de réaliser une image diagnostique. [12].



Figure 1.14 :(a)La machine de radiographie, (b) Image du cerveau prise par rayons X

1.3.3.3. Tomodensitomètre X (Scanner)

Un scanner, également appelé tomodensitométrie (TDM), est un examen qui utilise des rayons X et produit des images en coupe transversale de l'organe. Son but est de donner plus de détails sur les résultats d'une radiographie ou d'une échographie, comme la localisation et l'étendue de la lésion sur un organe ou un tissu. [13].

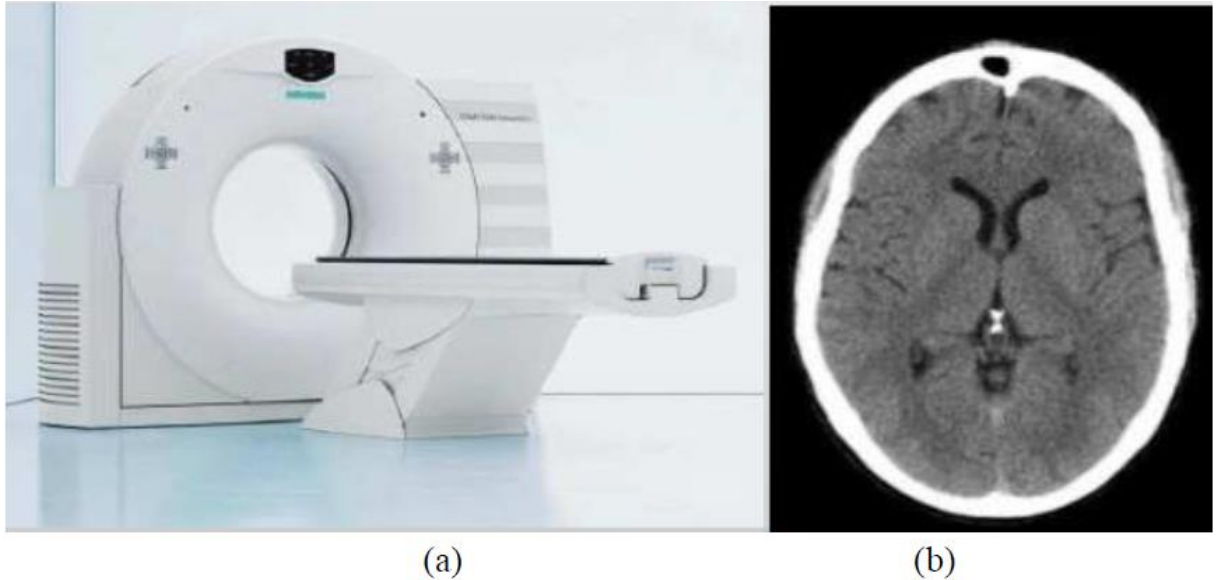


Figure 1.15: Image (a) la machine de scanner à rayon X, image (b) le scanner d'un cerveau.

1.3.3.4. La tomographie par émission de positons (Positron Emission Tomographie)

Examen qui permet d'obtenir des images précises du corps en trois dimensions sur un écran d'ordinateur. Une tomographie par émission de positons ou TEP est une scintigraphie effectuée après avoir injecté dans une veine un traceur faiblement radioactif. Ce traceur, semblable au sucre, va se fixer au niveau des cellules cancéreuses et émettre, de façon temporaire, des rayonnements que l'on peut suivre dans l'organisme du patient grâce à une caméra spéciale, une caméra TEP. Le médecin peut proposer une tomographie par émission de positons à différentes étapes de la

maladie, que ce soit pour le diagnostic, le suivi du traitement ou la surveillance. [14].

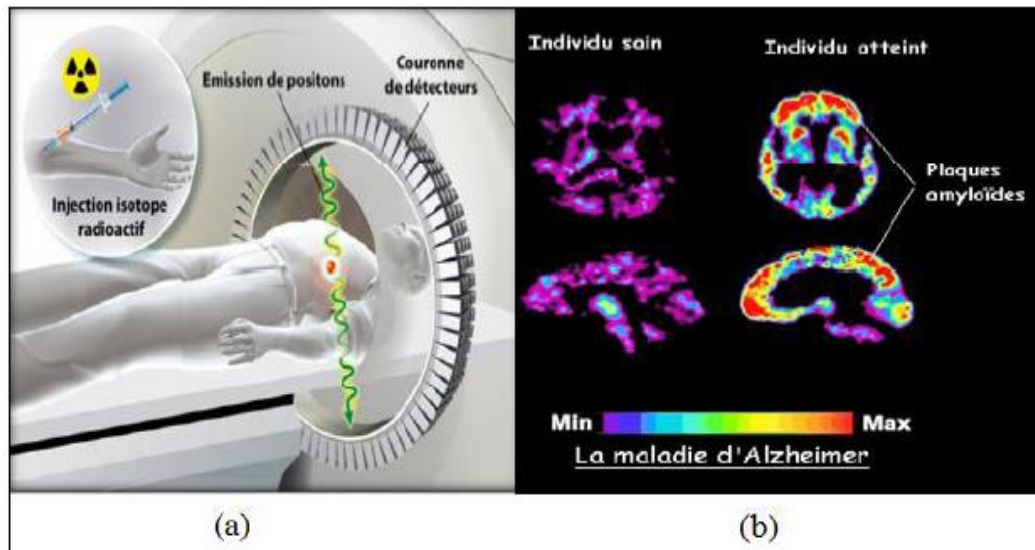


Figure 1.16:(a)La machine de PET, (b) Image du cerveau prise par PET

1.3.3.5. Endoscopie ou fibroscopie

L'endoscopie, dite aussi fibroscopie, est un examen médical qui permet au médecin d'explorer l'intérieur d'un organe ou d'une cavité du corps en y introduisant un endoscope. L'endoscope est un tube fin et souple, contenant des fibres optiques, au bout duquel se trouvent une lampe et une petite caméra. Le déroulement d'une endoscopie dépend directement de l'organe à explorer. Généralement, une anesthésie locale est réalisée afin d'endormir la zone d'introduction de l'endoscope et de rendre l'examen plus confortable. Dans cette même optique, une anesthésie générale peut être proposée, notamment chez les enfants ou pour une coloscopie, ou lorsque l'examen est à visée opération [15].



Figure 1.17 :L'endoscope

1.3.3.6. IRM et résonance magnétique

L'IRM est une technique de diagnostic médical puissante qui fournit des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique. L'IRM est une technique radiologique récente, non invasive et sans effets secondaires connus, basée sur le phénomène physique de résonance magnétique nucléaire. Il s'agit simplement d'observer la résonance magnétique nucléaire (RMN) des protons de l'eau contenus dans l'organisme, l'organisme, c'est à dire la réponse des noyaux soumis à un champ magnétique extérieur à une excitation électromagnétique. [16].

1.4. Types d'images médicales

Avec la technologie moderne dans le domaine médical, les médecins sont capables de diagnostiquer et de traiter les patients sans effets secondaires dangereux. L'imagerie médicale est considérée comme l'un des meilleurs moyens d'atteindre cet objectif, étant de pouvoir observer ce qui se passe à l'intérieur du corps sans avoir besoin d'une intervention chirurgicale ou d'autres mesures invasives. L'imagerie médicale peut être définie comme une technique de développement de représentations visuelles de zones à l'intérieur du corps humain afin de diagnostiquer des problèmes de santé et de surveiller en conséquence le traitement.

La procédure a eu un grand impact sur la santé publique. Étant l'une des ressources les plus puissantes disponibles pour les patients, l'imagerie médicale peut être utilisée à des fins thérapeutiques et diagnostiques [17].

Il existe de nombreux types d'imagerie médicale, et d'autres moyens sont mis au point à mesure que la technologie progresse. Toutes sortes fonctionnent de façon divergente pour développer des images de ce qui se passe à l'intérieur du corps, alors lisez la suite pour en savoir plus.

1.4.1. Imagerie par résonance magnétique

Cette procédure d'imagerie particulière implique des champs magnétiques et des ondes radio pour observer les organes et autres structures du corps humain. Le processus nécessite un scanner IRM, qui est un énorme tube qui contient un aimant circulaire massif. Cet aimant crée un champ magnétique qui aligne les protons des atomes d'hydrogène dans le corps. Les protons sont ensuite exposés à des ondes radio, ce qui provoque la rotation des protons. Lorsque les ondes radio sont désactivées, les protons se relâchent et se réalignent, émettant des ondes radio dans le processus de récupération qui peuvent être détectées par la machine pour développer une image.

1.4.2. Échographie

Cette procédure d'imagerie utilise des ondes sonores à haute fréquence, qui sont réfléchies sur les tissus pour développer des images des articulations, des muscles, des organes et des tissus mous. C'est comme de la lumière brillante à l'intérieur du corps, sauf que la lumière voyage à travers les couches de la peau et ne peut être vue qu'à l'aide de capteurs électroniques. Étant l'une des formes les plus rentables d'imagerie médicale, l'échographie n'a aucun effet nocif et est également considérée comme la forme la plus sûre d'imagerie médicale avec un large éventail d'applications.

1.4.3. Radiographies

Cette procédure d'imagerie utilise le rayonnement électromagnétique pour prendre des images de l'intérieur du corps. La forme la plus populaire et la plus commune de la radiographie est la

radiographie. Pour cette procédure d'imagerie, une machine à rayons X émette des ondes à haute énergie sur le corps. Les tissus mous, comme les organes et la peau, n'absorbent pas ces vagues, tandis que les tissus durs comme les os absorbent ces vagues. La machine transfère les résultats des rayons X sur un film, indiquant les parties du corps qui ont absorbé les ondes en blanc et laissant le matériau non absorbé en noir.

1.4.4. Tomodensitométrie (TDM)

Ce sont une forme de radiographie qui développe des images 3D pour le diagnostic. Également connu sous le nom de tomodensitométrie axiale (CAT), il utilise les rayons X pour développer des images transversales du corps humain. Le scanner a une énorme ouverture circulaire pour que le patient puisse s'allonger sur une table motorisée. Le détecteur et la radiographie tournent ensuite autour du patient en développant un faisceau étroit de rayons X en forme de ventilateur qui traverse une section du corps du patient pour développer une image. Les tomodensitométries offrent une plus grande clarté que les radiographies conventionnelles avec des images plus précises des os, des vaisseaux sanguins, des organes internes et des tissus mous du corps. Dans la plupart des cas, l'utilisation de tomodensitométrie empêche la chirurgie exploratoire.

1.5. Imagerie par Résonance Magnétique IRM

Imagerie par résonance magnétique est une technique de diagnostic médical puissante qui fournit des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique. L'IRM est une technique radiologique récente, non invasive et sans effets secondaires connus, basée sur le phénomène physique de résonance magnétique nucléaire.

1.5.1. Principales composantes de l'imageur IRM

Un système d'imagerie par résonance magnétique est constitué principalement des éléments suivants : L'aimant (il existe trois types) qui produit le champ \vec{B}_0 . Les bobines de gradient de champ magnétique qui permettent le codage du signal dans l'espace. Des antennes (émission des ondes RF et réception du signal). Et un ordinateur performant qui assure la synchronisation, l'acquisition et le traitement des signaux afin de reconstruire l'image. [18].

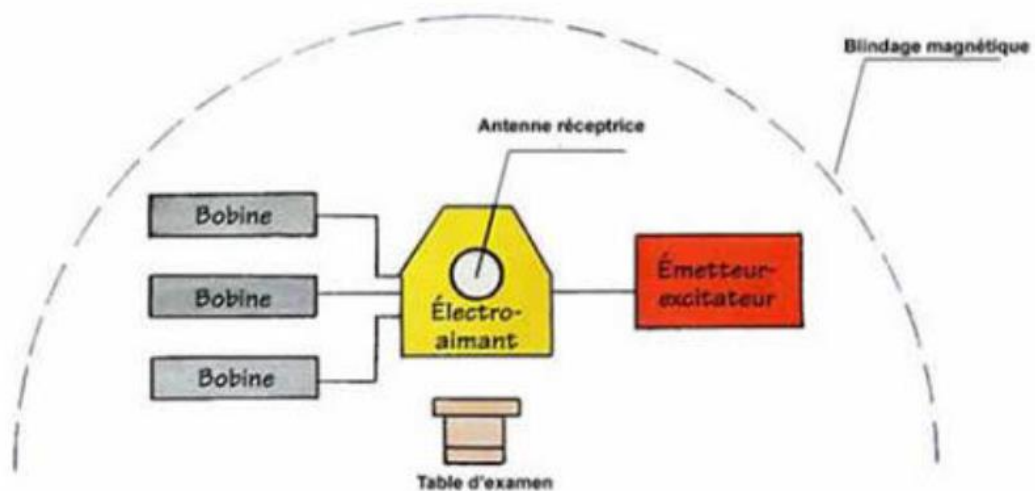


Figure 1.18: Principales composantes d'IRM

1.5.2. Principe d'IRM

L'IRM est une technique de diagnostic médical fournissant des images tridimensionnelles et en coupe de grande précision anatomique. Cette technique récente et non invasive, est basée sur le phénomène physique de la résonance magnétique nucléaire. Le principe de l'IRM repose sur la propriété de certains atomes à entrer en résonance dans certaines conditions. C'est le cas de l'atome d'hydrogène (H) qui est un des deux constituants de la molécule d'eau (H₂O) que l'on trouve en grande quantité dans le corps humain (entre 60 et 75%). De plus, la quantité d'eau varie d'un tissu à l'autre, mais aussi à l'intérieur d'un même tissu selon son état physiologique, ce qui est utilisé pour établir une cartographie du corps humain et de ses pathologies. Lorsque les atomes d'hydrogène entrent en résonance sous l'action d'un champ magnétique, ils absorbent de l'énergie : ainsi, plus la concentration en eau du milieu est élevée, plus il y a absorption d'énergie. [19].

1.5.3. Acquisition des images IRM

L'IRM permet d'obtenir des images numériques en trois dimensions d'une précision inférieure au millimètre, du cortex, de la substance blanche, du liquide Céphale- rachidien et des noyaux gris centraux. Deux paramètres réglables cliniquement entrent en jeu lors de l'acquisition : Le temps de répétition (TR) est l'intervalle de temps entre deux excitations (TE). Une acquisition effectuée avec des temps (TR) et (TE) courts est dite en (T1). Le temps d'écho est l'intervalle de temps entre l'excitation et la survenue du signal "IRM"[20].

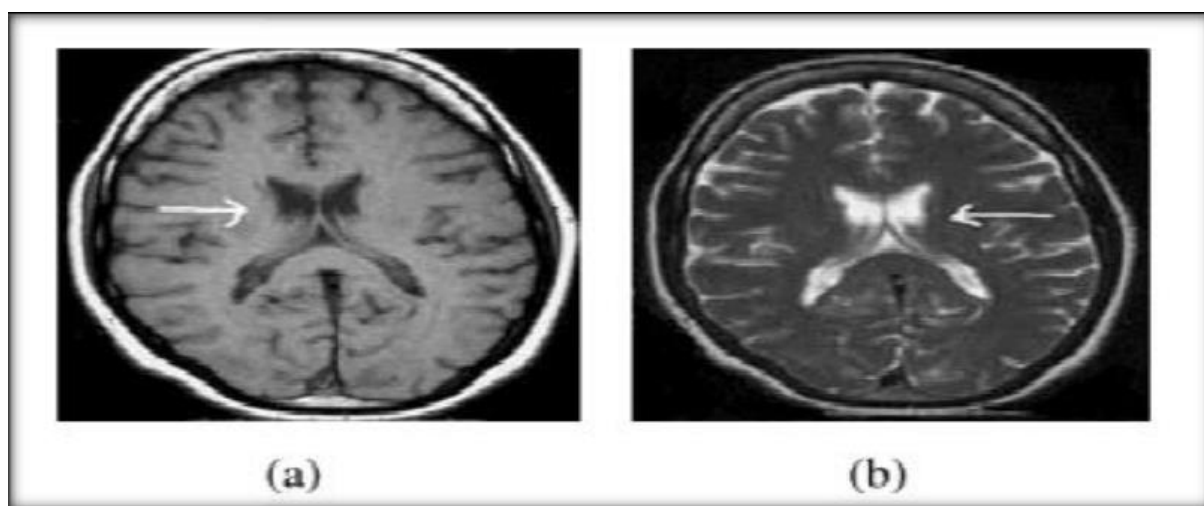


Figure 1.19: Acquisition des images IRM, (a) acquisition pondérée en T1, (b) acquisition pondérée en T2

1.5.4. Applications d'IRM

L'IRM classique ne s'intéresse exclusivement qu'au proton de l'eau ¹H, très abondant dans le corps humain. Les autres protons n'existant qu'en très faible

proportion dans les milieux biologiques, sont cependant parfois étudiés dans le domaine de la recherche, nécessitant une chaîne radiofréquence adaptée à leur fréquence de résonance.

IRM ANGIO :

Est une technique d'imagerie qui utilise des champs magnétiques sur différents tissus. Pour l'artériographie afin de détecter des anomalies telles que : sténose, Anévrismes, artères cérébrales ~ cervicales, rénales...

IRM cardiaque :

muscles, cœur (valves et colonnes du cœur) et tissu vasculaire

CHOLANGIO-IRM :

L'étude des voies biliaires et pancréatiques de manière non invasive (pathologie papotant création- biliaire).

IRM FOETALE ET PEDIATRIQUE :

Détermination de malformation fœtale en anténatal En pédiatrie et néonatalogie la sédation s'impose.

IRM CEREBRAL :

Visualiser «l'activité » du cerveau, les faisceaux de matière blanche.

IRM de la thyroïde :

grande thyroïde. [21].

1.5.5. Caractéristiques des IRM cérébrales

La segmentation des images IRM cérébrales présente des particularités par rapport à d'autres domaines d'applications de la segmentation (des artefacts).

Que signifie le terme artefacts ?

Le terme artefact en imagerie médicale, désigne une altération du résultat d'un examen radiologique selon certains procédés techniques utilisés. Ce mot est tout particulièrement employé pour signaler, certains types de dégradation de l'image généralement en relation directe avec le type de technique utilisée.

Le spécialiste en imagerie médicale (radiologue) doit reconnaître l'artefact afin de ne pas interpréter à tort, une image susceptible de traduire une véritable lésion.

1.5.5.1. Le bruit

Le bruit est une oscillation de l'air qui, frappant le tympan, est interprétée par l'oreille et le cerveau. On parle en général de bruit pour les sons non nécessaires et qui déplaisent. Le son et bruit est caractérisé par sa fréquence, sa vitesse de propagation et son amplitude [22].

1.5.5.2. L'effet de volume partiel

L'effet de volume partiel est lié à la discrétisation de l'espace : lorsque la surface entre plusieurs objets se trouve dans un même élément de volume discret (le voxel), la mesure dans ce voxel résulte d'un mélange des contributions des différents objets. Cet effet se manifeste principalement à l'interface entre les matières (MG, MB, LCR, graisse, os) ou lors de la présence de structures trop fines pour être visibles à la résolution de l'image. L'effet de volume partiel est particulièrement présent à

l'interface "LCR-MG" dans les replis du cortex, car l'épaisseur des sillons corticaux est généralement inférieure à la résolution des images. [23].



Figure 1.20 : Effet de volume partiel

1.5.5.3. Les hétérogénéités d'intensité

Une des principales difficultés de la segmentation d'images "IRM" est la présence d'un artefact d'hétérogénéité d'intensité spatiale pour un même tissu cérébral. Les inhomogénéités du champ (RF) sont en effet responsables de ces variations spatiales lentes de l'intensité des images. Ce biais peut poser des problèmes de classification pour des techniques de segmentation basées sur l'intensité, si on suppose que l'intensité d'une classe est constante sur toute l'image présente alors, une très forte inhomogénéité qui rend leur traitement automatique difficile. [24].

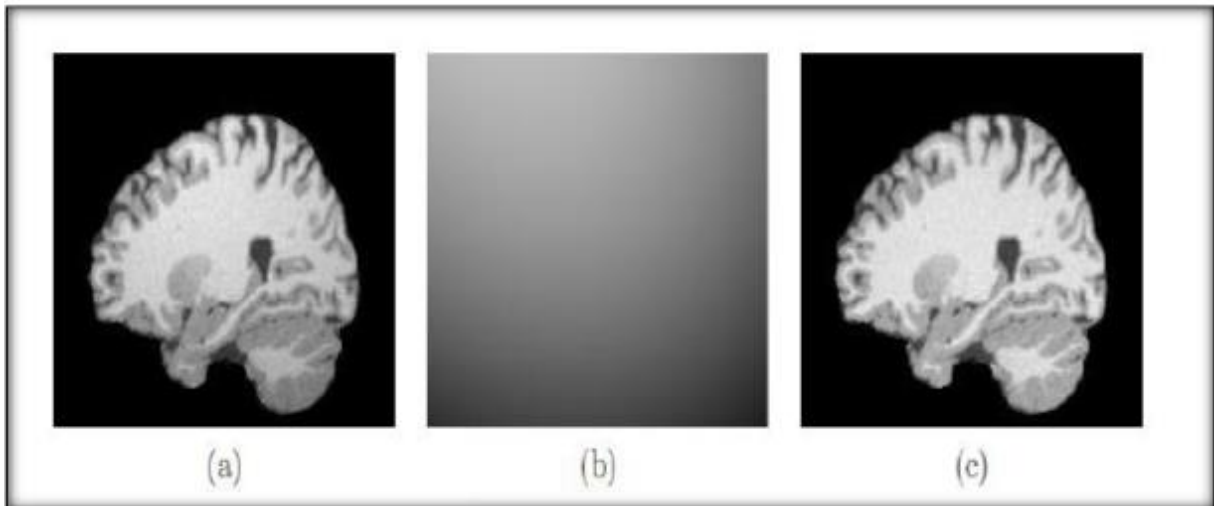


Figure 1.21: Illustration de l'artefact d'inhomogénéité. (a) correspond à l'image affectée par une hétérogénéité radio fréquence, (b) correspond à l'artefact isolé et (c) à l'image corrigée.

1.5.5.4. Autres Artéfacts

L'un des artefacts les plus fréquemment rencontrés. Il se forme lorsqu'il y a un fichier Translation spatiale du segment étudié lors de l'acquisition.

L'outil de troncature, lié à la transformée de Fourier inverse discrète, est une source

Gamme alternée d'hypo et d'hyper signal. La composante d'aliasing, liée à la taille du champ de vision lors de l'acquisition, est source de pliage structurel.

Artefacts associés à des mouvements aléatoires (mouvements de patients, etc.) ou

Périodicité (respiration, fréquence cardiaque, etc.) Source de bruit d'image. [25].

1.5.6. Interprétation d'IRM

L'IRM permet l'acquisition d'un volume tridimensionnel de données dont chaque élément est c'est ce qu'on appelle le voxel (la taille de l'élément).

En particulier, les possibilités offertes par l'IRM et ses nombreuses séquences d'acquisition permettent d'explorer différentes caractéristiques complémentaires du cerveau Pour faire face à cette masse d'information créée. L'interprétation automatique des IRM cérébrales est devenue un enjeu majeur. Différents traitements sont nécessaires selon les applications.

Les différents niveaux de description :

- la segmentation en structures, qui décrit l'appartenance de chaque voxel à une structure cérébrale connue : thalamus, putamen, système ventriculaire, etc. Elle permet d'étudier le volume lors de pathologies dégénératives (maladies de Alzheimer...), de dissocier matière grise du cortex et matière grise des structures sous-corticales, etc. ;
- la segmentation en tissus, qui vise à décrire la composition de chaque voxel parmi les trois matières principales du cerveau : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le liquide Céphalo-rachidien (LCR). Elle est notamment mise en œuvre pour la reconstruction 3D du cortex (études en neurosciences cognitives), pour des études sur la variation de volume de matière grise, ou en planning d'opérations de chirurgie cérébrale ;
- la segmentation de lésions cérébrales (tumeurs, sclérose en plaque, accidents vasculaires cérébraux) dans le cadre clinique, qui vise à étudier leur localisation, leur volume, etc. [26].

1.5.7. Les différentes Pathologies cérébrales

Dans le domaine médical, la segmentation est une étape indispensable dans de nombreuses chaînes de traitement de plusieurs domaines fondamentaux de la recherche clinique. Nous citerons quelques exemples :

- L'accident vasculaire cérébral ;
- L'épilepsie est une maladie neurologique mal connue, Elle se caractérise par la répétition de crises imprévisibles, soudaines et souvent très brèves, qui prennent des formes très diverses ;
- La maladie d'Alzheimer est une pathologie neurone dégénérative ;
- la maladie de Parkinson est une affection dégénérative du système nerveux central.

L'importance des études est attestée par le fait que ces maladies regroupent la grande majorité des affections neurologiques. [27].

1.5.7.1. Pathologie d'Alzheimer

La maladie d'Alzheimer est la maladie neurale dégénérative la plus fréquente chez le sujet âgé. L'allongement de la durée de vie moyenne permis par l'amélioration des conditions de vie est en partie une des raisons qui expliquent l'augmentation du nombre de personnes concernées par cette pathologie. La maladie d'Alzheimer est caractérisée par l'accumulation anormale des protéines tau dans les neurones conduisant à leur dégénérescence et de protéines beta-amyloïdes, constituant les plaques amyloïdes (ou plaques séniles). [28].

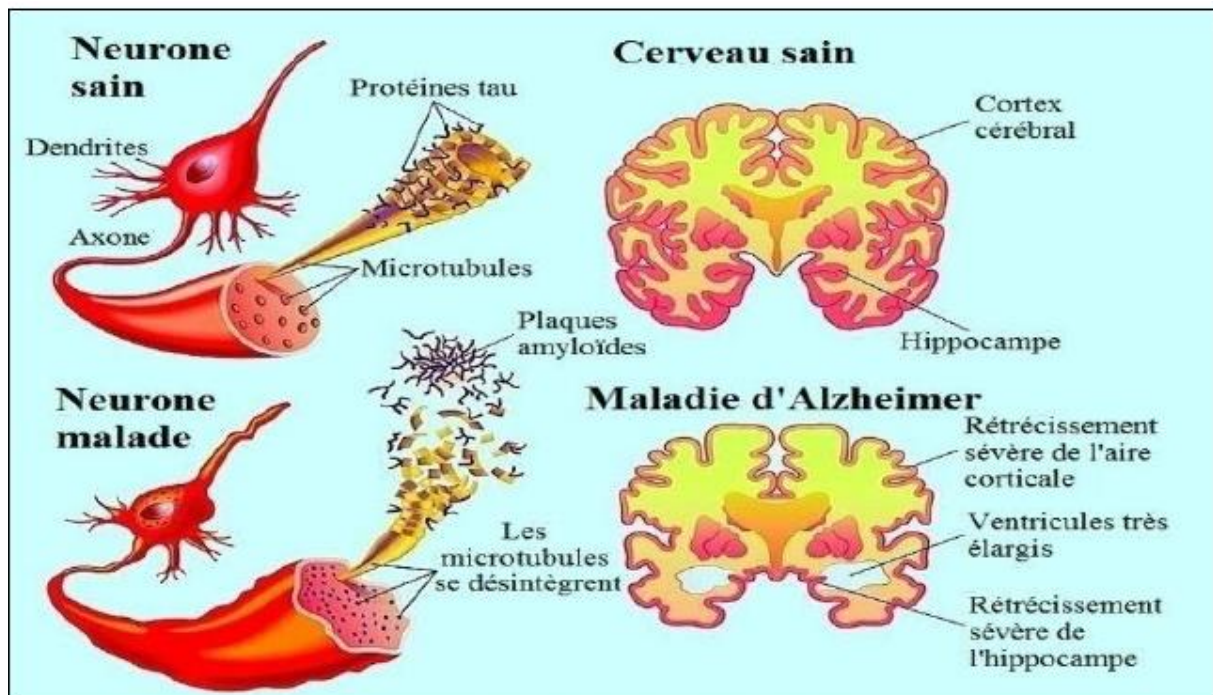


Figure 1.22: La maladie d'Alzheimer

1.5.7.2. Un peu d'histoire sur la maladie de l'Alzheimer

La maladie d'Alzheimer tient son nom du psychiatre et neurologue allemand Aloïs Alzheimer (1864-1915) qui, en 1906, associa les symptômes (déclin progressif des fonctions cognitives) à des lésions cérébrales spécifiques, les plaques amyloïdes et les dégénérescences neurales fibrillaires. C'est à partir des années 1970-1980 qu'est apparue une nouvelle dynamique grâce aux progrès de la médecine et en raison de l'augmentation des cas en lien avec le vieillissement de la population. Dans les années 1980, ont été déterminées les formations biologiques à l'origine des plaques (la protéine bêta-amyloïde) et des dégénérescences neurales fibrillaires (la protéine Tau hyper phosphorylée). Ces découvertes sont toujours déterminantes actuellement dans la recherche d'un traitement pharmacologique contre la maladie d'Alzheimer. Enfin, dans les années 1990, les progrès en génétique ont permis d'identifier plusieurs gènes liés à l'apparition de la maladie. [29].

1.5.7.3. Les causes de la maladie d'Alzheimer

On sait que la maladie n'est pas une conséquence normale de la mort des neurones au cours du vieillissement. Cette maladie est, en effet, due à une accumulation de protéines anormales

dans le cerveau.

Les facteurs qui augmentent le risque de maladie d'Alzheimer comprennent l'âge, la génétique et les traumatismes crâniens. Maladie cardiovasculaire, obésité et syndrome métabolique, pour comprendre le fonctionnement de ces facteurs, les chercheurs poursuivent leurs recherches à différents niveaux :

- **Le corps humain:** pour déterminer si la maladie d'Alzheimer a été causée par un déséquilibre chimique, une accumulation dans le cerveau de substances toxiques pour les neurones, ou d'un déficit immunitaire
- **Les nouvelles approches thérapeutiques:** elles visent à ralentir ou même stopper la progression de la maladie et prévenir la maladie avant même que les symptômes ne fassent leur apparition. [30].

1.5.7.4. Symptômes de la maladie d'Alzheimer

La maladie d'Alzheimer entraîne une perturbation du fonctionnement cognitif de la personne malade mais entraîne également par des d'autres troubles décrits ci-dessous [31] :

- Pertes de mémoire ;
- Des Difficultés de raisonnement ;
- Problèmes de langage ;
- Perte de l'orientation ;
- Difficultés à exécuter une tâche abstraite ;
- Objets égarés ;
- Changements dans la personnalité ;
- Des pertes de motivation.

1.5.7.5. Evolution de la maladie (Les sept stades de la maladie d'Alzheimer)

Les experts ont défini des « stades » afin de décrire l'évolution des capacités d'une personne atteinte de la maladie d'Alzheimer jusqu'à un stade avancé.

Les étapes sont définies comme suit:

Stade 1 : Aucune déficience (fonctions normales)

La personne ne présente aucun trouble de la mémoire. Aucun symptôme de démence n'est décelé lors d'un entretien avec un professionnel de la santé.

Stade 2 : Déficit cognitif très léger (pouvant être lié à l'âge ou aux premiers signes d'Alzheimer)

La personne a parfois l'impression d'avoir des trous de mémoire, d'oublier des mots courants ou l'endroit où se trouvent certains objets de la vie quotidienne.

Stade 3 : Déficit cognitif léger (ces symptômes permettent de diagnostiquer chez certaines personnes, mais pas toutes, le stade précoce de la maladie d'Alzheimer).

Les amis, la famille et les collègues commencent à remarquer certains troubles. Lors d'un examen médical approfondi, les médecins sont capables de déceler des troubles de la mémoire ou de la concentration

Stade 4 : Déficit cognitif modéré (stade léger ou précoce de la maladie d'Alzheimer) À ce stade, un examen médical approfondi permet normalement de déceler des symptômes

évidents de la maladie dans plusieurs domaines

Stade 5 : Déficit cognitif modérément sévère (stade modéré ou intermédiaire de la maladie)

Des troubles de la mémoire et du raisonnement sont perceptibles et les personnes ont désormais besoin d'aide pour les activités quotidiennes

Stade 6 : Déficit cognitif sévère (stade modérément sévère ou intermédiaire de la maladie) Les troubles de la mémoire continuent de s'aggraver, des modifications de la personnalité peuvent apparaître et les personnes ont besoin d'une aide importante pour les activités quotidiennes.

Stade 7 : Déficit cognitif très sévère (stade sévère ou avancé de la maladie d'Alzheimer)

Au cours de la phase terminale de la maladie, la personne n'est plus capable d'interagir avec son entourage, d'avoir une conversation, ni de contrôler ses gestes. Elle peut encore prononcer des mots ou des phrases. À ce stade, la personne requiert une aide importante pour les activités quotidiennes telles que manger ou aller aux toilettes. Elle peut ne pas être capable de sourire, de se tenir assise et de lever.

Les recommandations établies lors du diagnostic de la maladie d'Alzheimer sont :

- Rechercher les arguments cliniques et para cliniques permettant ;
- Evaluer la sévérité de la démence ;
- d'établir le diagnostic ;
- Rechercher des comorbidités ;
- Annoncer le diagnostic ;
- Eliminer une autre affection susceptible d'expliquer les signes observés ;
- Etablir un plan de soins adapté et accompagner le patient et son entourage.

La maladie d'Alzheimer est difficile à diagnostiquer. Ça ne peut pas être déjà formel seulement après autopsie ou biopsie cérébrale (ce qui est rare).

Dans d'autres cas, le diagnostic d'exclusion, c'est-à-dire qu'on dira que est la maladie d'Alzheimer lorsque tous les autres diagnostics ont été écartés. Peut-être. Inutile de dire qu'il y a un risque d'erreur. Pour atténuer cet écart réel, mettez à l'échelle une normalisation des critères diagnostiques a été établie. Diagnostic de la maladie d'Alzheimer Il est ainsi classé en trois catégories : probable, possible et confirmé. [32].

I.6. Rôle et avantages de l'IRM

Le lent déclin des facultés mentales prend sa source dans le cerveau. Grâce à l'imagerie par résonance magnétique nucléaire, les chercheurs peuvent suivre la détérioration de certaines zones du cerveau et tenter de comprendre le mystère. Pourtant, les scientifiques ignorent toujours la cause du développement de cette maladie, et n'ont donc pas pu y trouver une solution.

Les Avantages :

L'IRM présente trois avantages principaux :

- Sur le plan anatomique, 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, c'est-à-dire du même ordre que celle du TDM (tomodensitométrie), mais l'IRM permet d'acquérir des coupes dans toutes les directions de l'espace. Elle permet de plus de réaliser des acquisitions tridimensionnelles qui peuvent être reconstruites à posteriori selon n'importe quelle incidence de coupes. Seul le mode spiralé a permis à la TDM de rivaliser avec l'IRM dans ce domaine, dans la mesure où l'acquisition spiralée d'un volume permet aussi la reconstruction de coupes dans plusieurs orientations ;
- Le nombre important de paramètres mesurés par l'IRM est aussi un avantage dans la mesure où une même pathologie peut être vue dans plusieurs contrastes permettant une meilleure caractérisation. C'est ainsi qu'au niveau du cerveau, aucune autre méthode ne permet de mieux distinguer la substance grise et la substance blanche du cerveau qui sont pourtant très proches ;
- Le non agressivité de la méthode est aussi un avantage important, puisque aucun rayonnement ionisant n'est utilisé. De plus l'utilisation des champs magnétiques intenses ou des ondes radiofréquences ne présente aucun effet sur les patients. [33].

1.7. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous nous sommes intéressés à l'imagerie médicale, où l'objectif est l'illustration de l'anatomie du corps humain, dont nous avons consacré la première partie, et nous avons montré l'intérêt capital de l'imagerie pour le diagnostic précis de différentes pathologies. Il a été question également l'introduction des principes d'acquisition des images médicales et les différentes modalités d'acquisitions avec leurs technologies spécifiques. Nous avons pu constater à travers cette étude que l'IRM est une technique très utile pour l'analyse du cerveau, car produisant les informations les plus riches et les plus précises. La segmentation des images médicales est une des étapes clés pour l'analyse de ces dernières. Elle permet de bien synthétiser les données, pour qu'elles puissent être facilement interpréter par le médecin et les radiologues. Pour cela, nous consacrons le chapitre suivant à la segmentation en imagerie médicale, en survolant les principales approches notamment celles basées sur la classification et le clustering.

Chapitre 02 :Segmentation en imagerie médicale

2.1. Introduction

La segmentation d'images est indissociablement attachée à l'histoire du traitement de l'image. Dès les années 60 et les premiers travaux d'analyse, d'amélioration, de compression et de reconnaissance des formes apparaissent des contributions à ce chapitre important.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation, bien que chaque approche ait ses avantages, et présente également ses inconvénients.

Pour ce qui est du cerveau, la segmentation assure généralement l'une ou l'autre des tâches suivantes : division en matière blanche, matière grise, liquide céphalo-rachidien, et pathologie (si cette dernière est présente) ou division en plusieurs structures (ventricules, thalamus, putamen, etc.), chacune de ces tâches a des finalités qui lui sont propres (détection de pathologies, estimation du volume d'une structure afin de diagnostiquer une éventuelle dégénérescence, analyse morpho métrique, etc.).

Cette partie sera consacrée à la phase de segmentation d'images introduisant d'abord quelques notions de base concernant l'image et le traitement d'image en générale, puis les méthodes de segmentation d'image qui sont divisées en trois grandes catégories : les méthodes orientées contours, les méthodes basées régions et les méthodes par classification. Et enfin, nous finissons par citer les travaux existant dans le domaine de la segmentation d'images IRM cérébrale.

2.2. 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.

2.2.1. Fondamentaux du traitement d'image

Le traitement d'images est un domaine très vaste qui a connu, et qui connaît encore, un développement important depuis quelques dizaines d'années. On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique afin d'améliorer ou d'en extraire des informations. De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes [34].

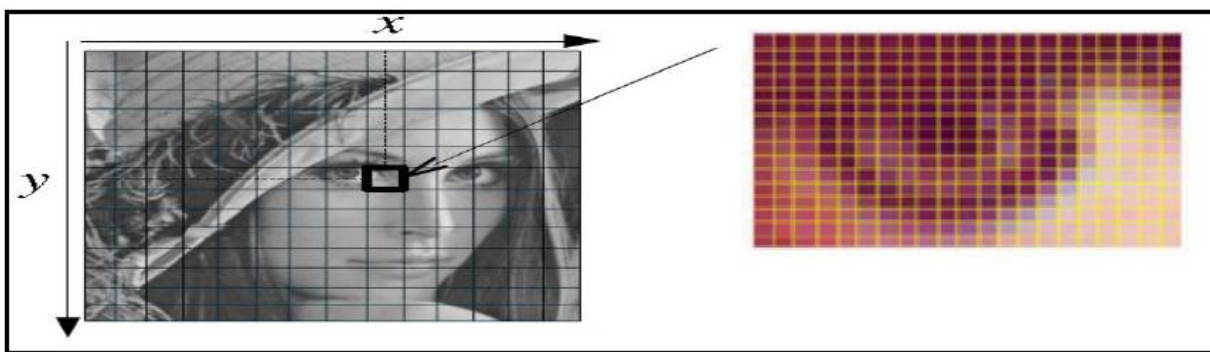


Figure 2.1: Image numérique

2.2.2.1. Définitions et représentation d'image

L'image est donc la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleur prélevé à l'emplacement

correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [35].

Une image est représentée par un tableau I de h lignes et w colonnes où chaque cellule désigne un pixel ; ce nom provient de la locution anglaise Picture Element qui signifie «élément d'image ». Ainsi, un pixel est désigné par ses coordonnées entières dans l'image, La valeur d'un pixel représente son intensité lumineuse, son niveau de gris ou sa couleur.[36].

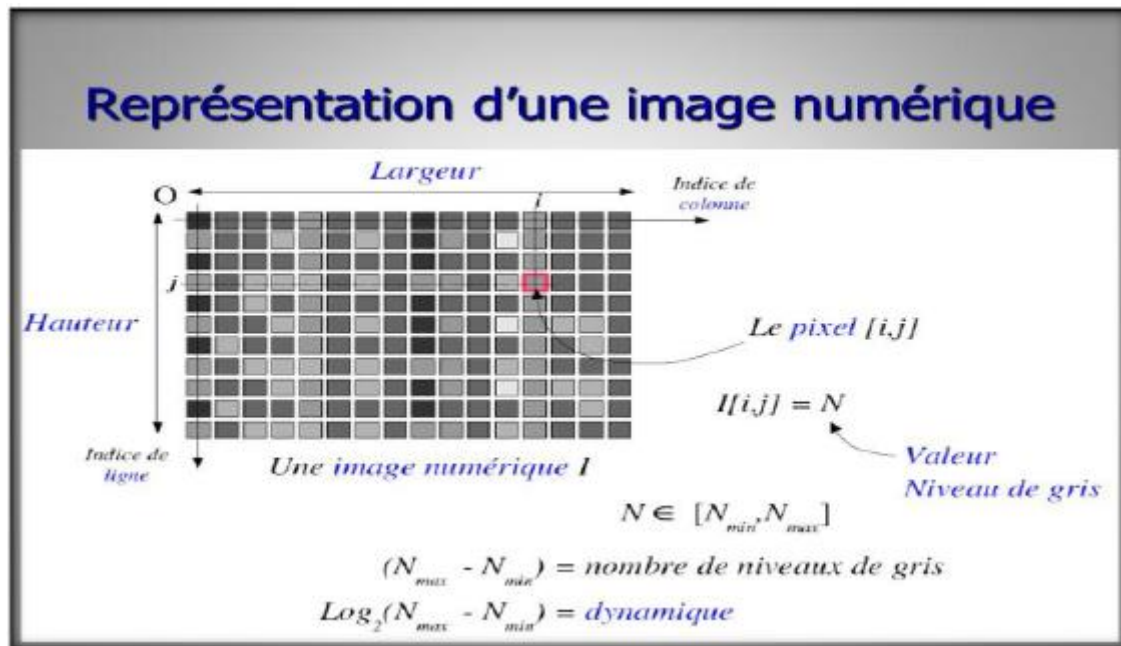


Figure 2.2: Représentation d'une image numérique

2.2.2.2. Les étapes du Traitement d'images

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

Figure 2.3

Parmi les phases du traitement d'image mentionné nous intéressons à la phase de segmentation qui constitue une étape essentielle en traitement d'image, que nous allons aborder par la suite. [37].

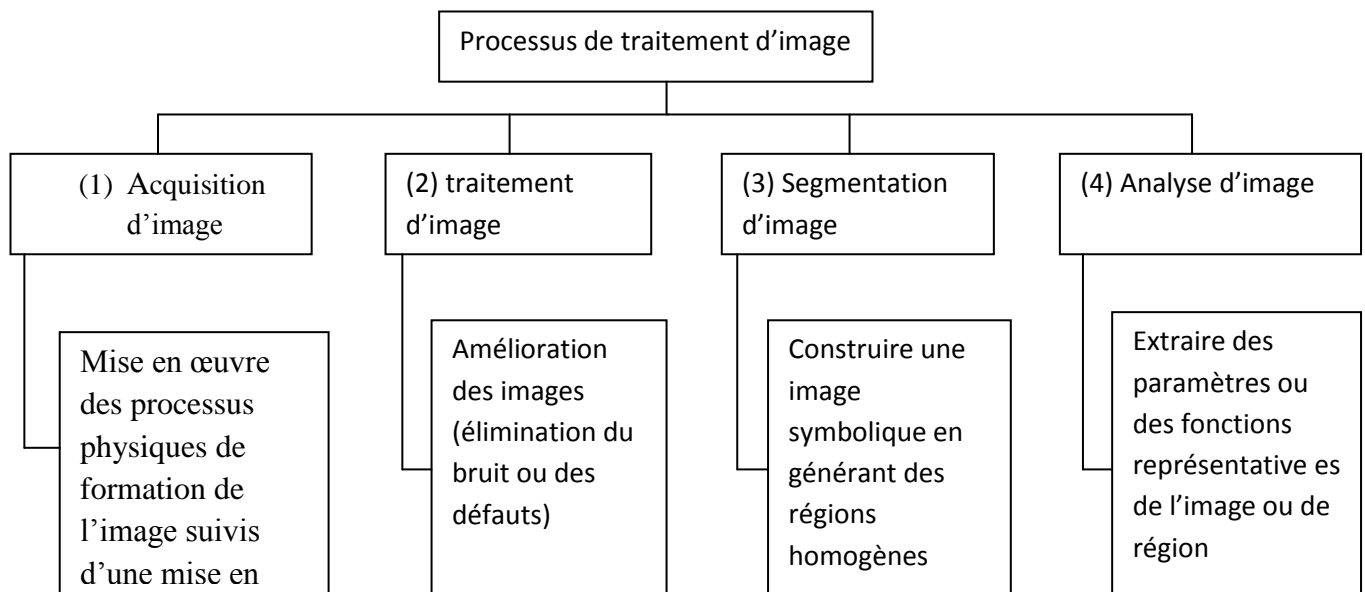


Figure 2.3 : Différentes phases de traitement d'image

2.2.2. Segmentation d'images

Il n'est pas aisé de trouver une seule définition de la segmentation car cette tâche est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage. Nous allons néanmoins en présenter une afin de fixer le cadre dans lequel nous écrirons et ainsi faire disparaître les ambiguïtés. [38].

Définition 1 : Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et contours sont supposés 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. [39].

Définition2 : La segmentation d'images est un processus visant à décomposer une image en un ensemble de régions - ou classes ou sous-ensembles - homogènes au sens d'un ou plusieurs critères La segmentation d'images est un domaine de recherche en pleine activité qui couvre un champ d'application très vaste (Imagerie médicale, Robotique, Imagerie Satellites...etc.).[38].

Définition 3 : Segmenter une image signifie, trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel et les contours à leurs contours apparents [40].

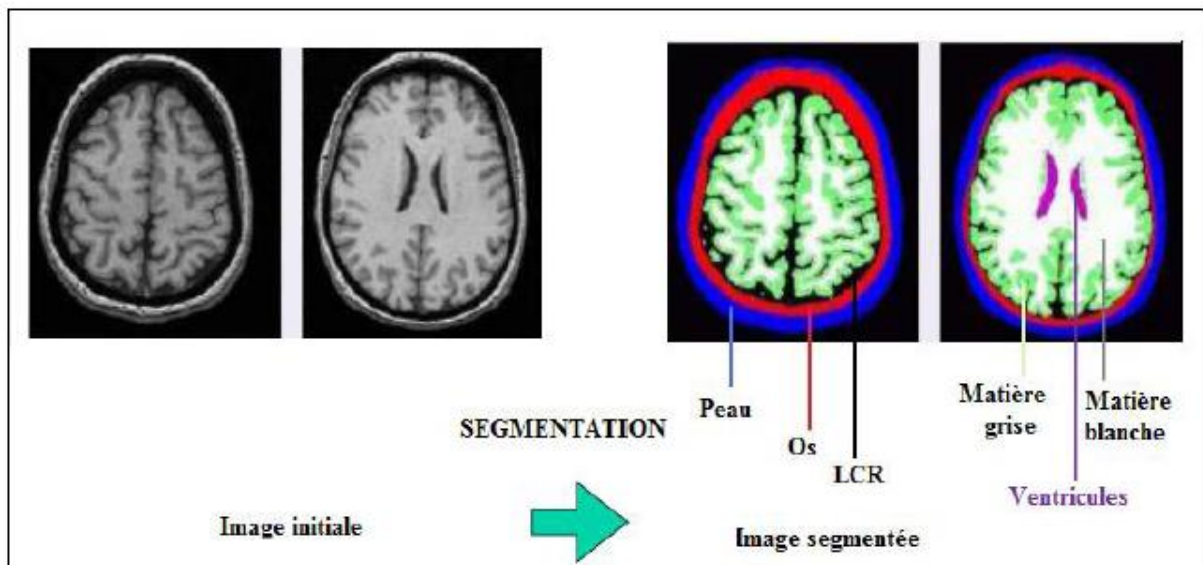


Figure 2.4 : Exemple de segmentation d'image

2.2.3. Processus de segmentation d'image

La segmentation d'image est le processus de partitionnement d'une image en régions non chevauchées, homogène vis-à-vis de certaines caractéristiques, telle que le niveau de gris, la couleur, texture ...etc. Elle a des applications dans plusieurs domaines comme l'imagerie médicale, l'imagerie par satellite ...etc. Le processus de segmentation représente une étape cruciale dans le système de vision par ordinateur car les caractéristiques et décisions sont extraites et prise à partir de son résultat. Les premiers algorithmes de segmentation d'image ont vu le jour dans les années 1970, depuis de nombreuse techniques et méthodes de segmentation ont été expérimentées pour essayer d'améliorés les résultats [41].

La segmentation d'image peut être considérée comme l'étape la plus importante dans la chaine d'analyse d'image.

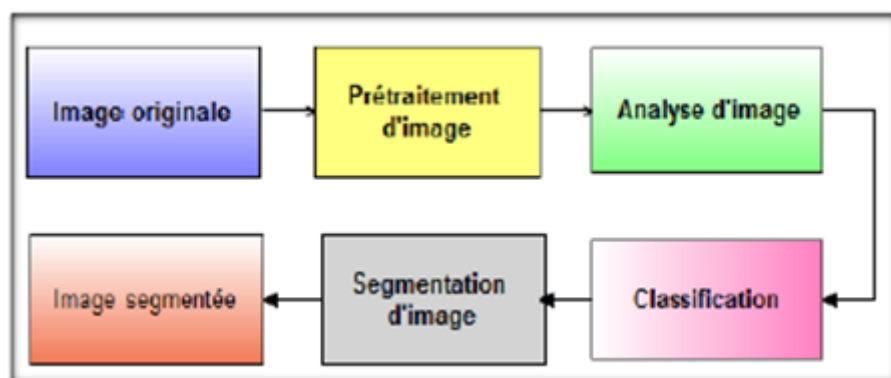


Figure 2.5 : Les étapes de segmentation d'image

Une définition plus formelle de l'algorithme de segmentation est donnée par Horowitz et Palladien 1975, est comme suit :

La segmentation d'une image I utilisant un prédicat d'homogénéité $Pest$ communément définie comme une partition $S=R_1, R_2, \dots$ Rende I tel que :

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

Cette définition permet l'obtention de plusieurs segmentations possibles, car le résultat de la segmentation ne dépend pas seulement des données contenues dans l'image, mais aussi de l'ordre et de la manière avec laquelle ces données seront traitées.

Dans une image, les informations les plus directes à distinguer sont les contours (variation Rapide d'intensité) et les régions (des zones de l'image qui sont relativement homogène).

2.2.4. Objectifs de la segmentation d'images

- L'extraction d'éléments et d'informations qualitatives de l'image;
- Fournier des regions homogenous;
- Localiser les contours de région ;
- Fournir une description de haut niveau : représentation par un graphe dont les nœuds sont des régions, chaque région est connectée à ses voisines et chaque région porte une étiquette qui donne des informations comme la taille, la couleur, la forme;...
- Require le bruit;
- Découper l'image en plusieurs régions, dans lesquelles les pixels vérifient un certain critère d'homogénéité, tel que le niveau de gris ou la couleur [42].

2.2.5. 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 courants sont :

- La variabilité des formes à segmenter ;
- Le bruit sur l'image ;
- Le faible contraste et les frontières mal définies ;
- La complexité des régions environnant la cible ;
- L'hétérogénéité des intensités....;
- 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].

2.2.6. 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.

2.2.6.1. Exemple de Segmentation de visages

Applications en indexation , biometry.



Figure 2.6 : Segmentation de visage

2.2.6.2. Imagerie médicale IRM

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

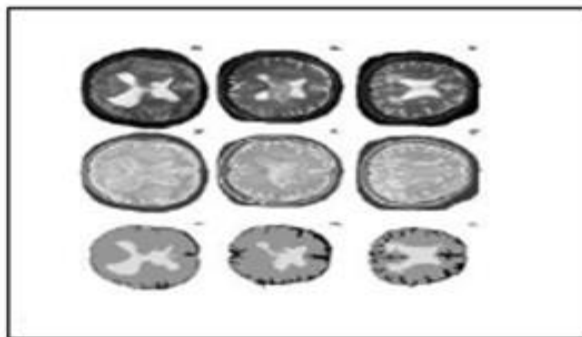


Figure 2.7 : Segmentation des IRM médicales

2.2.6.3. Segmentation du mouvement

Analyse du mouvement. Segmentation des Régions en mouvement.



Figure 2.8 : Segmentation du mouvement

2.2.6.4. Reconnaissance d'objets

Application du LIRIS 2005 Guillaume Ryder [44].

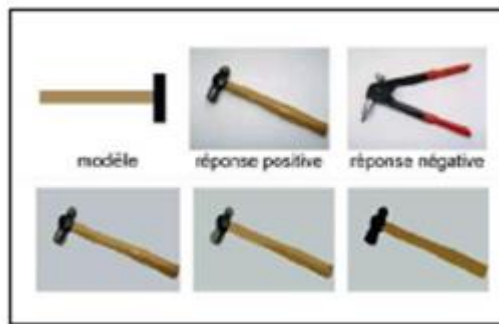


Figure 2.9 : Reconnaissance d'objets

2.3. Familles de méthodes de Segmentation d'images

Le choix d'une technique de la segmentation est lié à plusieurs facteurs comme : la nature de l'image, les conditions d'acquisition (bruit), les primitives à extraire (contour, texture,). Ainsi, une multitude de techniques de segmentation est présentée dans la littérature, On peut les regrouper en trois grandes familles : Les méthodes de segmentation par contours, Les méthodes de segmentation en régions et Les méthodes de classification [45].

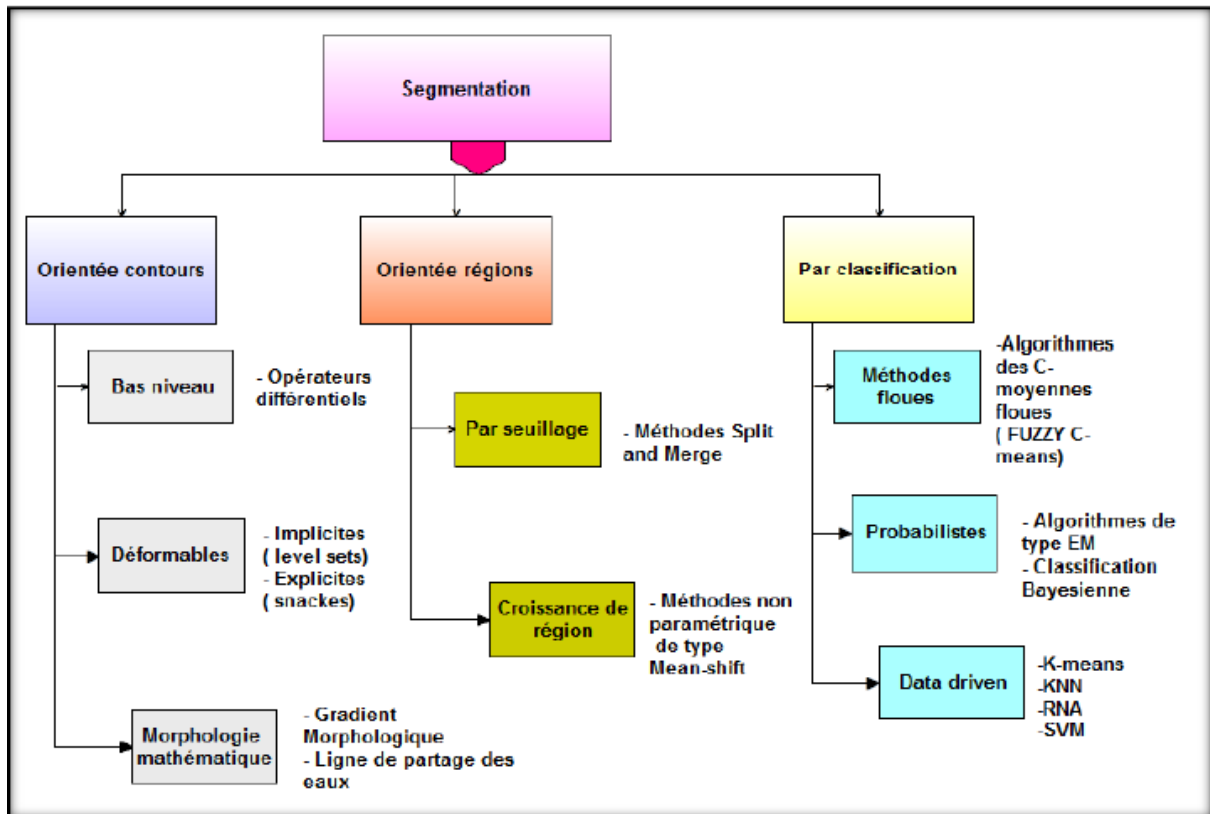


Figure 2.10 : Différentes Approches de segmentation d'image

2.3.1. Approche Contour

Contrairement aux approches régions qui cherchent à former des zones homogènes, les approches contours sont parmi les plus classiques en segmentation d'images caractérisées par le fait qu'elles ne prennent en compte que des informations sur le contour des objets. Elles travaillent sur les discontinuités des images afin de déterminer les contours des régions.

Ces approches ne se basent généralement pas sur les intensités mais sur les variations d'intensité dans l'image [46].

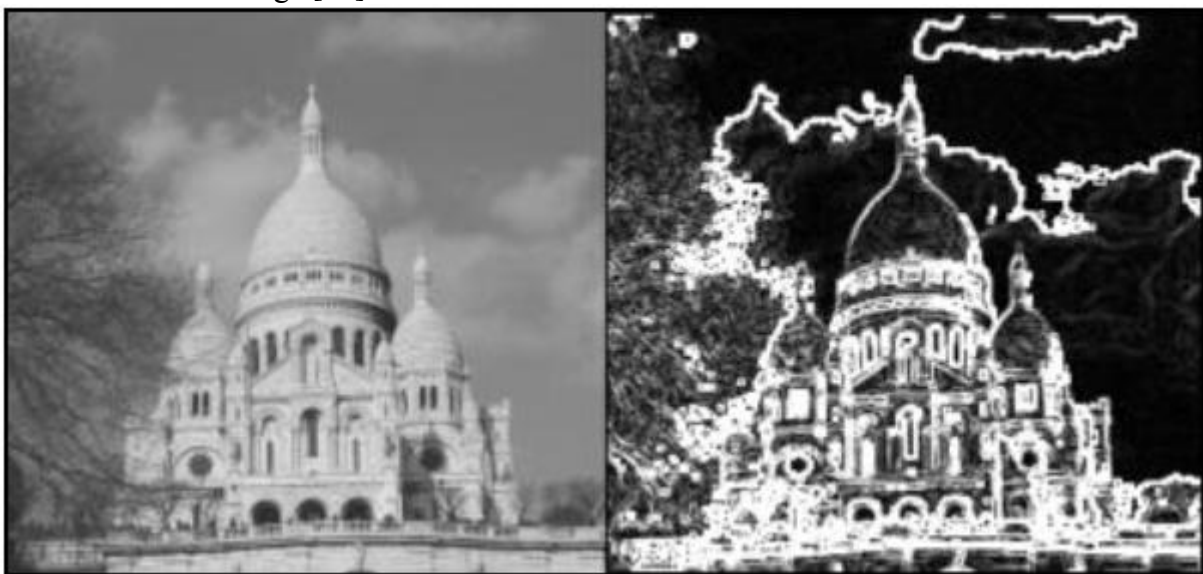


Figure 2.11 : Segmentation basée contours

2.3.1.1. Détection de Contour

La détection de contour est une étape préliminaire de nombreuses applications de l'analyse d'images. Les contours constituent en effet des indices riches, au même titre que les points d'intérêts, pour toute interprétation ultérieure de l'image. Les contours dans une image proviennent des :

- discontinuités de la fonction de réluctance (texture, ombre).
- discontinuités de profondeur (bords de l'objet).

Et sont caractérisés par des discontinuités de la fonction d'intensité dans les images. Le principe de la détection de contours repose donc sur l'étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image : les "extrema-Locaux" du gradient de la fonction d'intensité et les passages par zéro du Laplacien. La difficulté réside dans la présence de bruit dans les images [47].

Le gradient d'une image est le vecteur :

$$\nabla i(x, y) = \left(\frac{\partial i(x, y)}{\partial x}, \frac{\partial i(x, y)}{\partial y} \right)$$

- La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle [48].

Le Laplacien d'une image d'intensité (x, y) est défini par :

$$\nabla^2 i(x, y) = \left(\frac{\partial^2 i(x, y)}{\partial x^2}, \frac{\partial^2 i(x, y)}{\partial y^2} \right)$$

2.3.1.2. Les méthodes dérivatives.

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

Parmi la diversité des opérateurs, celui de Marr – Hildreth qui fournissent des contours fermés, est plébiscité par de nombreux auteurs. "Boman et al", Utilisent une approximation de cet opérateur dans un processus de segmentation (3D). Les régions définies à partir des contours sont ensuite manuellement labellisées. Les structures cérébrales recherchées sont alors la peau, les os, le cerveau et le système ventriculaire. Malgré une bonne détection de la peau et du système ventriculaire, certains contours obtenus se trouvent décalés par rapport à la réalité anatomique.

Donc, ce cas particulier, une fermeture morphologique est recommandée.

Dans, le cerveau est segmenté en combinant un filtrage anisotropique, une détection de contours par l'opérateur de Marr – Hildreth et des opérations de morphologie mathématique. Une procédure identique est utilisée dans comme préalable à la segmentation des différents tissus du cerveau sur les images pondérées en (T1).

Les méthodes dérivatives, employées pour la segmentation des images IRM cérébrales, sont relativement peu nombreuses dans la littérature. Bien que rapides et ne nécessitant pas d'apport d'informations à-priori, elles ne permettent pas en général, d'obtenir des contours fermés [49].

• L'Approche Gradient

Ce type de détecteur se base sur la première dérivée de l'image I en chacun de ces points dans les deux directions (horizontale et verticale).

Le gradient d'une image est le vecteur :

$$\nabla i(x,y) = \left(\frac{\partial i(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial i(x,y)}{\partial y} \right)$$

- La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle.

La valeur du gradient est ainsi disponible en tout point de l'image permettant d'effectuer une recherche des maximas-locaux.

Ceux-ci correspondent aux passages par zéro de la dérivée seconde dans la direction du gradient ou encore aux points contours recherchés.

- **L'Approche La placier.**

Ce type de détection de contour se base sur la dérivée seconde de l'image. Il est défini par :

$$\nabla^2 i(x,y) = \frac{\partial^2 i(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 i(x,y)}{\partial y^2}$$

Contrairement au gradient, le La placier permet d'obtenir des contours fermés et d'un pixel d'épaisseur, Par contre, il a l'inconvénient d'être plus sensible au bruit que le gradient. Le La placier est déterminé en chaque point de l'image par filtrage linéaire.

Les points contours sont alors assimilés au passage par zéro du La placier.

2.3.1.3. Les Méthodes Déformables.

Ces méthodes s'attachent à faire évoluer un contour initialement défini vers les frontières des objets considérés. On différencie classiquement deux types de modèles déformables : les modèles explicites et les modèles implicites [50].

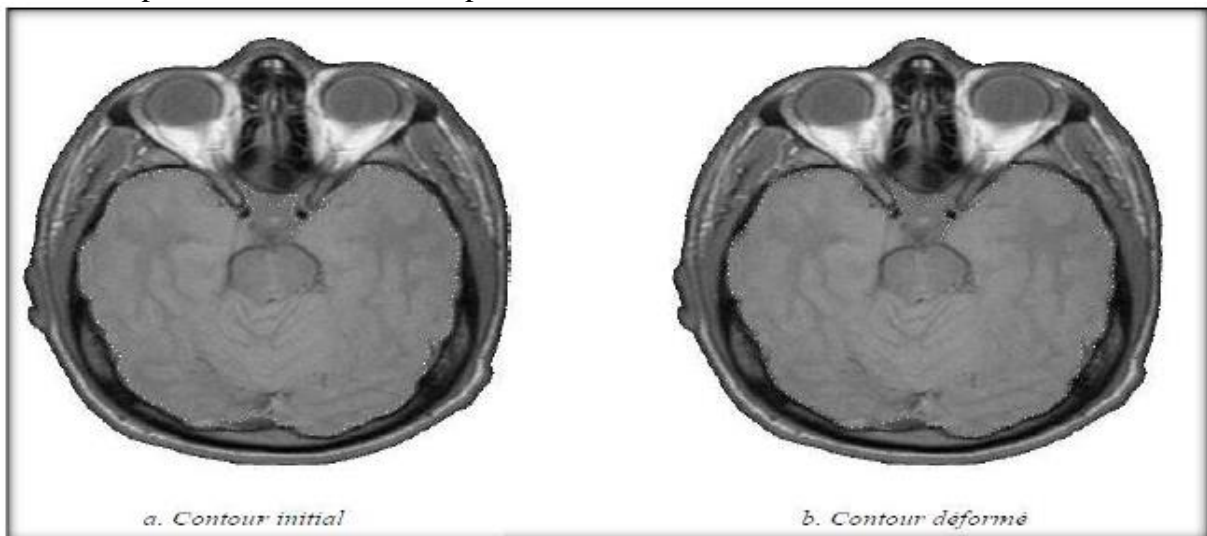


Figure 2.12 : Déformation d'un contour

2.3.1.3.1. Les Modèles Explicites (Snacks)

Ils consistent à déformer une représentation paramétrique (descripteurs de Fourier, B – spline, ...) ou explicite (approximation polygonale, ...) du contour. La déformation est fondée sur la minimisation d'une énergie. Celle-ci est exprimée comme la somme d'un terme d'attache aux données (liées à l'image) et d'un terme de régularisation (lié à l'élasticité et la rigidité du contour).

Les inconvénients majeurs des méthodes explicites consistent en ce que : l'énergie à minimiser dépend de la para-métrisation du contour et que, les changements topologiques simples du contour, comme la fusion ou la séparation, soient difficiles à réaliser. [51].

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

Ce sont également des représentations variationnelles des contours conduisant donc à des solutions qui évoluent au cours du temps dans l'image, régies par un critère global. Les résultats de la segmentation par contours sont particulièrement dépendants des prétraitements réalisés sur l'image, nécessaires pour stopper l'évolution du contour sur les frontières des objets. Le bruit dans les images perturbe les informations de variation d'intensité d'une part. Il est alors nécessaire de faire un filtrage sur les données. D'autre part, le rehaussement des contours est une étape cruciale, d'autant plus que le contraste est faible sur les IRM cérébrales.

2.3.2. Approches Régions

Les approches de segmentation régions visent à créer une partition de l'image en un ensemble de régions homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. On recherche donc à rassembler les pixels (ou voxels) par critères de similarité. Par la suite, nous nous intéressons plus particulièrement aux méthodes à base de seuillages, puis aux méthodes par croissance de régions et finalement aux méthodes fondées sur la morphologie mathématique [52].

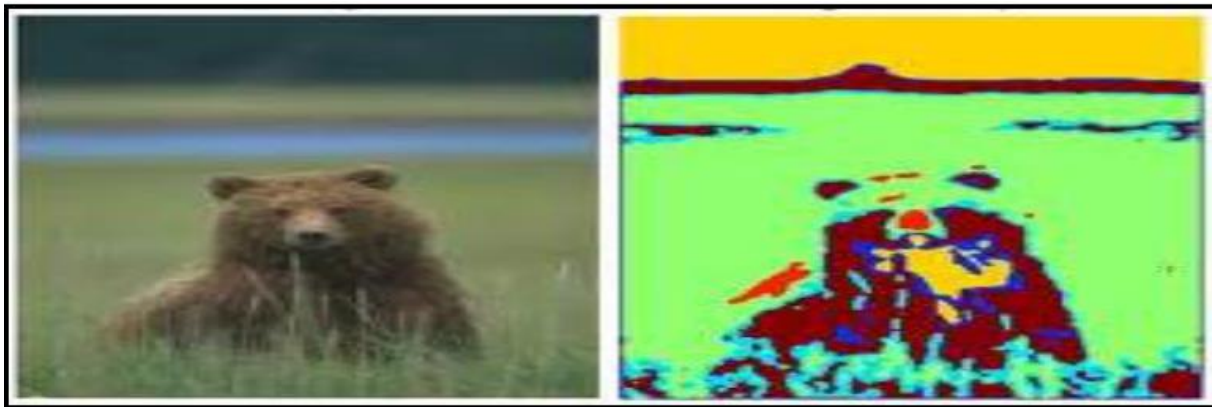


Figure 2.13 : Segmentation basée région

2.3.2.1 Seuillages

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, dilation, ouverture, fermeture, extraction de composantes connexes... Ce type d'approche est parfois suffisant pour la segmentation d'objets fortement contrastés (comme le système ventriculaire) mais nécessite généralement une interaction avec l'utilisateur. Ces méthodes ne prennent en compte ni l'effet de volume partiel, ni les inhomogénéités d'intensité, ni le bruit et sont peu adaptées pour la segmentation d'IRM cérébrales [53].

2.3.2.2. 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. [54].

2.3.2.3 Segmentation par Division de Régions (Split)

La division consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon un critère donné. Le principe de cette technique est de considérer l'image elle-même comme région initiale, qui par la suite est divisée en régions. Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région (issue de la division) jusqu'à l'obtention de classes homogènes. [55].

2.4. Segmentation par classification

La classification consiste à attribuer à chaque pixel dans l'image une classe (étiquette). Cette affectation peut être effectuée on se basant sur des régions dont on connaît les classes d'appartenance a priori, alors, on parle de classification supervisée, ou non, dans ce cas on parle de classification non-supervisée (segmentation/clustering).

La classification peut être représentée comme une fonction π qui associe à chaque pixel p l'indice k de la classe C_k à laquelle il appartient. De même que pour les régions R_k , le contenu des classes C_k doit être homogène (par exemple, les pixels qui composent une classe doivent avoir des valeurs f similaires).

Notant que les problèmes de segmentation et classification sont très liés et peuvent être utilisés pour signifier la même chose : Un classifié implicitement segmente une image : l'ensemble des pixels ayant la même classe forme une région de l'image. Une segmentation implique une classification (les régions sont étiquetées selon leurs appartenances).

2.4.1. Classification par les méthodes floues

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 (ex. un niveau radiométrique) comme des informations de nature symbolique (ex. 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.

2.4.1.1. Algorithme des C-moyennes floues (FCM, FUZZY C – means)

L'algorithme des C-moyennes (C – means) (centres mobiles) est l'un des algorithmes de clustering les plus connus, il a été mis au point par Mac Queens à la fin des années

soixante. L'algorithme des C-moyennes (C – means) réalise un partitionnement automatique des pixels de l'image en C classes homogènes. Soit $X = \{X_j : j=1, \dots, N\}$ un sous-ensemble d'un espace N-dimensionnel. Une partition de X en C classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $C_1 \dots C_k$, tel que : $C_1 \cup \dots \cup C_k = X$ [56].

Chaque vecteur X_j est assigné à une et seulement une classe qui lui est la plus proche. La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme :

$$J = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{i,j}^m d^2(x_j, c_i)$$

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.

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

L'optimisation se fait de manière itérative. Les étapes de cette classification pouvant être résumé comme suit :

- 1- Initialiser l'ensemble des centres avec des éléments, soit pris au hasard de l'ensemble de données, soit d'après des connaissances a priori.
- 2- Assigner chaque point au centre le plus proche.
- 3- Calculer les nouveaux centres des classes construites. Ils sont calculés par la moyenne des éléments de la classe.
- 4- Générer une nouvelle partition de l'ensemble de données en assignant chaque point au centre le plus proche.
- 5- S'il y a changement dans la partition, réitérer depuis l'étape 3.

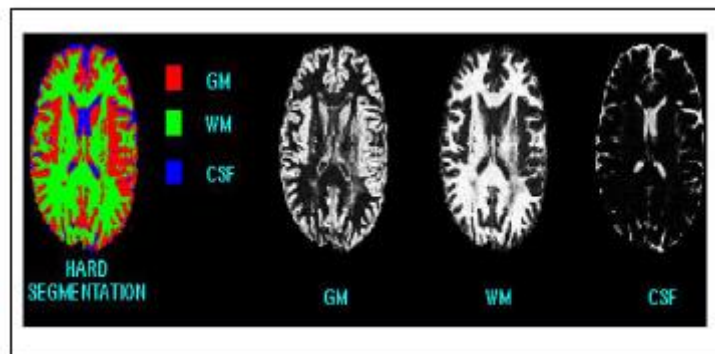


Figure 2.14 : Segmentation avec l'algorithme C -FUZZY

2.4.2. Classification par les méthodes probabilistes

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.

Les approches probabilistes considèrent alors généralement la segmentation comme problème à données manquantes : le but est de retrouver la classe (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 [57].

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-Maximisation (EM), algorithme de Bayes...etc. .

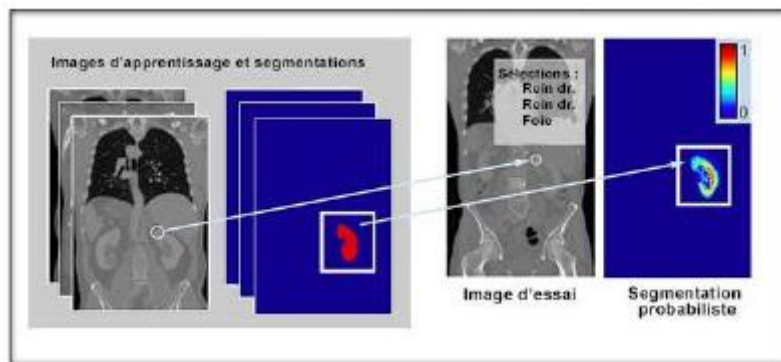


Figure 2.15 : Segmentation par les approches probabilistes

2.4.2.1. Algorithmes de type Expectation-Maximisation (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 [58]. 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 : u_i, σ_i et $\rho(x_s = i)$ pour chaque gaussienne qui approche le mieux à l'histogramme [59].

Par exemple, dans le cas de deux classes d'un histogramme approché par deux gaussiennes, le vecteur de paramètres à estimer est $\theta[\rho_1, u_1, \sigma_1, \rho_2, \sigma_2]$ 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 :

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

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 : $Z = \{z_1(x), z_1(x)\}$, avec $z_i(x) = 1$ si x appartient à la composante i et $Z_i(x) = 0$ dans le cas contraire. Le criteria de segmentation Final est:

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

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 .

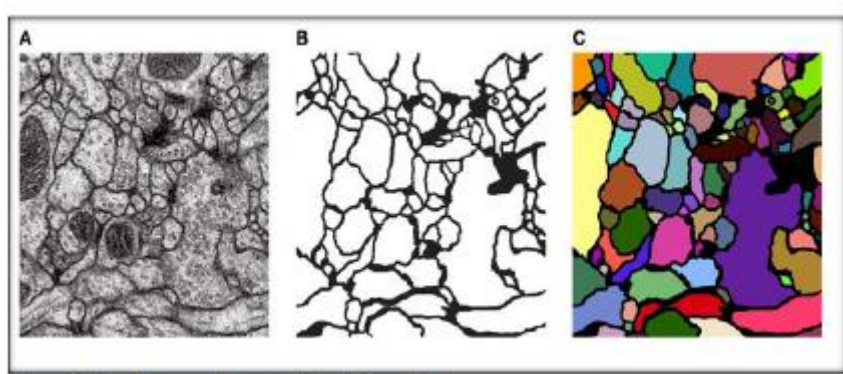


Figure 2.16 : Segmentation par l'algorithme EM

2.4.2.2. La segmentation bayésienne

Ce sont des méthodes qui reposent sur la théorie de Bayes représentant une référence théorique pour les approches statistiques de résolution des problèmes de classification. Le principe de cette théorie est le suivant : Soit X_j le vecteur forme dont la classe est inconnue et qu'on veut la déterminer, et soit C_i une hypothèse (X_j appartient à la classe C_i par exemple). On cherche à déterminer $P(C_i/X_j)$ la probabilité de vérification de C_i -après l'observation de X_j . $P(C_i/X_j)$ est la probabilité postérieure (après la connaissance de X_j) tandis que $P(C_i)$ est la probabilité à priori représentant la probabilité de vérification de C_i pour n'importe quel vecteur forme. Le théorème de Bayes propose une méthode de calcul de $P(C_i/X_j)$ en utilisant les probabilités $P(C_i)$ $P(X_j)$ et $P(X_j/C_i)$:

$$(\forall i \in \{1..c\}) p(c_i|x_j) = \frac{p(c_i \cdot p(x_j|c_i))}{\sum_{k=1}^c p(c_k) \cdot p(x_j|c_k)}$$

Les lois a priori $P(C_i)$ et conditionnelle $P(X_j / C_i)$, donnant la probabilité de trouver un individu de classe C_i parmi des individus de vecteurs forme X_j , sont souvent inconnues. Si la probabilité $P(C_i)$ peut être assez facilement déduite de la base d'apprentissage, la recherche de la loi $P(X_j / C_i)$ est plus délicate : elle peut être effectuée soit par estimation, soit par approche directe [60].

2.4.3. Classification par les méthodes Data Driven

Le DataDriven, également appelée Data-Driven Marketing, se base sur une approche qui consiste à prendre des décisions stratégiques sur la base d'une analyse et d'une interprétation des données. L'approche Data Driven permet d'examiner et d'organiser la data dans le but de mieux cerner ses consommateurs et ses clients.

Les méthodes de regroupement de données qui ont connu un large succès sont : les réseaux de neurones artificiels, les supports Vectoriel (SVM), l'algorithme de plus proche voisin (KNN) et l'algorithme des K-moyennes (K – means en anglais) sur lequel nous nous sommes basés dans notre travail [61].

2.4.3.1. Classification par les Réseaux de neurones

Un réseau de neurones est constitué d'un certain nombre d'unités élémentaires (neurones) fortement interconnectés (neurones) fonctionnant en parallèle et organisée en couches avec un flux d'informations à anticipation. L'architecture du perceptron multicouche est organisée de la manière suivante: les signaux flux successivement dans les différentes couches de l'entrée à la couche de sortie. Les couches intermédiaires sont appelées couches cachées. Pour chaque couche, chaque unité élémentaire calcule un produit scalaire entre un vecteur de poids et le vecteur de sortie donné par la couche précédente. Une fonction de transfert est alors réalisée à la suite de faire une entrée pour la couche suivante. Les poids des connexions sont ajustés au cours du processus d'apprentissage pour obtenir la relation d'entrée/sortie désirée du réseau. De nombreux modèles de réseaux existent (réseaux de Hop Field, perceptrons multicouche, etc.), Les méthodes de segmentation supervisée offrent l'avantage d'être plus rapides et plus reproductibles que les méthodes non supervisées. Toutefois, leur inconvénient est de rester très dépendant de la base d'apprentissage. C'est pourquoi il est intéressant de développer des algorithmes entièrement automatiques "non supervisée", qui présenteront l'avantage d'offrir un résultat reproductible et indépendant des actions de l'opérateur [62].

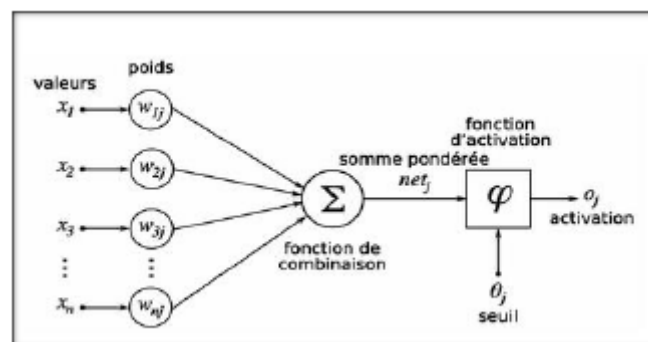


Figure 2.17 : Structure d'un neurone artificiel

2.4.3.2. Les Support Vector Machine (SVM)

Le classificateur de machines à vecteurs de support est une méthode de classification assistée. Elle est parfaitement adaptée aux rasters segmentés en entrée, mais peut également gérer des images standard. C'est une méthode de classification souvent utilisée par les chercheurs.

Pour les entrées d'image standard, l'outil accepte les images multi canales de n'importe quelle profondeur de couleurs et réalise la classification de machines à vecteurs de support par pixel, en fonction du fichier d'entités d'apprentissage en entrée.

Pour les rasters segmentés, dont la propriété de clé est définie sur Segmenté, l'outil calcule l'image d'index et les attributs de segments associés à partir du raster segmenté RVB. Les attributs sont calculés pour générer le fichier de définition de classificateur à utiliser dans un outil de classification distinct. Les attributs de chaque segment peuvent être calculés à partir de toute image prise en charge par ESI. La fonction la plus utilisée est le noyau gaussien qui réalise cette projection de façon implicite [63].

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

L'objectif de l'algorithme SVM est de trouver un hyperplan qui, du mieux possible, sépare les points de données d'une classe de ceux d'une autre classe. Le meilleur cas est un hyperplan représentant la plus grande marge entre les deux classes ci-dessous. La marge désigne la largeur maximale de l'espace parallèle à l'hyperplan qui ne contient aucun point de données. L'algorithme ne peut trouver un tel hyperplan que pour les problèmes linéairement séparables. Pour la plupart des problèmes pratiques, l'algorithme maximise la marge souple, autorisant ainsi un petit nombre d'erreurs de classification.

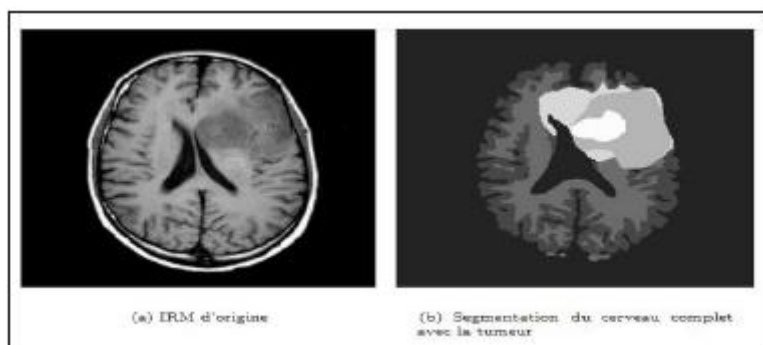


Figure 2.18: Segmentation par SVM

2.4.3.3. Algorithmes des k-plus proche voisins (K – Nearest Neighbors KNN)

L'algorithme des k plus proches voisins (KPPV) (k – Nearest-Neighbors (kNN) en anglais) est une méthode non paramétrique et supervisée de classification introduite dans

Elle est largement utilisée en classification d'une manière générale et en segmentation d'images en particulier. Elle repose sur un principe simple et intuitif de regroupement d'individus en fonction de leur voisinage.

L'algorithme de K Plus Proche Voisin se base essentiellement sur les deux éléments principaux suivants :

1. le nombre de cas les plus proches (K) à utiliser et une métrique pour mesurer le plus proche voisin.
2. La valeur de K est spécifiée à chaque utilisation de l'algorithme puisqu'il détermine le nombre de cas existants qui sont considérés pour prédire un nouveau cas.

Le K Plus Proche Voisin est basé sur le concept de distances. Une métrique est nécessaire pour déterminer les distances, cette dernière est à la fois importante car le choix de métrique influe beaucoup sur la qualité des prédictions et arbitraire du fait qu'il n'existe pas de définition préalable sur ce qui constitue une bonne métrique.

La méthode des k plus proches voisins repose sur le regroupement des pixels en fonction de leur voisinage : chaque point est affecté à la classe la plus représentée parmi ses k plus proches voisins. Cette méthode requiert l'établissement d'une règle de distance et la détermination du nombre de voisins à prendre en considération, ainsi qu'un ensemble d'apprentissage représentant les différentes classes.

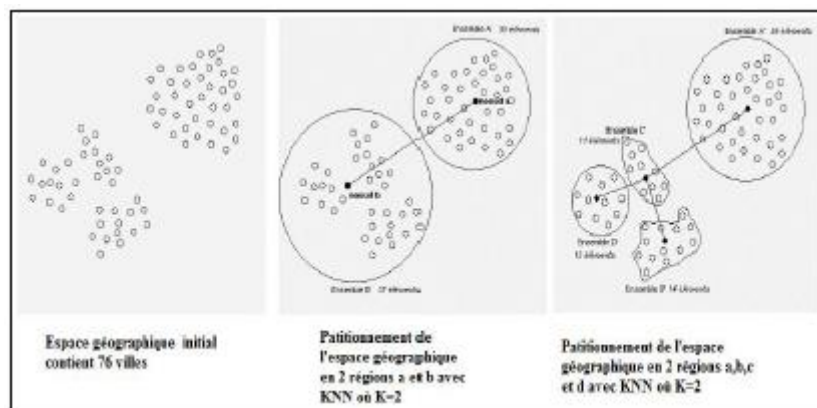


Figure 2.19 : Déroulement de l'algorithme KNN sur une base contient 76 villes

2.4.3.4. Algorithme de K-means (Méthodes des Centre mobiles)

C'est l'un des algorithmes les plus connus en classification non supervisée. Il vise à produire un partitionnement des pixels de manière à ce que les pixels d'une même classe soient semblables et les pixels issus de deux classes différentes soient dissemblables. L'idée principale est de définir C centres, un pour chaque classe. Chaque classe C_i est ainsi caractérisé par son centre noté μ_i et le nombre d'éléments N_i . L'algorithme C – Means dans sa

formulation originale cherche à minimiser une fonction de coût global définie par :

$$v = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j, \mu_i|^2$$

Ou $f(x,y)$ représente le niveau de gris du pixel de coordonnées (x,y)

Il se déroule selon les étapes suivantes :

1. Initialisation

1.1. Choisir le nombre de classe k .

1.2. Sélection au hasard k centrioles.

2. Assigner tous les points au centriole le plus proche.

3. Recalculer le centroides de chaque cluster (moyenne).

4. Répétez les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que les centroides ne changent pas.

Ce procédé converge toujours à une solution, bien que la solution soit typiquement un minimum local.

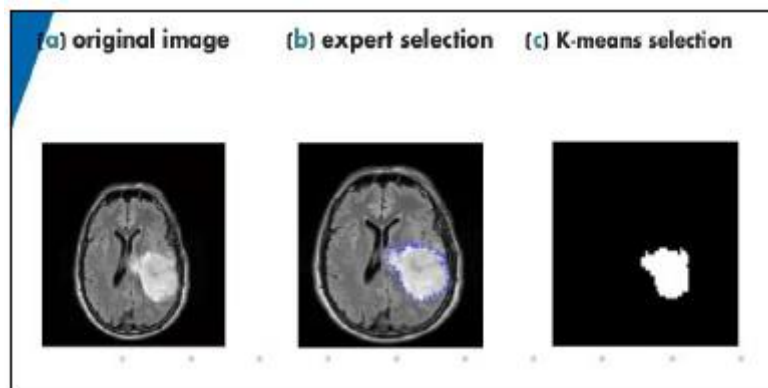


Figure 2.20 : Segmentation par l'algorithme du K – means

Le principal inconvénient de cette méthode est que la classification finale dépend du choix de la partition initiale. Le minimum global n'est pas obligatoirement atteint, on est seulement certain d'obtenir la meilleure partition à partir de la partition de départ choisie.

De nombreuses variantes peuvent être rencontrées. Par exemple, au lieu de calculer le centre des classes, après avoir affecté tout les pixels, les centres de gravité peuvent être calculés immédiatement après chaque affectation. La méthode des K – means a été généralisée sous l'appellation de la “ méthode des nuées dynamiques ”. Au lieu de définir une classe par un seul point (son centre de gravité), elle est définie par un groupe de points (noyaux de classe). Un autre algorithme proposé dans la littérature et qui est issu de l'algorithme K – means est l'algorithme ISODATA. L'avantage de ce dernier est qu'il permet de regrouper les pixels sans connaître a priori le nombre exact de classes présentes dans l'image. Ce nombre pourra être modifié au cours des itérations.

2.5. Segmentation en imagerie de résonance magnétique cérébrale IRM

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est, aujourd'hui, un outil puissant permettant l'observation in vivo de l'anatomie cérébrale. Utilisée en routine clinique, la multiplicité des pondérations d'acquisition permet aux médecins d'accéder à une information riche, abondante, et donc particulièrement adaptée au diagnostic de tumeurs cérébrales.

Cette thèse porte sur la problématique de segmentation des images IRM cérébrales pour l'aide au diagnostic des tumeurs cérébrales. Il s'agit donc de développer des méthodes de segmentation précises et fiables permettant la localisation des tumeurs cérébrales, en particulier infiltrates dont les frontières ne sont pas nettes.

L'approche de segmentation adoptée est une approche multi-échos - donc multi-sources - fondée sur la théorie de l'évidence (ou théorie de Dempster-Shafer) apte à gérer l'incertitude des données à traiter et l'aspect multi-sources des informations manipulées. Dans un premier temps, nous nous attachons à montrer l'aptitude de la théorie de l'évidence à traiter les informations imprécises et incertaines que sont les images IRM au travers d'une démarche de type reconnaissance des formes crédibilise. Dans un second temps, nous proposons une méthode d'intégration d'informations contextuelles fondée sur une combinaison pondérée de fonctions de croyance. La méthode de segmentation ainsi définie est appliquée à différents volumes cérébraux permettant une détection des zones tumorales. Des comparaisons avec des segmentations menées par des experts cliniciens et des méthodes de la littérature montrent l'intérêt des outils méthodologiques proposés à définir les volumes tumoraux recherchés. Enfin, nous nous sommes intéressées au conflit généré par le processus d'intégration des informations contextuelles. Nous montrons que le conflit est une information à part entière, représentative de la position des frontières entre les différentes structures anatomiques de la scène observée (le cerveau). Cette information frontière peut être utilisée en coopération avec la segmentation région initialement obtenue permettant ainsi d'obtenir un processus de segmentation complet reposant sur une approche de type "régions" et une approche de type "contours"[64].

2.6. Travaux existants en segmentation d'IRM cérébrales

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 [65].

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 [66].

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&Hwangqui propose une approche utilisant un apprentissage par réseau de neurones pour définir une connaissance spécifique ;
- Kapkur& Al [67] 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 propose 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 [68], 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.

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 para métrisation on cite :

□□L'approche de Staib& Al. Qui proposent une para métrisation fondée sur les coefficients de Fourier pour décrire des éléments présents dans des images biomédicales ;

□□Bardinet& Al. Proposent une para métrisation 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 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 Cotes 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 à 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 ;

D'autres travaux utilisant les systèmes multi agents en segmentation des images IRM :

□□L. Germond déférentes coopérations déniées entre un modèle déformable, un système multi-agents et un détecteur de contour. Le modèle déformable est utilisé pour extraire l'encéphale. A partir de là, plusieurs agents sont placés sur l'encéphale de telle façon que les agents de matière grise soient placés en périphérie, et ceux de la matière blanche à l'intérieur ;

□□Les travaux de R. Haroun, F. Boumghar et al dans portent sur la segmentation d'image IRM du cerveau. Les auteurs y présentent une approche coopérative mettant en oeuvre deux algorithmes de segmentation d'image, que sont la FCM (pour gérer l'incertitude et l'imprécision) et la croissance de région (pour agir localement sur l'image). Un système multi agents est introduit dans la phase de croissance de région afin d'améliorer la qualité de la segmentation ;

□□Travaux de N. Richard et al et sont destinés à la segmentation des tissus cérébraux en matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien. Des agents situés dans l'image travaillent en coopération. Il existe plusieurs types d'agents : un agent de contrôle global,

plusieurs agents de contrôle local et des agents de segmentation qui effectuent une croissance de régions, chacun de ces agents concerne l'un des trois tissus.

2.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les principales approches classiques de segmentation : les approches basées contours, les approches basées régions et les méthodes par classification. Pour les approches basées contours, nous avons cité les approches par catégories à savoir les méthodes bas niveaux, les méthodes par morphologie mathématique et enfin les modèles déformables.

Pour la catégorie région, nous avons exposé les méthodes de segmentation par croissance de région et par seuillage.

Pour la classification nous avons exposé les méthodes floues telles que l'algorithme de C moyenne floues, les méthodes probabilistes telles que la classification bayésienne et enfin les méthodes dites data driven telles que les réseaux de neurones artificiels, l'algorithme de KNN, les supports Vector machine SVM, mais nous avons détaillé l'algorithme de K – means que nous allons l'utiliser dans notre travail comme méthode de classification.

L'analyse des différentes méthodes de segmentation précédentes a montré qu'il est difficile d'aboutir à un résultat satisfaisant en appliquant une seule méthode de segmentation. D'où la nécessité de faire coopérer plusieurs méthodes.

Dans le chapitre prochain, nous allons proposer notre coopérative en segmentation d'images en utilisant les approches choisies qui constituent l'objectif de notre étude.

Chapitre 03: Intégration stochastique de méthodes de segmentation d'images

3.1. Introduction

Après avoir survolé les méthodes de segmentation en imagerie médicale, et après avoir noté que toute méthode dispose d'avantages comme d'inconvénients, nous concluons que la combinaison de méthodes ne peut être qu'avantageuse pour l'amélioration des résultats de segmentation. Dans ce chapitre nous présentons un Framework général pour l'intégration de méthodes de segmentation d'images. Cependant, nous nous restreindrons dans ce travail à son application aux méthodes de classification et de clustering. Il s'agit respectivement de l'algorithme k-means comme méthode de clustering et du classifieur bayésien naïf comme méthode de classification. Néanmoins le Framework peut être revu pour l'intégration de toutes méthodes de segmentation sous condition que toute méthode impliquée dans la coopération doit fournir une probabilité d'étiquetage des éléments de l'image, principalement les voxels (reps. pixels). Nous présentons le Framework pour la segmentation d'images médicales avec étiquetages des tissus.

3.2. Problématique et solution

Des dizaines de méthodes de segmentations en imagerie médicale sont proposées dans le domaine. Chacune des méthodes dispose de ses propres avantages et inconvénients. Il a été toujours question de combiner des méthodes différentes de segmentation pour fédérer leur avantages d'une part, et combler les points faibles des unes par les points forts des autres. Nous proposons dans ce mémoire un Framework de combinaison de deux méthodes de segmentation. La combinaison se fait selon un modèle probabiliste où la sélection d'un résultat d'étiquetage se fait selon la comparaison des probabilités d'étiquetage propres aux deux méthodes de segmentation utilisées dans la combinaison.

Pour se faire, nous disposons d'un ensemble d'images d'apprentissage qui consiste en paires d'images et de leurs segmentations réalité terrain respectives. Pour des raisons de présentation nous nous limiterons à des coupes dans les images IRM 3D, formant ainsi des images 2D. Néanmoins, la méthode proposée pourra être appliquée aux volumes 3D, juste par généralisation en considérant les différentes coupes du volume IRM. Et soit une image à segmenter par étiquetage de ses voxels en considérant les différents tissus d'intérêt à savoir, le liquide céphalo-rachidien, matière grise et matière blanche pour les images IRM.

L'ensemble de test avec sa réalité terrain permet l'apprentissage du classifieur *Bayésien*, alors que l'image à traiter est segmentée directement par l'algorithme k – means. A noter que la connaissance à priori est modélisée dans le cas du classifieur bayésienne, sous forme des probabilités à priori de l'expression de Beys. Cependant, aucune connaissance à priori n'est considéré pour l'algorithme du k – means, et dans ce cas, les probabilités à postérieures sont calculé après segmentation, en utilisant les clusters obtenus par l'algorithme. Après application de la classification bayésienne, et du clustering par k – means, nous disposons de deux segmentations d'une même image, avec les paramètres des distributions statistiques correspondantes à chacune des deux méthodes.

La problématique que nous nous sommes posée consiste à déterminer comment combiner les résultats de segmentation des deux méthodes : classification bayésienne et clustering par k – means, en considérant les paramètres statistiques des deux distributions.

Dans la suite du chapitre, nous commençons par la présentation des deux méthodes de segmentation, à savoir, la méthode bayésienne, et la méthode par clustering k – means. Ensuite, nous présentons comment les résultats des deux méthodes sont combinées, selon le Framework proposé dans ce chapitre.

3.3. Segmentation d'IRM par classification Bayésienne

3.3.1. Rappel

Un classifié bayésienne est construit sur la base d'un jeu d'apprentissage. Le principe repose sur le calcul des probabilités à priori qui sont nécessaires pour le calcul des probabilités à postérieures et qui sont utilisées pour la détermination de la classe la plus probable (voir chapitre 2).

Dans la section suivante, nous verrons une application du classifieur bayésienne à la segmentation d'une IRM, en ses 3 classes de tissus cérébraux, à savoir le liquide céphalo-rachidien (LCR), la matière grise (MG), et la matière blanche (MB).

3.3.2. Segmentation d'IRM par classification bayésienne des voxels

Soit une image modèle $I_m(w \times h)$ et soit sa segmentation réalité terrain $GT(w \times h)$. Pour chacune des trois classes (LCR, MG et MB), les probabilités à priori sont calculés comme fréquences relatives des pixels appartenant à chacune des classes dans l'image GT.

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

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

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

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

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

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

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

$$P(C/I_{x,y}) = \frac{P(I_{x,y}/c) * P(C)}{P(I_{x,y})}$$

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

$$C = \text{Argmax}\{P(C/I_{x,y})\}, C \in \{LCR, MG, MB\}.$$

Par ailleurs, et comme (I_x) est constante étant indépendante des classes, la classe C est obtenu alors par l'expression suivante :

$$C = \text{Argmax}\{P(I_{x,y}C) \cdot P(C)\}$$

3.4. Segmentation d'IRM par clustering k – means

L'algorithme k – means du (centre mobile) est directement applicable à la segmentation d'une image IRMI ($w \times h$). Il s'agit d'une technique de segmentation non supervisée qui n'utilise pas de connaissances à priori, et donc n'a pas besoin de phase d'apprentissage. Le principe de classification consiste donc à regrouper les voxels selon leurs distances à des centres de classes. Ces centres sont généralement initialisés d'une manière aléatoire, puis se

modifient au fur et mesure de l'exécution du k – means jusqu'à convergence, après stabilisation des clusters.

Pour la segmentation d'images IRM, on considère 4 classes, après élimination des tissus non cérébraux, soit donc $k=4$: {Fond de l'image, LCR, MG, et MB}.

A partir du clustering obtenu par l'algorithme du k – means, nous obtenons les paramètres des distributions des trois classes d'intérêt : μ et σ_c qui représentent les moyennes et les écarts-types des différentes classes {c}.

3.5. Combinaison probabiliste des résultats

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

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

Tissus Méthodes	LCR	MG	MG	Classes
Bayes	$P_{1,1}$	$P_{1,2}$	$P_{1,3}$	$C_1 \in \{1,2,3\}$
FCM	$P_{2,1}$	$P_{2,2}$	$P_{2,3}$	$C_2 \in \{1,2,3\}$

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

Précision (τ)	0	0.5	1
Probabilité corrigée(F)	0	$P_{1,c}$	1

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

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

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

1. Si $C_1 = C_2$ alors la classe retenue est C_1 ou C_2 avec une qualité d'estimation exprimée comme suit :

$$q(x, y) = P_{2,c_2} / \sum_{k=1..3} P_{2,k}$$

2. Si $C_1 \neq C_2$ alors

• Si $P_{2,c_2} > \frac{3}{4} F(\tau, P_{1,c_1})$ alors la classe retenue est C_2 avec une qualité d'estimation:

$$q(x, y) = P_{2,c_2} / \sum_{k=1..3} P_{2,k}$$

• Sinon $P_{2,c_2} > \frac{3}{4} F(\tau, P_{1,c_1})$ la classe retenue est C_1 avec une qualité d'estimation :

$$q(x, y) = P_{1,c_1} / \sum_{k=1..3} P_{1,k}$$

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

3.6. Modélisation UML

L'UML (Unified Modelling Language ou Langage de modélisation unifiée en français) est un langage graphique de modélisation informatique. Ce langage est désormais la référence en modélisation objet, ou programmation orientée objet. Cette dernière consiste à modéliser des éléments du monde réel (immeuble, ingrédients, personne, logos, organes du corps...) ou virtuel (temps, prix, compétence...) en un ensemble d'entités informatiques appelées « objet ».

L'UML est constitué de diagrammes qui servent à visualiser et décrire la structure et le comportement des objets qui se trouvent dans un système. Il permet de présenter des systèmes logiciels complexes de manière plus simple et compréhensible qu'avec du code informatique. L'UML a des applications dans le développement logiciel, mais aussi dans l'industrie (pour modéliser les flux de processus par exemple), dans l'ingénierie ou le marketing [69].

3.7. Principe de la modification

- Objectif principal de la modélisation = maîtriser la complexité ;
- Modéliser = abstraire la réalité pour mieux comprendre le système à réaliser / réalisé
Le modèle doit être relié au monde réel ;

Par exemple: l'existant avant les travaux, le réalisé, le restant à réaliser ;

- Un modèle peut être exprimé avec différents niveaux d'abstraction / raffinement

Par analogie: répartition électrique de l'immeuble, de la cage d'escalier, de l'appartement, de la pièce ;

- Une seule « vue » du système n'est pas suffisante ;

Les intervenants multiples du projet informatique possèdent des préoccupations multiples

Par analogie: plan de masse, vues de face et de côté, schéma électrique, plan de plomberie, plan de calculs de construction [70].

3.8.Étapes de modélisation avec UML

Il existe plusieurs approches pour modéliser un système avec UML. Nous allons vous proposer une méthode générale pour construire le modèle d'un système. Voici les grandes lignes.

1. Identifier les classes (objects) ;
 - rechercher les classes candidates à l'aide du diagramme d'objets ;
 - filtrer les classes redondantes, trop spécifiques ou vagues, qui ne représentent qu'une opération ou un attribut ;
2. Identifier les associations entre classes / interactions entre objets (instances) ;
 - rechercher les connexions sémantiques et les relations d'utilisation;
 - documenter les relations (nom, cardinalités, contraintes, rôles des classes, etc.);
 - en spécification, filtrer les relations instables ou d'implémentation;
 - définir la dynamique des relations entre objets (les interactions entre instances de classes et les activités associées) ;
3. Identifier les attributs et les opérations des classes ;
 - rechercher les attributs dans les modèles dynamiques (rechercher les données qui caractérisent les états des objets);
 - rechercher les opérations parmi les activités et actions des objets ;
4. Optimiser les modèles ;
 - utiliser la généralisation et la spécialisation (classification);
 - documenter et détailler vos modèles, encapsuler [71] ;

3.9 Diagramme des cas d'utilisation

Un cas d'utilisation est la description d'un ensemble de séquences d'actions qu'un système effectue pour produire un résultat observable à un acteur. Un cas d'utilisation représente une exigence fonctionnelle de votre système dans son ensemble. Les diagrammes de cas d'utilisation décrivent ce qu'un système fait du point de vue d'un observateur externe. L'accent est mis sur ce qu'un système fait, plutôt que sur la façon dont il le fait.

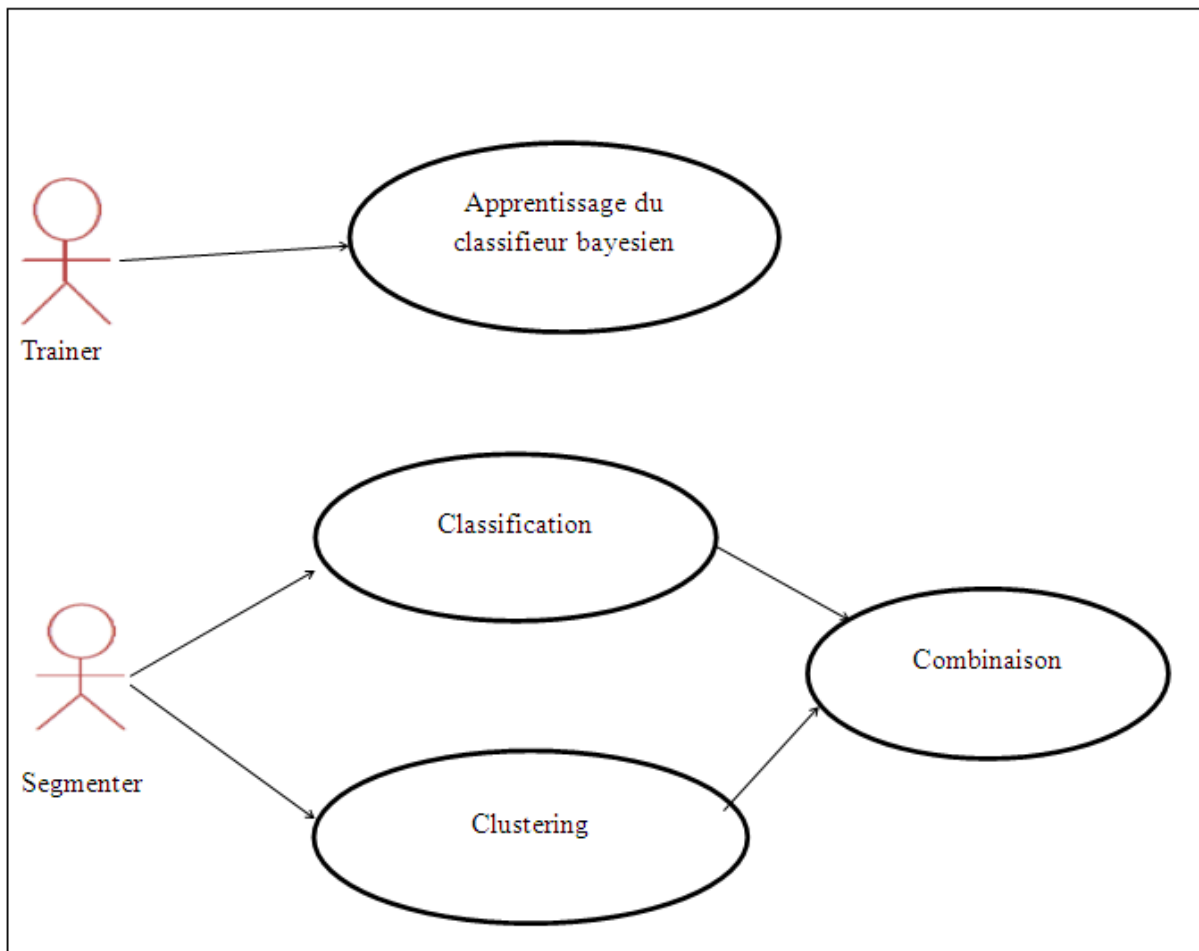


Figure3.1 : Diagramme des cas d'utilisation

3.10 Diagramme d'activité

Un diagramme d'activité permet de modéliser le comportement du système, dont la séquence des actions et leurs conditions d'exécution. Les actions sont les unités de base du comportement du système.

Un diagramme d'activités permet de grouper et de dissocier des actions. Si une action peut être divisée en plusieurs actions en séquence, vous pouvez créer une activité les représentant.

Dans UML 2.0, les activités se composent d'actions. Les actions ne sont pas des états (si on les compare à UML 1.x) et elles peuvent avoir des sous-actions. Une action représente une seule étape à l'intérieur d'une activité, c'est-à-dire une étape qui ne peut plus être décomposée. Une activité représente un comportement constitué d'éléments qui sont des actions. Une action est un nœud d'activité exécutable, qui est l'unité fondamentale d'une fonctionnalité exécutable dans une activité, contrairement au contrôle et au flot de données entre les actions. L'exécution d'une action représente une transformation ou un traitement dans le système modélisé, que ce soit une ordinateur ou autre chose.

3.10.1. Apprentissage

En entrée, nous disposons d'un volume IRM modèle, et d'un volume de segmentation réalité terrain. Ce dernier contient les étiquettes de voxels de l'image IRM modèle. Nous commençons par la sélection de la coupe dans le volume, ainsi nous nous limitons au traitement d'une image 2D. A la fin des traitements, nous disposons des paramètres des distributions statistiques des 3 tissus (LCR, MG et MB). Aussi, nous disposons des probabilités à priori, correspondant aux 3 classes d'intérêt.

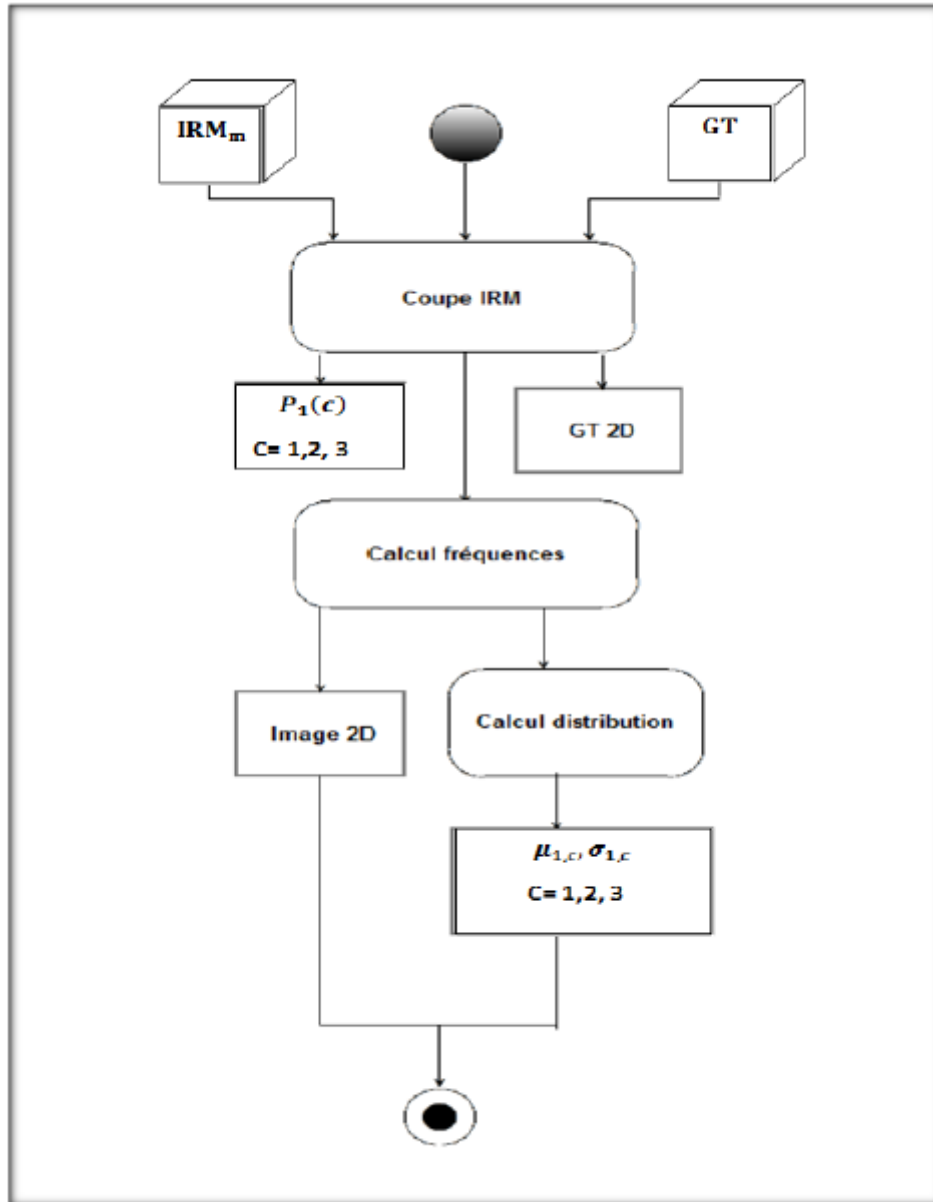


Figure 3.2 : Diagramme d'activité « Training »

3.10.2. Classification Bayésienne

A l'entraide ce traitement, nous disposons de l'image à segmenter, dont on sélectionne une coupe, et nous disposons également des connaissances à priori, qui sont les paramètres des distributions statistiques, et les probabilités à priori. Par application de la règle de Bayes, et en considérant le maximum à postérieur, nous obtenons à la fin du traitement l'étiquetage de tous les voxel de la coupe sélectionnée.

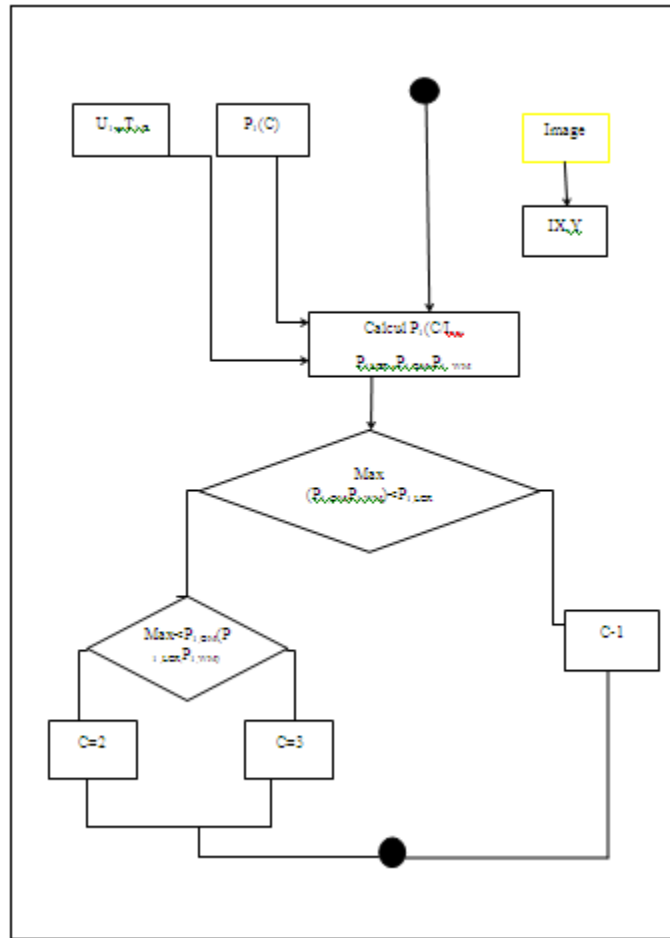


Figure 3.3 : Diagramme d'activité « Classification Bayesienne »

3.10.3. Clustering

A l'instar de la classification bayesienne, on doit sélectionner à l'entrée la coupe à considérer dans le volume 3D. A la fin des traitements, nous disposons de l'ensemble des étiquettes des voxels de la coupe 2D. En se basant sur l'étiquetage obtenu, on calcule les paramètres des distributions statistiques obtenues.

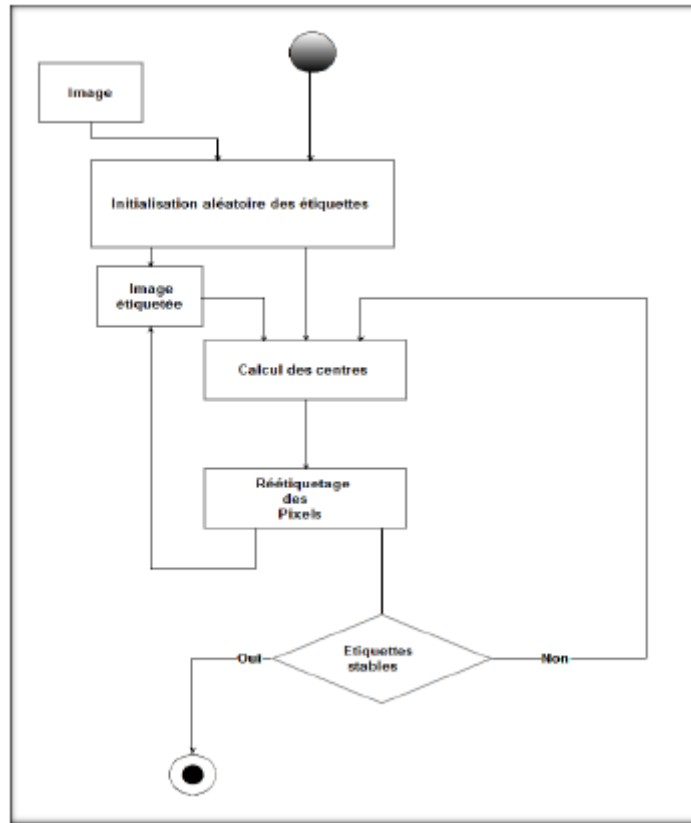


Figure 3.4: Diagramme d'activité « Clustering »

3.10.4. Combinaison

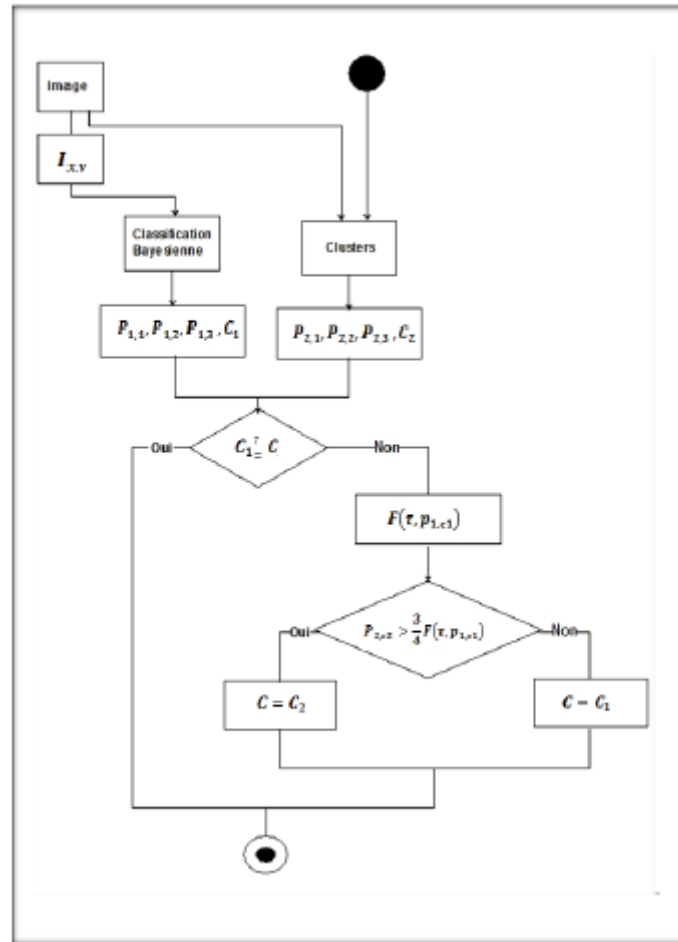


Figure 3.5: Diagramme d'activité « Combinaison »

Ce diagramme montre la procédure de combinaison des deux étiquetages obtenus respectivement par la classification bayésienne et par le clustering k-means. La combinaison est effectuée selon les probabilités à postériori, calculés, en se basant sur les paramètres des deux distributions. Il est à noter également que la probabilité correspondante à la classification bayésienne est corrigée selon la précision du classifieur bayésienne.

3.11. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un Framework pour la combinaison de deux méthodes de segmentation d'image avec application aux images IRM. Le Framework permet d'améliorer les résultats d'étiquetage des voxels, en considérant à la fois la vraisemblance des données image et les connaissances a priori obtenues par apprentissage pour le cas du classifieur bayésienne. Nous avons présenté le Framework de combinaison en utilisant deux méthodes particulières, une classification bayésienne, et un clustering par k-means. Cependant, le Framework est généralisable pour toute couple de méthodes pour lesquelles on peut définir les probabilités à postériori de l'étiquetage des voxels, telles que toutes les méthodes markovienne de segmentation d'images.

Dans le chapitre suivant nous présentons l'implémentation du Framework et certains résultats expérimentaux, après introduction de l'outil de développement à savoir le langage C++ sous l'EDI Dev C++

Chapitre 4 : Implémentation

et

tests

4.1. Introduction

Ce dernier chapitre de notre mémoire est consacré à l'implémentation de la méthode proposée pour l'intégration des résultats de segmentation, issus de la combinaison probabiliste de deux méthodes : Classification bayésienne (supervisée), et clustering par k – means (non supervisée). Au début, il sera question de présenter l'environnement logiciel du développement, à savoir le langage C++ et l'EDI DIV C++, avant de présenter l'interface de l'application, conçu principalement pour la sélection des images utilisées, et pour la visualisation des résultats de segmentation à diverses étapes de traitements. Nous présentons également quelques résultats expérimentaux, où nous montrons à travers, la performance de la méthode selon les artéfacts qui caractérisent l'image IRM, à savoir le niveau de bruit et l'inhomogénéité du champ magnétique.

4.2. Environnement

Nous avons réalisé notre application d'intégration des méthodes de segmentation des images IRM sur un ordinateur type PC TOSHIBA, de RAM 4 Go et de fréquence du processeur 1.70GHZ, tournant sous le système d'exploitation Windows 7 professionnel. Pour des raisons de portabilité et d'indépendance par rapport aux EDI (Environnements de développement Intégrés), des langages de programmation sont utilisés au cours de la partie expérimentale, nous avons utilisé le langage C++ natif, sans faire appel à aucune bibliothèque d'objets visuels d'EDI.

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

4.3. Le langage C++

Le C++ est un langage de programmation : il sert donc à écrire des applications informatiques. Il s'agit d'ailleurs d'un des langages de programmation les plus utilisés aujourd'hui. 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 .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.

4.3.1. Définition

C++ est un langage de programmation orienté objet, à la fois fiable et puissant. C++ a été créé par Bjarne Stroustrup et est apparu sur la scène en 1985. Depuis lors, le C++ est devenu un puissant langage de programmation axé sur la vitesse, l'efficacité et la polyvalence.

4.3.2. Les avantages et inconvénients du langage C ++

❖ Les avantages :

C++ : Performances

Le C++ est l'un des langages les plus rapides et les plus prévisibles du marché. Il n'est concurrencé que par d'autres langages de programmation de bas niveau comme Rust.

C++ : Plus proche du hardware

Contrairement à des langages comme Python et JavaScript, le C++ est beaucoup plus proche du hardware. Par conséquent, il est possible de l'utiliser facilement pour les systèmes embarqués qui ont de petites ressources CPU.

C++ : Large écosystème

Le C++ dispose d'une tonne de développeurs qui l'utilisent, l'améliorent et écrivent des bibliothèques open-source.

❖ **Les inconvénients :**

C++ : Mémoire peu sûre

Étant donné que le C++ offre une gestion manuelle de la mémoire, il est également dangereux pour la mémoire. Cela introduit une classe spécifique de bogues appelée comportement non défini – des actions imprévisibles causées par des actions qui ne font pas partie du langage, par exemple, accéder au 10ème élément d'un tableau de 5 éléments.

C++ : Les grands projets peuvent être très complexes

Le C++ étant plus proche du C que des langages de haut niveau, le code est plutôt détaillé. Par conséquent, il peut être difficile pour les développeurs de s'orienter dans de grands projets.

C++ : Des temps de développement plus lents

Il est raisonnablement plus rapide d'utiliser des langages de haut niveau comme Java et Python pour créer des applications. Par conséquent, si les performances ne sont pas extrêmement importantes, il est plus logique de développer dans un langage de haut niveau. [69]

4.3.3. Les caractéristiques

Permettant de maîtriser la représentation bas niveau des données manipulées (arithmétique de pointeurs, allocation manuelle de la mémoire...) tout en fournissant des outils (références, exceptions, classes, templates...) permettant de construire des structures de plus haut niveau. C'est un langage typé statiquement permettant de créer des programmes compilés en natif au moyen de compilateurs optimiseurs ce qui les rend généralement très performants. [69]

4.3.4. Les principales utilisations du C++

La plupart des applications graphiques :

- création de programmes en 3D, par exemple ;
- Le traitement de texte ;
- Les jeux vidéo ;
- La mise en place d'outils financiers ;
- La création de certains programmes militaires. [70]

4.3.5. Notion de base du C++

4.3.5.1. Généralités

Le langage C conçu en 1972 par D. Richie et K. Thompson pour développer le système d'exploitation : UNIX. Un programme C est décrit par un fichier texte, appelé fichier source.

Le programme est ensuite traduit en langage machine grâce à un compilateur. La compilation se décompose en trois phases successives :

- 1) **Le traitement par préprocesseur** : transformations purement textuelles (remplacement de chaînes) ;
- 2) **La compilation** : traduction en instructions compréhensibles par le microprocesseur (assembleur) ;
- 3) **Assemblage et liaison** : assemblage des différents fichiers sources écrits et production d'un fichier dit exécutable Le compilateur le plus utilisé est le compilateur *gcc*, disponible gratuitement pour Linux et Windows notamment.

4.3.5.2. Déclarations

Les déclarations des objets manipulés par le programme permettent au compilateur de réserver un emplacement mémoire pour ces objets en leur affectant une adresse et une taille. Il y a deux genres d'objets: les objets constants et les variables. Le type des objets peut être prédéfini ou bien créé à l'aide du mot-clef `typedef`. La déclaration se fait de la façon suivante : `type NomVar1;` où `NomVar1` est une variable qui sera placée dans la zone de données. Les types prédéfinis : `char` `int` `float` `double` `short` `long` `signed`.

Le type `char` : La plupart du temps une variable de type `char` est codée sur 1 octet (8 bits). Un caractère peut contenir n'importe quel élément du jeu de caractères de la machine utilisée. Pour les langues d'Europe occidentale elle repose sur le codage ASCII (codage sur 7 bits des différents caractères). De plus en plus le codage UNICODE se repend, il repose sur un codage 16 bits et permet le codage des alphabets non Latin.

4.3.5.3. Les Tableaux

Les tableaux à une dimension

La déclaration d'un tableau est la suivante `type NomTab[TAILMAX];` `type` est le type des éléments composant le vecteur, `Nom Tab` est le nom qui désigne le tableau, `TAILMAX` est la taille de déclaration c'est-à-dire le nombre d'éléments maximum utilisables. Lors de la déclaration, le compilateur réserve la mémoire nécessaire pour le tableau c'est-à-dire qu'il réserve `TAILMAX*sizeof(type)` octets. `TAILMAX` doit obligatoirement être une expression constante de type entier c'est-à-dire explicite ou définie grâce à une directive de compilation `#définie`. Par définition, en langage C, `Nom Tab` est l'adresse du premier élément du tableau, cette adresse est constante puisque c'est le compilateur qui lui a affecté une valeur lors de la déclaration du tableau. La valeur de cette adresse ne pourra en aucun cas être modifiée par le programme. `Nom Tab[i]` désigne l'élément d'indice `i` du tableau (ATTENTION les indices commencent à 0, par conséquent `i` pourra varier de 0 à `TAILMAX-1`). Il désigne le contenu du tableau à la position `i+1` ; il s'agit donc d'une valeur. `&Nom Tab[i]` caractérise l'adresse de l'élément `Nom Tab[i]`. Nous reviendrons plus en détail sur les notions d'adresses ultérieurement.

Les tableaux à plusieurs dimensions

La déclaration d'un tableau à deux dimension est `type Nom Tab [LIGMAX] [COLMAX];` `type` est le type des éléments composant le tableau, `Nom Tab` est le nom qui désigne le

tableau, LIGMAX est la taille de déclaration de la longueur maximale des lignes, COLMAX est la taille de déclaration de la longueur maximale des colonnes. Lors de la déclaration, le compilateur réserve la mémoire nécessaire pour le tableau c'est-à-dire qu'il réserve LIGMAX*COLMAX*size of (type) octets. LIGMAX et COLMAX doivent obligatoirement être des expressions constantes de type entier c'est-à-dire explicites ou définies grâce à une directive de compilation #définie. Par définition, en langage C, Nom Tab est l'adresse du tableau, cette adresse est constante puisque c'est le compilateur qui lui a affecté une valeur lors de la déclaration du tableau. La valeur de cette adresse ne pourra en aucun cas être modifiée par le programme.

4.3.5.4. Les Opérateurs

Opération d'affectation En C, l'affectation est un opérateur à part entière. Elle est symbolisée par le signe =. Sa syntaxe est la suivante : variable = expression Le terme de gauche de l'affectation peut être une variable simple un élément de tableau mais pas une constante. Cette expression a pour effet d'évaluer expression et d'affecter la valeur obtenue à variable. De plus, cette expression possède une valeur, qui est celle de l'expression. Ainsi, l'expression $i = 5$ vaut 5. L'affectation effectue une conversion de type implicite : la valeur de l'expression (terme de droite) est convertie dans le type du terme de gauche. Par exemple, le programme suivant

```
main () { int i, j = 2; float x = 2.5; i = j + x; x = x + i; printf(« \n %f \n », x); }
```

 imprime pour x la valeur 6.5 (et non 7), car dans l'instruction $i = j + x$, l'expression $j + x$ a été convertie en entier.

Les opérateurs arithmétiques

Les opérateurs arithmétiques classiques sont l'opérateur unaire - (changement de signe) ainsi que les opérateurs binaires Ces opérateurs à [71]

4.5. Environnement DevC++

Le logiciel DevC++ 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 DevC++ 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 de DevC++ MinGW, c'est qu'il est multiplateforme. Il permet de générer des exécutables fonctionnels sous la majorité des plateformes. L'outil de développement DevC++ peut être très pratique. Il est important de savoir s'en servir efficacement, c'est pourquoi dans cette section sont disponibles des tutoriaux pour savoir l'utiliser correctement [72].

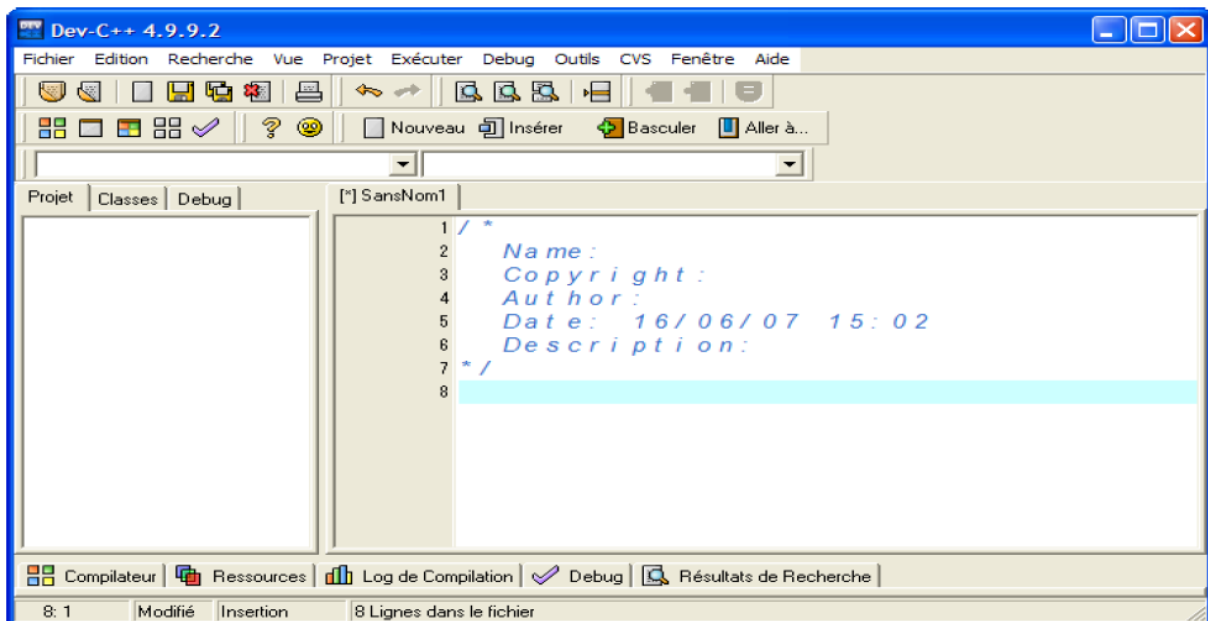


Figure 4.1. Interface de L'outil de développement Devc + +

Devc + + 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 leCygwin compilateur [73].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 gèreresjusqu'a 150 "includes" et 100 libraries.

Descriptions

- MinGW GCC 4.8.1 32bit (no configuration needed).
- TDM-GCC 4.8.1 32/64bit (no configuration needed).
- Syntax highlighting.
- Code completion and auto complete.
- Shows information about code when hovering above code.
- Provides user-editable shortcuts and tools.
- GPROF profiling.
- GDB debugging.
- Code folding.
- 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.

4.6. Éléments d'implémentation

Dans la suite de cette section, nous présentons les éléments d'implémentation que nous avons utilisés pour construire l'interface de notre outil, et le pilotage de la segmentation selon les différentes méthodes implémentées.

En utilisant l'API Windows, nous avons construit un ensemble de classes, qui vont nous permettre de définir l'interface de notre application. La spécification des classes est enregistrée sur les fichiers "interface.ccp" et "interface.h". Ce dernier fichier contient des classes et leurs attributs, tandis que le premier, il contient les méthodes des classes.

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

La classe CLabel permet le placement d'une étiquette sur la fenêtre principale de l'application. La classe CChamp permet de placer un champ de saisie, en spécifiant ses attributs à travers sa méthode "Constructeur". Les deux méthodes SetVal, et GetVal permettent respectivement d'initialiser le champ, ou d'extraire la chaîne de caractère qu'il contient.

La classe CImage permet de placer une image sur la fenêtre de l'application, et de réaliser des opérations graphiques dont principalement Pixel(x,y,ng) qui permet de mettre le pixel en coordonnées (x,y) en gris avec une valeur ng comprise entre 0 et 255. C'est à travers cette fonction que l'image lu à partir d'un fichier IRM est affichée.

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

- Chargement des données d'apprentissage ;
- Chargement de l'image à segmenter ;
- Spécification de la coupe d'image à visualiser ;
- Segmentation bayésienne ;
- Segmentation par clustering k – means;
- Intégration des deux méthodes.

4.7. 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. Sur l'interface, ils sont notés respectivement le nom de l'image à segmenter (ex. irmBE3-20.rawb), Et le numéro de la coupe dans le volume (ex).

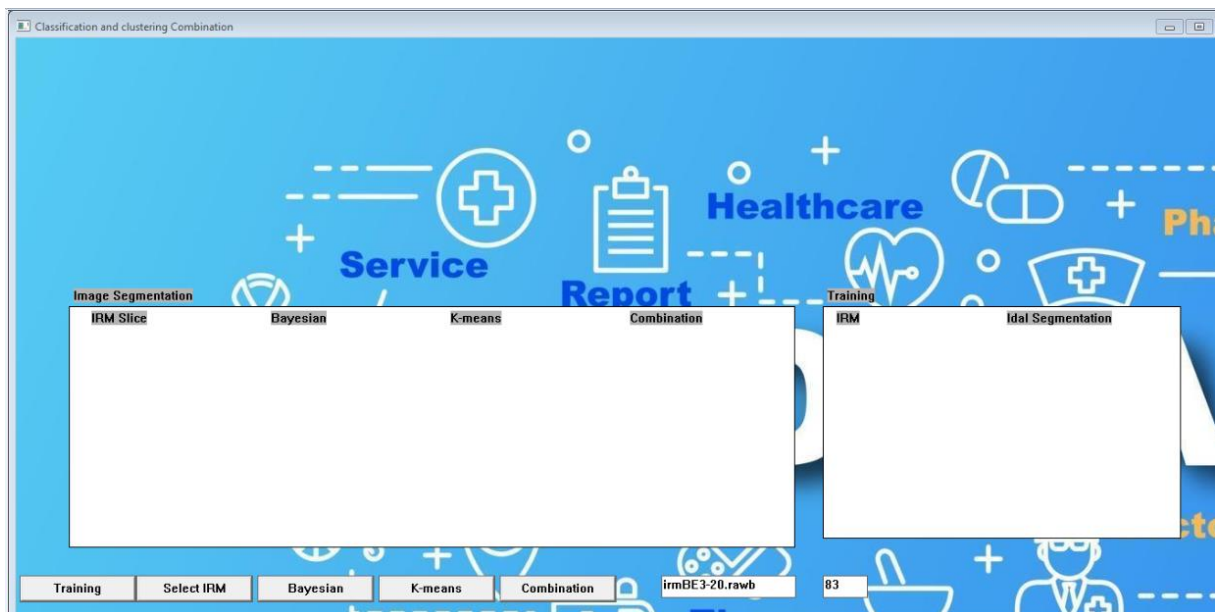


Figure 4.2. Interface principale de l'application

4.8. Expérimentation de l'application

Dans cette section, nous allons présenter quelques résultats de segmentation d'image IRM pour la méthode que nous avons proposée dans ce mémoire.

Nous commençons d'abord par présenter la base d'images IRM utilisée, et les traitements effectués en pré-segmentation.

4.8.1. La base d'images

Les images utilisées sont prises de la célèbre base d'images IRM pour le cerveau, appelée "Brain WEB". Cette base permet d'obtenir des images IRM à différents niveaux d'artefacts à savoir le niveau du bruit additif gaussien, qui peut varier de 0% à 9 %. Aussi le niveau d'inhomogénéité du champ magnétique qui varie bien entre 0% et 90 %. [74].

4.8.2. Images d'apprentissage

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

➤ IRMBERT.RAWB

Contenant des données brutes radiométriques d'une image modèle. Nous l'avons choisi avec le minimum (non nul) du niveau de bruit et de l'inhomogénéité (Bruit = 1%, et INU = 20%) (Figure 4.3)

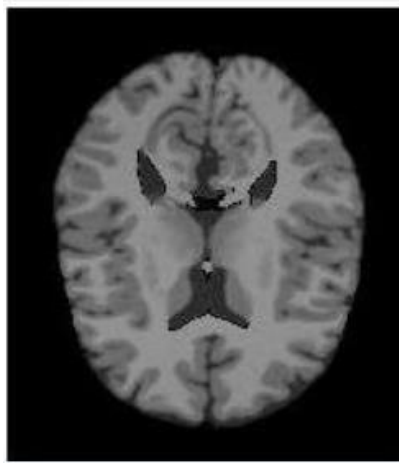


Figure 4.3. Image IRM brute

➤ **RT.RAWB**

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

Pour éviter le problème de sur apprentissage du classifieur bayésien utilisé dans la segmentation, nous avons considéré un seul plan (slice) des deux images. En effet, chaque plan (coupe) de l'image contient 181×217 , soit 39277 voxels, ce qui est supposé largement suffisant pour l'apprentissage d'un classifieur à 3 classes, et dont les données sont variable dans l'intervalle $[0...255]$, représentant les différentes valeurs de l'intensité d'un voxel donné de l'IRM.

Le résultat d'apprentissage dans notre cas sont les probabilités à priori des trois classes des tissus cérébraux à savoir P(1) pour le LCR (Liquide Céphalo – Rachidien), P(2) pour la MG (Matière Grise) et P(3) pour la MB (Matière Blanche).

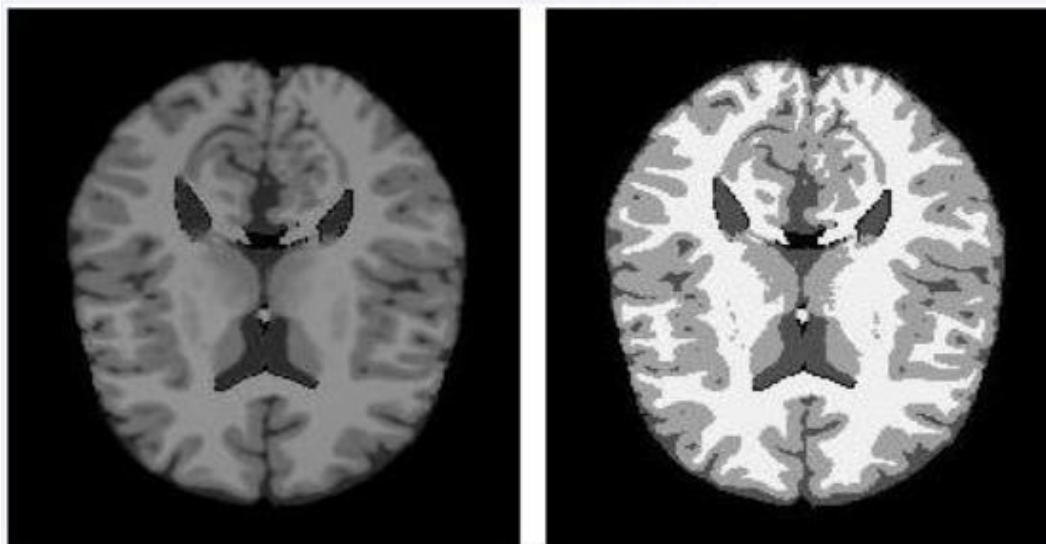


Figure 4.4. Images d'apprentissage : Données IRM brutes de l'image modèle, Segmentation réalité terrain.

4.8.3. Résultat de segmentation

4.8.3.1. Image avec faible INN

La figure 4.5 montre les résultats de segmentation de l'image irm BE3 – 20.rawb avec un niveau de bruit de 3 % et une inhomogénéité INN de 20 % qui sont considérés faible.

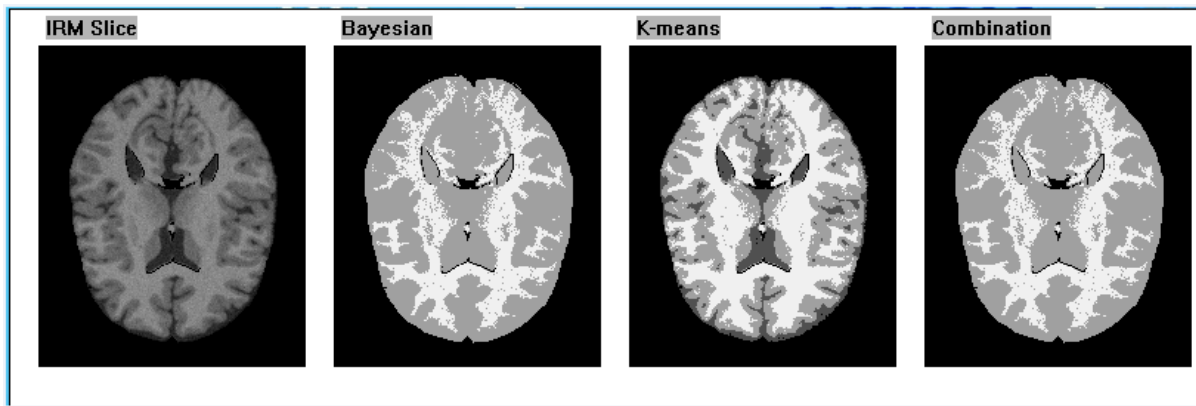


Figure 4.5 : Résultats de segmentation avec artefacts faible.
IRM brute, Segmentation bayésienne,
Segmentation par classification, Après intégration.

4.8.3.2. Images avec Haute INN

La figure 4.6 montre les résultats de segmentation avec un niveau de bruit de 5% et une inhomogénéité INN de 40%. On remarque la dégradation des résultats, due aux niveaux élevés des artefacts dans les différents cas de figures.

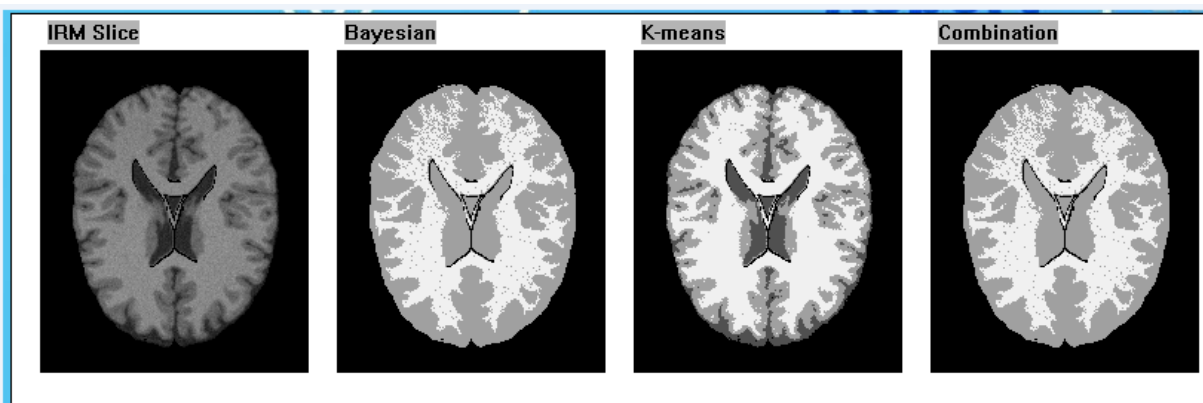


Figure 4.6: Résultats avec artefacts hauts.
IRM brute, Segmentation bayésienne,
Segmentation par clustering, Après intégration.

4.9. Discussion des résultats

Dans les deux cas de figures, correspondant aux deux niveaux des artefacts : bas et haut, les algorithmes de segmentation dans les différentes étapes produisent une segmentation acceptable vis-à-vis du niveau de bruit dans l'image. En effet, le classifieur bayésien traite mieux les voxels sur les bords des régions et délimite mieux leurs contours. Cependant plusieurs voxels au sein même des tissus sont considérés appartenant à d'autre tissus, notamment quand le taux de bruit est élevé (5 comparé à 1).

De l'autre part, le classifieur k – means semble résistant à l'erreur au sein des tissus même en présence de bruit élevé (Figure 4.6.c), cependant plusieurs voxels au voisinage des bords des régions classé à tort dans des régions erronées.

L'intégration des résultats a permis de corriger mutuellement les résultats des deux méthodes. En effet, certains voxels sont corrigée dans les deux classifieurs, d'où l'amélioration des résultats de classification obtenu (figures 4.5.d, et 4.6.d).

4.10. 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. Après avoir présenté les outils de développement, les classes de bases utilisées, nous avons présenté la base d'image IRM, et les résultats de segmentation de quelques images en considérant les deux cas de figures : Artefacts Faibles, artéfacts Forts. Nous avons considéré deux cas de figures : images avec bas niveau des artéfacts (ex. bruit à 1% et INN à 20%), et aussi des images à haut niveau d'artéfacts (ex. bruit à 5% et INN à 40%). Dans les deux cas les résultats des deux classifieur ont été mutuellement corrigés.

Conclusion générale

Dans ce travail de fin d'études, présenté dans cette thèse, nous avons proposé méthode de construction IRM pour la segmentation. Nous avons suggéré L'amélioration consiste en un support de précision, un niveau de voxel, l'optimiser les résultats de la segmentation. Avant de présenter l'essentiel de la méthode proposé dans les chapitres 3 et 4, nous avons essayé de donner une vue claire et simple sur la scène La segmentation est une étape critique dans le processus de segmentation d'image l'imagerie par résonance magnétique cérébrale, à travers les deux premiers chapitres de cette thèse : 1 et 2. Aider le lecteur à mieux comprendre notre problématique, notre objectif et enfin contribution. Pour ce faire, nous avons détaillé les trois grandes catégories de méthodes, en savoir plus sur les méthodes basées sur la surface, les méthodes basées sur les contours et enfin Les méthodes de classification, qui nous intéressent le plus et que nous avons envisagées notre travail. Cette volonté Aider le lecteur à mieux comprendre notre problématique, notre objectif et enfin contribution. Pour ce faire, nous devons expliquer clairement notre problème avec Une combinaison de méthodes de hachage utilisant deux méthodes différentes ensembles de paramètres distincts. C'était un hachage bayesienne, et La segmentation par k-cluster signifie. Ce cadre vise à améliorer Segmentation de l'IRM en plaçant mieux les relations sur le voxel. Les résultats obtenus pour elle démontrer une bonne segmentation du cerveau et des structures anatomiques entières tissus d'intérêt. Au cours de ce travail, il est souhaitable de tester le cadre proposé avec Autres types de méthodes de segmentation de probabilité. Nous étudions également la possibilité d'élargir le cadre à d'autres types d'imagerie médicale. Nous espérons que notre travail et notre approche seront acceptables.

Bibliographie

- [1] <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/anatomie/3307>
- [2] <https://www.techno-science.net/glossaire-definition/Anatomie-humaine.html>
- [3] <https://www.infirmiers.com/pdf/anatomie-systeme-nerveux.pdf>
- [4] <https://www.frcneurodon.org/comprendre-le-cerveau/a-la-decouverte-du-cerveau/anatomie-du-cerveau-et-du-systeme-nerveux/>
- [5] <https://www.cnrtl.fr/definition/enc%C3%A9phale>
- [6] <https://www.visiblebody.com/fr/learn/nervous/brain>
- [7] http://acces.ens-lyon.fr/acces/thematiques/neurosciences/actualisation-des-connaissances/methodes_etude_cerveau
- [8] Etudier.com, magerie Médicale Isabelle Bloch Département Traitement du Signal et des Images, Télécom Paris Tech, <https://www.etudier.com/dissertations/Imagerie-Médicale/491945.html>
- [9] <https://www.e-cancer.fr/Dictionnaire/R/radiologie>
- [10] LA REVUE DE L'ASN N° 192, Imagerie médicale : Maîtriser les expositions aux rayonnements ionisants. JUILLET 2011.
- [11] L'institut de Formation de Manipulateurs en Electroradiologie Médicale.
- [12] <https://parlonssciences.ca/ressources-pedagogiques/documents-dinformation/la-radiographie-et-limagerie-par-rayons-x>
- [13] NEMOUCHI Maroua et MOKHTAR Hanane, OPTIMISATION POUR LA RESOLUTION DU PROBLEME INVERSE EN TEP, université Abou Bakr Belkaïd Tlemcen, mémoire master, 17 /09/ 2017
- [14] Segmentation d'image tomographiques par émission de position, Mémoire de Magister ,BENTATA Réda.
- [15] "Fibroscopie, endoscopie : comment ça se passe ?"
<https://sante.journaldesfemmes.fr/fiches-anatomie-et-examens/2516699-fibroscopie-endoscopie-comment-ca-se-passe/>
- [16] Segmentation trois dimensions (3D) des Images Médicales BAAKEK Touria.
- [17] <https://www.postdicom.com/fr/blog/medical-imaging-types-and-modalities>
- [18] https://www.has-sante.fr/upload/docs/application/pdf/2009-03/rapport_irm_vf.pdf
- [19] <https://www.radiologieparisouest.com/irm-paris/>
- [20] https://dl.ummo.dz/bitstream/handle/ummo/6649/BourahlaOuerdia_BanouhLilia.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- [21] <https://www.enssib.fr/bibliotheque-numerique/documents/61426-les-applications-medicales-de-l-irm-fonctionnelle-cerebrale.pdf>
- [22] "Home | Belgium. be" <https://www.belgium.be/fr>

- [23] "Dictionnaire de l'Académie Nationale de Médecine" <http://dictionnaire.academie-medecine.fr/index.php?q=effet+de+volume+partiel>
- [24] D. W. Shattuck, S. R. Sander-Leahy, K. A. Schaper, D. A. Rottenberg & R. M. Leahy, Magnetic Resonance Image Tissue Classification Using a Partial Volume Model. *NeuroImage*, vol. 13, pages 856–876, 2001.
- [25] "Artéfacts de mouvement et images fantômes en IRM - Origine" <https://www.imaios.com/fr/e-Cours/e-MRI/qualite-image-artefacts/artefact-mouvement-origine>
- [26] Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne. Benoit Scherrer.
- [27] FRC, fédération pour la recherche sur le cerveau.
- [28] <https://institutducerveau-icm.org/fr/alzheimer/>
- [29] <https://alzheimer-recherche.org/la-maladie-alzheimer/quest-maladie-dalzheimer/definition-et-chiffres/>
- [30] <https://www.vaincrealzheimer.org/la-maladie/causes/>
- [31] <https://alzheimer-recherche.org/la-maladie-alzheimer/symptomes-et-diagnostic/signes-dalertes-symptomes/>
- [32] "Maladie d'Alzheimer : les 7 stades à connaître pour mieux accompagner | Cap Retraite" <https://www.capretraite.fr/blog/maladie-alzheimer/savoir-7-stades-de-maladie-dalzheimer/?amp>
- [33] Santé magazine, Dr Mina Petkova, neuroradiologie à l'Institut de radiologie de Paris.
- [34] Boukhlof, Djemaa (2005) Résolution de problèmes par écosystèmes : Application au traitement d'images. Master's thesis, University Mohamed Khider - Biskra.
- [35] <http://thesis.univ-biskra.dz/2271/6/Chapitre%2003.pdf>
- [36] <https://frederic-junier.org/ISN/Cours/RepresentationImageCours14V1.pdf>
- [37] https://dev.mri.cnrs.fr/attachments/download/942/formation_imagej_mri_11_12.pdf
- [38] Jérémy Le cœur, Segmentation d'IRM cérébrales multidimensionnelles par coupe de graphe. Computer Science. Université Rennes 1, 2010. French.
- [39] S. Horowitz et T. Pavlidis, Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure, Rapport de Recherche, Département of Electrical Engineering, Princeton University, 1975.
- [40] Segmentation d'image tomographiques par émission de position, Mémoire de Magister, BE NTATA Réda.
- [41] <https://dept-info.labri.fr/~vialard/Image3D/cours/cours-segmentation.pdf>
- [42] https://www-focus--emploi-com.cdn.ampproject.org/v/s/www.focus-emploi.com/4922101/les-objectifs-de-la-segmentation/amp?usqp=mq331AQKKAQArABIIACAw%3D%3D&_js_v=a9&_gsa=1#referrer=https://www.google.com&csi=0

- [43] <https://www.etudier.com/sujets/limite-de-la-segmentation/0>
- [44] <https://dept-info.labri.fr/~vialard/Image3D/cours/cours-segmentation.pdf>
- [45] Segmentation d'image par classifieur flous: Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM), mémoire Master Melle ACHAT Thinhinane et Melle BENHAMAOUICHE Fatima
- [46] http://alpageproject.free.fr/doc/RAPPORT_TER_final_1.pdf
- [47] http://www.optique-ingenieur.org/fr/cours/pdf/OPI_fr_M04_C05.pdf
- [48] Arbi kahina, Segmentation d'images basée sur la modélisation statistique d'histogrammes, mémoire magister, université Mouloud MAMMERI Tizi-Ouzou, 2012.
- [49] <https://www.univ-usto.dz/laboratoires1/laar/images/Doctorat/presentation-doctorat-bendaoud.pdf>
- [50] Benoît Scherrer, Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, thèse de doctorat, 2008.
- [51] <http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/mti/gvf/gvf2.htm>
- [52] <https://dept-info.labri.fr/~vialard/Image3D/cours/cours-segmentation.pdf>
- [53] http://www.telecom.ulg.ac.be/teaching/notes/totali/elen016/node142_mn.html
- [54] J-C. Atine. Méthodes d'apprentissage flou : application à la segmentation d'images biologiques. PhD the sis, Institut national des sciences appliquées de Toulouse, 2005.
- [55] <http://bib.univoeb.dz:8080/jspui/bitstream/123456789/6881/1/Segmentation%20d'images%20par%20région%20sur%20la%20base%20des%20contours%20des.pdf>
- [56] https://www.researchgate.net/publication/277912411_L'Algorithme_de_C-moyenne_floue_pour_le_Partitionnement_d'Ontologie
- [57] https://stringfixer.com/fr/Probabilistic_classification
- [58] <https://dridk.me/expectation-maximisation.html>
- [59] <https://www.techno-science.net/definition/5960.html>
- [60] <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01950357/document>
- [61] <https://www.leslivresblancs.fr/dossier/le-data-driven-ou-comment-utiliser-les-donnees-intelligemment>
- [62] http://www.xavierdupre.fr/app/mlstatpy/helpsphinx/c_ml/rn/rn.html
- [63] https://fr.m.wikipedia.org/wiki/Machine_%C3%A0_vecteurs_de_support
- [64] <http://dSPACE.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/10718/1/Ms.EBM.Mous.pdf>

[65] Segmentation d'images tomographiques par émission de position, Mémoire de Magister, BENTATA Réda.

[66] Segmentation trois dimensions (3D) des Images Médicales BAAKEK Touria.

[67] Anne-Sophie Capelle-Laizé, Segmentation des images IRM multi-échelles tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence. Interface homme-machine, Université de Poitiers, thèse de doctorat, 2003.

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

[69] <https://mobiskill.fr/blog/conseils-emploi-tech/quest-ce-que-le-c-et-pourquoi-lutiliser/>

[70] <https://www.journaldunet.fr/web-tech/dictionnaire-du-webmastering/1445316-c-definition-et-presentation-de-ce-langage-de-programmation/>

[71] https://www.fresnel.fr/perso/stout/langage_C/Chap_1_Notions_de_base.pdf

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

[73] (<http://www.bloodshed.net/devcpp.html>).

[74] Brian WEB, Les IRM cérébrales ont leur traducteur automatique
<https://lejournal.cnrs.fr/articles/les-irm-cerebrales-ont-leur-traducteur-automatique>