

République algérienne démocratique et populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique.
Université 20 Aout-1955-skikda.
Faculté des sciences.
Département d'informatique.



MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES
Pour obtenir le Diplôme de
MASTER en SYSTEMES INFORMATIQUES

Combinaison de classifieurs : Bayésien Naïf et KNN Pour la segmentation d'images médicales.

- **Présenté par :**

Boudjelda Amel.

Boukricha Faiza.

- **Encadré par :**

Le professeur Mazouzi Smaine.

Année universitaire 2021-2022

Remerciements

- *Tout d'abord nous rendons grâce à Dieu,
Lui qui nous a permis d'être bien portants
afin d'effectuer ce travail du début jusqu'à la fin.*



Nous remercions nos parents respectifs pour leurs soutiens durant notre parcours de formation .

*Nos remerciements vont, à notre directeur de mémoire, le professeur **Mazouzi Smaine**, il qui nous a guidés avec ses orientations, ses conseils et ses critiques tout au long de ce travail de recherche en nous laissant la liberté dont on avait besoins.*

On ne peut que lui être reconnaissant surtout pour ses qualités intellectuelles et humaines.

Dédicace

Je dédie ce mémoire

*A Ma chère mère **OUARDA***

*A Mon cher père **EL YAZID***

Pour leur patience, leur amour, leur soutien et leurs encouragements.

*A mes frères **MOHAMED**, et **AHMED ABD EL
RAOUF**.*

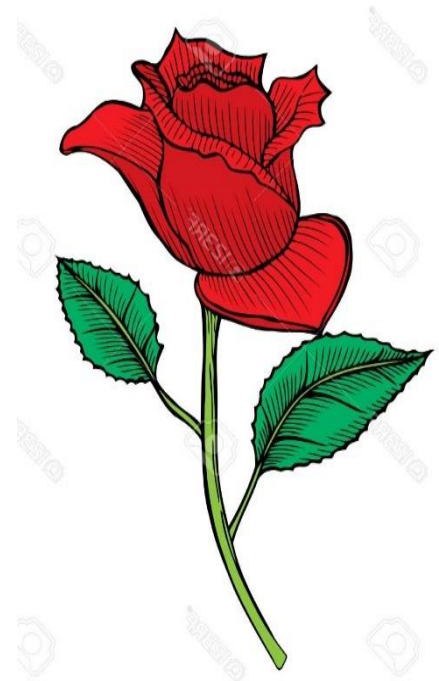
*A mes sœurs **IMEN, ASMA**.*

*A mon petit poussin **ZIAD**.*

*A mon binome et mon amie **FAIZA***

A tous ceux qui m'aiment.

A tous ceux que j'aime.



AMEL.

Dédicace

Je dédie ce mémoire

*A Ma chère mère **HAFIDA***

*A Mon cher père **MESSOUD***

Pour leur patience, leur amour, leur soutien et leurs encouragements.

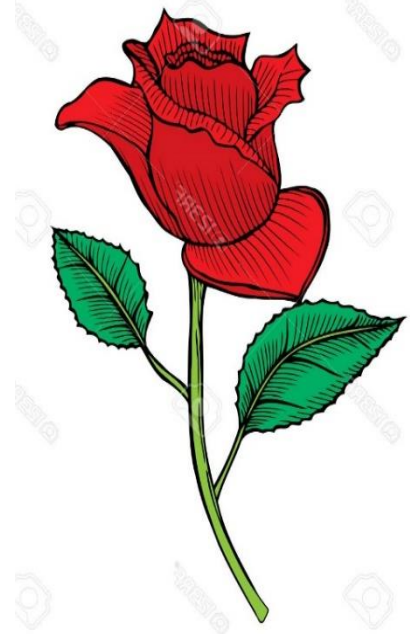
*A mon frère **NASSRADIN**.*

*A mes sœurs **SOUMIA, ZAHRA, RADIA, RAZIKA**.*

*A mon binome et mon amie **AMEL**.*

A tous ceux qui m'aiment.

A tous ceux que j'aime.



FAIZA .

Résumé

Le but de notre travail est de mettre en œuvre des techniques de segmentation d'IRM structurelles du cerveau.

L'objectif de ce travail est le déploiement d'un système de segmentation d'images de résonance magnétiques (IRM), et d'extraire les régions d'intérêt dans la matière cérébrale. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, chacun possédant ses avantages et ses limites d'utilisation.

Dans ce travail, nous utilisons deux types d'algorithmes : Bayésien, KNN, dont le but est de les combiner pour trouver une meilleure technique de segmentation utilisée dans ce domaine.

L'intégration des résultats des deux méthodes, se fait selon un formalisme probabiliste assurant une décision optimale, et permettant d'améliorer les résultats de segmentation. L'expérimentation menée, en utilisant des images fantômes Brain Web, et des images réelles a montré le potentiel de l'approche pour améliorer significativement la segmentation des images à RM.

Abstract

The purpose of our work is to implement structural brain MRI segmentation techniques.

The objective of this work is the deployment of a magnetic resonance image (MRI) segmentation system, and to extract regions of interest in brain matter. There are several image segmentation algorithms, each with its advantages and limitations of use.

In this work, we use two types of algorithms: Bayesian, KNN, whose purpose is to combine them to find a better segmentation technique used in this field.

The integration of the results of the two methods is done according to a probabilistic formalism ensuring an optimal decision, and making it possible to improve the results of segmentation. Minor experimentation, using Brain Web ghost images, and real images showed the potential of the approach to significantly improve MR image segmentation.

ملخص

الهدف من عملنا هو تنفيذ تقنيات تجزئة الدماغ بالرنين المغناطيسي واستخراج المناطق ذات الأهمية في مادة الدماغ.

بالإضافة إلى أن هذا العمل يهدف إلى نشر نظام تجزئة لصور الرنين المغناطيسي.

هناك العديد من خوارزميات تجزئة الصور، ولكل منها مزاياها وقيود استخدامها وفي هذا العمل نستخدم نوعين من الخوارزميات:

Bayesian و KNN

والغرض منها هو دمجها لإيجاد أفضل تقنية تجزئة تستخدم في هذا المجال.

يتم تكامل نتائج الطريقتين وفقاً لشكلية احتمالية تضمن اتخاذ القرار الأمثل، وتجعل من الممكن تحسين نتائج التجزئة. أظهرت التجارب البسيطة، باستخدام صور شبح ويب الدماغ، والصور الحقيقية إمكانات النهج لتحسين تجزئة صورة الرنين المغناطيسي بشكل ملحوظ.

Mots-clés : Segmentation des images médicales, images IRM, KNN, Bayésien, l'apprentissage automatique.

Table Des Matières

	Introduction générale.....	1
	<i>Chapitre 01 : Segmentation des images médicales.....</i>	3
I.	Introduction	4
II.	Définition L'anatomie humaine	4
II.1.	Anatomie du cerveau	4
II.2.	Cartographie du cerveau	5
III.	L'imagerie médicale	8
III.1.	L'IRM (Imagerie par Résonance Magnétique)	9
III.2.	Qu'est-ce qu'une IRM ?.....	9
III.3.	A quoi sert l'IRM ?.....	9
III.4.	Mécanisme d'action.....	10
III.5.	Acquisition des images IRM :	14
III.6.	Caractéristiques des IRM cérébrales.....	15
III.7.	Interprétation d'IRM	19
IV.	Segmentation d'image	19
IV.1	Introduction	19
IV.2	Définition de la segmentation	20
IV.3	Le But de la Segmentions d'images médicales	20
IV.4	Les méthodes de segmentation d'image	21
IV.4.1.	Approche Contour	21
	a. Méthodes dérivatives	22
	b. Les modèles déformables	22
IV.4.2.	L'approche régions	22
	a. Segmentation par fusion de régions (Merge)	23
	b. Segmentation par division de régions (Split)	23
	c. Segmentation par division-fusion (Split and Merge)	23
	d. Croissance des régions	23
IV.4.3.	Segmentation par classification	23
	a. Classification supervisée	24
	b. La classification non supervisée	25
IV.5.	Difficultés liées à la segmentation des images cérébrales	26
V.	Conclusion	27

Table Des Matières

	Chapitre 02 : L'apprentissage Automatique	28
I.	Introduction	29
II.	L'apprentissage automatique	29
III.	Principe	31
IV.	Application	32
V.	Types d'apprentissage	32
V.1.	Apprentissage supervisé	33
V.2.	Apprentissage non supervisé	33
V.3.	Apprentissage semi-supervisé	34
V.4	Apprentissage par renforcement	34
VI.	Les domaines de l'apprentissage automatique	34
VI.1.	Data Mining	34
VI.1.1	Les types de méthodes d'exploration de données	35
		35
	a. Méthodes descriptives	36
	b. Méthodes prédictives	36
VII.	Exploration de données et apprentissage automatique	36
VIII.	Points de différence entre le data mining et l'apprentissage automatique.....	36
VIII.1.	Comment ils travaillent	36
VIII.2.	Les données	37
VIII.3.	Application	37
VIII.4.	Méthodologie	37
VIII.5.	Recherche	37
IX	Les types d'algorithmes d'apprentissage automatique	38
IX.1.	Non paramétrique	38
	a. L'algorithme des k plus proches voisins	38
	b. l'arbre de décision	40
IX.2.	Paramétrique.....	43
	a. Classification naïve bayésienne	43
	b. Algorithme SVM (Machines à vecteurs support)	45
		46
	c. algorithme de k –means	46
X.	Les méthodes d'agrégation	48

Table Des Matières

X.1.	Le boosting	48
X.2.	Bagging	49
XI.	Notion de la classification	49
XII.	Pourquoi combiner des classifieurs	50
XIII.	Définition d'un classifieur dans le cadre de la combinaison	50
XIV.	Conclusion	50
	<i>Chapitre 03: Modélisation du système et l'approche par ensemble de classifieurs.....</i>	51
I.	Introduction	52
II.	La modélisation	52
II.1.	Définition	52
II.2.	La notion de modèle	52
II.3.	Définition d'UML	52
III.	Analyse et conception de l'application	53
III.1.	Objectif de l'application	53
III.2.	Les types de diagramme UML	53
III.2.1.	Diagramme de cas d'utilisation	53
III.2.2.	Le diagramme de séquence	54
III.2.3.	Le diagramme de classe	56
IV.	Le principe de l'approche.....	57
V.	Approche proposée	58
VI.	L'organigramme	59
VII.	Segmentation d'IRM par la Classification des pixels	60
VIII.	Algorithme classification	61
VIII.1.	Algorithme KNN.....	61
VIII.2.	Algorithme naïve de bayes	62
VIII.3.	Combinaison des deux méthodes	63
IX.	Conclusion	65
	<i>Chapitre 04 : IMPLIMENTATION ET REALISATION.....</i>	66
I.	I.Introduction	67
II.	II. Le langage utilisé	67
II.1.	II.1.C++	67
II.2.	Quelles sont les principales utilisations du C++	68

Table Des Matières

II.3.	Les Avantages et les Inconvénients de C++	68
II.3.1.	Les avantages	68
II.3.2.	Les inconvénients	69
III.	L'environnement de développement Utilisé	70
III.1.	Dev C++	70
IV.	Éléments d'implémentation	71
V.	Expérimentation de l'application	72
V.1.	Image d'apprentissage	72
VI.	Résultat de segmentation	74
VII.	Quelque extrait du code de source	75
VII.1.	Segmentation bayésienne	75
VII.2.	Segmentation par KNN	77
VII.3.	Segmentation par Intégration	79
VIII.	Conclusion	80

Liste Des Figures

Figure 1.1 :	Cartographie du cerveau.....	8
Figure 1.2 :	Structure interne d'un appareil IRM.....	10
Figure 1.3 :	a) Axe de rotation des protons à l'état naturel (non-alignés), et b) lorsqu'ils sont soumis à un fort champ magnétique (alignés).....	11
Figure 1.4 :	Exemple d'antennes de radiofréquences utilisées lors de l'acquisition d'images du cerveau.....	12
Figure 1.5 :	Réaction des protons d'hydrogène lors d'une séance d'IRM.....	13
Figure 1.6 :	Gradients selon les 3 axes X, Y et Z, permettant d'obtenir des images en 3D	14
Figure 1.7 :	Acquisition des images IRM du cerveau.....	15
Figure 1.8 :	Effet de volume partiel.....	17
Figure 1.9 :	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.....	18
Figure 1.10 :	Analyse de l'image.....	20
Figure 1.11 :	Segmentation automatique d'image IRM.....	21
Figure 1.12 :	Les méthodes de segmentation par classification.....	24
Figure 1.13 :	Organigramme Général des Approches de segmentation.....	26
Figure2.1:	Classification des chats et des chiens par l'apprentissage automatique.....	31
Figure2.2:	Les différents types de l'apprentissage automatique.....	33
Figure2.3:	Fonctionnement de classification avec méthode kppv.....	38
Figure2.4:	Exemple de classification avec méthode kppv.....	40
Figure2.5:	L'Arbre de décision.....	41
Figure2.6:	Algorithme naïf de bayes.....	44
Figure2.7:	Algorithme machines à vecteurs support (SVM).....	45
Figure2.8:	Fonctionnement de k-means.....	47
Figure 3.1 :	Diagramme de cas d'utilisation.....	54
Figure 3.2 :	Diagramme de séquence.....	55
Figure 3.3 :	Diagramme de classe.....	57
Figure 3.4 :	Données d'apprentissage pour la segmentation de la réalité terrain.....	58
Figure 3.5 :	Combinaison des méthodes de segmentation d'image.....	59
Figure 3.6 :	Principe de classification des pixels par k-NN & Naïve de bayes.....	61
Figure 3.7 :	Principe de la décision bayésienne.....	63
Figure 4.1 :	Interface de Dev C++.....	71

Liste Des Figures

Figure 4.2 :	Image IRM brute.....	72
Figure 4.3 :	Images d'apprentissage.....	73
Figure 4.4 :	Interface principale de l'application.....	74
Figure 4.5 :	La segmentation Bayésienne.....	74
Figure 4.6 :	La Segmentation par KNN.....	75
Figure 4.7 :	La segmentation par Intégration.....	75

Introduction générale

A l'ère du formidable développement scientifique et technologique dont l'humanité a été témoin aujourd'hui, de nouvelles technologies et de nouveaux outils sont apparus qui ont pu faire un grand développement dans divers domaines de la vie, en particulier dans le monde de la médecine et de la santé. Ce sont des techniques d'apprentissage automatique, la machine a pu simuler la capacité humaine à fournir de vraies solutions aux problèmes de santé avec une rapidité et une précision élevées, sur la base de l'énorme quantité de données fournies par le secteur. Notamment la segmentation des images médicales IRM, qui donne un résultat clair pour un diagnostic médical précis.

Le traitement d'images médicales est la première étape de l'analyse d'images médicales, ce qui contribue à rendre les images plus facile et plus claires et à améliorer l'efficacité du diagnostic.

L'imagerie médicale est une technique et un procédé utilisés pour obtenir des images de l'intérieur du corps humain (ou de parties de celui – ci) à des fins diagnostiques, thérapeutiques ou de recherche. Il est considéré comme une branche de l'imagerie biologique.

La segmentation d'images médicales, est une tâche primordiale et importante, permettant aux systèmes et aux humains de situées les organes et les tissus de l'organisme, dont les sièges des lésions qui peuvent existées. Cependant, La segmentation des images médicales est difficile en raison du faible contraste, du bruit et d'autres confusions dans l'imagerie. Bien qu'il existe de nombreuses techniques de vision par ordinateur pour la segmentation d'images.

Pour améliorer la segmentation des données d'IRM cérébrales et d'obtenir des résultats de haute qualité qui permet aux médecins de diagnostiquer avec précision les maladies du cerveau, Dans ce mémoire, nous proposons une méthode basée sur la combinaison des algorithmes de classifieurs pour la classification automatique des données en utilisant les deux classifieurs KNN & Bayésien.

Ce mémoire est organisé comme suit :

Chapitre1: nous présentons le domaine de l'imagerie médicale et la segmentation d'images IRM.

Introduction générale

Chapitre2: nous présentons les concepts de base de l'apprentissage automatique, où nous allons Concentrer sur les méthodes supervisées, dont nous allons utiliser la méthode des k plus Proches voisins (k-NN) et la méthode de bayésienne qui basé sur la probabilité.

Chapitre3: nous présentons la conception de notre application en utilisant quelque diagramme d'UML, et aussi nous expliquerons la classification des pixels par les deux classifieurs utilisant et présente l'organigramme générale de la Combinaison des méthodes de segmentation d'image.

Chapitre4: nous parlerons de L'implémentation et la réalisation de la méthode proposée feront l'objet du dernier chapitre, où nous commençons par présenter l'environnement et le langage de programmation à savoir C++ sous Dev C++. Ensuite, nous montrons quelques interfaces de l'application, et quelques résultats expérimentaux.

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

Chapitre 01:

Segmentation des images Médicales.

I-Introduction :

“La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond. Si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation” [1].

Ce chapitre a été divisé en deux parties, dans la première partie nous présentons l'anatomie cérébrale et l'imagerie médicales IRM. Dans la deuxième partie, nous intéressons sur la segmentation d'image en connaissant les différentes approches les plus importantes dans un système de traitement d'images.

Ensuite, nous allons citer quelques techniques de segmentation d'images médicales IRM, et à la fin de ce chapitre on parle sur les difficultés de segmentation.

II- Définition L'anatomie humaine :

“L'anatomie humaine est l'étude du corps dans toutes ses composantes et selon différentes régions : la tête et le cou, la région dorsale et le système nerveux central, le thorax, l'abdomen, le bassin, les membres. Véritable atlas du corps humain, l'anatomie détaille chaque organe, chaque os, etc., mais aussi leur position au travers de dizaines de planches portant sur le squelette, les muscles, le système cardio-vasculaire, nerveux ou lymphatique, les appareils digestif, respiratoire, reproducteur et urinaire” [2].

II.1. Anatomie du cerveau :

“D'un point de vue philosophique, le cerveau est l'organe qui perçoit, qui pense, et qui agit. C'est donc lui qui permet de donner un sens à l'existence.

Au niveau sociologique, le cerveau est le chef d'orchestre de l'organisme qu'il gère tout en se gérant lui-même. Il est responsable de nos comportements, et donc de nos interactions avec les individus qui composent la société” [3].

Scientifiquement le cerveau constitue un enjeu majeur car il renferme encore des mystères tant dans son développement, dans son fonctionnement normal et pathologique que dans ses facultés d'adaptation. Il est essentiel aujourd'hui de percer les mécanismes de la genèse de nos facultés intellectuelles, de nos émotions, et des comportements moteurs qui en sont l'expression.

Et enfin, le défi médical d'aujourd'hui est de comprendre le cerveau malade dans le cadre de maladies neurologiques (Alzheimer, Parkinson, SLA, sclérose en plaques, épilepsie...) ou psychiatriques (dépression, schizophrénie, autisme, TOC...) pour développer les traitements de demain.

II.2. Cartographie du cerveau :

- **L'encéphale**

“L'encéphale représente la partie majeure du cerveau humain et est associé à des fonctions supérieures comme le contrôle des comportements volontaires. Penser, percevoir, planifier, et comprendre un langage, toutes ces fonctions sont sous le contrôle des hémisphères cérébraux. Le télencéphale est divisé en deux hémisphères : l'hémisphère droit et l'hémisphère gauche. Ces derniers communiquent entre eux par un faisceau de fibres nerveuses appelé corps calleux” [4].

- **Le cortex cérébral**

“À la surface de l'encéphale se trouve une couche de tissu cérébral appelé cortex cérébral. Cette structure est plus communément appelée matière grise en raison de sa couleur grise. L'apparence bosselée du cerveau humain est aussi due aux caractéristiques du cortex cérébral. En effet, plus des deux tiers du cortex est replié dans des circonvolutions, ce qui permet d'en accroître la surface et le nombre de cellules nerveuses” [4].

La fonction du cortex cérébral peut être analysée en divisant le cortex de façon plus ou moins arbitraire en zones, un peu comme l'arrangement géographique en pays et continents.

Le lobe frontal est impliqué dans l'initiation et la coordination des mouvements, dans les tâches cognitives supérieures comme la résolution de problèmes, la pensée, la planification, bien d'autres aspects de la personnalité et de la formation des émotions.

Le lobe pariétal intervient dans les processus sensoriels, l'attention et le langage. Une lésion du côté droit du lobe pariétal peut entraîner des troubles de l'orientation spatiale, même dans des lieux familiers. Si le côté gauche est lésé, les capacités à comprendre le langage parlé ou écrit peuvent être altérées.

Le lobe occipital prend part dans l'information visuelle y compris dans la reconnaissance des formes et des couleurs.

Le lobe temporal joue un rôle dans l'encodage des informations auditives et dans l'intégration des informations provenant des autres modalités sensorielles. Les neurobiologistes pensent également que le lobe temporal intervient dans la mémoire à court terme grâce à l'hippocampe et dans la mémoire des réponses émotionnelles via l'amygdale.

- **Le cerveau antérieur**

‘‘Toutes ces structures forment le cerveau antérieur. Cette structure inclut également des noyaux cérébraux profondément enfouis sous le cortex : les ganglions de la base ; le thalamus et l'hypothalamus. Les noyaux gris centraux aident à la coordination des mouvements et dans les comportements liés à la récompense.

Le thalamus joue un rôle de coordinateur des informations sensorielles allant au cortex ; l'hypothalamus, quant à lui, est le centre de contrôle de l'appétit, des comportements de défense et de reproduction, du cycle veille sommeil’’ [4].

- **Le mésencéphale**

Le mésencéphale est constitué de deux paires de petits renflements appelés colliculi. Ces groupes de neurones jouent un rôle prépondérant dans les réflexes visuels et auditifs et dans le transfert de ces informations vers le thalamus. Le mésencéphale comprend également des îlots de neurones éparpillés dans le système nerveux central jouant un rôle important dans les mécanismes de récompense et dans l'humeur.

- **Le rhombencéphale**

“Le rhombencéphale comprend le pons et le bulbe rachidien. Cette structure permet le contrôle du rythme respiratoire, de l’activité cardiaque et du niveau de glucose dans le sang” [4].

- **Le cervelet**

“Une autre partie du rhombencéphale, nommée cervelet, contient également deux hémisphères. Cette structure intervient dans le contrôle des mouvements et dans des processus cognitifs qui nécessitent une coordination. Il joue un rôle important dans les apprentissages pavloviens” [4].

- **La moelle épinière**

“La moelle épinière est une extension du cerveau dans la colonne vertébrale. Elle reçoit des informations sensorielles de toutes les parties du corps en dessous de la tête. Elle utilise ces informations pour générer les réflexes, par exemple, en réponse à une douleur, et elle transmet également les informations sensorielles au cerveau notamment dans le cortex cérébral” [4].

Par ailleurs, la moelle épinière génère des influx nerveux dans les nerfs qui contrôlent les muscles et les viscères au travers d’activités réflexes ou de commandes volontaires en provenance de l’encéphale.

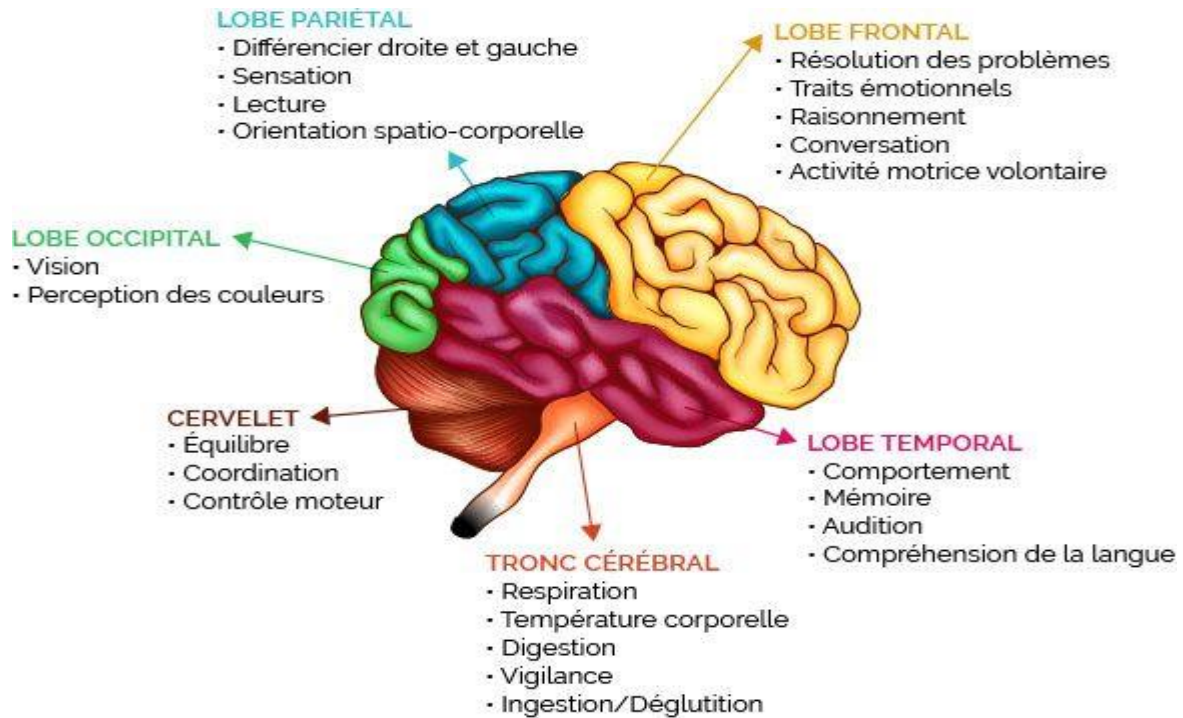


Figure1.1 : Cartographie du cerveau.

III. L'imagerie médicale :

Au cours des vingt dernières années, l'imagerie médicale a connu de grands progrès en raison de sa grande importance et de son rôle efficace dans le traitement de nombreuses maladies telles que l'épilepsie et le cancer... l'identification précise de la lésion facilite déjà le recours à la chirurgie, seule solution thérapeutique pour certains malades.

Aussi, ces techniques aident grandement à mieux comprendre le travail de certains organes encore mystérieux, comme le cerveau.

Parmi les évolutions de l'imagerie médicale, on citera L'IRM :

III.1.L'IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) :

“L'IRM ou Imagerie par résonance magnétique est l'une des techniques d'imagerie médicale les plus récentes. Elle permet de visualiser avec une grande précision les organes et tissus mous, dans différents plans de l'espace. Il est ainsi possible de déterminer la position exacte de lésions autrement invisibles. Réalisé sous la direction d'un médecin radiologue, cet examen ne provoque aucune irradiation. Il ne fait appel en effet, qu'aux propriétés des champs magnétiques” [5].

III.2.Qu'est-ce qu'une IRM ?

IRM signifie imagerie par résonance magnétique. Elle utilise un champ magnétique (aimant) et des ondes radio. Aucune radiation ionisante n'est émise.

Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique.

La salle d'IRM est constituée de :

- “La machine qui se compose d'un tunnel formé d'un aimant à l'intérieur duquel le lit d'examen va entrer ainsi que d'antennes adaptées à la région à explorer.
- Le pupitre de commande derrière lequel se trouve le personnel médical qui est séparé de la machine par une vitre protectrice” [6].

III.3.A quoi sert l'IRM ?

Elle recherche :

- Au niveau du cerveau : des lésions infectieuses ou inflammatoires, des anomalies des vaisseaux, ainsi que des tumeurs ;

- Au niveau de la colonne vertébrale : des hernies discales ;
- Au niveau des articulations : des lésions ligamentaires ou méniscales.

III.4. Mécanisme d'action

Le fonctionnement de l'IRM repose sur quatre composantes : de l'hélium refroidi, un aimant supraconducteur, des ondes radio et des gradients en 3D.

- **Hélium refroidi**

‘L'hélium (en rouge sur la Figure 1.2) permet de refroidir l'aimant de l'IRM, ce qui lui confère sa supraconductivité. À température ambiante, l'hélium est sous forme gazeuse, mais à de très basses températures, il devient liquide. L'hélium refroidi utilisé dans un appareil IRM possède une température proche du zéro absolu (entre 2.5 et 3.5 Kelvin, c.-à-d. autour de -270 degrés Celsius).’[7]

En effet, à cette très basse température, l'aimant n'a plus de résistance et le courant électrique se déplace en circuit fermé, en continu dans l'aimant. C'est ce qu'on appelle la supraconductivité de l'aimant. L'hélium doit conserver sa très basse température en permanence afin de rester liquide. C'est pour cette raison que l'appareil IRM est branché au courant en permanence et que son aimant supraconducteur fonctionne en tout temps.

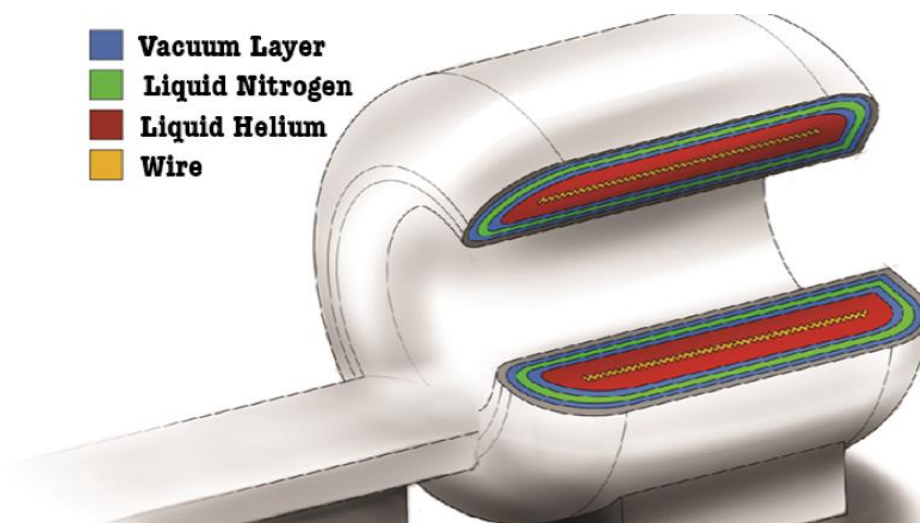


Figure 1.2 : Structure interne d'un appareil IRM

- **Aimant**

“L'aimant principal permet de créer le champ magnétique statique à l'origine d'une aimantation macroscopique mesurable (β_0). Les aimants les plus couramment employés sont les électro-aimants supraconducteurs. Ils sont constitués d'une bobine rendue supraconductrice grâce à un refroidissement par hélium liquide, entouré d'azote liquide. Ils permettent d'obtenir des champs magnétiques intenses et homogènes, mais sont chers et doivent être entretenus régulièrement (recharge de la cuve d'hélium notamment). Une IRM fonctionne en permanence : son champ magnétique est donc toujours présent, même quand l'IRM n'est pas en train d'acquérir des images.

Une caractéristique essentielle d'un aimant supraconducteur est l'intensité du champ produit, mesurée en Tesla (T) ou en gauss. Le champ magnétique émis par une IRM est extrêmement puissant. En comparaison à la Terre, qui émet un champ magnétique de 0.5 gauss, une IRM de 1 Tesla émet un champ magnétique de 10 000 gauss. En pratique clinique courante, l'intensité des champs magnétiques varie entre 0.2 et 3.0 T. En recherche, des aimants ayant des intensités de 3.0 T à 7.0 T sont utilisés. Pour l'imagerie de petits animaux, l'intensité des IRM peut aller bien au-delà de 7.0 T, allant jusqu'à 21 T. Plus l'intensité d'un aimant d'IRM n'est élevée, meilleure sera la résolution des images.”[7]

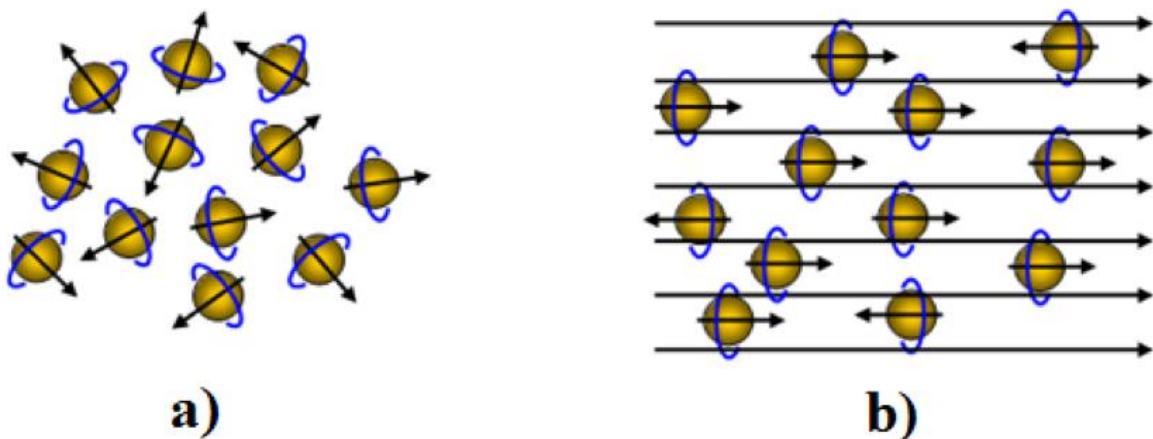


Figure 1.3 : a) Axe de rotation des protons à l'état naturel (non-alignés), et b) lorsqu'ils sont soumis à un fort champ magnétique (alignés).

“Le champ magnétique de l’IRM a un impact sur le comportement des atomes d’hydrogène. L’hydrogène possède un seul proton (qui a une charge positive) qui gravite autour du noyau selon un axe de rotation. À l’état naturel, les axes de rotation des protons d’hydrogène sont aléatoires. Dans l’appareil IRM, les axes de rotation des protons s’alignent au puissant champ magnétique de la machine (Figure 1.3). Or, 63% des atomes du corps humain sont des atomes d’hydrogène. C’est en raison de l’importante proportion d’atomes d’hydrogène dans le corps humain que l’IRM peut en acquérir des images.”[7]

- **Ondes radio**

“Dans l’appareil d’IRM, des antennes (Figure 1.4) émettent des ondes radio dont l’énergie est captée par les tissus du cerveau, notamment par les atomes d’hydrogène présents dans ces tissus. Une onde radio est une onde électromagnétique dont la fréquence est inférieure à 300 GHz, ce qui correspond à une longueur d’onde dans le vide supérieure à 1 millimètre. En plus des émetteurs, l’antenne comporte également des récepteurs permettant de capter le signal émis par les tissus lorsqu’ils libèrent l’énergie.”[7]



Figure 1.4. Exemple d’antennes de radiofréquences utilisées lors de l’acquisition d’images du cerveau.

“Lorsque les ondes radio sont émises dans l’IRM, l’axe de rotation du proton des atomes d’hydrogène change et n’est plus aligné avec le champ magnétique de l’aimant supraconducteur. Ces protons ayant absorbé l’énergie des ondes radio sont dits en état d’excitation (Figure 5C). Après l’arrêt de l’émission d’ondes radio, les protons se relaxent et libèrent l’énergie absorbée pour retourner à leur position initiale en se déphasant progressivement (Figure 5D). Le temps nécessaire pour que ce réalignment au champ magnétique (β_0) soit effectué dépend du type de tissu dans lequel se situe l’atome d’hydrogène. C’est ce qui permet de distinguer les différents tissus, notamment la matière blanche et la matière grise, sur des images IRM.”[7]

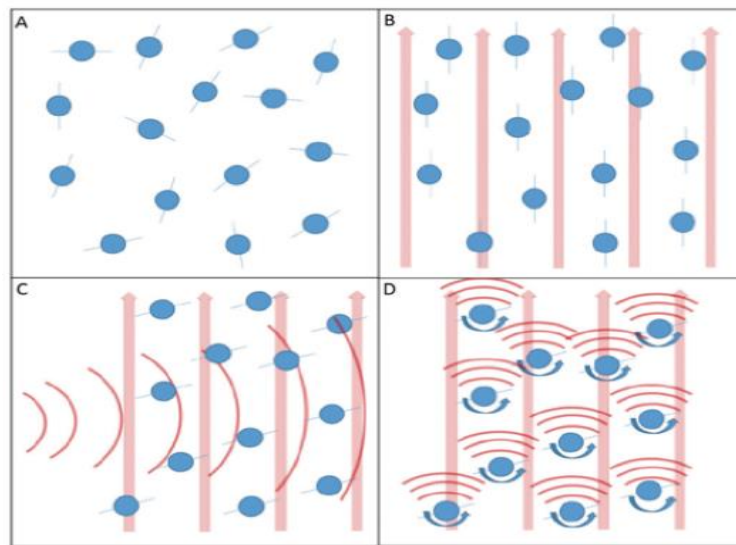


Figure1.5. Réaction des protons d’hydrogène lors d’une séance d’IRM

A) À l’état naturel, les protons d’hydrogène présents dans le cerveau sont alignés dans des directions aléatoires.

B) Dans l’appareil IRM, les protons s’alignent au puissant champ magnétique de la machine.

C) Une impulsion de radiofréquence est appliquée perpendiculairement au champ magnétique et cause un changement temporaire de l’orientation de certains protons.

D) Lorsque l’impulsion de radiofréquence cesse, les protons se réalignent au champ magnétique et émettent de l’énergie, ce qui induit un signal de radiofréquence mesurable capté par l’IRM. Le temps nécessaire pour que ce réalignment soit effectué dépend du type de tissu. C’est ce qui permet de distinguer les différents tissus sur les images IRM .

- **Gradients**

“L'appareil IRM contient des bobines de gradients, placées sur trois axes d'un plan en 3D. Le courant électrique qui passe dans ces bobines de gradients produit une distorsion locale du champ magnétique principal. Cette distorsion est utilisée pour l'encodage spatial des images. Elle permet, sur chaque axe d'un plan en 3D (x, y et z), de localiser un point en particulier. On utilise pour cela trois bobines de gradients ; une pour reconstituer chacun des trois plans des images IRM en 3D (Figure 1.6).”[7]

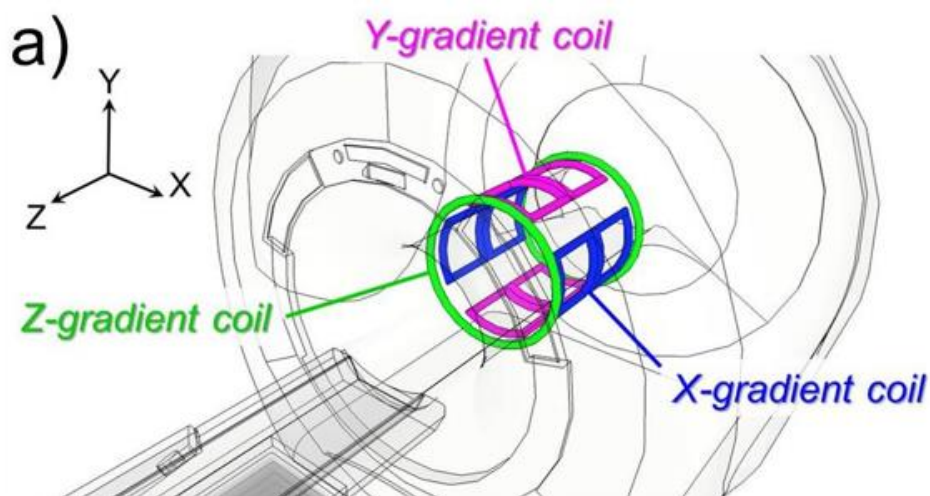


Figure 1.6. Gradients selon les 3 axes X, Y et Z, permettant d'obtenir des images en 3D.

C'est la vibration des gradients qui induit les puissants bruits émis par l'appareil IRM. Ces bruits sont très forts ; dans un appareil IRM 3T, ils peuvent atteindre 130 dB.

III.5. Acquisition des images IRM :

L'imagerie médicale est une révolution pour les sciences et la médecine. Elle permet donc d'établir un bilan sans ouvrir le corps, juste avec l'intermédiaire d'appareils spécifiques à l'image comme l'IRM, la radiographie, l'échographie et bien d'autres encore... Ils ont tous pour but de faciliter la vie des gens mais avec des fonctions différentes. Durant notre travail nous avons constaté que l'IRM est un examen totalement sans danger, contrairement à d'autre technique d'imagerie (comme le scanner par exemple), puisque il n'émet aucune radiation, c'est le corps du patient qui émet un signal non l'appareil lui-même.

De plus l'IRM permet de visualiser la composition des différents tissus (essentiellement en eau et en graisse), elle offre aussi des images de très haute qualité .L'IRM permet également de différencier du tissu cancéreux et du tissu sain au sein du même organe .Aussi cet appareil est le seul à donner une vue en 3D, ce qui permet la détermination de la position exacte d'une lésion, qui était avant invisible.

Cependant L'IRM possède encore quelques inconvénients : un appareil très couteux et pour passer l'examen est aussi couteux pour le patient. De plus, l'examen n'est pas très confortable : le patient allongé dans un tube doit rester immobile, et il subit le bruit de l'appareil. Dans notre travail nous avons présenté principalement les différentes étapes pour avoir une image IRM de qualité, cette qualité dépend, pour un imageur donné, de la séquence d'imagerie utilisée pour acquérir l'image. Le physicien médical dispose ainsi d'un outil lui permettant d'évaluer les performances d'un imageur et de fixer, pour cet imageur, le choix de la séquence d'imagerie qui conduit à la meilleure précision pour la réalisation d'une planification de traitement.

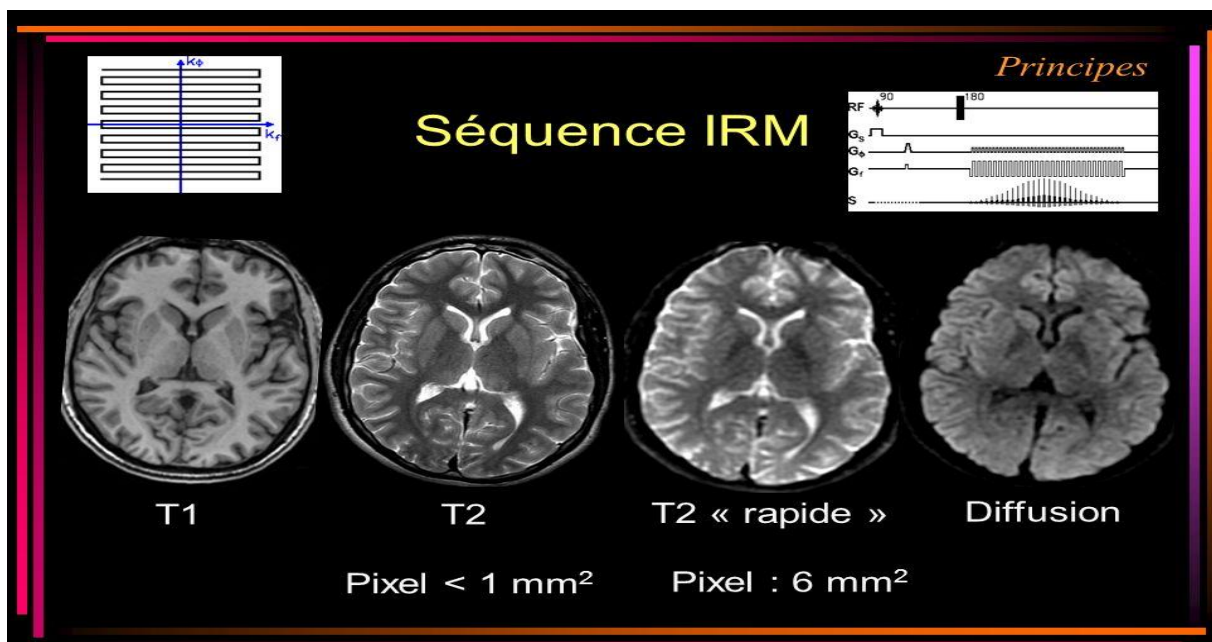


Figure1.7 : Acquisition des images IRM du cerveau.

III.6. 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.

- **Le bruit**

Le bruit a des origines multiples, liées en partie au bruit de l'appareillage. Dans les images par résonance magnétique, l'objectif est d'augmenter le contraste entre les tissus tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal/bruit élevé, ces caractéristiques sont cependant contradictoires et il est nécessaire de trouver un bon compromis entre la résolution et le bruit. Ainsi, on peut doubler la taille des pixels pour multiplier le rapport signal/bruit d'un facteur mais la résolution est divisée par deux. Le choix d'acquisition est donc un facteur déterminant [10].

- **L'effet de volume partiel**

Un autre problème de la segmentation d'images IRM est l'effet de volume partiel qui apparaît lorsque plusieurs types de tissus contribuent au même voxel. Ce problème est de plus en plus pris en compte dans les algorithmes de segmentation. En raison d'une résolution du système d'acquisition limitée, les voxels situés à la frontière entre plusieurs tissus sont composés de deux ou plusieurs tissus. Il est donc nécessaire de prendre en compte ces effets de volume partiel pour obtenir une segmentation fiable des tissus cérébraux. Les méthodes de classification en 3 classes dures (matière blanche, matière grise et liquide céphalo-rachidien) ignorent ce problème et perdent ainsi de l'information sur la structure des tissus [11].



Figure 1.8 : Effet de volume partiel.

Certaines méthodes considèrent l'effet de volume partiel comme un facteur de dégradation Et cherchent à le corriger, alors que d'autres le considèrent comme une propriété de l'image et Cherchent à l'estimer pour obtenir une qualité sous-voxel [12].

- **Les hétérogénéités d'intensité (variation du champ magnétique (inhomogénéité RF))**

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 Radio Fréquence sont en effet responsables de ces variations spatiales lentes de l'intensité des images (voir figure 1.9). 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. La non-uniformité est prise en compte dans la plupart des méthodes de segmentation, soit en la compensant par prétraitement [13], soit en la modélisant au cours de la segmentation.

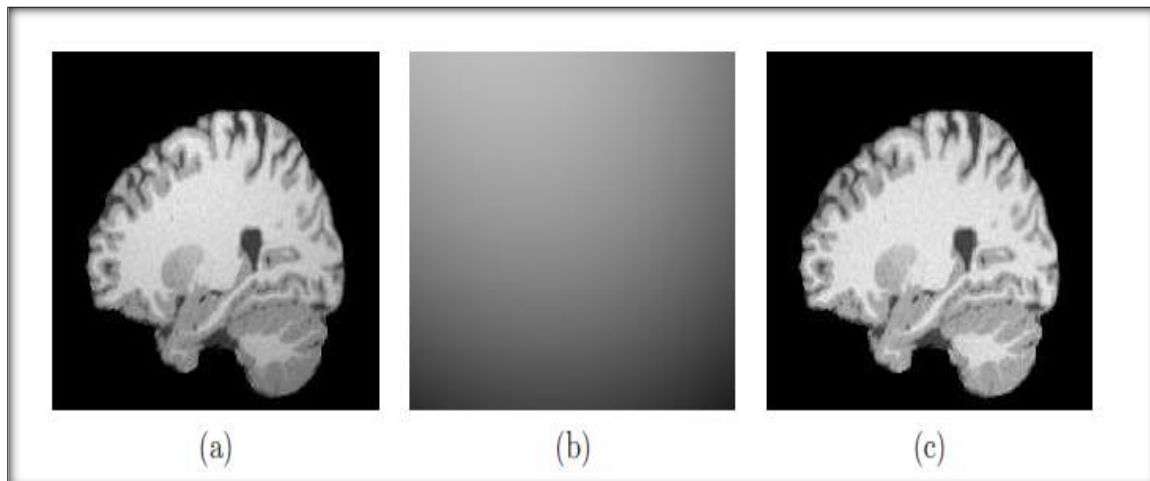


Figure 1.9 : Illustration de l'artefact d'inhomogénéité. (a) correspond à l'image affectée par une hétérogénéité radio fréquence, (b) correspond à l'artefact isolé et (c) à l'image corrigée.

- **Artefact de mouvement**

L'un des artefacts les plus fréquemment rencontré. Il se constitue lorsqu'il y a une translation dans l'espace du segment étudié au cours de l'acquisition [14].

Le mouvement peut provenir de plusieurs sources. Il peut être lié au métabolisme comme La circulation sanguine, les battements cardiaques ou la respiration (déplacement chimique), alors ici on parle des mouvements périodiques. Il peut également être lié au mouvement du patient pendant l'acquisition, comme les mouvements oculaires, la déglutition, le péristaltisme digestif et le flux du liquide cérébro-spinal [12].

Dans tous les cas, le mouvement diminue la qualité de l'image (la dispersion du signal : image floue de la structure en mouvement) et pose des problèmes d'interprétation. Les mouvements de la tête, sont responsables d'artefacts dans les IRM cérébrales.

- **Autres artefacts**

D'autres artefacts perturbent l'acquisition mais sont difficilement corrigibles en post-traitement, parmi ceux-ci on cite : l'artefact lié à un défaut de linéarité des gradients, source de distorsions géométriques, l'artefact de décalage chimique, lié à des interactions entre les protons et leur environnement, source d'apparition de faux contours mais se manifeste peu en imagerie cérébrale, l'artefact de troncature, lié à la transformée de Fourier inverse discrète est source d'une alternance de bande d'hypo et d'hyper signal et l'artefact de repliement, lié à la taille du champ de vue lors de l'acquisition, est source de repliement des structures[15].

III.7. Interprétation d'IRM :

‘‘Une acquisition IRM produit un volume 3D de données dont chaque élément est appelé voxel (volume élément). Interpréter l’image consiste à en produire une description symbolique, c’est-à-dire à reconnaître et à décrire les différentes entités qui la composent. Parmi les outils d’interprétation, la segmentation (ou étiquetage) est un maillon crucial dans de nombreuses applications et analyses quantitatives. Le but est, à partir d’une ou plusieurs images, d’attribuer à chaque voxel une étiquette pour en donner une description.

L’interprétation automatique des IRM cérébrales est donc devenue un enjeu majeur. Les médecins et les chercheurs en sciences cognitives ont besoin d’outils fiables pour les assister dans leur prise de décision et dans l’interprétation de la masse d’information créée.

Dans le cadre de la segmentation d’IRM cérébrales, on considère généralement différents niveaux de description ‘‘[15] :

- 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 en structures, qui décrit l’appartenance de chaque voxel à une structure cérébrale connue : thalamus, putamen, système ventriculaire, etc. Elle permet d’en étudier le volume lors de pathologies dégénératives (maladies de Huntington, de Parkinson, de Alzheimer), de dissocier matière grise du cortex et matière grise des structures sous-corticales, etc.

- 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.

IV-Segmentation d’image :

IV.1.Introduction :

“Le processus d’analyse d’image être défini comme l’ensemble des méthodes et outil permettant de décrire quantitativement le contenu d’une image.

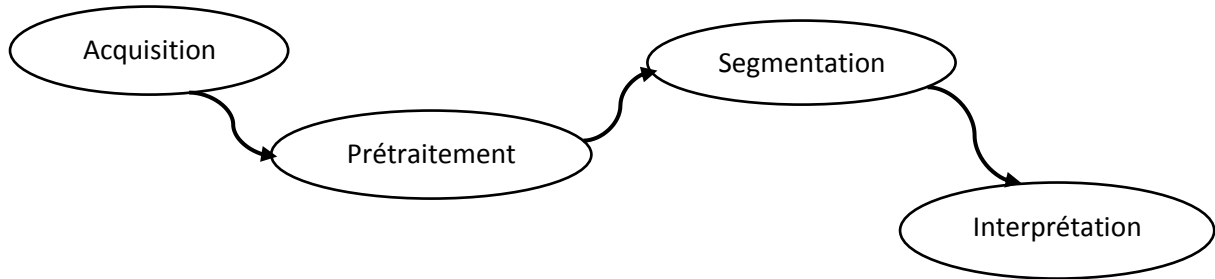


Figure1.10 : Analyse de l’image.

La segmentation d’image est une étape très importante et critique d’analyse d’image, donc une bonne segmentation d’image donnée une bonne analyse d’image car c’est à partir de l’image segmentée que les mesures sont effectuées pour l’extraction des paramètres discriminants en vue de la classification ou de l’interprétation. L’objectif de la segmentation est d’établir une description compacte et représentative de son contenu informationnel, plus exploitable que l’ensemble de ses points. Il s’agit de procéder à l’extraction d’indices visuels (primitives) pertinents, suffisamment corrélés avec les entités qui composent la scène d’où l’image est prise. La diversité des travaux menés dans le but de la compréhension de la vision humaine montre la complexité de la notion d’indice visuel et qu’il est bien difficile d’en donner une définition précise. Un indice visuel peut être défini comme une information perceptible directement à partir de la visualisation de l’image (contours, régions)” [8].

IV.2. Définition de la segmentation :

"La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l’image A en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu’aucune région ne soit vide, l’intersection entre deux régions soit vide et l’ensemble des régions recouvre toute l’image. Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines". [8]

IV.3.Le But de la Segmentions d’images médicales :

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

De nombreuses études des tissus du cerveau dans les images d'IRM ont été effectuées et rapportées dans la littérature, telles que des techniques basées sur les réseaux neuronaux, la logique floue, des méthodes statistiques.

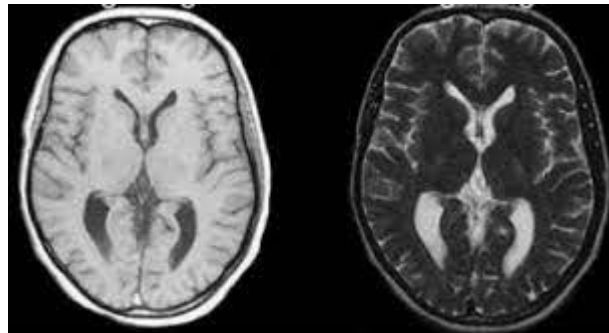


Figure1.11 : Segmentation automatique d'image IRM.

IV.4.Les méthodes de segmentation d'image :

IV.4.1. Approche Contour :

“Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un Changement brutal de l'intensité lumineuse.

Dans l'approche ” contour ”, on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes.

En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions. Il existe plusieurs méthodes de segmentation par contour qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, les méthodes Analytiques et les méthodes déformables'' [8].

- **Les méthodes d'approche Contour :**

- a. Méthodes dérivatives :**

“Les méthodes dérivatives sont très faciles à l'implémentation ainsi que leur temps de calcul relativement court, et leur résultat satisfaisant pour des images non bruitées. Leur inconvénient est qu'elles sont très sensibles au bruit.

- **Calcul du Gradient :**

Les contours dans une image étant caractérisés par une forte variation de contraste. Il est évident de chercher un opérateur permettant de caractériser les zones où les niveaux de gris augmentent ou diminuent très vite. La dérivée (le gradient) répond tout à fait à ce problème.

- **L'approche du laplacien :**

L'opérateur gradient de second ordre (Laplacien) peut être calculé par convolution d'un des deux masques M1, M2 qui utilisent respectivement 4 et 8 voisinages connectés.

- b. Les modèles déformables :**

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés, parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux.

IV.4.2.L'approche régions :

Les méthodes de l'approche région cherchent à différencier les régions en utilisant les propriétés de l'image telles que la couleur, texture, forme...etc. Ces méthodes utilisent

principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels. Nous proposons dans la suite les différentes méthodes de segmentation de type région.

a. Segmentation par fusion de régions (Merge) :

Les techniques de réunion sont des méthodes ascendantes où tous les pixels sont visités. Pour chaque voisinage de pixel, un prédicat P est testé. S'il est vérifié les pixels correspondants sont regroupés dans une région. Après le parcours de toute l'image, les groupes de voisinages se voient appliquer le même test, et sont réunis si P est vérifié. Le processus est itéré jusqu'à satisfaction d'un critère d'arrêt.

b. 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 jusqu'à l'obtention de classes homogènes [14]

c. Segmentation par division-fusion (Split and Merge) :

Son principe est de combiner les deux dernières méthodes présentées afin de pallier à leurs inconvénients de la manière suivante :

Une première étape de division donne comme résultat, une image divisée en plusieurs régions. Par la suite, une étape de fusion intervient afin de corriger le résultat obtenu par la première étape, en regroupant les régions similaires. Ce procédé est répété jusqu'à l'obtention d'une segmentation''. [8]

d. Croissance des régions :

''C'est une technique ascendante : on part d'un ensemble de petites régions uniformes dans l'image (de taille d'un ou de quelques pixels) où les points sélectionnés représentent les régions initiales. Ces régions croient au fur et à mesure par l'incorporation des pixels les plus similaires jusqu'à ce que l'image soit couverte'' [8].

IV.4.3.Segmentation par classification :

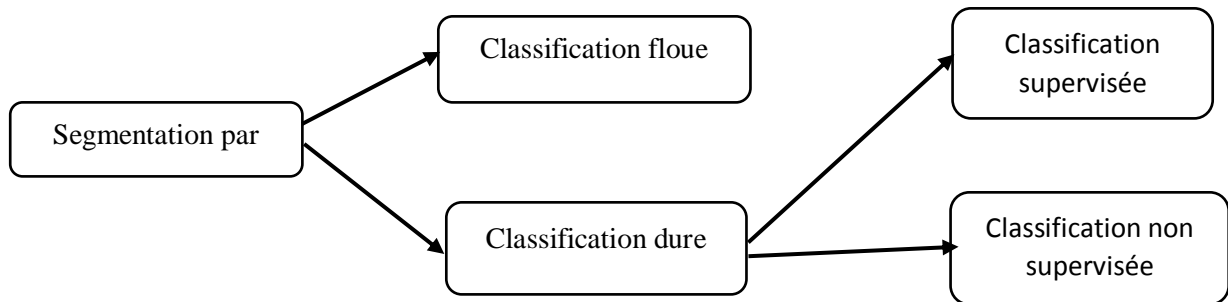


Figure 1.12 : Les méthodes de segmentation par classification.

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

▪ **Classification floue :**

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

▪ **Classification dure :**

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

a. **Classification supervisée :**

“Dans la classification supervisée, le nombre de classes est connu et on dispose d'un ensemble de pixels déjà étiquetés, servant d'ensemble d'apprentissage. Il s'agit alors de pouvoir associer chaque nouveau pixel à la classe la plus adaptée en se servant des pixels déjà étiquetés.” [9]

Permet les méthodes de cette classification : Permet les méthodes de cette classification :

1. K plus proches voisins (KNN).
2. Régression logistique.
3. Arbres de décision.
4. Réseaux de neurones.

5. SVM.....etc.

b. La classification non supervisée :

“Dans la classification non supervisée, aucune information sur le nombre et le contenu des classes possible n’est fourni. L’objectif est alors de pouvoir regrouper automatiquement des pixels considérés similaires dans une même classe. Dans ce cas il s’agira de définir une fonction de similarité entre pixels qui sera maximum entre les pixels d’une même classe et minimum avec ceux des autres classes.” [9]

Il existe plusieurs familles de méthodes de classification non supervisée. Les plus communes sont :

1. la classification hiérarchique ;
2. la classification non hiérarchique, par exemple la méthode des k-moyennes (k-means) ;
3. la classification basée sur une densité ;
4. la classification basée sur des modèles statistiques/probabilistes, par exemple un mélange de lois normales. Les techniques de classification sont des méthodes qui permettent de regrouper les objets qui sont plus homogènes en des groupes ou classes. Les objets appartenant à la même classe ont des caractéristiques qui les distinguent des autres classes.

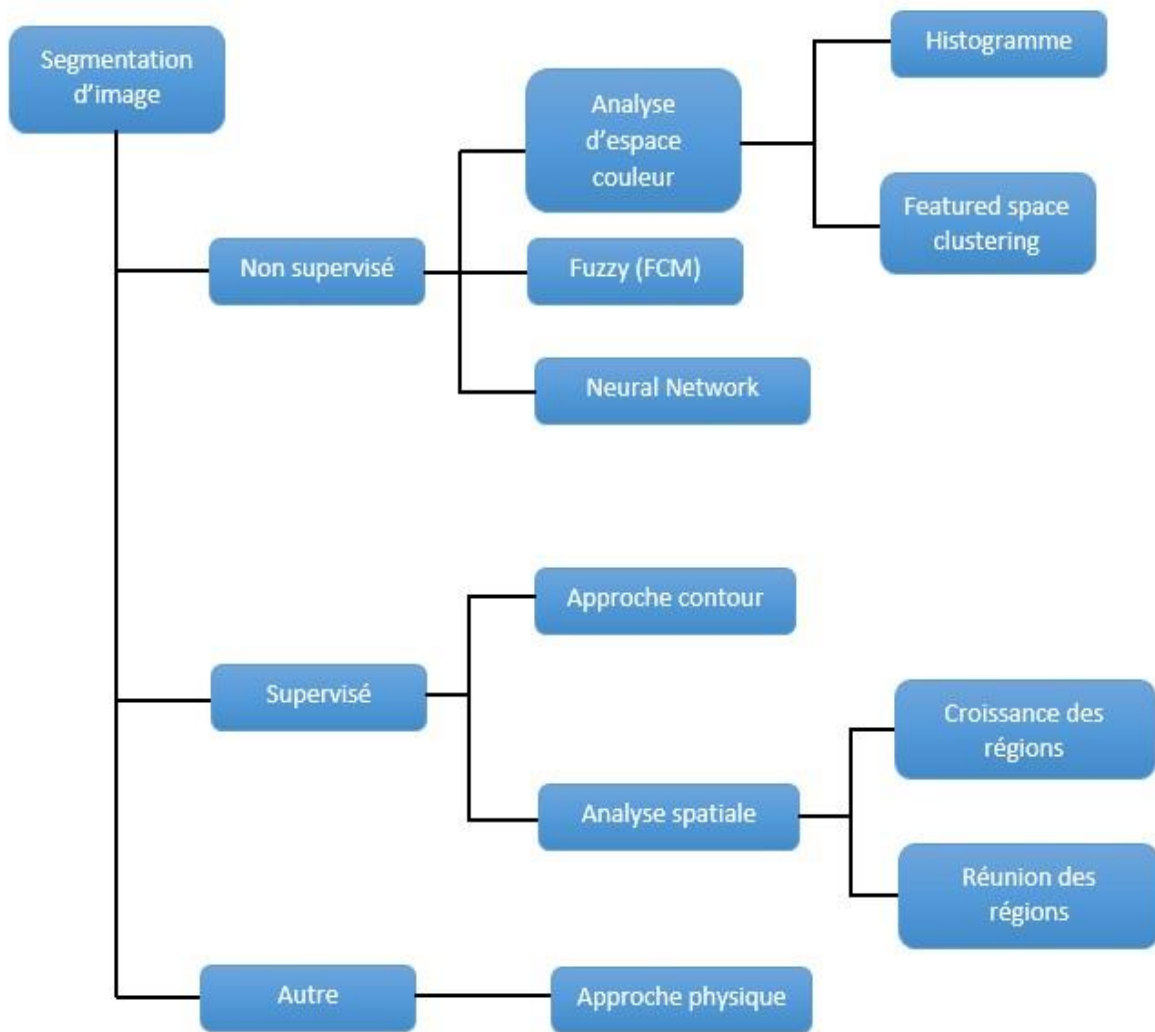


Figure 1.13 : Organigramme Général des Approches de segmentation.

IV.5. Difficultés liées à la segmentation des images cérébrales :

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

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

V. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté l'imagerie médicale IRM et les méthodes les plus utilisées pour la segmentation. Nous avons vu que la segmentation par classification permet de regrouper des objets en classes. Par contre, les méthodes (croissance de régions et division-fusion) sont utilisées pour la segmentation des images, en regroupant les objets suivant les critères d'homogénéités, on a vu aussi les techniques de la construction d'un ensemble de classifieurs en se basant sur les méthodes d'apprentissage supervisés (connaissance a priori).

Ensuite on a citez quelque travaux concernant la segmentation d'images IRM. Et enfin nous avons discuté sur quelques difficultés de la segmentation des images médicales.

Dans le chapitre suivant nous avons présenté la notion de l'apprentissage automatique et leurs différents types...etc.

Chapitre 02 :

L'apprentissage Automatique.

I. Introduction :

L'apprentissage automatique est un moyen d'atteindre l'intelligence artificielle elle est essentiellement la méthode de base pour rendre les ordinateurs intelligents, et ses applications couvrent tous les domaines de l'intelligence artificielle, et il utilise principalement l'induction et la synthèse plutôt que la déduction.

Dans ce chapitre nous avons présenté la notion de l'apprentissage automatique et leurs différents types, et aussi les domaines dont il dépend : l'intelligence artificielle et data mining. Ensuite, nous allons citer les types d'algorithmes d'apprentissage : non paramétrique (k plus proche voisin, arbre de décision,) et paramétrique (Naïve de bayes, SVM), et ainsi que les méthodes d'agrégation).

II. L'apprentissage automatique :

L'apprentissage automatique (en anglais : machine learning, litt. « Apprentissage machine »), apprentissage artificiel¹ ou apprentissage statistique est une branche de l'intelligence artificielle qui s'intéresse à la conception et au développement d'algorithmes et de techniques permettant aux ordinateurs « d'apprendre ».

Les algorithmes d'apprentissage automatique utilisent des statistiques pour trouver des modèles dans d'énormes quantités de données. et ce mot (c'est-à-dire des données) comprend beaucoup de choses: des chiffres, des mots, des images, des clics, etc. en bref: les algorithmes d'apprentissage automatique peuvent tout apprendre s'ils peuvent être stockés numériquement.

Les algorithmes d'apprentissage automatique apprennent un ensemble d'étapes nécessaires pour arriver à un résultat grâce à un processus d'apprentissage des données.

Illustrons l'idée par un exemple: l'enfant apprend à faire la distinction entre les bananes et les pommes en les regardant plusieurs fois, il apprend donc à déterminer si le fruit devant lui est une pomme ou une banane. De la même manière, l'algorithme apprend en l'entraînant sur des ensembles de données afin qu'il puisse apprendre les règles nécessaires pour y reconnaître des modèles..

“L'apprentissage automatique comporte généralement deux phases. La première phase consiste à estimer un modèle à partir de données, appelées observations, qui sont disponibles et en nombre fini, lors de la phase de conception du système. L'estimation du modèle consiste à résoudre une tâche pratique, telle que traduire un discours, estimer une densité de probabilité, reconnaître la présence d'un chat dans une photographie ou participer à la conduite d'un véhicule autonome. Cette phase dite « d'apprentissage » ou « d'entraînement » est généralement réalisée préalablement à l'utilisation pratique du modèle. La seconde phase correspond à la mise en production : le modèle étant déterminé, de nouvelles données peuvent alors être soumises afin d'obtenir le résultat correspondant à la tâche souhaitée. En pratique, certains systèmes peuvent poursuivre leur apprentissage une fois en production, pour peu qu'ils aient un moyen d'obtenir un retour sur la qualité des résultats produits.” [16]

Selon les informations disponibles durant la phase d'apprentissage, l'apprentissage est qualifié de différentes manières.

Si les données sont étiquetées (c'est-à-dire que la réponse à la tâche est connue pour ces données), il s'agit d'un apprentissage supervisé.

“On parle de classification ou de classement si les étiquettes sont discrètes, ou de régression si elles sont continuées. Si le modèle est appris de manière incrémentale en fonction d'une récompense reçue par le programme pour chacune des actions entreprises, on parle d'apprentissage par renforcement. Dans le cas le plus général, sans étiquette, on cherche à déterminer la structure sous-jacente des données (qui peuvent être une densité de probabilité) et il s'agit alors d'apprentissage non supervisé.” [16]

L'apprentissage automatique peut être appliqué à différents types de données, tels des graphes, des arbres, des courbes, ou plus simplement des vecteurs de caractéristiques, qui peuvent être des variables qualitatives ou quantitatives continues ou discrètes.

L'objectif de l'apprentissage automatique est de rendre les systèmes capables d'apprendre et de se développer automatiquement, par l'expérience et sans avoir besoin d'effectuer des opérations logicielles, et donc l'apprentissage automatique donne aux programmes informatiques la capacité d'accéder et d'utiliser les données directement, sans intervention humaine dans ce processus.

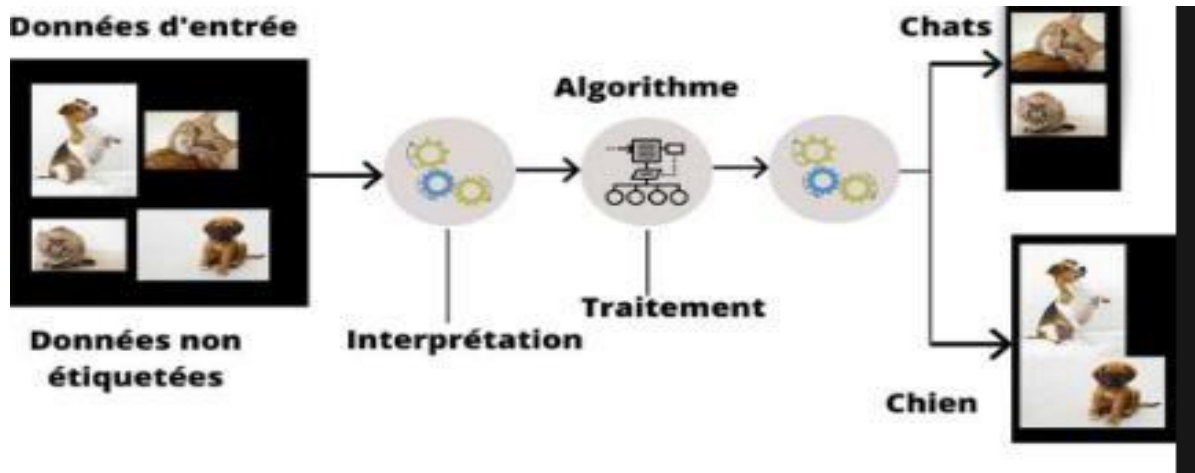


Figure2.1 : classification des chats et des chiens par l'apprentissage automatique.

Cette figure représenté la classification des chats et des chiens par l'apprentissage automatique, Nous remarquons dans la figure des images de chats et des chien qui non sont pas nommés (données d'entrée non étiquetées), l'algorithme d'apprentissage automatique fonctionne en s'entraînant sur ces données par l'observation, et il observe les images et en identifiant les caractéristique (featur) de chaque image et en recherchant des modèles similaires afin que la machine puisse de classer les chats dans la classe des chats, et les chiens dans la classe des chiens et c'est à travers observé la machine des caractéristiques similaires.

III. Principe :

L'apprentissage automatique (AA) permet à un système piloté ou assisté par ordinateur comme un programme, une IA ou un robot, d'adapter ses réponses ou comportements aux situations rencontrées, en se fondant sur l'analyse de données empiriques passées issues de Bases de données, de capteurs, ou du web.

L'AA permet de surmonter la difficulté qui réside dans le fait que l'ensemble de tous les comportements possibles compte tenu de toutes les entrées possibles devient rapidement trop complexe à décrire et programmer de manière classique (on parle d'explosion combinatoire). On confie donc à des programmes d'AA le soin d'ajuster un modèle pour simplifier cette complexité et de l'utiliser de manière opérationnelle. Idéalement, l'apprentissage visera à être non supervisé, c'est-à-dire que les réponses aux données d'entraînement ne sont pas fournies au modèle. [16]

Ces programmes, selon leur degré de perfectionnement, intègrent éventuellement des capacités de traitement probabiliste des données, d'analyse de données issues de capteurs, de reconnaissance (reconnaissance vocale, de forme, d'écriture...), de fouille de données, d'informatique théorique

IV. Application :

L'apprentissage automatique est utilisé dans un nombreuses applications pour doter des ordinateurs ou des machines de capacité d'analyser des données d'entrée comme : perception de leur environnement (vision, Reconnaissance de formes tels des visages, segmentation d'image, langages naturels, caractères dactylographiés ou manuscrits ; moteurs de recherche, analyse et indexation d'images et de vidéo, en particulier pour la recherche d'image par le contenu ; aide aux diagnostics, médical notamment, bio-informatique, chémo informatique ; interfaces cerveau-machine ; détection de fraudes à la carte de crédit, cyber sécurité, analyse financière, dont analyse du marché boursier ; classification des séquences d'ADN ; jeu ; génie logiciel ; adaptation de sites Web ; robotique (locomotion de robots, etc.)

▪ **Exemples :**

“Un système d'apprentissage automatique peut permettre à un robot ayant la capacité de bouger ses membres, mais ne sachant initialement rien de la coordination des mouvements permettant la marche, d'apprendre à marcher. Le robot commencera par effectuer des mouvements aléatoires, puis, en sélectionnant et privilégiant les mouvements lui permettant d'avancer, mettra peu à peu en place une marche de plus en plus efficace.

La reconnaissance de caractères manuscrits est une tâche complexe car deux caractères similaires ne sont jamais exactement identiques. Il existe des systèmes d'apprentissage automatique qui apprennent à reconnaître des caractères en observant des « exemples », c'est à-dire des caractères connus.” [17]

V. Types d'apprentissage : Il existe plusieurs types différents d'apprentissage utilisé en apprentissage automatique :

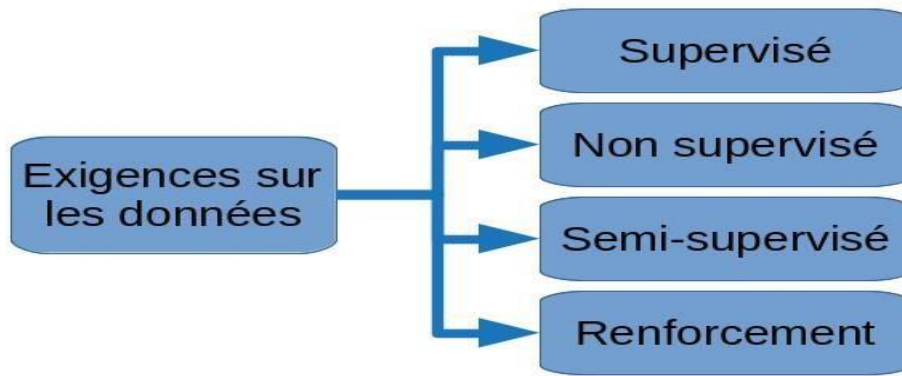


Figure2.2 : les différents types de l'apprentissage automatique.

V.1. Apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé qui est l'un des types les plus utilisés, car il est essentiel dans ce domaine, et il entraîne un algorithme d'apprentissage automatique basé sur des données nommées, et nécessite donc que les données soient appelées avec précision, afin d'éviter toute erreur en cours d'utilisation, et ces données nommées sont souvent une phrase à propos d'un petit ensemble de données d'entraînement avec lequel travailler.

Cela fonctionne pour donner à l'algorithme une idée de base des problèmes qui peuvent survenir, des moyens de les résoudre et des points de données qui doivent être traités, et les algorithmes d'apprentissage automatique surveillés sont de nature sophistiquée, car ils continuent à effectuer des opérations d'amélioration, et découvrez des modèles de nouvelles relations tout en les formant sur d'autres nouvelles données.

Ex :'' L'analyse discriminante linéaire ou les SVM en sont des exemples typiques. Autre exemple : en fonction de points communs détectés avec les symptômes d'autres patients connus (les exemples), le système peut catégoriser de nouveaux patients au vu de leurs analyses médicales en risque estimé (probabilité) de développer telle ou telle maladie.''[17]

V.2. Apprentissage non supervisé :

Et ce type d'éducation traite des données sans nom, et donc il n'a pas besoin de la présence d'un humain pour rendre l'ensemble de données lisible automatiquement, ce qui permettra l'entrée du plus grand ensemble de données par le programme.

Ainsi, ce le type d'éducation sera polyvalent, non limité à un type, et les algorithmes d'apprentissage non supervisé, pourront s'adapter à différentes données, permettant un développement ultérieur même après le processus de traitement, qui manque à la première méthode qui est surveillé.

V.3. Apprentissage semi-supervisé :

‘Effectué de manière probabiliste ou non, il vise à faire apparaître la distribution sous-jacente des exemples dans leur espace de description. Il est mis en œuvre quand des données (ou « étiquettes ») manquent... Le modèle doit utiliser des exemples non étiquetés pouvant néanmoins renseigner. Ex. : En médecine, il peut constituer une aide au diagnostic ou au choix des moyens les moins onéreux de tests de diagnostic.’[17]

V.4. Apprentissage par renforcement :

L'apprentissage par renforcement est directement inspiré de la façon dont les humains apprennent à partir de données dans un monde réel .il crée un algorithme qui améliore constamment ses performances, apprend des situations émergentes grâce à l'utilisation d'une méthode d'essais et d'erreurs, et ainsi encouragera et renforcera toutes les sorties positives et découragera les sorties négatives.

VI. Les domaines de l'apprentissage automatique :

Le principe domaines de l'apprentissage automatique est les fouilles de données (data mining).

VI.1/Data Mining :

L'exploration de données est le processus d'intégration des méthodes traditionnelles d'analyse de données avec des algorithmes complexes afin d'extraire des informations utiles et précises, partir d'une énorme quantité de données inutilisées, à utiliser plus tard pour prédire un événement dans le futur.

La fouille de données vise à découvrir, dans les grandes quantités de données, les informations précieuses qui peuvent aider à comprendre les données ou à prédire le Comportement des

données futures. Le datamining utilise depuis son apparition plusieurs Outils de statistiques et d'intelligence artificielle pour atteindre ses objectifs.

La fouille de données s'intègre dans le processus d'extraction des connaissances à partir Des données ECD ou (KDD : Knowledge Discovery from Data en anglais).

Ce domaine en pleine expansion est souvent appelé le data mining.

Exemple :

Trouver une prescription pour un malade (patient) à travers des fichiers médicaux antérieurs.

VI.1.1. Les types de méthodes d'exploration de données :

Il existe deux principaux types de fouille de données : les méthodes descriptives et les méthodes prédictives.

a. Méthodes descriptives :

“Les méthodes descriptives de foragé de données cherchent à mettre en valeur des informations pertinentes, mais qui sont au départ noyées dans une masse de données l'objectif ? Synthétiser les data, afin de représenter de façon simplifiée une situation réelle. ” [18]

Voici les 3 types d'analyse descriptive issues du data mining :

➤ **Description :**

“Ce type d'analyse a pour but de décrire les tendances et modèles cachés au sein des données à disposition. Cela sert à expliquer ou vérifier une hypothèse.

➤ **Classification :**

La classification consiste à créer des sous ensemble de données similaires, afin d'obtenir une vision générale de l'ensemble à l'aide de l'exploration de data.les information sont classifiées selon des critères bien précis, en fonction d'une problématique définie.

➤ **Association :**

Cette méthode de data mining se concentre sur la possible corrélation entre deux évènements.

Elle s'efforce d'expliquer de quelle façon un fait est lié à un autre, afin de mieux comprendre des comportements ou des tendances.”[19]

b. Méthodes prédictives :

“Les méthodes prédictives de l’exploration de données s’appuient sur des informations connues pour deviner de futures données, on recherche ici une variable « cible », c’est-à-dire une donnée dont on souhaite connaître la valeur. ” [19]

Cette méthode de data mining se décompose en 3 phases :

- **Estimation** : l’estimation établit le lien entre une combinaison de critères et une valeur cible unique.
- **Segmentation** : il s’agit de classer des données en fonction de critère qui déterminent leurs valeurs. Les sociétés peuvent ainsi segmenter les consommateurs ou prospects selon leur caractéristiques comme leur âge, sexe ou lieu d’habitation.
- **Prévision et prédiction** : cette technique d’analyse issue du data mining vise à estimer et prédire des valeurs et tendance futures. sa finalité : découvrir des structures qui peuvent mener à des prédictions et modèles vraisemblables. Par exemple pour un site e-commerce : il est intéressant de prédire quel type de produit un client sera amené à choisir en fonction de ses achats précédents.

VII. Exploration de données et apprentissage automatique :

“Bien que l'apprentissage automatique soit complètement différent avec l'exploration de données, ils sont généralement similaires les uns aux autres. L'exploration de données est le processus d'extraction de modèles cachés à partir de données volumineuses, et l'apprentissage automatique est un outil qui peut également être utilisé pour cela. Le domaine de l'apprentissage automatique s'est encore développé grâce à la création de l'IA.”[20]

Les Data Mining sont généralement très intéressés par l’apprentissage automatique, l’exploration de données et l’apprentissage automatique collaborent de manière égale pour le développement de l’IA ainsi que pour les domaines de recherche.

VIII. Points de différence entre le data mining et l’apprentissage automatique :

Il existe des points de différence entre ces deux notions technologiques à plusieurs niveaux:

VIII .1. Comment ils travaillent :

Exploration de données : le processus d'exploration de données commence à partir de données dispersées et non structurées pour obtenir des informations compréhensibles et des modèles importants.

Apprentissage automatique : L'apprentissage automatique utilise plusieurs types d'algorithmes.

VIII.2. Les données :

Exploration de données : L'exploration de données extrait des données de divers magasins de données.

Apprentissage automatique : L'apprentissage automatique est le processus de lecture par une machine liée au logiciel système.

VIII.3. Application :

Exploration de données : L'exploration de données extrait des données de zones spécifiques.

Apprentissage automatique : Les techniques d'apprentissage automatique que nous pouvons appliquer à tous les domaines et à tous les paramètres.

VIII.4. Méthodologie :

Exploration de données : L'exploration de données est utilisée pour obtenir des règles à partir de données.

Apprentissage automatique : l'apprentissage automatique permet à l'ordinateur d'apprendre et de comprendre plusieurs règles spécifiques afin que l'ordinateur devienne intelligent.

VIII.5. Recherche :

Exploration de données : L'exploration de données est un domaine de recherche qui utilise des techniques telles que l'apprentissage automatique.

Apprentissage automatique : L'apprentissage automatique est une méthodologie qui permet aux machines d'effectuer des tâches intelligentes.

IX. Les types d'algorithmes d'apprentissage automatique :

On va s'intéresser sur les algorithmes d'apprentissage supervisé et non supervisé pour l'apprentissage automatique.

Il existe deux types :

IX.1. Non paramétrique :

‘Les approches dites non paramétriques basé sur l’hypothèse : plus deux individus sont proches, plus ils ont de chances de faire partie de la même classe. En plus ce que distingue cette approche est qu’on ne fait aucunes hypothèses sur le modèle que suivent les données.’[21]

C'est le cas des arbres de décision, les k plus proches voisin.

a.L'algorithme des k plus proches voisins :

L'algorithme des k plus proches voisins Est un algorithme d'apprentissage supervisé, il est nécessaire d'avoir des données labellisées. À partir d'un ensemble E de données labellisées, il sera possible de classer (déterminer le label) d'une nouvelle donnée (donnée n'appartenant pas à E).

La méthode des ‘k plus proches voisins ‘ fait partie des méthodes les plus simple d'apprentissage supervisé pouvant être utilisée pour les cas de régression et de classification.

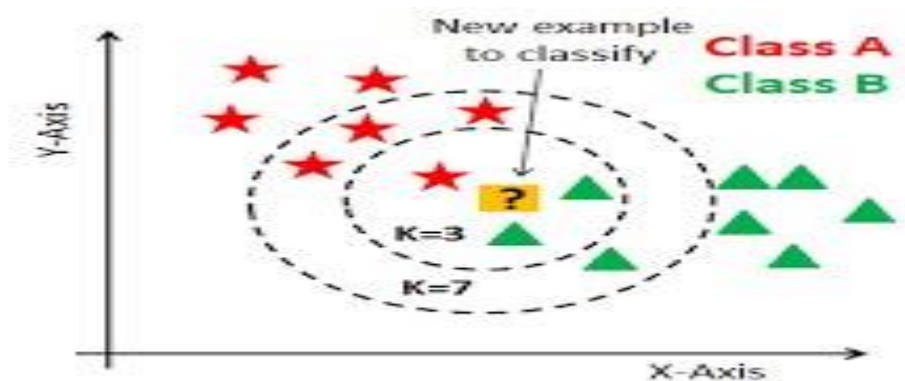


Figure2.3 : Fonctionnement de classification avec méthode kppv

Cette figure représente le vecteur de caractéristique de fonctionnement de l'algorithme, nous traçons les données de notre ensemble d'apprentissage sur un espace d'entités 2D. Comme indiqué, nous avons un total 15 données (la classe A lui appartenir 7 données en rouge et la Classe B lui appartenir 8 données en vert) , carré de données jaune représente le nouveau point pour lequel la classe sera prédite. Évidemment, nous disons qu'il appartient à la classe A.

Pourquoi ?

Parce que ses voisins les plus proches appartiennent à ceux.

▪ **Principe de l'algorithme :**

“L'algorithme de k plus proches voisins ne nécessite pas de phase d'apprentissage à proprement parler, il faut juste stocker le jeu de données d'apprentissage. Soit un ensemble E contenant n données labellisées : $E = \{(y_i, \vec{x}_i)\}$ avec i compris entre 1 et n, où y_i correspond à la classe (le label) de la donnée i et où le vecteur \vec{x}_i de dimension p ($\vec{x}_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{pi})$) représente les variables prédicatrices de la donnée i. Soit une donnée u qui n'appartient pas à E et qui ne possède pas de label (u est uniquement caractérisé par un vecteur \vec{x}_u de dimension p).”[22]

Soit d'une fonction qui renvoie la distance entre la donnée u et une donnée quelconque appartenant à E. Soit un entier k inférieur ou égal à n. Voici le principe de l'algorithme de k plus proches voisins :

- On calcule les distances entre la donnée u et chaque donnée appartenant à E à l'aide de la fonction d .
- On retient les k données du jeu de données E les plus proches de u .
- On attribue à u la classe qui est la plus fréquente parmi les k données les plus proches.

Exemple de classification en utilisant la méthode **kppv** avec (k=1 et k=6) Afin de classer l'individu x dans un voisinage de k = 1 point, on recherche le plus proche voisin de x. Le petit cercle noir entoure le point à classer et son plus proche voisin

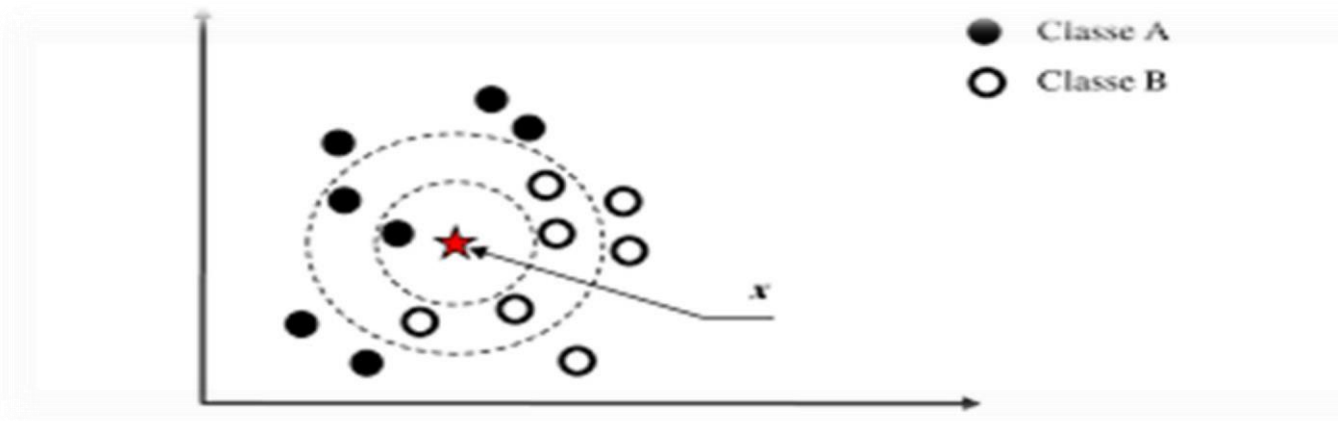


Figure 2.4: exemple de classification avec méthode kppv

▪ **Avantages :**

- ✓ Facile à comprendre.
- ✓ Apprentissage rapide.

▪ **Inconvénients :**

- ✓ Pas efficace pour des jeux de données larges.
- ✓ L'estimation de ce modèle devient de mauvaise qualité quand le nombre de variables explicatives est grand.

b.l'arbre de décision :

“L'apprentissage par arbre de décision désigne une méthode basée sur l'utilisation d'un arbre de décision comme modèle prédictif. On l'utilise notamment en fouille de données et en apprentissage automatique.”[22]

L'arbre de décision est un modèle exploratoire qui se présente sous la forme d'un arbre, comme son nom l'indique. Précisément chaque branche de l'arbre représente une question taxonomique.

Dans ces structures d'arbre, les feuilles représentent les valeurs de la variable-cible et les embranchements correspondent à des combinaisons de variables d'entrée qui mènent à ces

valeurs. En analyse de décision, un arbre de décision peut être utilisé pour représenter de manière explicite les décisions réalisées.

En apprentissage et en fouille de données, un arbre de décision décrit les données mais pas les décisions elles-mêmes, l'arbre serait utilisé comme point de départ au processus de décision.

L'arbre de décision C'est une technique d'apprentissage supervisé on utilise un ensemble de données pour lesquelles on connaît la valeur de la variable-cible afin de construire l'arbre (données dites étiquetées), puis on extrapole les résultats à l'ensemble des données de test.

Apprentissage par arbre de décision est une méthode classique en apprentissage automatique . Son but est de créer un modèle qui prédit la valeur d'une variable-cible depuis la valeur de plusieurs variables d'entrée.

Exemple : est que les conditions sont favorables pour jouer au tennis ??

Classifier l'instance suivante :

« Ciel= ensoleillé, température=chaud, humidité=élevée, vent=fort ».

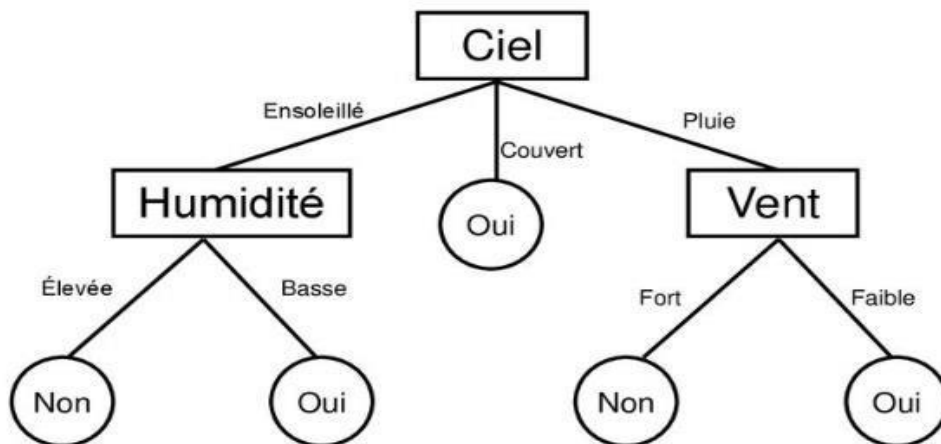


Figure2.5 :L'Arbre de décision.

Dans la figure ci-dessus, le ciel est classé en trois catégories en posant des questions sur l'état du ciel, puis le processus de classification est refait à travers plus de questions dans les branches et ainsi de suite jusqu'à ce que le classement final soit obtenu que le joueur de tennis puisse jouer au tennis ou non.

On remarque dans cette figure trois niveaux, Au premier niveau, il y a une première branche qui exprime la question de savoir quel est l'état du ciel ? car il peut être ensoleillé, couvert, pluie. et au deuxième niveau, il y a trois branches, deux branches qui expriment chacune une question si l'air est d'humidité élevée ou basse, et l'autre question est de savoir si le vent est fort ou faible et l'autre branche exprime la décision finale. Et on remarque également le Troisième niveau, quatre branches, représentant chacune une décision (classement finale).

▪ **Avantages et les inconvénients de la méthode :**

Avantages:

- ✓ Non –linéarité.
- ✓ Support des variables catégoriques.
- ✓ Facile à interpréter.
- ✓ Facile à comprendre.
- ✓ Application à la régression.

Inconvénients :

- ✓ L'apprentissage de l'arbre de décision optimal est NP-complet concernant plusieurs aspects de l'optimalité.
- ✓ Pas d'obtenir l'optimum global. Certaines méthodes visent à diminuer l'effet de la recherche gloutonne.
- ✓ L'apprentissage par arbre de décision peut amener des arbres de décision très complexes, qui généralisent mal l'ensemble d'apprentissage (il s'agit du problème de sur apprentissage précédemment évoqué).
- ✓ Certains concepts sont difficiles à exprimer à l'aide d'arbres de décision (comme XOR ou la parité). Dans ces cas, les arbres de décision deviennent extrêmement larges.

Enfin, il est rare que les modèles d'apprentissage automatique utilisent un seul arbre de décision. Mais ils agrègent plusieurs pour obtenir ce que l'on appelle une forêt d'arbres décisionnels ou forêts aléatoires.

IX.2. Paramétrique:

Les algorithmes paramétriques sont basés sur un modèle mathématique qui définit la relation entre les entrées et la sortie. Cela les rend plus restrictifs que les algorithmes non paramétriques, mais cela les rend également plus rapides et plus faciles à former. Les algorithmes paramétriques sont les plus appropriés pour les problèmes où les données d'entrée sont bien définies et prévisibles.

a. Classification naïve bayésienne :

Les méthodes de classification naïve Bayésienne sont un ensemble d'algorithmes d'apprentissage automatique supervisé basés sur l'application du théorème de Bayes avec l'hypothèse d'une forte indépendance "naïve" entre chaque paire de features (caractéristique). En d'autres termes, un classifieur bayésien naïf suppose que l'existence d'une caractéristique pour une classe, est indépendante de l'existence d'autres caractéristiques.

▪ Problème :

Supposons que nous devions classer le vecteur $\mathbf{A} = \mathbf{a}_1 \dots \mathbf{a}_n$ en m classes, B_1, \dots, B_m . Nous devons calculer la probabilité de chaque classe possible sachant A pour que nous puissions étiqueter A avec la classe B_i de plus grande probabilité.

Le théorème de Bayes nous permet de calculer la probabilité conditionnelle grâce à la formule suivante :

$$P(B_i|A) = P(A|B_i) * P(B_i) / P(A)$$

$P(B_i)$: la probabilité a priori d'appartenir à la classe B_i .

$P(A)$: la probabilité a priori de A . on l'appelle également la probabilité marginale de A .

$P(A|B_i)$: la probabilité conditionnelle de voir le vecteur d'entrée A sachant que la classe est B_i .

Enfin, l'estimateur bayésien est :

$$C(A) = \operatorname{argmax}_{i \in \text{classe}(m)} P(A|B_i) * P(B_i) / P(A).$$

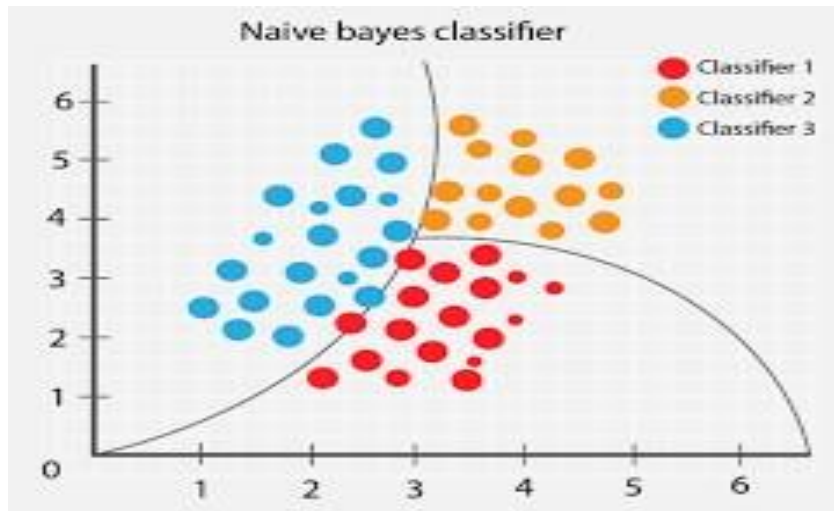


Figure 2.6 : Algorithme naïf de bayes.

Dans la figure ci-dessus, nous remarquons trois classe différents représenté par des point et séparer par des frontière. L’algorithme naïf de bayes classifie selon calcul des probabilités liées au classe et à ses caractéristique, de sorte que chaque caractéristique est indépendante des autres dans la même classe, et il y a trois opérations arithmétiques qui doivent être calculées pour que l’algorithme puisse classer les données, ce qui la probabilité à postérieur $P(A/X)$, A représenté la classe et X le caractéristique, la probabilité à priori de la classe $P(A)$, ainsi que la probabilité de caractéristique conditionnée par la classe A $p(X/A)$.

▪ **Les avantages :**

- ✓ Efficace, lorsque les propriétés sont indépendantes les unes des autres, l’algorithme naïve de bayes fonctionne mieux que les autres algorithmes. .
- ✓ simple, permet à un modèle de machine Learning d’apprendre rapidement.
- ✓ Son exécution est de plus très rapide
- ✓ Offre des résultats très efficace dans des domaines variés

▪ **Les inconvénients :**

- ✓ Ne fonctionne pas bien avec les données numériques.
- ✓ Un des inconvénients de naïve de bayes est l’hypothèse des caractéristique indépendantes. il existe souvent une corrélation entre les caractéristique qui s’influencent mutuellement.

b.Algorithme SVM (Machines à vecteurs support) :

Les machines à vecteurs support sont des algorithmes d'apprentissage automatique supervisé qui traitent des problématique de classification et de régression .

Leur but est de classer les données à l'aide d'une frontière de sorte à maximiser la distance (appelée marge) entre les données des différentes classes.

Les machines à vecteurs support sont utilisées dans une variété d'applications telles que la détection des anomalie, la vision par ordinateur, la reconnaissance d'image...etc.

Le tîne – tuning des hyper-paramètres du SVM peut être optimisé en utilisant la technique Gride-Search .

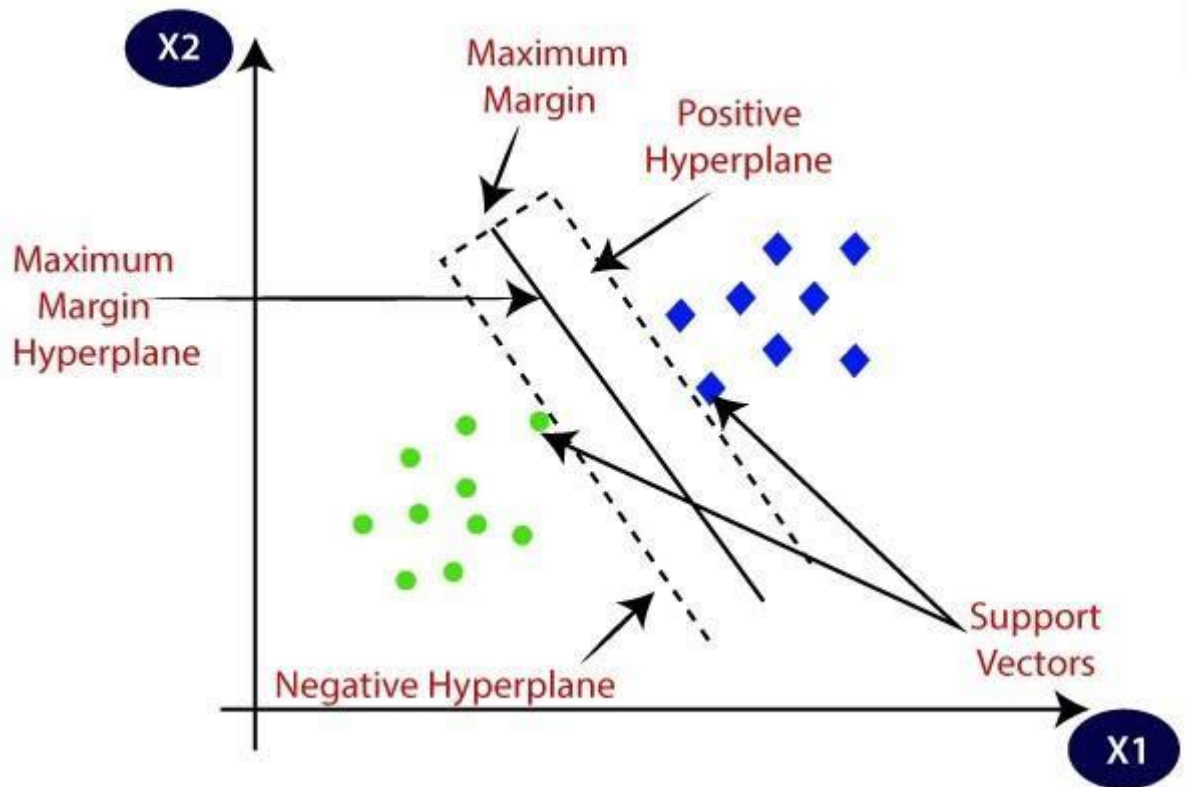


Figure 2.7 : algorithme machines à vecteurs support (SVM).

Cette figure représente vecteur de caractéristique de l'algorithme SVM, nous remarquons dans la figure ci-dessus deux classes qui contiennent des données d'entrainement. La première classe

est représentée en vert et la deuxième classe est en bleu. Entre eux se trouve une ligne de séparation séparant les données, ce qui a conduit à leur division en deux catégories.

Pour que la distance entre la ligne de séparation et les données soit la plus grande possible.

▪ **Les avantages :**

- ✓ Il fonctionne efficacement avec des données qui sont linéairement séparables, c'est-à-dire qui ont une marge de séparation claire.
- ✓ il donne des résultats plus précis si le nombre de caractéristique des données d'entraînement est grand.
- ✓ Performant, non biaisé par les valeurs aberrantes, insensible au sur ajustement.

▪ **Les inconvénients :**

- ✓ cela ne fonctionne pas très bien lorsque nous avons un grand ensemble de données car le temps nécessaire pour le former est élevé.
- ✓ Cela ne fonctionne pas très bien lorsque l'ensemble de données contient de nombreuses erreurs, qu'il s'agisse de bruit lors de la collecte de données ou d'un chevauchement complet.
- ✓ Ne convient pas aux problèmes non linéaires, pas le meilleur choix pour un grand nombre de Fonctionnalités.
- ✓ simple à utiliser, flexible et garantissent une solidité théorique.

c. algorithme de k –means :

k-means est un algorithme non supervisé et simple pour partitionner un jeu de données en k clusters distincts et non superposés.

Cet algorithme est très utilisé pour résoudre des problèmes de tri de clusters.

K-means fonctionne de la manière suivante :

1. Sélectionnez k objet comme centre du cluster initial.

2. Mesurer la distance entre les centres et déterminer chacun des points échantillons appartenant au centre le plus proche.
3. Déplacez chaque centre en eux au cœur de ses points de groupe.
4. Répétez la deuxième étape en rendant chaque point subordonné au centre le plus proche de lui.
5. Répétez la troisième étape en déplaçant chaque centre au cœur de son groupe.
6. Répéter les étapes (déplacez central et les points de division) un certain nombre de fois jusqu'à ce que nous atteignons la division parfaite.

Comme les résultats de l'algorithme dépendent des assignations aléatoires initiales il est conseillé de répéter l'algorithme à partir de différentes centres initiaux pour obtenir de meilleurs résultats.

Enfin, on peut utiliser (**erreur quadratique moyenne (MSE)**) pour déterminer quelle est la meilleure affectation de cluster initial.

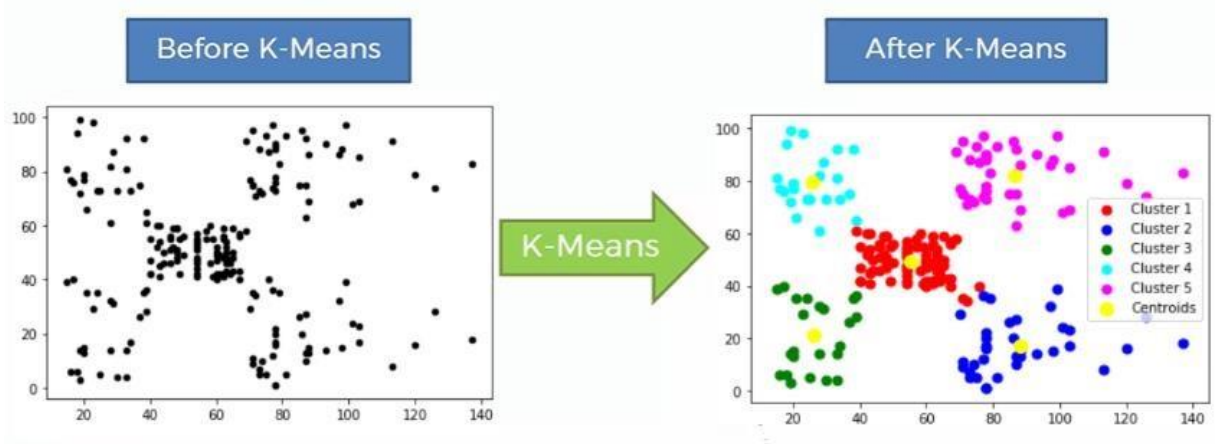


Figure 2.8 : Fonctionnement de k-means.

Cette figure représente vecteur de caractéristique de l'algorithme K-means, nous remarquons dans la figure ci-dessus un ensemble de données représenté par des points noirs, et ceci avant d'appliquer l'algorithme de K-means. Après son application, ces points sont devenus cinq clusters, chaque cluster représenté par une couleur spécifique (cluster1 en rouge, cluster 2 en bleu, cluster 3 en vert, cluster 4 vert claire, cluster 5 en rose) et il a un point central (centroid) représenté en jaune).

Nous avons obtenu ces résultats en faisant passer l'algorithme par plusieurs étapes :

La première étape consiste à déterminer les points centraux de chaque cluster, puis à mesurer la distance entre chaque point de données et entre les centroids et à déterminer chacun des Points d'échantillonnage appartenant au centre le plus proche (étape 3).

Ensuite, l'algorithme déplace chaque centre au centre de ses points de cluster(étape 4), puis répété la troisième étape en faisant en sorte que chaque point appartienne au centre le plus proche de lui.et il continue de répéter les troisièmes et quatrièmes étapes (déplace les centres et classer les données) plusieurs fois jusqu'à ce que nous y arrivions la division optimale.

▪ **Les avantages :**

- ✓ Il est facile à comprendre et à implémenter.
- ✓ Il implique un temps de calcul acceptable.
- ✓ Rapide ET efficace.

▪ **Les inconvénients :**

- ✓ Le nombre de clusters doit être défini à l'avance.
- ✓ Une forte influence des valeurs aberrantes sur les résultats.
- ✓ Il n'est pas adapté aux données non numériques.

X. Les méthodes d'agrégation :

X.1. Le boosting :

Le **boosting** est un domaine de l'apprentissage automatique (branche de l'intelligence artificielle). C'est un principe qui regroupe de nombreux algorithmes qui s'appuient sur des ensembles de classifieurs binaires : le boosting optimise leurs performances.

Le principe est issu de la combinaison de classifieurs (appelés également hypothèses). Par itérations successives, la connaissance d'un classifieur faible - weak classifier - est ajoutée au classifieur final - strong classifier.

On appelle apprenant faible un algorithme qui fournit des classifieurs faibles, capables de reconnaître deux classes au moins aussi bien que le hasard ne le ferait (C'est-à-dire qu'il ne se trompe pas plus d'une fois sur deux en moyenne, si la distribution des classes est équilibrée).

Le classifieur fourni est pondéré par la qualité de sa classification : mieux il classe, plus il sera important.

Les exemples mal classés sont boostés pour qu'ils aient davantage d'importance vis-à-vis de l'apprenant faible au prochain tour, afin qu'il pallie le manque.

- Un des algorithmes les plus utilisés en boosting s'appelle AdaBoost, abréviation d'adaptive boosting.
- Le boosting s'appuie sur la théorie de l'apprentissage PAC [23].

X.2. Bagging :

“Le bagging est une méthode de Machine Learning permettant d'améliorer la performance et la stabilité des algorithmes. On peut utiliser le bagging en régression comme en classification. Il permet de réduire la variance du modèle et de limiter son sur apprentissage.

La prédiction finale prend en effet en considération l'ensemble des modèles entraînés pour réaliser sa prédiction finale.

Le bagging consiste en l'assemblage d'un grand nombre d'algorithmes ayant de faibles performances individuelles. Le but est de créer une performance plus efficace. On utilise le terme « weak learners » pour évoquer les algorithmes de faible performance qui permettent un seul grand algorithme appelé « strong learner »”[23].

Le bagging est donc une méthode particulièrement mise en pratique pour améliorer l'apprentissage des arbres de décision, considérés comme des « classifieurs faibles » car ils ont des performances limitées et sont assez instables (de faibles changements dans les données peuvent fortement modifier l'apprentissage du modèle).

XI. Notion de la classification :

La classification est une opération de structuration qui vise à organiser un ensemble d'observation en groupes homogènes et contrastés afin de faciliter l'analyse des informations et d'effectuer des prédictions.

XII. Pourquoi combiner des classifieurs :

Il n'existe pas de « meilleur » classifieur capable de traiter (apprendre) n'importe quelle distribution des données d'apprentissage :

- Aucun classifieur ne peut discriminer suffisamment correctement un ensemble important de classes.
- Le « réglage » d'un classifieur est un problème extrêmement difficile (on procède souvent par essai/erreur).
- Importance des choix initiaux...

XIII. Définition d'un classifieur dans le cadre de la combinaison :

Nous appelons classifieur tout outil de reconnaissance qui reçoit une forme x en entrée Et donne des informations à propos de la classe de cette forme. Cet outil est vu comme une Fonction qui, à l'aide des descripteurs de la forme x à reconnaître, décide d'attribuer à x la classe C_i parmi un nombre fini de classes possibles, $i=1, \dots, M$.

$$x \mapsto e(x) = C.$$

XIV. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'apprentissage automatique et ses types : supervisé, non supervisé, semi- supervisé, par renforcement, et aussi nous avons parlé des domaines d'apprentissage : la fouille de données ,ainsi que les Points de différence entre le data mining et l'apprentissage automatique, et enfin nous avons cité des principaux algorithmes de l'apprentissage automatique et nous avons expliqué chacun d'eux en détail et comment ils fonctionnent et présenté leurs avantages et inconvénients afin de déterminer le meilleur algorithme à utiliser pour segmenter une image médicale IRM.

Après la fin de ce chapitre, on passe au chapitre suivant qui parle de la conception de logiciels pour modéliser notre application.

**Chapitre 03 : Modélisation du système et
l'approche par ensemble de classifieurs.**

I. Introduction :

Après les chapitres précédents dont nous avons parlé sur l'apprentissage automatique et la segmentation des images médicales, nous allons présenter dans ce chapitre la modélisation de notre application pour identifier toutes ses fonctionnalités. Et on parle aussi de le principe de l'approche qui basée sur la combinaison d'un ensemble d'algorithmes de classification, Ensuite, nous parlons de la réalisation d'une technique de segmentation des images par ensemble de classifieurs en utilisant deux algorithmes KNN & Naïve de bayes.

II. La modélisation :

II.1. Définition :

Il est bien difficile de donner une définition précise de ce qu'on entend par modélisation, compte tenu de l'extrême diversité de ses applications : en mathématiques appliquées, en chimie, en physique, en informatique, en météorologie ou en sciences de la vie et de la terre, la modélisation permet d'analyser des phénomènes réels et de prévoir des résultats à partir de l'application d'une ou plusieurs théories à un niveau d'approximation donné.

II.2. La notion de modèle :

En informatique, le modèle permet d'évaluer un système d'information en permettant de tester sa réaction aux divers évènements de la vie de l'organisation. De ce fait, on peut l'utiliser pour réaliser des expériences qui seraient trop coûteuses, soit impossible à réaliser pratiquement. La conception d'un ensemble de modèles au sein d'une organisation revient à concevoir l'état futur du système d'informations.

II.3. Définition d'UML :

‘‘Unified Modeling Langage(**UML**) est un langage unifié de modélisation objets. Ce n'est pas une méthode, il ne donne pas de solution pour la mise en œuvre d'un projet. C'est avant tout un formalisme graphique issu de notations employées dans différentes méthodes objets.

UML unifie également les notations et les concepts orientés objet .Il ne s'agit pas d'une simple notation graphique, car les concepts transmis par un diagramme ont une sémantique précise et sont porteurs de sens au même titre que les mots d'un langage.’’[24]

UML unifie également les notations nécessaires aux différentes activités d'un processus de développement et offre, par ce biais, le moyen d'établir le suivi des décisions prises, depuis l'expression de besoin jusqu'au codage. Dans ce cadre, un concept appartenant aux exigences.

III. Analyse et conception de l'application :

III.1. Objectif de l'application :

L'objectif principal de notre application est segmenter les images médicales avec une signification particulière et d'extraire les caractéristiques associées pour fournir une base fiable pour le diagnostic clinique, le traitement et la recherche en pathologie. Aider le médecin à établir un diagnostic de maladies plus précis. (Ex : détection des cellules cancéreuses).

III.2. Les types de diagramme UML :

Il existe plusieurs diagrammes de modélisation, et nous mentionnons ce qui suit :

III.2.1. Diagramme de cas d'utilisation :

★ Définition :

Un diagramme de cas d'utilisation est un type de diagramme comportemental d'uml, fréquemment utilisé pour analyser différents systèmes, et est un moyen de résumer les détails d'un système et les utilisateurs au sein de ce système. Dans le système et comment ces évènements se déroulent, cependant, le diagramme de cas d'utilisation ne décrit pas comment ces évènements sont mis en œuvre.

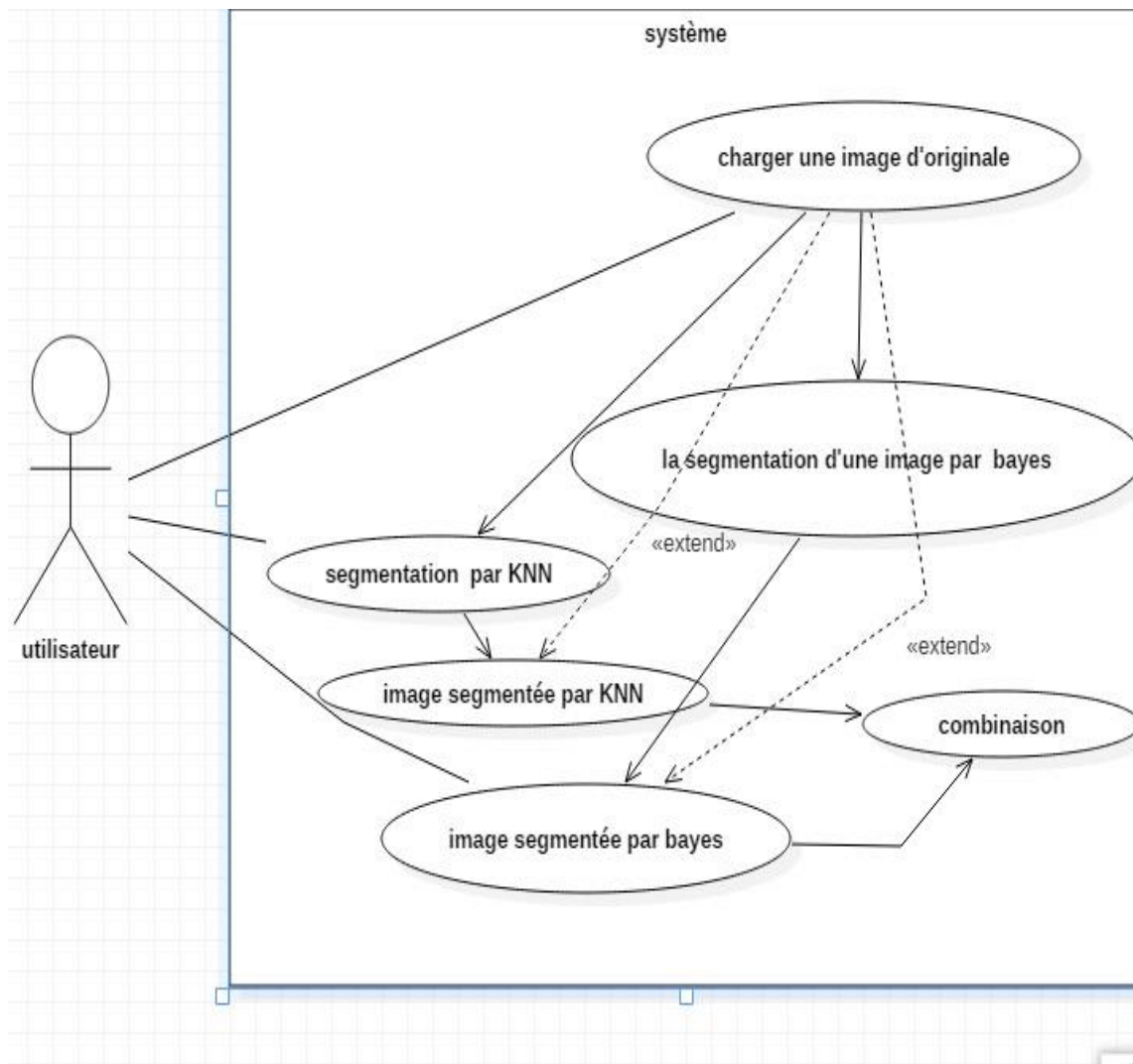


Figure 3.1: diagramme de cas d'utilisation.

III.2.2. Le diagramme de séquence :

Définition :

Les diagrammes de séquence présentent la coopération entre différents objets. Les objets sont définis et leur coopération est représentée par une séquence de messages entre eux.

Les objets peuvent être connectés à des classes existantes ou bien être créés indépendamment de toute classe. Si les objets sont connectés à des classes, les messages peuvent être connectés à des opérations.

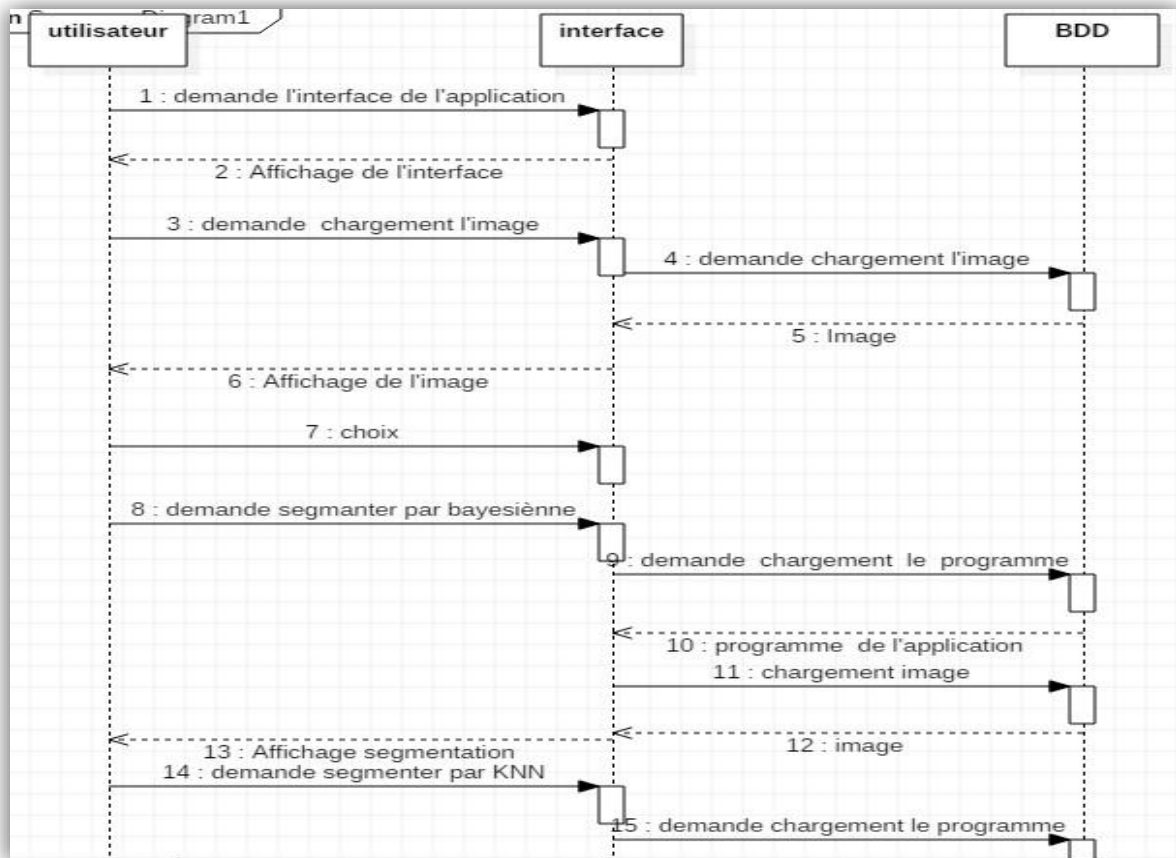
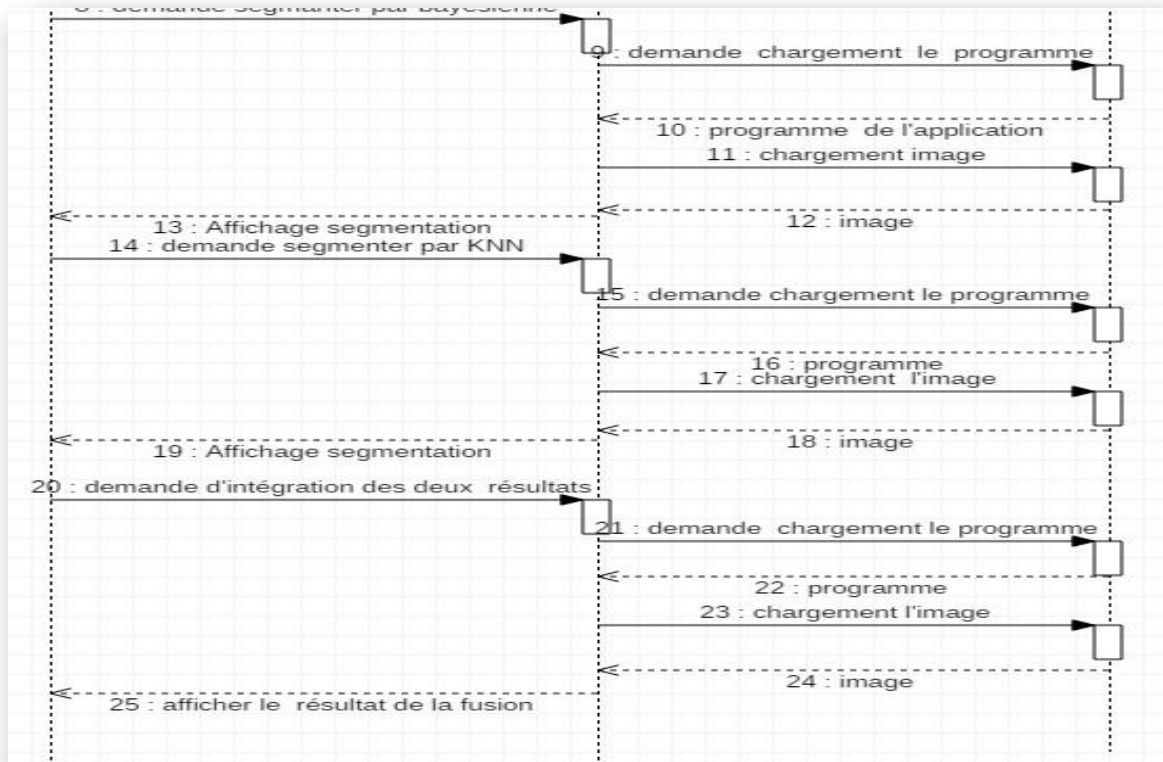


Figure3.2: Diagramme de séquence.

Le diagramme représenté dans la figure 3.2 décrit les scénarios possibles lorsqu'un utilisateur accède à l'application :

- ✓ L'utilisateur demande d'entrer à l'application. ✓ Le système affiche une fenêtre principale.
- ✓ L'utilisateur demande de charger une image. ✓ Le système affiche l'image.
- ✓ Si l'utilisateur demande la segmentation par la méthode de bayésienne.
- ✓ Le système affiche le résultat.
- ✓ Si L'utilisateur demande la segmentation par la méthode de KNN.
- ✓ Le système affiche le résultat.
- ✓ Si l'utilisateur demande de fusion les deux résultats.
- ✓ Le système affiche le résultat.

III.2.3. Le diagramme de classe :

Définition :

Diagramme de classes est un schéma utilisé en génie logiciel pour présenter les classes et les interfaces des systèmes ainsi que les différentes relations entre celles-ci. Ce diagramme fait partie de la partie statique d'UML car il fait abstraction des aspects temporels et dynamiques.

Une classe décrit les responsabilités, le comportement et le type d'un ensemble d'objets, les éléments de cet ensemble sont les instances de la classe.

Une classe est un ensemble de fonctions et de données (attributs) qui sont liées ensemble par un champ sémantique. Les classes sont utilisées dans la programmation orientée objet. Elles permettent de modéliser un programme et ainsi de découper une tâche complexe en plusieurs petits travaux simples.

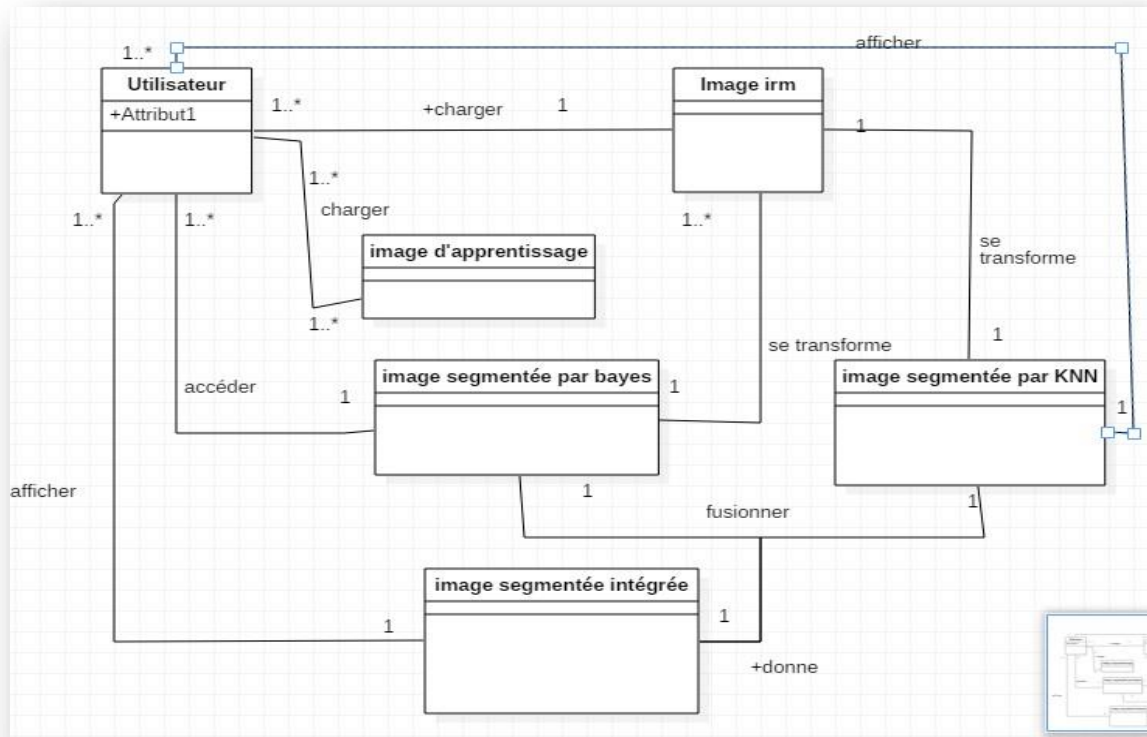


Figure3.3: diagramme de classe.

IV. Le principe de l'approche:

Le principe est basé sur la combinaison d'un ensemble d'algorithmes de classification, afin d'obtenir une segmentation plus efficace, car s'appuyer sur un seul algorithme ne suffit pas pour bien l'accomplir.

Tout d'abord, nous entrons à l'avance les informations préalables (requis) .qui sont l'image d'apprentissage sur laquelle l'algorithme est formé, et grâce à la formation, l'algorithme segmente l'image IRM du cerveau en utilisant les informations anatomiques fournies par l'image de référence comme connaissance préalable. et comparez-le avec les données de la base de teste, et le résultat obtenons doit être identique au résultat prédit.

Ensuite, on applique les deux classifieurs (algorithme KNN & naïve bayésienne) sélectionnées pour faire cette étude, nous obtenons, donc deux résultats différents, puis ils sont combinés pour obtenir le résultat final.

V. Approche proposée :

Pour pouvoir utiliser notre méthode au doit disposer d'un moins une IRM d'apprentissage avec sa réalité terrain de segmentation (figure3.4).

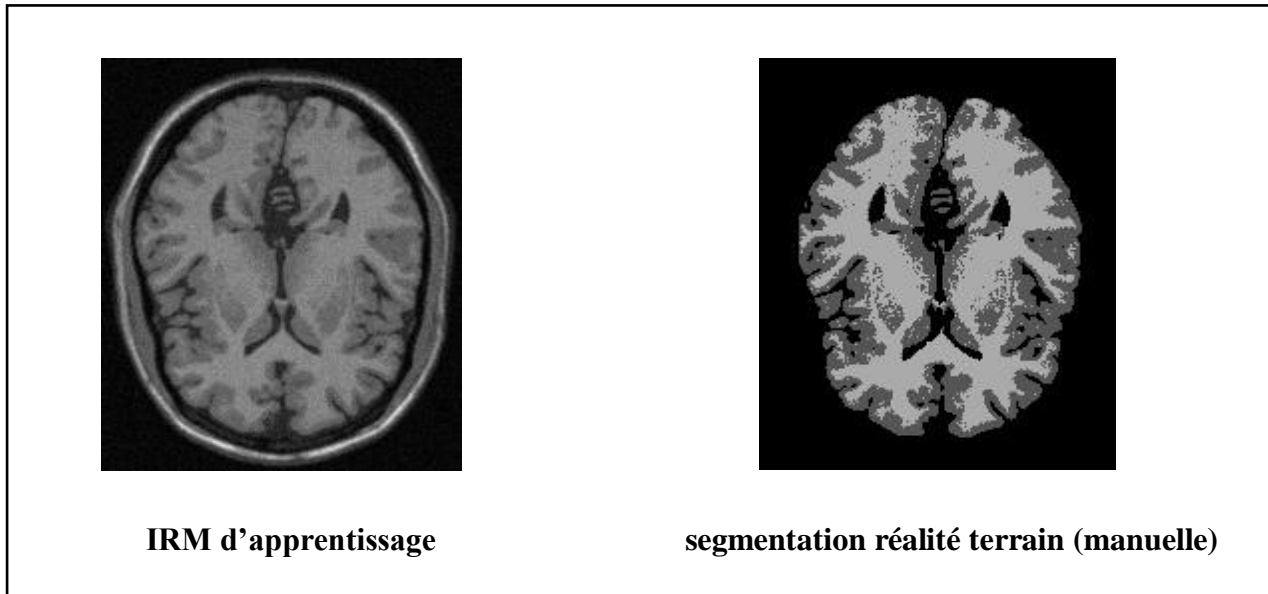


Figure 3.4 : Données d'apprentissage pour la segmentation de la réalité terrain.

Pour segmenter une image IRM, nous segmentons en classant ses pixel en utilisant les algorithmes KNN et naïve bayésienne.

VI. L'organigramme :

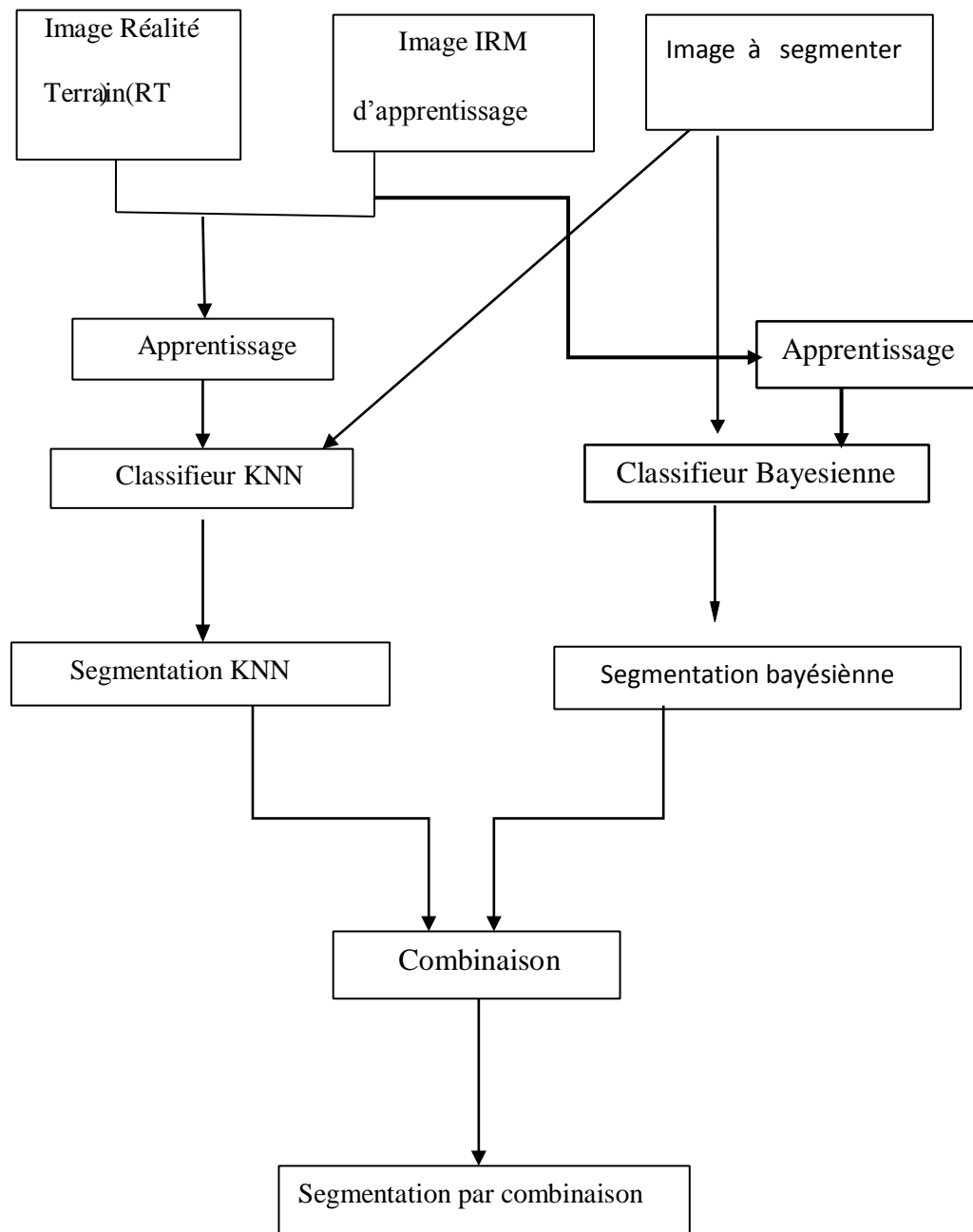


Figure 3.5: Combinaison des méthodes de segmentation d'image.

VII. Segmentation d'IRM par la Classification des pixels :

Nous utilisons les deux algorithmes (KNN & Naïve de bayes) pour la classification des pixels comme suit :

- ✓ Pour un pixel (x, y) de l'image I .
- ✓ Les pixels appartenant au carré coté L , qui appartiennent également à l'image d'apprentissage, sont considérés comme des données d'apprentissage.
- ✓ Exécuter les algorithmes K-NN et Naïve de bayes sur ce sous-ensemble d'apprentissage.
- ✓ Les algorithmes stockent les classes de pixels dans une nouvelle image (I_s).
- ✓ La classification d'un pixel de l'image I ($w \times h$) pendant que l'algorithme de bayésienne fonctionne est basée sur le calcul des probabilités à postériori des quatre classes et de considérer la probabilité la plus élevée.
- ✓ Soit la classe : $= \{fd, LCR, MG, MB\}$.
- ✓ La probabilité à postériori ($CI_{x,y}$).

$$P(C|I_{x,y}) = P \frac{P(I(xI,xy)/yC)}{P(I(xI,xy))}$$

- ✓ La classe qui sera retenue est obtenue selon l'expression :

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

Et Comme $P(C|I_{x,y})$ est constante étant indépendante des classes.

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

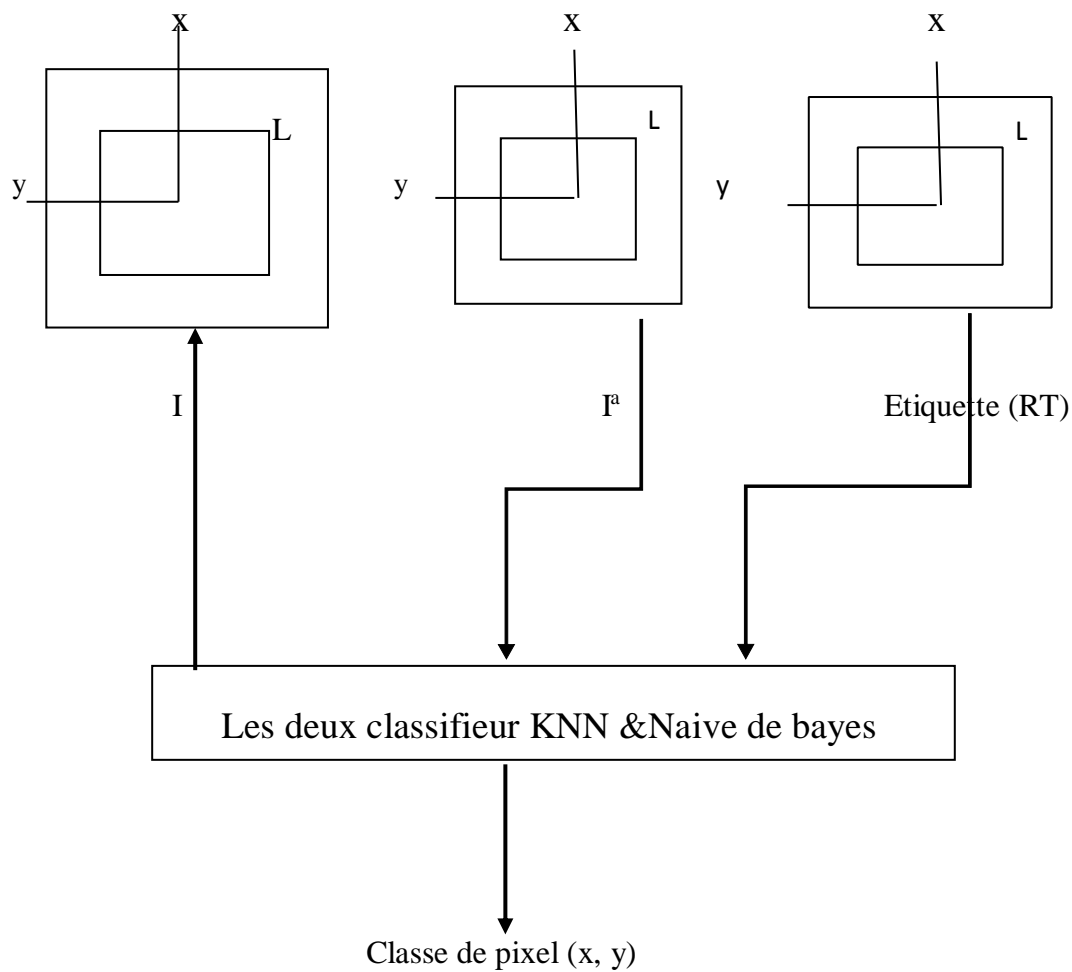


Figure 3.6 : Principe de classification des pixels par k-NN & Naive de Bayes.

VIII. Algorithme classification :

VIII.1. Algorithme KNN

Début

$k \leftarrow L^2/2$

Pour $y \leftarrow L/2$ a $H - L/2 - 1$ faire

Pour $x \leftarrow L/2$ a $w - L/2 - 1$ faire

// Parcours du carré $L \times L$

$N \leftarrow 0$

Pour $y' \leftarrow y - L/2$ a $y + L/2 - 1$ faire

Pour $x' \leftarrow x - L/2$ a $x + L/2 - 1$ faire

$N \leftarrow N + 1$

Distance [N] $\leftarrow |I(x', y') - I^a(x', y')|$

Classes [N] $\leftarrow RT(x', y')$

```

Fin pour
Fin pour
Trier-conjointement (distance, classes)
//Initialiser les occurrences des classes
Pour C ← 0 à 3 faire //4 classes
//Fond, MG, MB, LCR
    Occurrences [C] ← 0
Fin pour
//calcule des occurrences à partir des classes
    Pour i ← 1 a K faire
        Occurrences [classes [i]] ← occurrences [classes [i]] + 1
    Fin pour
// Calcule du maximum de occurrences et sa position (P).
    P ← 0 ; Max ← occurrences [0] ;

    Pour C ← 1 a 3 faire
        Si occurrences [C] > Max alors
            Max ← occurrences [C]
            P ← C
        Fin Si ;
    Fin pour
// P est la classe retenue pour le pixel (x,y)
Is (x,y) ← P ;
    Fin pour // x
    Fin pour // y
Fin

```

Dans cet algorithme, nous prenons la valeur de k égale à $L^2/2$ (la moitié des pixels dans le carrée LxL).

VIII.2. Algorithme naïve de bayes :

La règle de bayes permet de calculer la probabilité à postériori de chaque classe, c-à-d., la probabilité conditionnée par l'observation de x , soit :

$$P(w/x) = \frac{P(w) * P(x/w)}{P(x)}$$

Comme $\sum_{i=1}^k P\left(\frac{w}{x}\right) = 1$, alors :

$$P(x) = \sum_{i=1}^N P(w_i) * P(x/w_i)$$

Où (x) est un facteur de normalisation qui peut être ignoré durant la décision puisque c'est le même pour toutes les classes (il ne dépend pas d'une valeur particulière w_i).

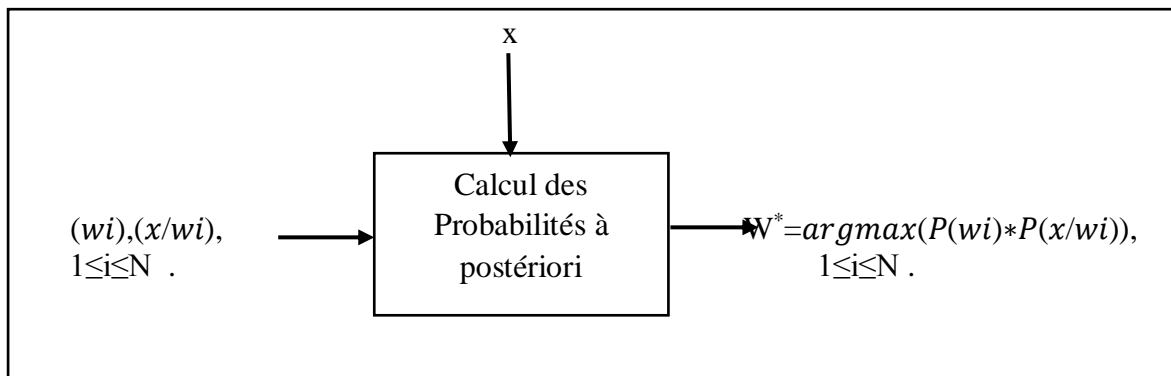


Figure 3.7: Principe de la décision bayésienne

VIII.3. Combinaison des deux méthodes :

Notons tout d'abord que, le classifieur bayésien est caractérisé par sa précision contrairement à l'algorithme KNN pour lequel on ne peut pas définir la précision.

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

Tissus Méthodes	LCR	MG	MB	Classes
Bayes	$P_{1,1}$	$P_{1,2}$	$P_{1,3}$	$C1 \in \{1, 2, 3\}$
KNN	$P_{2,1}$	$P_{2,2}$	$P_{2,3}$	$C2 \in \{1, 2, 3\}$

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

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

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

2. Si $C_1 \neq C_2$ alors

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

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

La probabilité P_{1,c_1} du classifieur bayésien est corrigée en utilisant la précision du classifieur, selon l'expression suivante :

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

IX. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons d'abord parlé de la modélisation du système, nous avons introduit des concepts sur UML et quelque types de diagrammes est nous avons également représentés afin d'illustrer les fonctionnalités de notre application. Ensuite, nous introduisons le principe de l'approche, et ainsi que nous avons présenté l'architecture générale de notre système multi_classifieurs pour segmentation des images IRM, et à la fin du chapitre nous avons parlé sur la classification des pixels et les programmes des deux algorithmes qui ont été utilisés pour cela.

Après ce chapitre nous passons au chapitre suivant, qui représente l'implémentation du système pour voir le résultat finale de notre application.

Chapitre 04 :
Implimentation et Réalisation.

I-Introduction :

Dans ce chapitre, consacré à la réalisation de notre application, nous allons présenter les outils de développement adoptés soient : l'environnement et les langages utilisés. Et nous allons décrire les quelques lignes de code source, enfin nous présenterons les principales interfaces et fenêtres de l'application.

II. Le langage utilisé :

En informatique, et à l'heure actuelle, il existe de nombreux langages de programmation différents et nombreux, et chaque langage est caractérisé par les caractéristiques, les fonctions et les outils de programmation, et c'est ce qui distingue chaque langage de l'autre.

Il existe de nombreux langages qui ont une très longue durée de vie, comme le C++, car ils proposent à l'utilisateur différentes offres et fonctions qui l'intéressent, ce qui augmente la demande pour de tels langages.

II.1.C++ :

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. [25]

Le C++ est un langage de programmation orienté objet (POO) (similaire à Java) qui fournit aux programmeurs tous les outils de programmation, car il s'agit d'un langage de programmation très efficace, contient également une bibliothèque standard de modèles C++ (STL) qui est dotée d'un grand nombre de fonctions intégrées qui facilitent le développement du code. Le support étendu de la bibliothèque permet aux développeurs de tirer parti des conteneurs intégrés, des hashmaps, des heaps et d'autres fonctions pour écrire des programmes plus efficaces. [25]

L'un des facteurs les plus importants qui ont fait de C++ l'un des langages de programmation les plus populaires et les plus demandés par les programmeurs est sa vitesse incroyable. Le C++ est couramment utilisé dans les applications à faible latence, car sa compilation et son exécution sont nettement plus rapides que celles des autres langages de programmation polyvalents.

II.2.Quelles sont les principales utilisations du C++ :

- **Applications :** Il est utilisé pour le développement de nouvelles applications du C++.
- **Animation :** Il existe des logiciels d'animation, qui sont développés à l'aide du langage C++.
- **Navigateur web :** Ce langage est utilisé pour la réalisation de Google Chrome, et le navigateur Internet Firefox de Mozilla.
- **Accès a la base de données :** C++ est utilisé pour le développement de logiciels de base de données ou de logiciels de base de données à source ouverte. (par exemple : My SQL).
- **Jeux :** Le C++ est principalement utilisé dans le développement des suites d'un outil de jeu.
- **Autres utilisations :** il est utilisé pour des applications médicales et d'ingénierie comme les machines d'IRM.....etc.

II.3.Les Avantages et les Inconvénients de C++ :

II.3.1.Les avantages :

▪ **Indépendance / portabilité de la Plateforme :**

La plate-forme C++ a l'avantage de l'indépendance, qui joue un rôle important pour attirer plus de programmeurs, en raison de la facilité de transfert et de la flexibilité des programmes développés en langage C++, de sorte que tout programme développé sur un système d'exploitation particulier peut fonctionner normalement sans toute panne sur un autre système d'exploitation, par exemple Par exemple, si le programme est développé sur le système d'exploitation Linux et que nous voulons l'exécuter sur le système d'exploitation Windows, alors nous pouvons faire ce changement sans aucune erreur, et cela augmente la demande des programmeurs pour le langage C++.

▪ **Performances et Mémoire efficaces :**

C++ est un langage de programmation de bas niveau, ce qui en fait en même temps un langage simple qu'un ordinateur peut facilement comprendre.

▪ **Est un langage Orienté Objet :**

Avec la programmation orienté Objet, J'ai fait de ce langage un langage de facilitation pour un certain nombre de concepts tels que : l'héritage, l'abstraction, les classes, le polymorphisme, la réutilisation de code, et le langage C++ contribue à augmenter l'efficacité et la crédibilité du programme.

- **Rapide et Puissant :**

Cette fonctionnalité permet aux programmeurs de créer différents types de programmes, car l'assemblage et l'exécution sont très rapides.

- **Excellente gestion de la mémoire :**

L'absence de ramasse-miettes permet au programmeur d'avoir un contrôle total sur la gestion de la mémoire, et il est facile de libérer et d'allouer de la mémoire pour permettre à C d'allouer de la mémoire dynamique (DMA).

II.3.2.Les inconvénients :

- **Vulnérabilités de sécurité :**

C++ est un langage de programmation de bas niveau qui permet aux pirates d'accéder et de contrôler plus facilement le flux d'exécution des applications, sans oublier les problèmes de sécurité.

- **Utilisation de Pointeurs :**

L'utilisation des pointeurs en C ou C++ est très précise, lorsqu'ils sont mal utilisés, cela peut entraîner des perturbations ou une corruption de la mémoire car les pointeurs consomment une grande quantité de mémoire.

- **Pas de gestion automatique de la mémoire :**

L'allocation de mémoire se fait manuellement et c'est ce qui cause souvent des difficultés et des désagréments aux développeurs.

▪ **Courbe d'apprentissage Abrupte :**

Le langage C++ peut-être un peu difficile à apprendre, donc les débutants peuvent avoir du mal au début, surtout lorsqu'ils ont de nombreuses options.

- De l'ensemble des avantages et des inconvénients dont nous avons discuté ci-dessus, nous concluons que le langage C++ est une bonne option en raison de sa capacité à être utilisé dans de nombreux magasins et de nombreux projets, mais les programmeurs ont besoin de temps pour bien maîtriser le langage, et le langage C++ est considéré comme le langage idéal pour programmer les navigateurs Web et les systèmes d'exploitation en raison de son code de bas niveau.

III. L'environnement de développement Utilisé :

Pour réaliser notre application nous avons utilisé Dev C++.

III.1. Dev C++ :

Dev-C++ est un environnement de développement dédié aux langages C et C++, est un excellent outil que les programmeurs utilisent pour développer leurs propres applications basées sur le langage C et C++.

Il embarque un éditeur de code source, ainsi que tous les outils et toutes les bibliothèques nécessaires au développement dans ces langages. Il est doté du compilateur GCC dans sa version 4.9.2 (compatible 32 et 64 bits), ainsi que du célèbre débogueur GDB.

“Le logiciel propose une interface graphique simple qui permet l'édition des fichiers de code source au format C, CPP, CC, C++ ou CP, ainsi que ses fichiers d'en-tête au format H, HPP, RH et HH. Son éditeur est pourvu d'un module d'auto-complétion qui vous fait gagner un temps précieux. D'autre part, la coloration syntaxique facilite l'identification des différents éléments qui composent un programme. Le débogueur GDB offre la possibilité d'exécuter votre application pas à pas pour identifier simplement ses dysfonctionnements. Enfin, lorsqu'un

projet est terminé, l'environnement de développement permet de créer un fichier d'installation pour pouvoir le diffuser simplement''. [26]

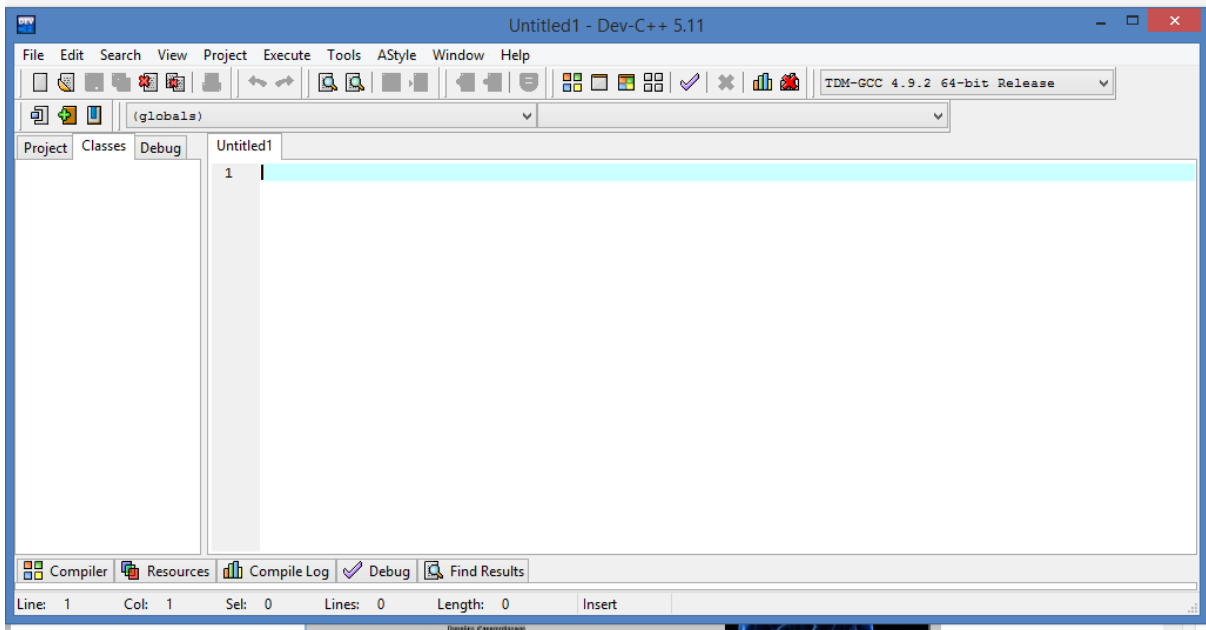


Figure 4.1 : Interface de Dev C++.

IV-Éléments d'implémentation :

En utilisant l'API Windows, nous avons construit un ensemble de classes, qui vont nous permettre de définir l'interface de notre application.

La spécification des classes est enregistrée sur les "interface. cpp" et "interface. h".

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

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

- Chargement des données d'apprentissage.
- Chargement de l'image à segmenter.
- Spécification de de la coupe d'image à visualiser.
- Segmentation bayésienne.
- Segmentation par KNN.
- Intégration des deux méthodes.

V. Expérimentation de l'application :

Dans cette section, nous allons présenter quelques résultats de segmentation d'image IRM pour les deux méthodes que nous avons proposées dans ce mémoire.

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

V.1. Image d'apprentissage :

On a utilisé la base de données « Brain-Web » pour tester la méthode proposée, et chaque image de teste caractérisé par un volume 181 x217x181 voxels.

Les images de la base de données sont constituées en 4 régions :

- Le fond de l'image (codé 0).
- Le liquide céphalo-rachidien (LCR) (codé 1).
- La matière grise (MG) (codé 2).
- La matière blanche (MB) (codé 3).

➤ **irmBErt.rawb :**

Contenant des données brutes radiométriques d'une image. (Figure 4.2), ce type d'image caractérisé par un volume (xyz) 181 x217 x181, nous travaillons juste avec un plan 2D tiré du milieu du volume, par exemple à $z = 80$.

Les valeurs de voxels sont de 0.....255.

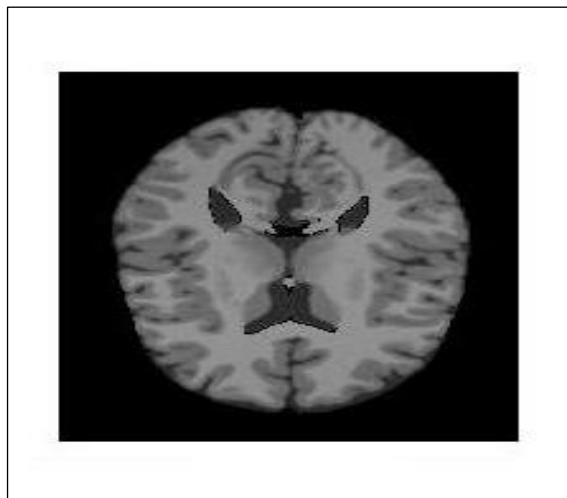


Figure 4.2 : Image IRM brute.

➤ **Rt.rawb :**

Contient la segmentation réalité terrain d'une image précédente, en se basant sur le modèle de génération des IRM de Brain Web, les classes des voxels de l'image irmBErt.rawb (0 : fond, 1 : LCR, 2 : MG, 3 : MB).

Pour éviter le problème de sur apprentissage du classifieur bayésien utilisé dans la segmentation, nous avons considéré un seul plan (slice) des deux images.*

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

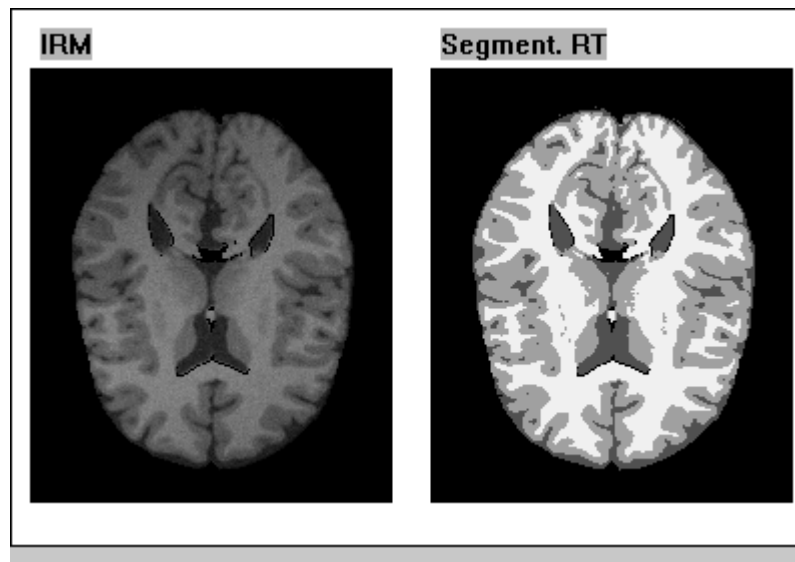


Figure 4.3 : Images d'apprentissage

(IRM) Données IRM brutes (Segmenter) Segmentation réalité terrain.

La figure 4.3 représente l'interface principale de l'application, ou on peut citer les opérations que l'utilisateur peut demander à l'application.

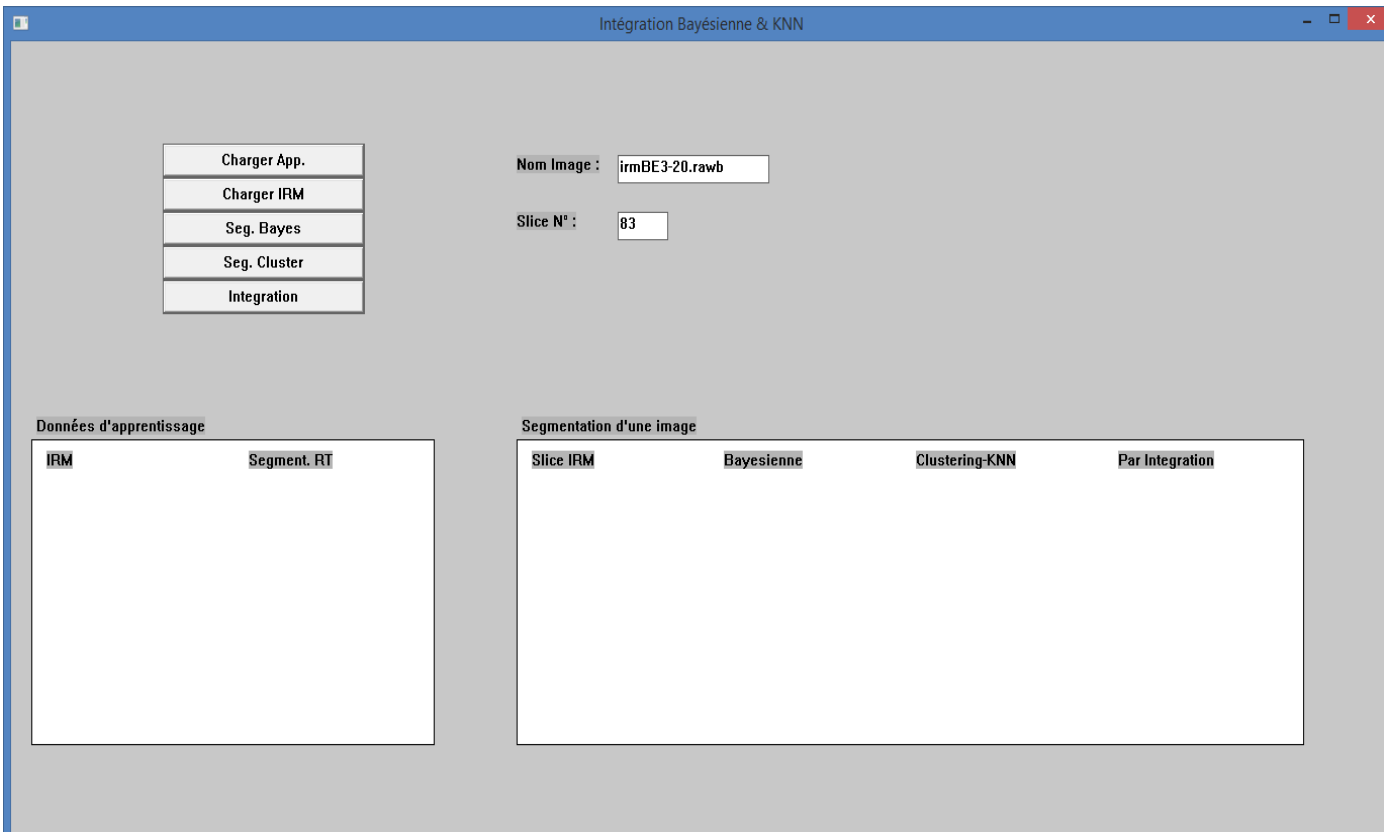


Figure 4.4: Interface principale de l'application.

VI. Résultat de segmentation :

La figure 4.4 montre les résultats de segmentation de l'image irm BE3-20.rawb avec la segmentation bayésienne.

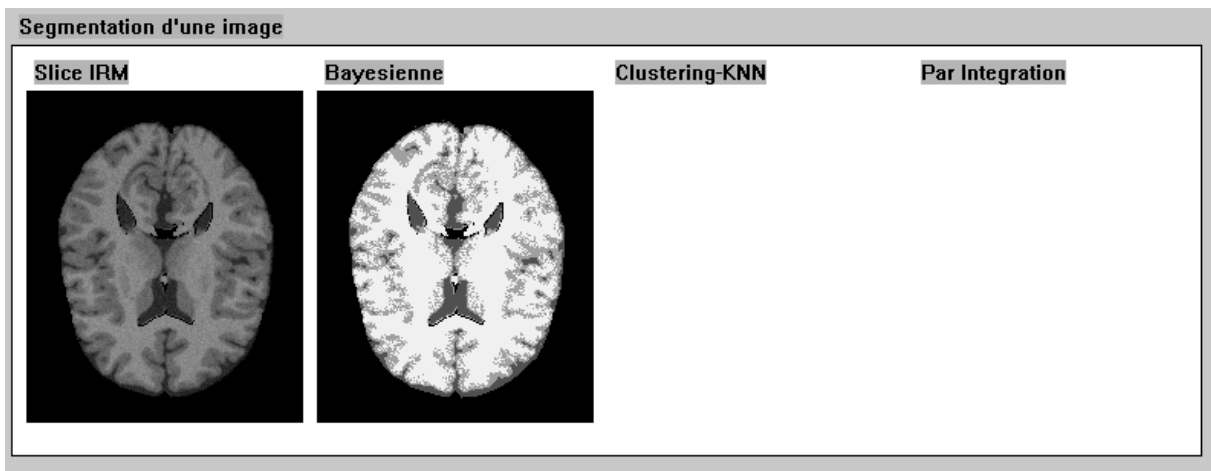


Figure 4.5: la segmentation Bayésienne.

La figure 4.5 montre les résultats de segmentation de l'image irm BE3-20.rawb avec la segmentation par le clustering KNN.

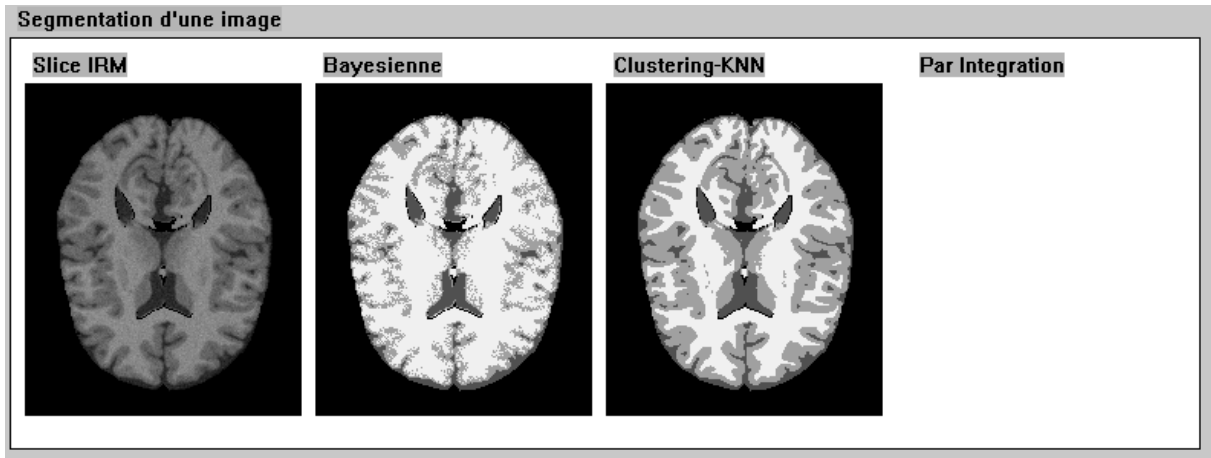


Figure 4.6: la Segmentation par KNN.

La figure 4.6 montre les résultats d'intégration des deux méthodes de segmentation.

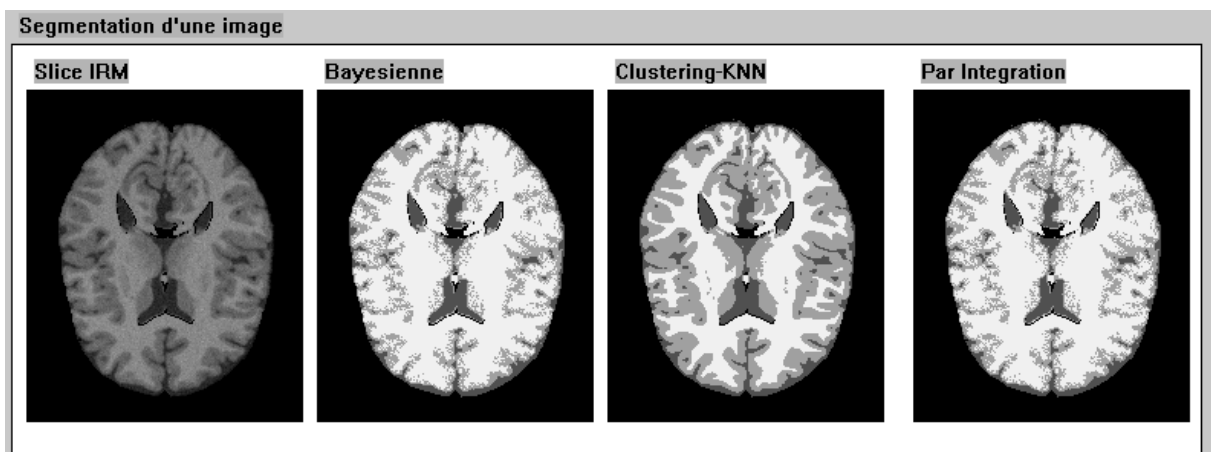


Figure 4.7: la segmentation par Intégration.

VII. Quelque extrait du code de source :

VII.1. Segmentation bayésienne :

- calcul des probabilités a postériori selon Bayes :

```
int z=gslice;
```

```
for (int y=0; y<=resy;y++)
```

```
for (int x=0; x<=resx-1; x++)
```

```
double xi = (double)irm[z][y][x];  
for (int c=0; c<=nbrClasses-1; c++)  
{ double moy=moyenne[c];  
double ect=ecarttype[c];  
vectBayes[z][y][x][c]=Gauss(xi,moy,ect)*vectPrior[c]; } }
```

▪ **Calcul des labels selon Bayes :**

```
z=gslice;  
for (int y=0; y<=resy;y++)  
for (int x=0; x<=resx-1; x++)  
{  
double maxProba=vectBayes[z][y][x][0];  
int cmax=0;  
for (int c=1; c<=nbrClasses-1; c++)  
{ if (vectBayes[z][y][x][c]>maxProba)  
{  
maxProba=vectBayes[z][y][x][c];  
cmax=c; } }  
labelsBayes[z][y][x]=cmax;  
}
```

▪ **Calcul précision du classieur bayesien :**

```
int nbrCorrespondances = 0;  
z=gslice;  
for (int y=0; y<=resy;y++)
```

```
for (int x=0; x<=resx-1; x++)  
  
    if (labelsBayes[z][y][x]==rt[z][y][x])  
  
        nbrCorrespondances++;  
  
precision = double(nbrCorrespondances)/double(resy*resx);
```

VII.2. Segmentation par KNN :

```
void SegmenterKnn()  
  
{  
  
int distances[1000],classes[1000];  
  
int occurences[3];  
  
int z=gslice;  
  
int L=5;  
  
int k=L*L/2;  
  
for (int y=0; y<=resy-1; y++)  
  
for (int x=0; x<=resx-1; x++)  
  
{  
  
// Parcours LxL  
  
int N=0;  
  
for (int yp=y-L/2; yp<=y+L/2; yp++)  
  
for (int xp=x-L/2; xp<=x+L/2; xp++)  
  
{  
  
N++;  
  
distances[N]=abs(irm[z][y][x]-irmrt[z][y][x]);  
  
classes[N]=rt[z][y][x];
```

```
}  
  
// tri de distances et classes  
  
for (int i=1; i<=N-1; i++)  
for (int j=i+1; j<=N; j++)  
if (distances[i]>distances[j])  
{  
    int dd = distances[i];  
    distances[i]=distances[j];  
    distances[j]=dd;  
    int cc = classes[i];  
    classes[i]=classes[j];  
    classes[j]=cc;  
}  
  
// initialiser les occurences de classes  
  
for (int c=0; c<=3; c++)  
occurences[c]=0;  
  
// calcul des occurences des classes  
  
for (int i=1; i<=k; i++)  
occurences[classes[i]]++;  
  
// calcul du maximum des occurences et sa position  
  
int P=0;  
  
int Max=occurences[0];  
  
for (int c=1; c<=3; c++)  
if (occurences[c]>Max)
```

```
{
Max=occurences[c];

P=c;

}

// affecter l'étiquette

vectKnn[z][y][x]=P;

} // fin pour y;x

// Display labels k-nn

z=gslice;

for (int y=0; y<=resy-1;y++)

for (int x=0; x<=resx-1;x++)

{

BYTE ng=vectKnn[z][y][x];

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

}

}
```

VII.3. Segmentation par Intégration :

```
void SegmenterIntegr()

{ int z=gslice;

for (int y=0; y<=resy; y++)

for (int x=0; x<=resx-1; x++) {

labelsIntegration[z][y][x]=labelsBayes[z][y][x];

if (labelsBayes[z][y][x]!=labelsKnn[z][y][x])

{
```

```
BYTE ccluster=labelsKnn[z][y][x];  
BYTE cbayes=labelsBayes[z][y][x];  
double vF=F(precision,vectBayes[z][y][x][cbayes]);  
if (vectKnn[z][y][x]>0.01*vF)  
labelsIntegration[z][y][x]==labelsKnn[z][y][x];  
else  
labelsIntegration[z][y][x]==labelsBayes[z][y][x];  
}}  
  
// Display labels Integration  
z=gslice;  
for (int y=0; y<=resy-1;y++)  
for (int x=0; x<=resx-1;x++){  
BYTE ng=labelsIntegration[z][y][x];  
image6.Pixel(x,y,80*ng); } }
```

VIII-Conclusion :

Dans ce dernier chapitre, nous avons essayé de présenter l'environnement de développement et les langages utilisée qui nous ont permis la réalisation de notre application, et ainsi nous présentons l'implémentation et l'expérimentation de la méthode de segmentation d'IRM cérébrales que nous avons proposée dans ce mémoire de master. Les résultats obtenus ont montré l'efficacité de la méthode à la bonne classification des données IRM, même avec des niveaux élevés des déformations : bruit et non uniformité de l'intensité.

Conclusion générale

Un aperçu des dernières découvertes de la science et des scientifiques dans le domaine de l'imagerie médicale et du diagnostic, nous a permis de voir les difficultés rencontrées par ces chercheurs. La recherche de méthodes de la segmentation, notamment en imagerie médicale, se poursuit à l'avenir.

Dans ce projet, nous avons contribué à améliorer la segmentation de l'image cérébrale imagée par résonance magnétique, en utilisant des techniques d'apprentissage automatique, ou nous avons utilisé deux méthodes différentes, la première méthode est la classification des pixels par le classifieur bayésien, et la deuxième méthode par la plus proche voisin, ont donné le même résultat, pour que les deux algorithmes divisent l'image en quatre principales classes, qui sont la matière blanche, matière grise et aussi Le liquide céphalo-rachidien et le fond. Ou des pixels similaires ont été classés avec ensemble dans la même région, puis nous avons combiné les deux résultats pour augmenter le pourcentage d'amélioration et l'image se segmente avec une forte efficacité.

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

Avec ce travail que nous avons fait, nous pouvons tester les méthodes que nous avons utilisées avec d'autres classifieurs supervisés tels que le SVM multi classes, et l'arbre de décision, et aussi nous pouvons comparer entre eux en comparant les résultats.

Bibliographie

- [1] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Segmentation_d%27image
- [2] : <https://www.toomed.com/blog/category/anatomie/>
- [3] : <https://sante-medecine.journaldesfemmes.fr/faq/21543-anatomie-humaine-definition>
- [4] : <https://www.frcneurodon.org/comprendre-le-cerveau/a-la-decouverte-du-cerveau/anatomie-du-cerveau-et-du-systeme-nerveux/>
- [5] : <https://www.futura-sciences.com/sante/definitions/medecine-irm-8096/>
- [6] : <https://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/irm.htm>
- [7] : <http://www.cinq.ulaval.ca/IRM>
- [8] : <http://bib.univ-oeb.dz:8080/jspui/bitstream/123456789/6896/1/m%C3%A9moire-segmentation-dimage.pdf>
- [9] : <http://bib.univ-oeb.dz:8080/jspui/bitstream/123456789/6896/1/m%C3%A9moire-segmentation-dimage.pdf>
- [10] : M Semchedine, Système Coopératif Hybride de Classification dans un SMA : Application à la segmentation d'images IRM », mémoire de magister, université Farhat Abbas, Setif, 2007.
- [11] :Stéphanie BRICQ, Segmentation d'images IRM anatomiques par inférence bayésienne multimodale et détection de lésions, thèse de doctorat, Université Louis Pasteur - Strasbourg I, 2008.
- [12] : M. A. Gonzalez Ballester, A. P. Zisserman & M. Brady. Estimation of the partial volume effect, Medical Image Analysis, vol. 6, pages 389–405, 2002
- [13] : D. W. Shattuck, S. R. Sandor-Leahy, K. A. Schaper, D. A. Rottenberg& R. M. Leahy, Magnetic Resonance Image Tissue Classification Using a Partial Volume Model. Neuro Image, vol. 13, pages 856–876, 2001.
- [14] : Belarouci Sara & Benmokhtar Sara- Master En Génie Biomédical, Thème Méthode Coopérative Pour La Segmentation D'images IRM Cérébrales Basée Sur Les Techniques FCM Et Level Set- Universite Abou Bekr Belkaid Tlemcen -2011/2012.
- [15] :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.
- [16] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Apprentissage_automatique
- [17] : <https://www.talend.com/fr/resources/methode-modeles-data->
- [18] : <https://fr.sawakinome.com/articles/applications/difference-between-data-mining-and-machine-learning.html>
- [19] : Bazine besma, le type d'algorithme d'apprentissage automatique non paramétrique, Mémoire de fin d'études en vue de l'obtention du diplôme de Master, Université 20 Août 1955-Skikda, 2020

Bibliographie

[20] :<https://eduscol.education.fr>

[21] : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Arbre_de_d%C3%A9cision_\(apprentissage\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Arbre_de_d%C3%A9cision_(apprentissage))

[22] :<https://fr.wikipedia.org/wiki/Boosting>

[23] :<https://kobia.fr/le-bagging-en-machine-learning-de-quoi-sagit-il/>

[24] :<https://fr.strephonsays.com/data-mining-and-vs-machine-learning-1389>

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

[26] :<https://www.lesnumeriques.com/telecharger/dev-c-20456>