



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

Et Populaire République Algérienne Democratique

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي التبسي - تبسة

Université Larbi Tébessi – Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de Master Académique**

En : **électronique**

Spécialité : **électronique**

Par : **HAMMAD Moussa et KHEDIRI Abdelhafid**

Sujet :

Détection et Classification des Tumeurs par Imagerie Médicale : Une Approche Basée sur l'Apprentissage Automatique.

Évalué le 22/06/2021, devant le jury composé de :

M. AOUCHE Abdelazize

MCA

Président

M. HOUAM Lotfi

MCB

Rapporteur

M. SAÏGAA Mouhammed

MAA

Examineur

Promotion : 2020/2021

Dédicaces

Je dédie ce travail aux êtres qui me sont les plus chers :

A mon très cher père, source de sagesse, mon guide.

A mes très chère : mère, source d' affection.

A mes très chères sœur .

A mes très chère frères .

A tous les membres de ma grande famille petits et grands.

A mon amie et binôme, pour sa compréhension, et sa tolérance lors de la réalisation de notre projet.

Et enfin a touts mes amis la spécialité électronique instrumentation.

Remerciements

Nous tenons tout d'abord à remercier « Allah » le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force le courage et la patience d'accomplir ce modeste travail.

En second lieu, nous tenons à remercier notre Encadreur, **Mr Lotfi Houam**, pour ses précieux conseils, son aide durant toute la période du travail et pour tout le soutien et l'orientation.

Nous exprimons notre grand respect aux honorables membres de jury qui ont accepté d'évaluer ce travail.

Nous remercions nos parents et nos proches pour l'amour et le soutien constant qu'ils nous ont témoigné tout au long de notre parcours. Merci à toutes et tous nos ami(e)s pour leurs encouragements. Nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

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

Table des Matières

Dédicaces.....	ii
Remerciements	iii
Table des Matières.....	iv
Liste des tableaux	viii
Liste des figures	ix
Introduction Générale.....	1
Chapitre 1 Imagerie médicale pour le diagnostic des tumeurs	3
1.1 Introduction	3
1.2 Définition	3
1.3 Historique.....	3
1.4 Modalités d'imagerie médicale.....	4
1.4.1 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)	4
1.4.2 Principe général.....	4
1.4.3 Autres types d'IRM.....	5
1.4.3.1 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf).....	5
1.4.3.2 Angiographie par résonance magnétique (ARM)	5
1.4.4 La mammographie	6
1.4.4.1 Types de mammographie.....	6
1.4.5 Tomographie quantitative à rayon X (le CT-Scan).....	7
1.4.5.1 Applications Cliniques du CT Scanner à Rayons-X.....	8
1.5 Diagnostic des tumeurs	9
1.5.1 Tumeurs cérébrale.....	9
1.5.2 Tumeurs de sein	10
1.5.2.1 Le dépistage	10

1.5.2.2	Le diagnostic	10
1.6	Conclusion.....	11
Chapitre 2	Techniques de traitement d'images	12
2.1	Introduction	12
2.2	Représentation d'une image numérique	13
2.2.1	Image vectorielle	13
2.2.2	Images matricielles (bitmap)	13
2.3	Histogramme	15
2.4	Filtrage d'images.....	16
2.4.1	Le filtrage linéaire	16
2.4.2	Le filtre moyeneur.....	16
2.4.3	Le filtre gaussien.....	17
2.4.4	Le filtrage non linéaire	17
2.4.5	Le filtre Médian	18
2.5	Le filtre anisotrope.....	18
2.6	Segmentation d'images.....	20
2.6.1	Segmentation par seuillage	20
2.6.2	Segmentation par approche contour.....	21
2.6.2.1	Segmentation par approche région.....	22
2.7	La transformée de Fourier.....	22
2.8	Transformée en ondelettes	24
2.9	Conclusion.....	27
Chapitre 3	Apprentissage automatique pour l'analyse d'images médicales.....	28
3.1	Introduction	28
3.2	Définition	29

3.3	Types d'apprentissage automatique	29
3.3.1	Apprentissage supervisé	30
3.3.2	Apprentissage non supervisé	30
3.3.3	Apprentissage par renforcement	31
3.4	Traitement de l'information.....	32
3.5	La régression linéaire.....	32
3.5.1	Avantages et inconvénients de la régression linéaire.....	33
3.5.2	Sur-apprentissage	33
3.5.3	Sous-apprentissage	34
3.6	La classification d'images.....	34
3.7	Arbres de décision	35
3.7.1	Avantages et inconvénients des arbres de décision :	36
3.8	k-means	36
3.9	Fuzzy c-means	37
3.10	Titre 4 Analyse par composantes principales.....	38
3.11	Support vecteur machine.....	38
3.11.1	Types de noyaux:.....	39
3.11.2	Avantages et inconvénients des SVM:	40
3.12	Métriques d'évaluation	40
3.12.1	Accuracy	40
3.12.2	Précision.....	40
3.12.3	Le F1-Score.....	41
3.12.4	les courbes ROC.....	41
Chapitre 4	Implémentation	43
4.1	Travail Apparenté	43

4.2	Morphologie Mathématique	45
4.2.1	Le Filtrage Anisotropique.....	46
4.2.2	Le Filtrage Médian.....	49
4.2.3	Filtre Gaussien	50
4.3	Segmentation d'image par SVM	53
4.4	Segmentation d'image par Kmeans	57
4.4.1	Algorithme :.....	57
	Conclusion Générale	62
	Références Bibliographiques.....	63
	Annexe A Bases d'Imagerie Par Résonance Magnétique IRM.....	65
1.1.	Définition :	65
1.2.	Intérêts de l'IRM	65
1.3.	Principe général de l'IRM	66
1.4.	Schéma global d'appareil IRM	67
1.5.	Principe physique de la résonance magnétique nucléaire :.....	68
1.6.	formation de l'image.....	70
1.7.	Pondération et séquences d'images.....	70
	Annexe B Titre de l'annexe B.....	Erreur ! Signet non défini.
	Annexe C Titre de l'annexe C.....	Erreur ! Signet non défini.
	Annexe D Titre de l'annexe D.....	Erreur ! Signet non défini.

Liste des tableaux

Tableau 1 Résultats de segmentation et Temps d'exécution avec: option=1 , kappa = 15, delta_t = 1/7.....	46
Tableau 2. Résultats de segmentation et Temps d'exécution avec: option=1, kappa = 15, delta_t = 1/7.....	47
Tableau 3 Résultats de segmentation du (5images) par filtre gaussien avec: option=2 , kappa = 15, delta_t = 1/7.....	48
Tableau 4 Résultats de segmentation par filtre médian présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution.....	49
Tableau 5 Résultats de segmentation par filtre gaussien présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution.....	49
Tableau 6 Résultats de segmentation par filtre gaussien présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution avec une variance fixe (sigma=0.5).....	50
Tableau 7 Résultats de segmentation par SVM présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution.....	53
Tableau 8 Résultats de segmentation par Kmeans présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution.....	57

Liste des figures

Figure 1-1 Acquisition des coupes cérébrales par IRM	4
Figure 1-2 Schéma fonctionnel de l'IRM.....	5
Figure 1-3 Appareil mammographique	6
Figure 1-4 Tomographie quantitative à rayon X (le CT-Scan).....	8
Figure 2-1 Représentation d'une image matricielle.....	14
Figure 2-2 Histogramme d'une image en niveaux de gris. (a) Image IRM de cerveau et (b) son histogramme.....	15
Figure 2-3 Exemple de construction d'un noyau gaussien de taille 3×3 pixels.....	17
Figure 2-4 Segmentation par seuillage d'une image IRM de la base de données (seuil = 100), (a) image originale et (b) image segmentée.....	21
Figure 2-5 Différents types de contours :(a) marche d'escalier, (b) toit et (c) pointe.....	21
Figure 2-6 Fig.4. Principe de base de la transformation des ondelettes.....	25
Figure 2-7 Décomposition à plusieurs niveaux avec transformées en ondelettes.....	26
Figure 3-1 Les différents types de Machine Learning [1].....	31
Figure 3-2 La régression linéaire.....	32
Figure 3-3 Les trois étapes d'un algorithme de classification d'images.....	34
Figure 3-4 Arbres de décision.....	35
Figure 3-5 Données en cluster et centroïdes [1].....	37
Figure 3-6 Image IRM segmentée par Fuzzy-cmeans sans filtrage.....	37
Figure 3-7 Hyperplane.....	38
Figure 3-8 Support vecteur (Hyperplane).....	39
Figure 3-9 vue de la dimension inférieure et vue de la dimension supérieure.....	39
Figure 3-10 Courbe ROC.....	42

Figure 4-1 Étapes pour la segmentation tumorale.....	45
Figure 4-2 Image originale IRM	45
Figure 4-3. (a) Le Filtrage Anisotropique, (b) Filtrage médian, (c) Filtrage gaussien.....	46
Figure 4-4 volume du tumeur pour les 2 images testées par filtre anisotropie.....	48
Figure 4-5 Le temps d'exécution pour les 2 images testées par filtre anisotropie.	49
Figure 4-6 Le temps d'exécution par les deux filtres gaussien et médian	51
Figure 4-7 Taille du tumeur par les deux filtres gaussien et médian	52
Figure 4-9 Étapes pour la segmentation tumorale par SVM	53
Figure 4-10 le volume du tumeur par SVM de 4 images utilisée filtre anisotropie avec (num_iter = 10 ;kappa =15; delta_t = 1/7; option = 1).	55
Figure 4-11 Le temps d'exécution pour les 4 images testées par filtre anisotropie (5x5).	55
Figure 4-12 le volume du tumeur par SVM de 5 images utilisée filtre médian (5x5)	55
Figure 4-13 Le temps d'exécution pour les 4 images testées par filtre médian (5 x5).	56
Figure 4-14 le volume du tumeur par SVM de 4 images utilisée filtre gaussien (5x5)	56
Figure 4-15 Le temps d'exécution pour les 4 images testées par filtre gaussien (5x5).	56
Figure 4-16 le volume du tumeur par Kmeans de 5 images utilisée filtre anisotropie.....	58
Figure 4-17 le volume du tumeur par Kmeans de 5 images utilisée filtre médian	59
Figure 4-18 le volume du tumeur par Kmeans de 5 images utilisée filtre gaussien.....	59
Figure 4-19 Le temps d'exécution pour les 5 images testées par filtre anisotropie	59
Figure 4-20 Le temps d'exécution pour les 5 images testées par filtre médian	60
Figure 4-21 Le temps d'exécution pour les 5 images testées par filtre gaussien	60
Figure 4-22 classifieur kmeans avec k = 4	61
Figure 4-23 Le principe de résonance magnétique nucléaire	68
Figure 4-24 Séquence de lecture d'un signal RMN	70
Figure 4-26 Images acquises par IRM: (a) pondération T ₁ , (b) pondération T ₂ [25].....	71

Figure 4-27 Séquence écho spin (SE) 71

Figure 4-28 Séquence écho de gradient (GRE) 72

Introduction Générale

L'image est aujourd'hui un outil essentiel pour l'aide au diagnostic. L'essor de la médecine ces dernières décennies est dû essentiellement au développement des techniques d'imagerie médicale, grâce auxquelles il est devenu possible de visualiser de manière non invasive l'anatomie du corps humain.

En effet, l'imagerie par résonance magnétique, la radiographie par rayon X, la mammographie, Tomographie quantitative à rayon X (le CT-Scan) et autres techniques ont largement contribué à l'élargissement des connaissances sur l'anatomie et les pathologies. Cependant, l'analyse et le traitement de cette masse sans cesse croissante d'images médicales, a rendu l'utilisation de l'ordinateur vitale en raison de ses performances croissantes dans les traitements.

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un outil clinique parmi d'autres, permettant l'observation in vivo de la zone cérébrale. Elle fournit une quantité d'informations différentes sur les tissus cérébraux grâce à la variété des séquences d'excitation disponibles. Cette technique est de plus en plus utilisée depuis une vingtaine d'années dans le domaine médical, pour la précision des images anatomiques qu'elle fournit et donc les diagnostics qu'elle permet. Malgré son coût élevé, quelque 22000 appareils spécialisés fonctionnent actuellement dans le monde, ces appareils permettent chaque année de réaliser plus de 60 millions d'examen.

Face à ces innombrables problèmes et dans le but d'aider le médecin lors du diagnostic, ou le chirurgien lors de la réalisation d'un geste opératoire, la mise en œuvre de systèmes de traitement automatique d'images s'impose.

Une aide précieuse peut être garantie par des systèmes automatisés une aide à la détection et à la localisation de tumeurs, mesure des dimensions des volumes .

Or, du fait de la limitation du système visuel de l'être humain et pour voir ce qu'il ne voit pas directement, nous pouvons alors parler de segmentation.

L'objet de notre travail est détection des tumeurs cérébrales. L'approche proposée est une approche l'apprentissage automatique basée sur Morphologie mathématique,

classification SVM, Kmeans et les caractéristiques de l'image IRM comme un élément clé dans le processus de segmentation

Chapitre 1

Imagerie médicale pour le diagnostic des tumeurs

1.1 Introduction

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images à partir de différents phénomènes physiques (Résonance magnétique, réflexion d'ondes ultrasons, radioactivité, absorption des rayons X, etc). Cette technologie permet de visualiser la physiologie ou le métabolisme du corps humain indirectement, aussi est utilisée dans la détection et le diagnostic des tumeurs

1.2 Définition

L'imagerie médicale, est une pratique permettant d'examiner l'intérieur du corps humain sans recourir à une intervention chirurgicale. Elle est utilisée à des fins cliniques afin de pouvoir proposer un diagnostic ou un traitement pour de nombreuses pathologies.

Cette technique est également très utile dans le domaine de la recherche médicale pour l'étude de notre physiologie. La médecine fait appel à plusieurs types d'imagerie pour le diagnostic d'un patient : radio, échographie, Imagerie par Résonance Magnétique, endoscopie, CT scanner, etc [2].

1.3 Historique

L'imagerie médicale a fait son apparition avec la découverte des rayons X par Wilhelm Röntgen (physicien allemand) en 1896. Très vite, l'intérêt d'une telle découverte pour la médecine se développe et Antoine Bécclère, chef de service à l'hôpital Tenon à Paris, acquiert en 1897 un radioscope. Les premiers dépistages de la tuberculose y sont effectués grâce aux radiographies des poumons.

L'imagerie médicale se développe au cours de la 1^{ère} Guerre mondiale, avec notamment la mise en place, par Marie Curie, de voitures radiologiques qui sillonnent les champs de bataille pour repérer les éclats d'obus chez les soldats blessés. En 1934, la

découverte de la radioactivité artificielle par Frédéric et Irène Joliot-Curie ouvre la voie au développement des radioéléments de brève durée de vie. Ces derniers, associés à des molécules biologiques utilisées comme traceurs, ont permis la découverte du fonctionnement de certains organes (PET scan). Depuis, l'imagerie médicale n'a cessé d'évoluer, de se perfectionner et de proposer des technologies de plus en plus précises, performantes et novatrices.

1.4 Modalités d'imagerie médicale

1.4.1 Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

Imagerie par résonance magnétique. Technique d'examen qui consiste à créer des images précises d'une partie du corps, grâce à des ondes (comme les ondes radio) et un champ magnétique. Les images sont reconstituées par un ordinateur et interprétées par un radiologue. Cette technique est utilisée pour le diagnostic de certaines tumeurs. Pendant l'examen, l'injection d'un produit de contraste peut être nécessaire pour améliorer la qualité de l'image. Cet examen est indolore [2].



Figure 1-1 Acquisition des coupes cérébrales par IRM

1.4.2 Principe général

L'IRM est une technique d'investigation très performante, parfaitement indolore et sans danger. L'IRM n'utilise pas de rayons X, elle est basée sur le principe de la résonance magnétique des protons de l'atome d'Hydrogène du corps humain au sein d'un champ magnétique. Ce dernier est créé par un aimant géant en forme de tunnel au sein duquel le patient est placé. Des ondes électromagnétiques provoquent une aimantation spécifique des noyaux d'Hydrogène présents en proportions diverses dans les tissus selon leur teneur en eau.

Le signal émis par les protons, lors de leur retour à leur état de base, est à l'origine de la création des images. Les images obtenues sont traitées par de puissants logiciels qui permettent de reconstruire les différentes coupes. Ces images sont visualisées sur un écran puis transformées en clichés radiographiques (Figure 1-2).

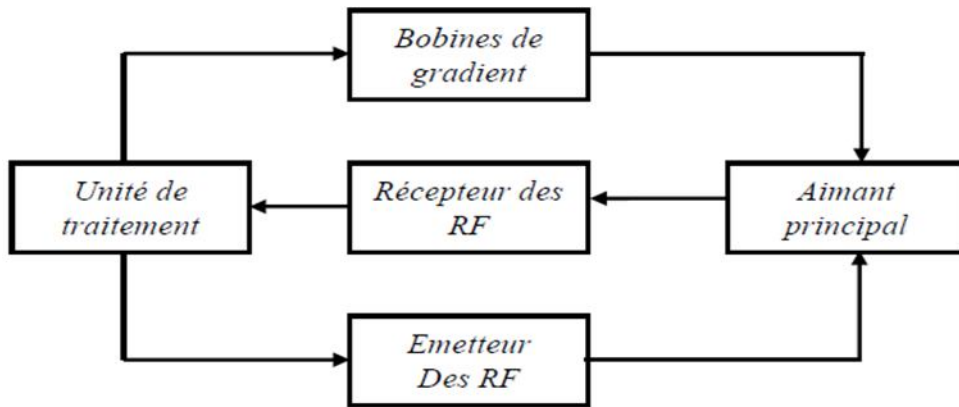


Figure 1-2 Schéma fonctionnel de l'IRM.

1.4.3 Autres types d'IRM

1.4.3.1 Imagerie par résonance magnétique fonctionnelle (IRMf)

Il s'agit d'une nouvelle procédure qui vise à mesurer de légers changements dans l'encéphale. Nous savons dans quelle région générale de l'encéphale sont contrôlées des fonctions telles que la mémoire, la parole et les sensations. Cependant, ces régions sont légèrement différentes d'une personne à l'autre. De plus, des blessures ou des maladies, comme les tumeurs cérébrales, peuvent faire en sorte que les fonctions se déplacent quelque peu vers d'autres régions de l'encéphale.

L'IRMf peut aider les médecins à voir où exactement ces fonctions importantes se déroulent. Cette information est importante pour la planification de chirurgies, de radiothérapie ou d'autres traitements[3].

1.4.3.2 Angiographie par résonance magnétique (ARM)

L'ARM peut montrer le mouvement du sang en circulation. Cette imagerie est utilisée en combinaison avec l'IRM quand on se préoccupe du fait que la tumeur cause un rétrécissement des vaisseaux sanguins, ce qui peut mener à un accident vasculaire cérébral (AVC).

1.4.4 La mammographie

C'est un examen radiographique qui utilise les rayons X. Son principe consiste à radiographier chaque sein de face et de profil pour visualiser l'intégralité de la glande mammaire. La salle de mammographie est constituée de :

- L'appareil de mammographie qui s'appelle un mammographe. Il se compose d'un tube à rayons X et d'un système de compression du sein.
- Le pupitre de commande derrière lequel se trouve le personnel médical est séparé du reste de la pièce par une vitre plombée [4].



Figure 1-3 Appareil mammographique

La mammographie sert à étudier la glande mammaire et permet de dépister des anomalies des tissus, notamment un cancer du sein même à un stade précoce, elle recherche des anomalies telles que des opacités, des micro-calcifications [4].

La mammographie est idéalement réalisée en première partie du cycle (entre J -8 et J-13), car à ce moment du cycle les seins sont moins douloureux et plus transparents sur les clichés de mammographie .

1.4.4.1 Types de mammographie

On peut diagnostiquer trois types de mammographies [5]:

- **La mammographie diagnostique** : est effectuée chez des personnes symptomatiques: une masse a été palpée dans le sein; il existe un écoulement sanguinolent à travers le mamelon; etc. Dans ces situations, la mammographie est réalisée pour caractériser la masse palpée ou pour rechercher une tumeur. Ce type de mammographie est toujours pris en charge par les assurances maladie.
- **Mammographie préventive** : peut être demandée par le médecin, sans qu'il y ait de symptômes particuliers, en vue de s'assurer qu'il n'y a aucun point d'appel de cancer du sein ; ceci surtout chez les femmes " à risques ".
- **La mammographie de dépistage** : recherche la présence d'une tumeur chez des personnes non symptomatiques. Elle est réalisée chez les femmes entre 50 à 69 ans par recommandation du médecin en parallèle avec les examens médicaux généraux réguliers.

1.4.5 Tomographie quantitative à rayon X (le CT-Scan)

Elle représente un des premiers bouleversements majeurs apportés à l'imagerie médicale par l'informatique. C'est en 1972 : mise au point par Godfrey Newbold Hounsfield, d'après les travaux de Allan MacLeod Cormack et installation du premier prototype crâne dit de première génération (2h30 pour une seule coupe). C'est une méthode de diagnostic radiologique reposant sur la pénétration des rayons X selon le type de tissu humain traversé, et sur l'utilisation d'un ordinateur pour procéder à l'analyse du résultat et à la synthèse d'une image des organes en coupe. La TDM est une méthode à la fois tomographique et numérisée, elle permet l'obtention d'images en coupes fines successives puis l'analyse et la reconstruction de l'image par un ordinateur.

L'idée de base d'Hounsfield était de balayer une tranche anatomique (coupe) pour acquérir dans cette coupe les profils de transmission des rayons-X. A l'aide d'un tube-X et d'un détecteur, l'objet était balayé de telle manière qu'on pouvait obtenir sa couverture complète par des profils de transmission (figure1-4).

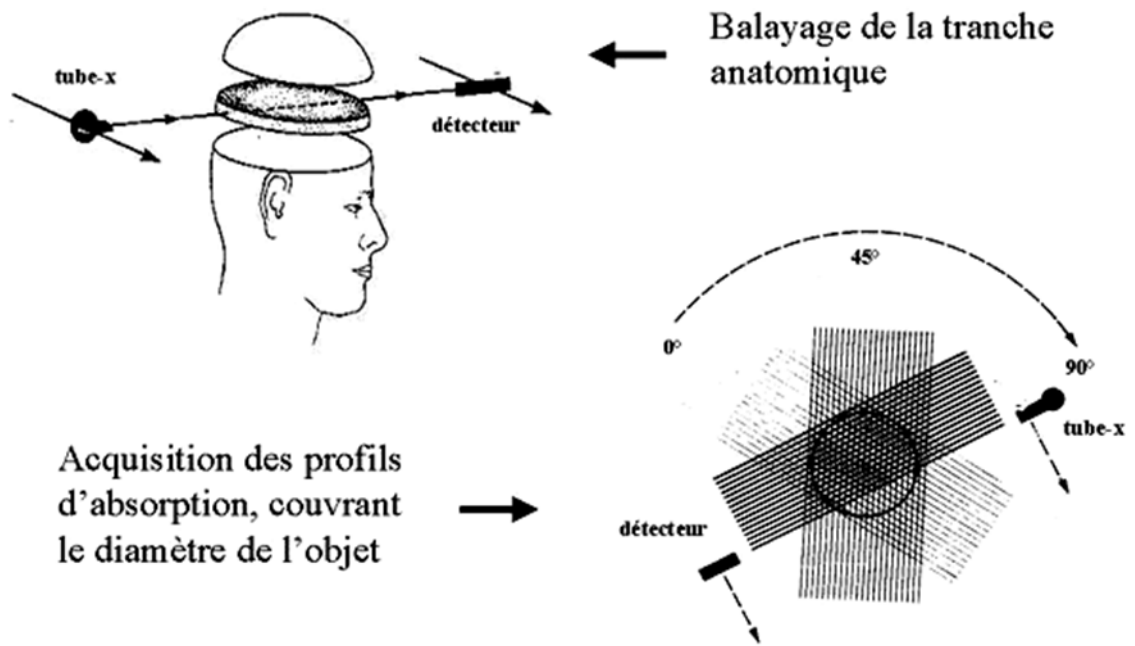


Figure 1-4 Tomographie quantitative à rayon X (le CT-Scan)

Les reconstructions tridimensionnelles après CT-Scan peuvent améliorer la sensibilité de l'examen.

1.4.5.1 Applications Cliniques du CT Scanner à Rayons-X

Parmi les applications cliniques du CT-scan, on peut citer, Le CT crânien, qui est un test précis pour délimiter les structures cérébrales et peut identifier la matière cérébrale, les artères, les veines, les ventricules remplis de liquide céphalo-rachidien et l'architecture osseuse du crâne.

Un CT crânien, également appelée CAT (Computer-Assisted Tomography), de la tête est habituellement prescrit pour détecter :

- Saignement ou formation de caillots sanguins,
- Lésions cérébrales et fractures du crâne chez les patients atteints de traumatisme crânien,
- Tumeurs cérébrales.

Le CT-scan est également utile dans la planification chirurgicale, en apportant une meilleure compréhension de la forme et de l'orientation de l'anomalie.

1.5 Diagnostic des tumeurs

1.5.1 Tumeurs cérébrale

Une tumeur cérébrale est une croissance anormale de tissu dans le cerveau ou la colonne vertébrale centrale qui peut perturber le bon fonctionnement du cerveau. Les médecins se réfèrent à une tumeur basée sur l'origine des cellules tumorales, et si elles sont cancéreuses (malignes) ou non (bénignes).

Bénigne : La tumeur cérébrale la moins agressive est souvent appelée tumeur cérébrale bénigne. Ils proviennent de cellules à l'intérieur ou autour du cerveau, ne contiennent pas de cellules cancéreuses, poussent lentement, et ont généralement des frontières claires qui ne se propagent pas dans d'autres tissus.

Malignes : Les tumeurs malignes du cerveau contiennent des cellules cancéreuses et n'ont souvent pas de frontières claires. Ils sont considérés comme menaçant la vie parce qu'ils se développent rapidement et envahissent le tissu cérébral environnant.

Primaire : Tumeurs qui commencent dans les cellules du cerveau sont appelées tumeurs primaires du cerveau. Les tumeurs cérébrales primaires peuvent se propager à d'autres parties du cerveau ou à la colonne vertébrale, mais rarement à d'autres organes.

Métastatique : Les tumeurs cérébrales métastatiques ou secondaires commencent dans une autre partie du corps puis se propagent au cerveau. Ces tumeurs sont plus courantes que les tumeurs cérébrales primaires et sont nommées par l'endroit où elles commencent [6].

Les tumeurs cérébrales peuvent être classées selon 4 classes :

Gliomas : Ces tumeurs commencent dans les cellules gliales, qui sont des cellules qui aident à maintenir les nerfs en bonne santé. Ce sont le plus souvent des cancers. Il existe plusieurs catégories de gliomes, basés sur les cellules spécifiques qu'ils ciblent. Les astrocytomes sont plus fréquents chez les adultes. Un glioblastome est le type le plus agressif de tumeur gliale.

Meningiomas : Ceux-ci forment dans les méninges, la mince couche de tissu qui recouvre le cerveau et la moelle épinière. Ce ne sont pas des cancers, mais ils peuvent causer des problèmes en appuyant sur votre cerveau.

Schwannomas : Ceux-ci endommagent le revêtement protecteur des cellules nerveuses. Ce ne sont pas des cancers, mais ils causent souvent une perte auditive ou des problèmes d'équilibre.

Adénomes pituitaires : Ces formes sur la glande pituitaire, qui se trouve à la base de votre cerveau. Il fait des hormones importantes. Ces tumeurs ne sont généralement pas cancéreuses et se développent lentement.

Pour diagnostiquer une tumeur au cerveau, votre médecin commencera par poser des questions sur vos symptômes, votre santé générale et vos antécédents en matière de santé familiale. Ensuite, ils feront un examen physique, y compris un examen neurologique. S'il y a des raisons de soupçonner une tumeur au cerveau, le médecin peut demander un ou plusieurs des tests suivants :

Études d'imagerie comme un scanner CT ou IRM pour voir des images détaillées du cerveau

Angiogramme ou MRA, qui utilisent le colorant et les rayons X des vaisseaux sanguins dans le cerveau pour rechercher les signes d'une tumeur ou des vaisseaux sanguins anormaux

Le médecin peut également demander une biopsie pour voir si la tumeur est un cancer. Ils retireront un échantillon de tissu de votre cerveau. Ils pourraient le faire pendant la chirurgie pour enlever la tumeur. Ou ils pourraient insérer une aiguille à travers un petit trou percé dans votre crâne. Ils enverront l'échantillon à un laboratoire pour des tests [7].

1.5.2 Tumeurs de sein

1.5.2.1 Le dépistage

Les femmes de plus de 40 ans doivent suivre un traitement précoce contre le cancer du sein tous les deux ans. L'examen utilisé est une mammographie. Si une anomalie est constatée, le médecin demandera d'autres tests (mammographie, échographie, biopsie) pour confirmer le cancer.

1.5.2.2 Le diagnostic

Le diagnostic du cancer du sein est basé sur la pathologie diagnostique clinique de la mammographie.

- Examen clinique: il s'agit d'un examen effectué avant et après la mammographie pour mettre en évidence toute anomalie dans certaines zones et expliquer certains résultats, de sorte que la corrélation entre l'examen clinique et l'examen d'imagerie est effectuée.
- Mammographie: il s'agit d'un examen nécessaire à l'exploration mammaire et peut être complété par une échographie mammaire.
- Pathologie anatomique: peut fournir des informations précises sur le type de cancer du sein. Il est utile pour l'analyse microscopique des cellules et des tissus prélevés sur des anomalies mammaires. Le traitement est local, systémique ou les deux: la chirurgie et la radiothérapie toucheront localement les cellules cancéreuses localisées dans le sein ou les ganglions lymphatiques: il s'agit d'un traitement local du cancer [8]
- La chirurgie consiste à retirer la tumeur et toute greffe cancéreuse. Plusieurs interventions sont possibles: chirurgie conservatrice du sein (ne retirer que la tumeur) et mastectomie totale: ablation du sein. La radiothérapie a pour but de dégager les cellules cancéreuses à l'aide d'appareils qui émettent des rayons. Ces rayons doivent éliminer toute trace de cancer qui pourrait rester après une chirurgie.
- La chimiothérapie est un traitement qui fait dans l'ensemble du corps à l'assiste de médicaments. Ces médicaments ont pour but de dégager les cellules cancéreuses ou de les éviter de s'accroître.
- L'hormonothérapie est un traitement qui fait dans l'ensemble du corps. Elle a pour but d'éviter l'acte de certaines hormones sur les cellules cancéreuses.

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés les machine d'imageries médicales, l'imagerie par résonance magnétique, mammographie, le CT-Scan et leur principes physiques qui la régissent, ainsi que les principes importants de aux déférentes pondérations qu'offre cette technique d'imagerie et leur intérêt dans le cadre du diagnostic des tumeurs cérébrales. Enfin nous sommes successivement intéressées au l'imagerie par résonance magnétique

Chapitre 2

Techniques de traitement d'images

2.1 Introduction

Le traitement d'images est l'une des sciences les plus importantes et les plus utiles dans notre vie quotidienne. Le domaine de la vision artificielle et du traitement d'images, consiste à la conversion des images en données d'objets, ou plus spécifiquement, d'identifier des objets contenus dans des images en extrayant et en analysant des caractéristiques abstraites à partir de pixels après reconnaissance de formes. Un processus similaire à une opération humaine.

Ce domaine comprend généralement de nombreux aspects de l'imagerie, tels que :

- Filtrage / de convolution (ou filtrage inverse) ´
- Compression
- Segmentation
- Restauration / reconnaissance
- Reconstruction tomographique

Le traitement d'images est donc, la représentation mathématique et le traitement de l'image afin d'obtenir, modifier ou améliorer (réduction de bruit) ses caractéristiques.

On peut résumer le traitement d'images en quatre étapes principales :

- **Acquisition d'images** : Effectuer le processus physique de formation de l'image, puis le formatage, pour pouvoir l'interpréter et traiter par un système informatique.
- **Traitement d'images** : a pour objectif d'améliorer la qualité d'images lorsqu'elles possèdent du bruit ou des défauts.
- **Segmentation d'images** : a pour but de construire une image symbolique en générant des régions homogènes selon un critère défini à priori.
- **Analyse d'images** : Consiste à extraire des paramètres ou des caractéristiques (attributs) représentatives de l'image ou des régions.

2.2 Représentation d'une image numérique

Une image numérique ou image discrète, vient d'un monde continu. Elle est obtenue à partir d'une image analogique par échantillonnage et quantification. Ce processus dépend du dispositif d'acquisition et dépend par exemple du capteur CCD utilisé. Fondamentalement, l'idée est de superposer une grille sur une image analogique et d'attribuer un scalaire à chaque carré de la grille, par exemple la luminosité moyenne dans ce carré. Chaque carré est appelé pixel, pour l'élément d'image, et sa valeur est le niveau de gris ou de la couleur qui lui est associée. Les images numériques peuvent être généralement représentées sous deux formats, le format vectoriel et matriciel.

2.2.1 Image vectorielle

Les images vectorielles sont des représentations de formes géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation). C'est le processeur qui sera chargé de "traduire" ces formes en informations interprétables par la carte graphique.

Chaque tracé existe donc sous deux formes : sous forme de code dans un fichier et sous forme d'image à l'écran. Les images vectorielles sont donc différentes des images matricielles qui elles sont définies par des pixels [9].

2.2.2 Images matricielles (bitmap)

L'image matricielle est également appelée image bitmap. Elle se compose d'une multitude de pixels invisibles à l'œil nu. Cependant, l'agrandissement d'une image matricielle fait justement ressortir ces pixels, ce qui rend le visuel plus flou. Les carrés du pixel sont alors bien visibles.

Avantages : une image matricielle permet de valoriser les nuances de couleurs, de réaliser des dégradés et des ombres complexes. En zoomant sur l'image matricielle, vous êtes en mesure de la modifier pixel par pixel. Seule l'image matricielle permet d'apporter des effets de textures au design.

Inconvénients : les fichiers matriciels sont généralement plus lourds que les fichiers vectoriels. De plus, les images matricielles ne peuvent pas être agrandies à l'infini au risque de se flouter. Il est impossible de faire varier l'échelle de votre création graphique avec ce type de format [6].

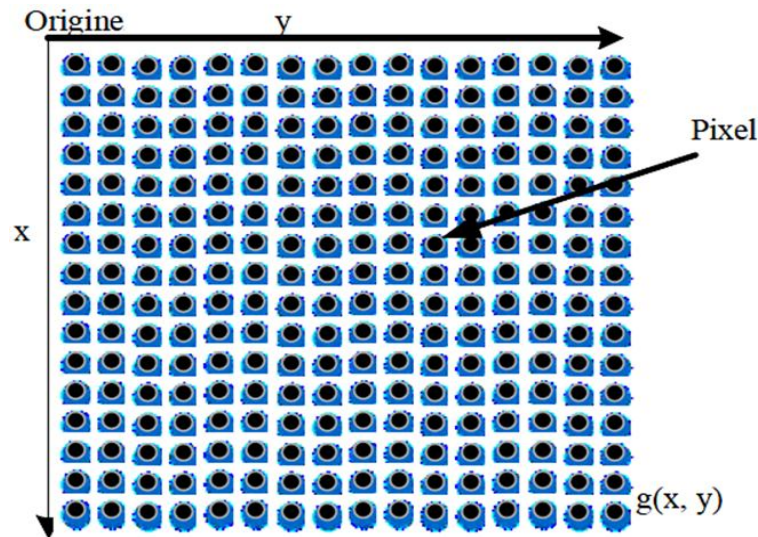


Figure 2-1 Représentation d'une image matricielle.

Le pixel est une unité de mesure de la définition d'une image numérique. Abrégée en px, elle est souvent présentée comme un petit carré de couleur. Lorsqu'on zoome sur une image numérique matricielle (les images vectorielles ne sont pas basées sur les pixels), on aperçoit en effet que celle-ci se compose d'une multitude de petits carrés colorés. Il s'agit des pixels. À noter qu'il n'existe pas de plus petit élément d'une surface d'affichage que le pixel [10]. Il peut être représenté en mémoire sur :

Un bit (0 ou 1) pour les images monochromes : 0 pour le noir et 1 pour le blanc. Un octet, soit 256 niveaux de gris pour une image à niveaux de gris : 0 pour le noir et 255 pour le blanc.

Trois octets pour une image couleur (RVB) :

1 octet pour la couleur rouge (256 nuances de rouge).

1 octet pour la couleur verte (256 nuances de vert).

1 octet pour la couleur bleue (256 nuances de bleu).

La couleur du pixel est la combinaison des trois nuances de chaque couleur.

2.3 Histogramme

L'histogramme en niveaux de gris ou en couleurs d'une image est une fonction discrète qui détermine la fréquence d'occurrence de chaque niveau (couleur) de gris dans l'image. Si l'image a N niveaux d'intensité différents, la fonction histogramme définit le nombre de pixels ayant chaque niveau d'intensité. L'histogramme peut donner une idée sur la distribution d'intensité des pixels de l'image plutôt que des valeurs d'intensité dans cette image. Il existe différents traitements qui peuvent être appliqués au histogramme d'image pour améliorer sa qualité de, tels que l'égalisation d'histogramme qui est utilisée pour améliorer la distribution d'intensité des pixels de l'image.

L'histogramme peut être implémenté dans l'extraction et la dérivation de différentes caractéristiques d'image. Les techniques de traitement d'images qui utilisent l'histogramme sont dans la plupart des cas des techniques statistiques. Elles sont liées et basées sur la probabilité de distribution statistique des valeurs d'intensité.

L'un des principaux avantages du traitement d'images par histogramme est la réduction de la complexité temporelle. Dans l'histogramme, la complexité se réduit à un vecteur unidimensionnel de petite quantité de valeurs telles que 2^n ; où n est la résolution en bits du pixel. Dans une image a 8 bits de résolution, l'histogramme est simplement constitué de 256 valeurs différentes quelle que soit la taille de l'image elle-même.

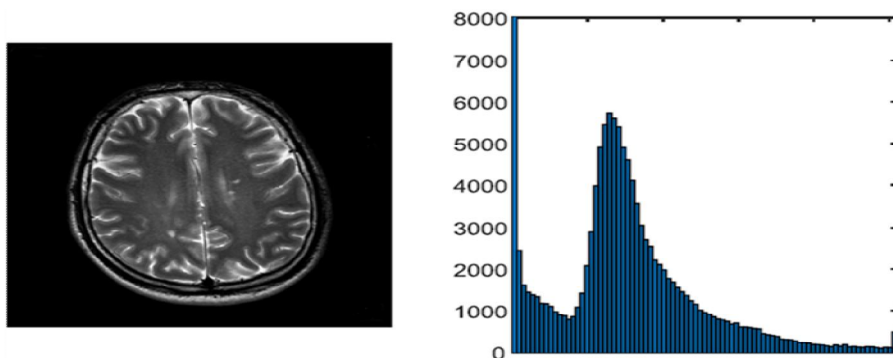


Figure 2-2 Histogramme d'une image en niveaux de gris. (a) Image IRM de cerveau et

2.4 Filtrage d'images

Un filtre est une transformation mathématique appelée : produit de convolution permettant, pour chaque pixel de la zone à laquelle il s'applique, de modifier sa valeur en fonction des valeurs des pixels avoisinants.

Le filtre est représenté par un noyau (masque), caractérisé par ses dimensions et ses coefficients, dont le centre correspond au pixel concerné. Les coefficients du noyau déterminent les propriétés du filtre. Ainsi le produit de la matrice image, par le filtre donne une matrice correspondant à l'image traitée (filtrée).

Le filtrage consiste donc, de modifier la valeur des pixels d'une image, généralement dans le but d'améliorer son aspect. En pratique, il s'agit de créer une nouvelle image en se servant des valeurs des pixels de l'image d'origine.

2.4.1 Le filtrage linéaire

Le filtrage linéaire est une transformation qui consiste, à modifier la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire des pixels voisins. Parmi les filtres linéaires [11], on trouve :

2.4.2 Le filtre moyenneur

Le filtre moyenneur est un filtre linéaire qui consiste simplement à remplacer la valeur du pixel courant par la moyenne des pixels du masque, dont la formule est :

$$Y = \frac{1}{N} \sum_i X(i) \quad (2.1)$$

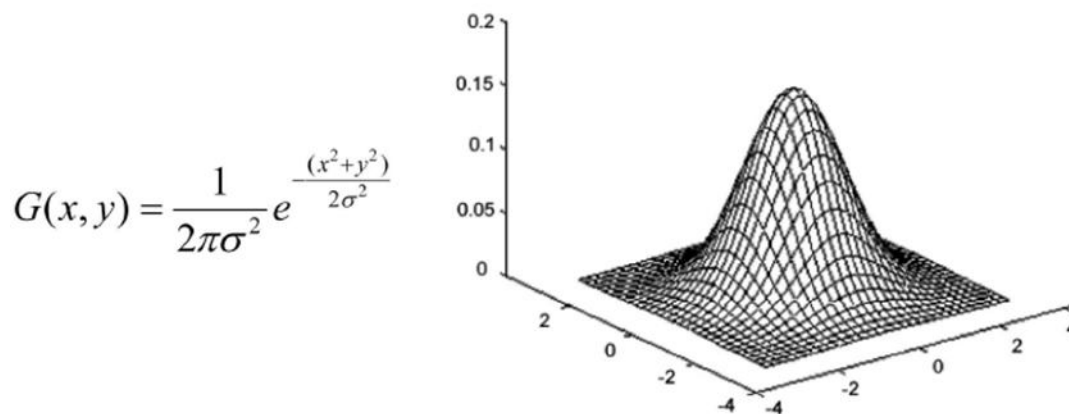
Dans le cas du moyennage sur un voisinage 3x3 \longrightarrow $h=1/9$ $\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

- Le moyennage est un filtre passe-bas.
- Il rend l'image floue, en particulier les contours.
- Il élimine les dégradations locales de faibles dimensions, valide lorsque les objets présents dans l'image sont de dimensions supérieures aux dégradations.

Cette méthode permet de lisser les images, c'est à dire de diminuer les différences de niveaux de gris entre pixels voisins. Elle est très simple est censée supprimer le bruit suivant le lissage que l'on veut réaliser et on choisira une taille du filtre plus ou moins grande (3x3, 5x5,..), au détriment des contours de l'image initiale (contours deviendront plus flous).

2.4.3 Le filtre gaussien

Le filtre gaussien est un opérateur de lissage utilisé pour estomper les détails et le bruit. Ce filtre a une logique analogue au filtre moyenneur, et utilise la distribution gaussienne pour définir un noyau de convolution. Comme nous travaillons sur des images discrètes, nous utiliserons une approximation discrète de la distribution gaussienne dans un filtre fini de convolution.



Si par exemple $\sigma = 0.8$ on a le filtre 3×3 suivant

$G(-1, -1)$	$G(0, -1)$	$G(1, -1)$
$G(-1, 0)$	$G(0, 0)$	$G(1, 0)$
$G(-1, 1)$	$G(0, 1)$	$G(1, 1)$

 $\simeq \frac{1}{16} \cdot$

1	2	1
2	4	2
1	2	1

Figure 2-3 Exemple de construction d'un noyau gaussien de taille 3×3 pixels.

2.4.4 Le filtrage non linéaire

Certains filtres ne sont pas linéaires, ce qui signifie que, ne sont pas des filtres de convolution, la valeur médiane est remplacée par la valeur dont existe déjà dans l'image, c'est le cas de l'opérateur médian.

2.4.5 Le filtre Médian

Le filtre de moyennage a tendance à brouiller l'image, de sorte que les informations pertinentes seront perdues. L'intensité du contour varie considérablement. Afin de réduire cet impact, nous ne faisons plus la moyenne Quartier, mais nous utilisons la médiane du quartier comme norme. C'est le filtre médian.

Exemple pour un voisinage 3x3 :

30	10	20	→ Bruit
10	250	20	
35	10	20	

L'opération médiane : 10, 10, 10, 20, 20, 25, 30, 30, 250.

↑
Médiane

- C'est un Filtre non-linéaire.
- Élimine le bruit impulsionnel (ou sel et poivre).
- Préserve l'information de contour et peut être appliqué itérativement.
- Élimine les contours très fins. Un voisinage adapté permet de limiter cet effet.

2.5 Le filtre anisotrope

En imagerie médicale, les images sont souvent contaminées de plusieurs types d'artefacts parfois difficiles à réduire sans altérer l'information utile contenue dans ces images. Par ailleurs les filtres classiques se sont avérés impuissants pour supprimer sélectivement tout type de bruit tout en préservant les objets significatifs dans l'image originale. En effet, en traitement d'images, le filtrage gaussien comporte des inconvénients comme le brouillage des contours et leurs délocalisations. De son côté, la diffusion non linéaire est un procédé de filtrage visant à éliminer le bruit d'une image, tout en préservant les informations importantes,

comme les contours. Ainsi, dans cette section, pour les besoins d'amélioration des images, réduction du bruit ainsi du renforcement des contrastes des objets dans les images IRM, qu'on va employer dans notre protocole de détection des tumeurs cérébrales (chapitre a), nous allons présenter le principe de ce type de filtrage.

L'opération de convolution d'une image par le noyau d'une gaussienne d'une certaine variance entraîne un processus de diffusion de l'intensité d'image autour des pixels voisins. Cette diffusion est de type isotrope : Elle agit de la même manière dans toutes les directions, et ne possède aucune direction ni zone privilégiée. Ce défaut peut poser de gros problèmes pour la restauration d'images bruitées : Les régions d'intensités non homogènes (présentant des discontinuités importantes de niveaux de gris) seront lissées, et le contraste sera notablement atténué. Pour traiter ce problème, la diffusion anisotrope a été proposée. Cette diffusion consiste à effectuer une forte diffusion dans les zones à faible gradient, et une diffusion faible dans les zones à fort gradient.

Formellement, on effectue une convolution de l'image par le noyau de l'opérateur

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, t) = \operatorname{div}(c|\nabla u(\mathbf{x}, \mathbf{y}, t)|\nabla u(\mathbf{x}, \mathbf{y}, t)) \\ \mathbf{u}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, 0) = \mathbf{u}_0(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \end{cases} \quad (2.2)$$

Où c désigne une fonction décroissante, telle que le noyau de la chaleur. Le schéma de traitement numérique de l'image est :

$$I^{(t+1)}(p) = \frac{1}{\sum_{q(t)} c^t(q)} \sum_{q(t)} I^t(q) c^t(q) \quad (2.3)$$

Cette méthode présente toutefois plusieurs inconvénients :

- Le filtrage est inefficace dans les zones de fortes discontinuités,
- Les solutions de l'équation différentielle peuvent ne pas exister, et le schéma numérique peut se montrer instable [12].

2.6 Segmentation d'images

L'une des exigences les plus importantes des outils de traitement d'images est la capacité d'analyser ces images et de trouver des régions spécifiques dans ces images. Ces régions peuvent être trouvées en fonction de certaines caractéristiques spécifiques. En fait, il existe une grande variété de techniques qui permettent aux ordinateurs de séparer différentes régions d'une image. Différents algorithmes sont aujourd'hui utilisés pour extraire les parties anormales et autres malformations des images médicales. Ces régions sont utilisées pour être nommées régions d'intérêt ROI.

La segmentation d'images est le processus qui subdivise une image en petites parties (segments) ou régions structurelles. Ces régions ou unités partagent des caractéristiques spécifiques en fonction desquelles elles peuvent être classées. Il existe plusieurs méthodes de segmentation qui sont utilisées dans le traitement d'images moderne basé sur l'objectif de segmentation. Principalement, trois catégories de base peuvent être trouvées dans la segmentation d'images [5] :

- 1- Méthodes de seuillage,
- 2- Méthodes de segmentation approche contours,
- 3- Méthodes de segmentation approche régions.

2.6.1 Segmentation par seuillage

Ces méthodes sont basées sur l'histogramme pour segmenter une image en plusieurs classes. En effet, à partir d'un histogramme qui décrit la fréquence d'apparition des niveaux de gris des pixels dans une image, on va extraire les classes qui sont associées aux pics de l'histogramme (les modes). Il y a de très nombreuses méthodes de seuillage dont les principaux avantages sont : le caractère global de la méthode, la simplicité et la rapidité des calculs. Il est à noter que ces méthodes sont généralement utilisées pour la segmentation en deux classes (i.e. génération d'une image binaire), quand il s'agit d'une segmentation multi-classes, les résultats sont rarement garantis, nous pouvons aussi citer comme inconvénients que ces méthodes ne prennent pas en compte les voisinages des pixels et que des images qui ne diffèrent que par une permutation des pixels auront le même histogramme.

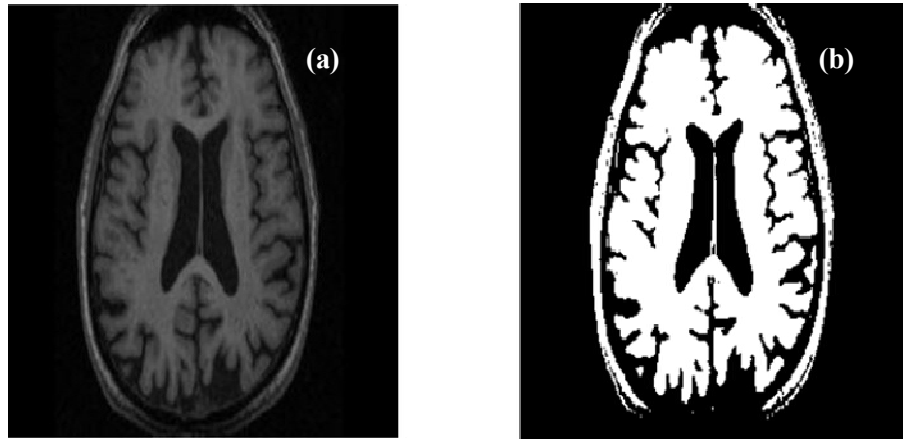


Figure 2-4 Segmentation par seuillage d'une image IRM de la base de données (seuil = 100), (a) image originale et (b) image segmentée.

2.6.2 Segmentation par approche contour

La segmentation par détection des contours est une étape fondamentale qui se situe entre, d'une part, l'acquisition de l'image et son amélioration et, d'autre part, sa description et la prise de décision finale. Les contours constituent en effet des indices riches, pour toute interprétation ultérieure de l'image. En général, les contours sont caractérisés par une forte variation (ou discontinuité) de la pente du gradient. Dans le cas des images de niveau de gris, le contour représente une discontinuité de la fonction d'intensité $I(i, j)$ caractérisant l'image. Le principe de la détection de contours repose donc sur l'étude des dérivées de la fonction d'intensité dans l'image : les extrema locaux du gradient de la fonction d'intensité et les passages par zéro du Laplacien. Cette approche cherche à exploiter le fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions connexe

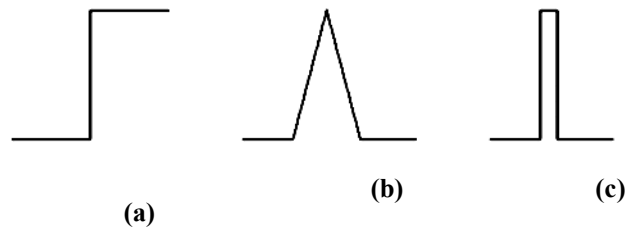


Figure 2-5 Différents types de contours : (a) marche d'escalier, (b) toit et (c) pointe.

Les différentes techniques existantes en détection des contours se classent suivant la manière d'estimer les dérivées de la fonction d'intensité :

- Différences finies,
- Filtrage optimal.

2.6.2.1 Segmentation par approche région

Ces méthodes comprennent la division de l'image traitée en zones uniformes. Chaque objet de par conséquent, l'image peut être composée d'un ensemble de régions. Pour la production grande surface, et afin d'éviter la division parcellaire de la zone, La proximité géographique peut être ajoutée au critère d'homogénéité. Enfin, chaque pixel de l'image recevra une étiquette indiquant qu'elle appartient à une zone spécifique.

Il existe deux algorithmes pour la méthode de l'aire :

La méthode de croissance de la zone pour agréger les pixels adjacents (méthode selon le critère d'homogénéité (force, vecteur attribut) par ordre croissant ;

Méthode de fusion ou de division des zones selon des critères sélectionnés (L'approche dite descendante).

2.7 La transformée de Fourier

La transformée de Fourier, est un outil important de traitement d'image qui permet de décomposer une image en ses composants sinusoïdaux et cosinusoïdaux. La production de la transformation représente l'image dans le domaine de Fourier, ou fréquence, et l'image d'entrée est l'équivalent du domaine spatial. Dans le domaine de Fourier, chaque point de l'image représente une fréquence bidimensionnelle particulière composante.

Le TFD est la transformée de Fourier échantillonnée et ne contient donc, pas toutes les fréquences formant une image, mais seulement un ensemble d'échantillons qui est largement suffisamment pour décrire complètement l'image du domaine spatial. Le nombre de fréquences correspond au nombre de pixels dans l'image du domaine spatial ; Les images dans les domaines spatial et de Fourier sont de la même taille. Pour une image de taille $M \times N$, la TFD bidimensionnelle est donnée par :

$$F(u, v) = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{M=0}^{M-1} \sum_{N=0}^{N-1} f(m, n) e^{-j2\pi \left(\frac{uM}{M} + \frac{vN}{N} \right)} \quad (2.4)$$

Où $f(m, n)$ est l'image dans le domaine spatial et le terme exponentiel est la fonction de base correspondant à chaque point $F(u, v)$ dans l'espace de Fourier. L'équation peut être interprétée comme suit : la valeur de chaque point $F(u, v)$ est obtenu en multipliant l'image spatiale par l'image correspondante fonction de base et sommation du résultat.

Les fonctions de base sont les ondes sinusoïdales et cosinus avec des fréquences croissantes ; c'est-à-dire que $F(0,0)$ représente la composante DC de l'image, qui correspond à la luminosité moyenne, et $F(N-1, N-1)$ représente la plus haute fréquence. Une transformation inverse est également possible et est donnée par :

$$f(u, v) = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{M=0}^{M-1} \sum_{N=0}^{N-1} F(m, n) e^{-j2\pi \left(\frac{uM}{M} + \frac{vN}{N} \right)} \quad (2.5)$$

La TFD unidimensionnel ordinaire a une complexité $M \times N$. Cela peut être réduit à $M \log_2 N$ ou $N \log_2 M$ (la valeur la plus petite étant retenue) si nous employons Transformée de Fourier rapide (FFT) pour calculer la TFD unidimensionnel. Cela est une amélioration significative, en particulier pour les grandes images. Il y a diverses formes de FFT, et la plupart d'entre elles limitent la taille de l'entrée image qui peut être transformée, souvent en $N = 2^n$, où n est un entier. Les détails mathématiques sont bien décrits dans la littérature.

La transformée de Fourier est utilisée si nous voulons accéder aux caractéristiques géométriques d'une image du domaine spatial. Parce que l'image dans le Fourier domaine est décomposé en ses composants sinusoïdaux, il est facile à examiner ou traiter certaines fréquences de l'image, influençant ainsi la géométrie structure dans le domaine spatial

Dans la plupart de mise en œuvre, l'image de Fourier est déplacée d'une telle façon que la valeur de courant continu (c-à-d, l'image moyenne), $F(0,0)$, est affichée par le centre du image. Plus loin du centre un point d'image est plus haut sa fréquence correspondante.

2.8 Transformée en ondelettes

Contrairement à la transformée de Fourier, dans laquelle les fonctions de base couvrent ensemble de la gamme de signaux avec variation de fréquence seulement, la transformée en ondelettes effectue une meilleure décomposition d'un signal dans ses composantes parce que dans ce cas, les fonctions de base varient dans les deux plages de fréquences (appelées échelle) et portée spatiale. La base haute fréquence couvre une zone plus petite, alors que dans l'analyse de Fourier, un signal est divisé en ondes sinusoïdales et cosinus de différentes fréquences, et il réécrit effectivement un signal en termes de différentes ondes sinusoïdales et cosinus. L'analyse des ondelettes fait une chose similaire : ondelette mère, et le signal est traduit en versions décalées et à l'échelle la base basse fréquence couvre une plus grande superficie.

Cette transformation est plus appropriée pour les signaux non stationnaires et fournit des partitions de fréquence non uniformes et les plages spatiales, de cette ondelette mère. L'analyse des ondelettes peut être utilisée pour diviser l'information d'une image en approximation et en détails. L'approximation sous-signe montre la tendance générale des valeurs de pixel, et trois détails les sous-signes montrent les détails verticaux, horizontaux et diagonaux ou les changements l'image. Si ces détails sont très petits, alors ils peuvent être mis à zéro sans modification significative de l'image. C'est la clé pour utiliser transformer l'ondelette dans des applications telles que le filtrage d'images et la compression d'images.

La transformée discrète d'ondelettes en 2D, $F(u, v)$ d'une image $f(m, n)$ est donnée par :

$$F(a_1, b_1, a_2, b_2) = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} f(m, n) \frac{1}{\sqrt{b_1 b_2}} \varphi\left(\frac{m-a_1}{b_1}, \frac{n-a_2}{b_2}\right) \quad (2.6)$$

Où $\frac{1}{\sqrt{b_1 b_2}} \varphi\left(\frac{m-a_1}{b_1}, \frac{n-a_2}{b_2}\right)$ représente un type spécifique de vaguelette avec le fait

d'escalader et en se déplaçant dans x et y comme (a_1, b_1) et (a_2, b_2) , respectivement.

Là ont été beaucoup de designs rattachés à de plus nouvelles et meilleures vaguelettes de mère.

La transformée en ondelettes inverses est utilisée pour reconstruire la fonction à partir de son représentation de vaguelette. Ceci est représenté comme suit :

$$f(m, n) = \frac{1}{N^2} \cdot \sum_{a_1=0}^{A_1-1} \sum_{b_1=0}^{B_1-1} \sum_{a_2=0}^{A_2-1} \sum_{b_2=0}^{B_2-1} F(a_1, b_1, a_2, b_2) \frac{1}{\sqrt{b_1 b_2}} \varphi^{-1} \left(\frac{m - a_1}{b_1}, \frac{n - a_2}{b_2} \right) \quad (2.7)$$

L'analyse par ondelettes discrètes est généralement calculée en utilisant le concept de filtre banques. Les filtres de différentes fréquences de coupure analysent le signal à différents niveaux balance. La résolution est modifiée par le filtrage, l'échelle est modifiée par sur-échantillonnage et sous-échantillonnage. Si un signal passe par deux filtres :

- Filtre passe-haut - L'information haute fréquence est conservée, l'information basse fréquence est perdue.
- Filtre passe-bas - L'information basse fréquence est conservée, l'information haute fréquence est perdue.

Puis le signal est effectivement décomposé en deux parties, une partie détaillée (haute fréquence), et une partie d'approximation (basse fréquence). Le sous-signal produit à partir du filtre bas aura une fréquence la plus élevée égale à la moitié de celle de l'original. Selon l'échantillonnage Nyquist, ce changement dans la gamme de fréquences signifie que seulement la moitié des échantillons originaux doivent être conservé afin de parfaitement reconstruire le signal. Plus spécifiquement, cela signifie que l'augmentation de l'échantillonnage peut être utilisée pour enlever un échantillon sur deux. L'échelle a maintenant été doublée. La résolution a également été modifiée ; le filtrage a amélioré la résolution en fréquence, mais a réduit le temps résolution.

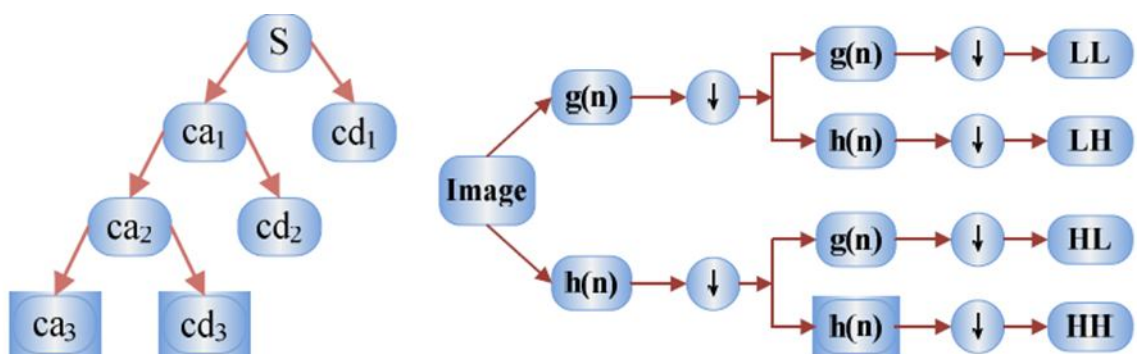


Figure 2-6 Fig.4. Principe de base de la transformation des ondelettes.

Le sous-signal d'approximation peut alors être mis à travers une banque de filtres, et cela est répété jusqu'à ce que le niveau de décomposition requis soit atteint. Ces idées sont présentées à la figure .4.

A chaque niveau, on obtient quatre sous-images : l'approximation, la verticale détail, détail horizontal et détail diagonal. Analyse de vaguelette a révélé comment l'image change verticalement, horizontalement et diagonalement. Ce processus peut encore être répété pour le sous-signe approximatif pour de nombreux niveaux jusqu'à ce qu'un certain ensemble de critères soit satisfait, qui dépend application. A chaque décomposition, on obtient une nouvelle approximation c'est beaucoup plus petit en taille. Le motif de décomposition pour les images est figure. 5.

La figure 5.5 montre un exemple typique d'application de la décomposition avec la transformée en ondelettes. L'ondelette mère utilisée dans cet exemple est le type "Daubechies".

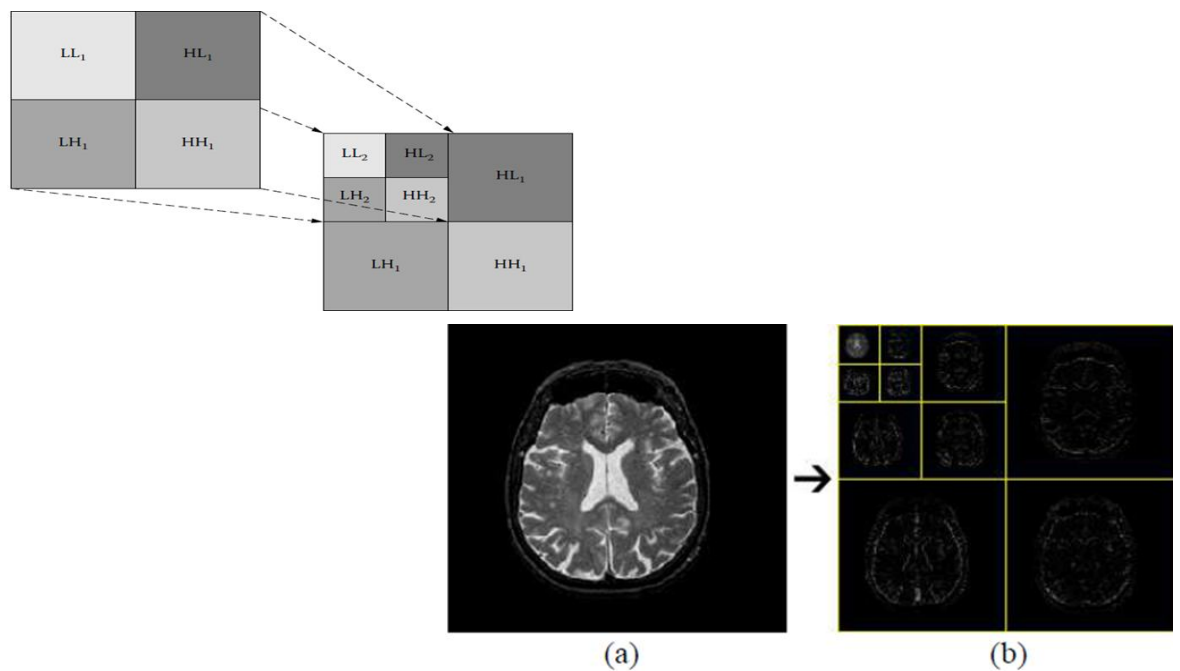


Figure 2-7 Décomposition à plusieurs niveaux avec transformées en ondelettes.

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons exposé les notions de base sur la segmentation des images. diverses méthodes existent pour aboutir à la segmentation voulue : il y a les méthodes du seuillage, les méthodes par croissance de régions, et les méthodes basées sur les contours.

Puisque il n'y a pas d'algorithme de segmentation "universel" efficace sur tous les types d'images, plusieurs méthodes de segmentation ont été développées selon le domaine d'application et les critères souhaités comme le temps d'exécution, la qualité de segmentation, le type d'images de couleurs ou des niveaux de gris, la présence ou l'absence de bruit, etc.

Chapitre 3

Apprentissage automatique pour l'analyse d'images médicales

3.1 Introduction

L'apprentissage automatique consiste à extraire des connaissances à partir d'un jeu de données. Il s'agit d'un domaine de recherche à l'intersection de la statistique, de l'intelligence artificielle et de l'informatique. L'application des méthodes d'apprentissage automatique est devenue ces dernières années omniprésentes dans la vie quotidienne. Des recommandations automatiques des films à regarder, de la nourriture à commander ou des produits à acheter, à la radio en ligne personnalisée et la reconnaissance de vos amis dans vos photos, de nombreux sites et appareils modernes ont des algorithmes d'apprentissage automatique à leur base. Lorsque vous regardez un site Web complexe comme Facebook, Amazon ou Netflix, il est très probable que chaque partie du site contient plusieurs modèles d'apprentissage automatique [13].

En dehors des applications commerciales, l'apprentissage automatique a eu une influence considérable sur la façon dont la recherche axée sur les données se fait aujourd'hui. ont été appliqués à divers problèmes scientifiques tels que la compréhension des étoiles, la découverte de planètes lointaines, la découverte de nouvelles particules, l'analyse des séquences d'ADN, le diagnostic médical et la fourniture de traitements personnalisés contre le cancer.

Dans ce chapitre, nous expliquerons pourquoi l'apprentissage automatique est devenu si populaire, et discuterons les différents problèmes qui peuvent être résolus à l'aide de l'apprentissage automatique. Et en particulier en diagnostic médical, via l'analyse d'images médicales.

3.2 Définition

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est une science moderne permettant de découvrir des répétitions, dans un ou plusieurs flux de données et d'en tirer des prédictions en se basant sur des statistiques. En clair, le machine learning se base sur l'exploration de données, permettant la reconnaissance de patterns pour fournir des analyses prédictives. Les premiers algorithmes du machine learning ne datent pas d'hier, puisque certains ont été conçus dès 1950, le plus connu d'entre eux étant le Perceptron.

L'apprentissage automatique révèle tout son potentiel dans les situations où des tendances doivent être repérés à partir de vastes ensembles de données diverses et variées, appelés le Big Data. Pour analyser de tels volumes de données, l'apprentissage automatique se révèle bien plus efficace en termes de vitesse et de précisions que les autres méthodologies traditionnelles. À titre d'exemple, le Machine Learning est capable de déceler une fraude en une milliseconde, rien qu'en se basant sur des données issues d'une transaction (montant, localisation, etc), ainsi que sur d'autres informations historiques et sociales qui lui sont rattachées. En ce qui concerne l'analyse de données transactionnelles, de données issues de plateformes CRM ou bien des réseaux sociaux, là encore le Machine Learning se révèle désormais indispensable.

Le Machine Learning est réellement la science idéale pour tirer profit du Big Data et de ses opportunités. Cette technologie est en effet capable d'extraire les données de valeur parmi d'immenses sources d'informations complexes, et ce sans avoir à faire appel aux humains. Entièrement dirigé par les données, le Machine Learning convient donc parfaitement à la complexité du Big Data, dont il est réellement indissociable.

En clair, plus les données sont nombreuses, plus les ordinateurs dotés de Machine Learning sont puissants et peuvent découvrir des patterns enfouis dans ces données avec nettement plus d'efficacité que ne le ferait l'intelligence humaine [14].

3.3 Types d'apprentissage automatique

Fondamentalement il y en a trois familles d'algorithmes de l' L'apprentissage automatique :

3.3.1 Apprentissage supervisé

L' L'apprentissage avec supervision est une technologie élémentaire mais stricte. Les opérateurs présentent à l'ordinateur des exemples d'entrées et les sorties souhaitées, et l'ordinateur recherche des solutions pour obtenir ces sorties en fonction de ces entrées. Le but recherché est que l'ordinateur apprenne la règle générale qui mappe les entrées et les sorties.

L' L'apprentissage supervisé peut être utilisé pour faire des prédictions sur des données indisponibles ou futures (on parle de modélisation prédictive). L'algorithme essaie de développer une fonction qui prédit avec précision la sortie à partir des variables d'entrée, par exemple, prédire le type d'une tumeur (sortie) à partir d'entrées telles que, une image de l'organe en question ou des données cliniques du patient.

Le machine Learning avec supervision peut se subdiviser en deux types :

- **Classification** : La variable de sortie est une catégorie (discrète).
- **Régression** : La variable de sortie est une valeur spécifique (continue).

Les principaux algorithmes du machine Learning avec supervision sont les suivants : forêts aléatoires, arbres décisionnels, méthode du k plus proche voisin (k-NN), régression linéaire, classification naïve bayésienne, machine à vecteurs de support (SVM), régression logistique et Boostant des gradients.

3.3.2 Apprentissage non supervisé

Dans le machine Learning sans supervision, l'algorithme est laissé à lui-même pour déterminer la structure de l'entrée (aucun label n'est communiqué à l'algorithme). Cette approche peut être un but en soi (qui permet de découvrir des structures enfouies dans les données) ou un moyen d'atteindre un certain but. Cette approche est également appelée « Apprentissage des Caractéristiques » (Features Learning en anglais).

Un exemple de machine Learning sans supervision est l'algorithme de reconnaissance faciale prédictive de Facebook, qui identifie les personnes sur les photos publiées par les utilisateurs. Il existe deux types de machine Learning sans supervision :

- **Regroupement (Clustering)** : L'objectif consiste à trouver des regroupements dans les données.

- **Association** : L'objectif consiste à identifier les règles qui permettront de définir de grands groupes de données.

Les principaux algorithmes du machine Learning sans supervision sont les suivants : K-Means, clustering/regroupement hiérarchique et réduction de la dimensionnalité [15] .

3.3.3 Apprentissage par renforcement

En intelligence artificielle, plus précisément en apprentissage automatique, l'apprentissage par renforcement consiste, à laisser l'algorithme apprendre de ses propres erreurs. Il implique que le modèle apprenne à former son erreur passée et la corrige dans la prochaine itération. De cette façon, le modèle apprendre les actions à prendre, à partir d'expériences, de façon à optimiser une récompense quantitative au cours du temps. Le modèle est plongé au sein d'un environnement, et prend ses décisions en fonction de son état courant. En retour, l'environnement procure au modèle une récompense, qui peut être positive ou négative. Le modèle cherche, au travers d'expériences itérées, un comportement décisionnel (appelé stratégie ou politique, et qui est une fonction associant à l'état courant l'action à exécuter) optimal, en ce sens qu'il maximise la somme des récompenses au cours du temps. La figure ci dessous présente les familles d'algorithmes les plus populaires en machine Learning.



Figure 3-1 Les différents types de Machine Learning [1]

3.4 Traitement de l'information

Les données que nous obtenons habituellement sont des données brutes qui ne peuvent pas être utilisées directement pour former le modèle. Nous devons prétraiter le modèle pour prédire avec précision la sortie. Les données du monde réel sont généralement bruyantes, c'est-à-dire qu'elles contiennent des erreurs ou des valeurs aberrantes, incohérentes et incomplètes pour ces raisons. Le prétraitement est une étape importante dans l'apprentissage automatique.

En diagnostic médical le prétraitement consiste, à appliquer des méthodes issues généralement de traitement du signal, sur l'enjeux de données pour but, d'un côté de réduire l'effet de bruit, et d'extraire des caractéristiques les plus pertinentes que possible, d'autre côté. Ces caractéristiques vont servir par la suite, à l'entraînement d'un modèle d'apprentissage automatique.

3.5 La régression linéaire

La régression linéaire est un algorithme d'apprentissage supervisé qui est utilisé pour les problèmes de prédiction. Il s'agit d'une méthode permettant de prédire la variable cible en trouvant une droite de meilleur ajustement entre la variable indépendante et la variable dépendante. Le meilleur ajustement est la droite avec l'erreur minimale de tous les points. Cette droite sert comme modèle de prédiction.

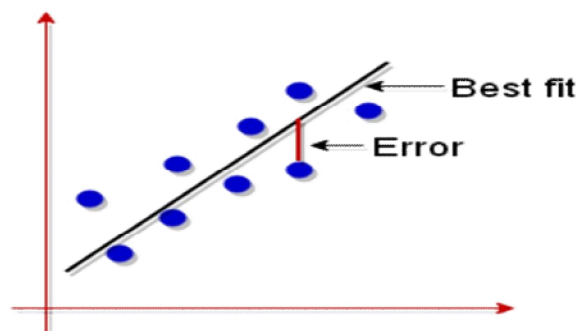


Figure 3-2 La régression linéaire.

Le meilleur ajustement est calculé en s'assurant que, la somme de toutes les distances entre la droite à ajuster et les observations réelles en chaque point est aussi petite que possible. Cet algorithme peut être résumer comme suit :

- Étape 1 : Calculer la moyenne des valeurs x et des valeurs y .
- Étape 2 : Calculer la pente de la droite (notre modèle) :

$$m = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})(y_i - \bar{Y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})} \quad (3.1)$$

- Étape 3 : Calculer l'ordonnée à l'origine de la droite :

$$c = \bar{y} - m\bar{X} \quad (3.2)$$

Nous avons donc trouvé la meilleure droite d'ajustement, et à l'aide de cette dernière nous pouvons prédire les valeurs de la variable de sortie.

3.5.1 Avantages et inconvénients de la régression linéaire

Avantages

- Simple à mettre en œuvre.
- Utilisée pour prédire des valeurs numériques.

Inconvénients

- Sujet au sur apprentissage.
- Ne peut être utilisé lorsque la relation entre la variable indépendante et la variable dépendante sont non linéaire.

3.5.2 Sur-apprentissage

Le Sur apprentissage (overfitting) signifie qu'un modèle a été trop bien entraîné et que les données bruyantes ou aberrantes sont considérées comme faisant partie des données réelles, ce qui a un impact négatif sur les performances du modèle sur les nouvelles données.

Dans ce cas, le modèle mémorise effectivement les données et prédit la sortie, mais sa précision sera faible lorsqu'il y a un point de données entièrement nouveau.

3.5.3 Sous-apprentissage

Le sous-apprentissage (underfitting) signifie un modèle qui ne peut ni modéliser les données en cours ni généraliser à de nouvelles données. Un modèle d'apprentissage automatique sous-apprenti n'est pas un modèle approprié parce qu'il aura de mauvaises performances sur les données en cours. Cela se produit lorsqu'un modèle ne prend pas en compte suffisamment d'informations pour modéliser avec précision la vie réelle.

3.6 La classification d'images

La classification d'images est un problème fondamental en vision par ordinateur, qui a de nombreuses applications concrètes. Le but est de construire un système capable d'assigner correctement une catégorie à n'importe quelle image en entrée. Un tel système exploite des algorithmes de Machine Learning issus de l'apprentissage supervisé.

Le problème de classification d'images est posé formellement de la manière suivante :

- Il y a K classes d'images possibles. L'ensemble $(0, 1, \dots, K-1)$, définit les labels des différentes classes (exemple : 0 = "Sain" et 1 = "Malade").
- Nous avons une collection de N images en entrée : $(X_i)_{i \in (1, \dots, N)}$.
- Les classes des N images sont connues à l'avance : chaque image X_i est étiquetée par $y_i \in (0, 1, \dots, K-1)$.
- L'objectif est de classifier correctement une nouvelle image, dont on ne connaît pas la classe : on veut trouver la bonne étiquette y' de X' .

La figure ci-dessous illustre la méthode utilisée pour résoudre le problème de classification d'images :

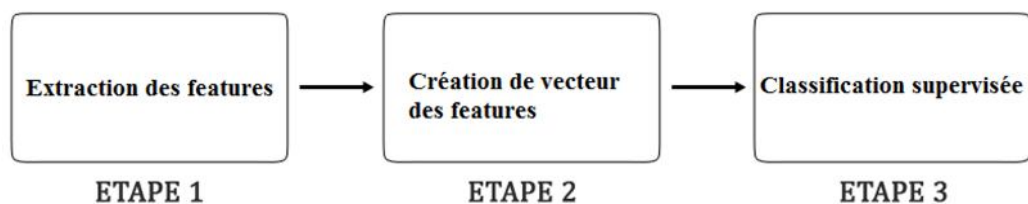


Figure 3-3 Les trois étapes d'un algorithme de classification d'images.

Les méthodes de classification les plus communes peuvent être séparées en deux grandes catégories les méthodes de classification supervisée et les méthodes de classification non supervisée.

3.7 Arbres de décision

Les arbres de décision sont des méthodes supervisées utilisée pour la classification et la régression. L'objectif est de créer un modèle qui prédit la valeur d'une variable cible en apprenant des règles de décision simples déduites des caractéristiques des données. Dans l'exemple ci-dessus, nous pouvons utiliser l'arbre de décision pour prédire n'importe quelle données non étiquetées. Si on nous donne un échantillon de données comme Poids = Pas lourd et Puissance <= 86, nous pouvons simplement dire en regardant l'arbre de décision que la voiture a un kilométrage élevé.

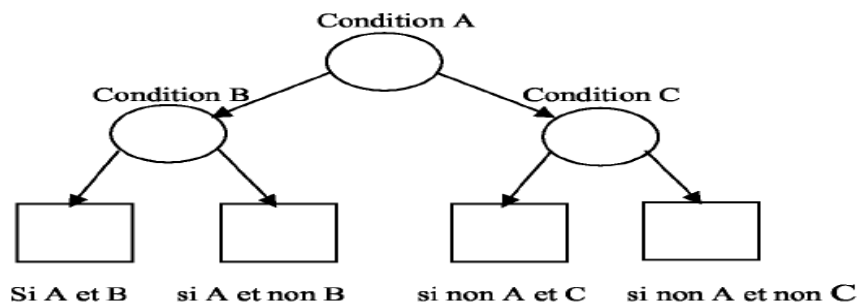


Figure 3-4 Arbres de décision

Pour construire un arbre de décision, il nous faut les formules suivantes :

gain d'information :

$$I(p;n) = \frac{-p}{p+n} \log_2 \left(\frac{-p}{p+n} \right) - \frac{-n}{p+n} \log_2 \left(\frac{n}{p+n} \right) \quad (3.3)$$

Entropie :

$$\sum_{i=1}^n \frac{p(i) + n(i)}{p+n} * I(P(i),n(i)) \quad (3.4)$$

Gain :

$$\text{Gain}(A) = I(p, n) - E(A) \quad (3.5)$$

3.7.1 Avantages et inconvénients des arbres de décision :

Avantage

- Simple à comprendre et à Interprété.
- Nécessite peu de préparation des données.

Inconvénients

- Risque de survitrage

arbres de décision peuvent être instables

3.8 k-means

L'algorithme k-means est l'algorithme de clustering le plus célèbre et le plus largement utilisé, parce qu'il est simple à mettre en œuvre. Il divise les données d'image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, elle crée une "structure arborescente" de cluster "pour décrire le cluster, k-means ne crée qu'un seul niveau de cluster.

L'algorithme renvoie une partition de données, où les objets de chaque cluster est aussi proche que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets d'autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par son objet et son objet centroïde.

k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque centre de gravité de l'objet et ses clusters. Le résultat est un ensemble compact de clusters et séparez-les clairement, à condition que le nombre correct de clusters "k" ait été sélectionné.

Les principales étapes de l'algorithme des k-moyennes sont :

- Sélectionnez au hasard les positions initiales de k clusters.
- Affecter des objets à un cluster selon des critères de minimisation de distance (Généralement basé sur la métrique de distance euclidienne).
- Après avoir placé tous les objets, recalculer les k centres de gravité.

- Répétez les étapes 2 et 3 jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de réaffectation.

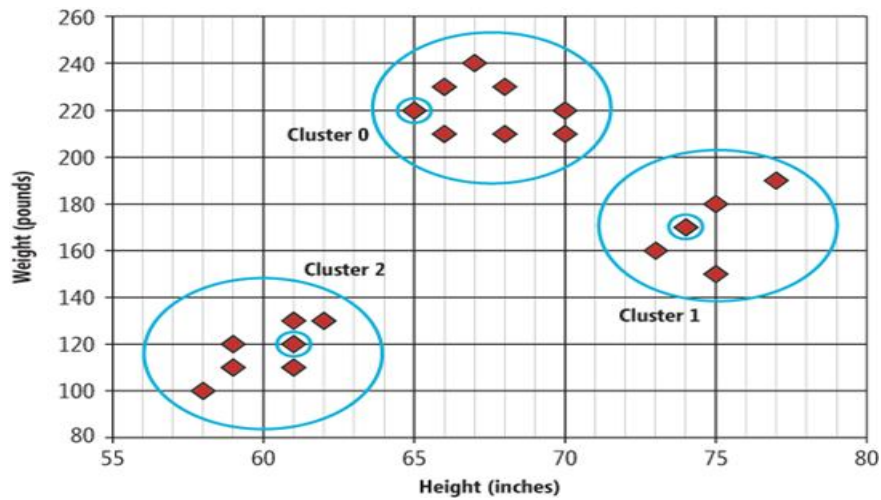


Figure 3-5 Données en cluster et centroïdes [1].

3.9 Fuzzy c-means

Cet algorithme fonctionne en attribuant l'appartenance à chaque point de données correspondant à chaque centre de cluster sur la base de distance entre le centre du cluster et le point de données. Plus les données sont proches du centre de cluster plus est son adhésion au centre de regroupement particulier. Il est clair que la somme des membres de chaque point de données devrait être égal à un. Après chaque membre itération et les centres de cluster sont mis à jour [1].

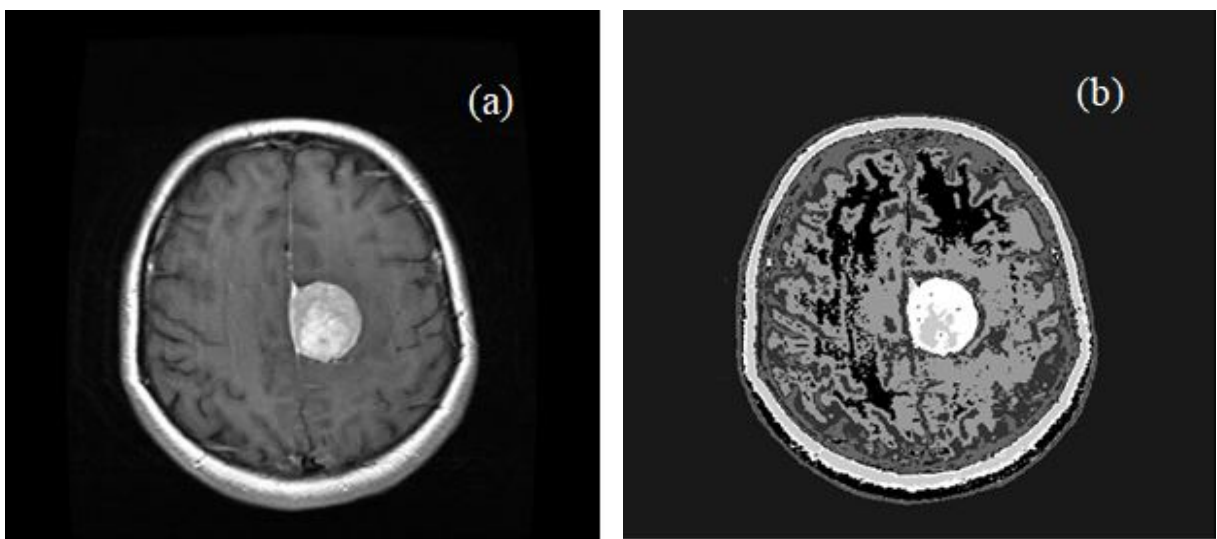


Figure 3-6 Image IRM segmentée par Fuzzy-cmeans sans filtrage.

3.10 Titre 4 Analyse par composantes principales

APC est un outil efficace pour réduire la dimension d'un ensemble de données consistant en un grand nombre de variables interdépendantes tout en conservant la plupart des variations. Il est réalisé en transformant l'ensemble de données en un nouvel ensemble de variables ordonnées en fonction de leurs variations ou de leur importance.

Cette technique a trois effets : elle orthogonalise les composants des vecteurs d'entrée de sorte qu'ils ne sont pas liés entre eux, il ordonne les composants orthogonaux résultants de sorte que ceux ayant la plus grande variation viennent en premier, et élimine les composants au moins liés à la variation de l'ensemble de données.

Il est à noter que les vecteurs d'entrée sont normalisés à avoir une moyenne nulle et une variance de l'unité avant d'effectuer l'APC. La normalisation est une procédure standard [16].

3.11 Support vector machine

La machine à vecteurs de support est un apprentissage automatique supervisé qui peut être utilisé pour la classification et la régression. L'objectif du SVM est de trouver l'hyperplan qui divise les deux classes de données.

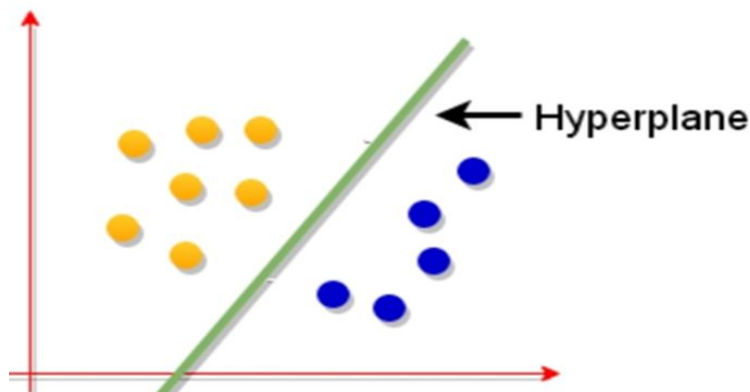


Figure 3-7 Hyperplane

Généralement, les SVM sont utilisés pour classifier les données (apprentissage supervisé). L'hyperplan qui divise deux classes avec des distances maximales est appelé hyperplan optimal. Les vecteurs de support sont les coordonnées qui sont à une distance de l'hyperplan optimal.

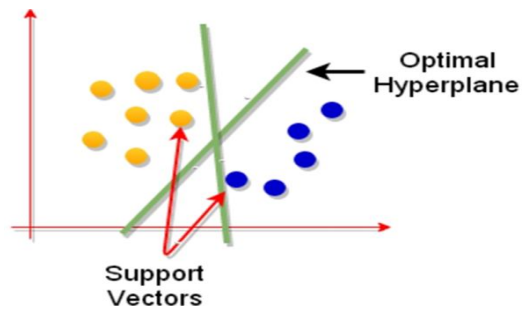


Figure 3-8 Support vecteur (Hyperplane).

Et s'il n'y a pas de ligne qui puisse séparer deux classes ?

Si les données ne peuvent pas être séparées de manière linéaire, le SVM utilise le paramètre du noyau. L'idée est que si les données sont vues depuis une dimension supérieure, nous pouvons facilement séparer les données avec un plan 2d plan.

La coordonnée z du point dans la dimension supérieure dimension supérieure peut être calculée en utilisant la somme des carrés des coordonnées x et de la coordonnée

$$y (z = x^2 + y^2).$$

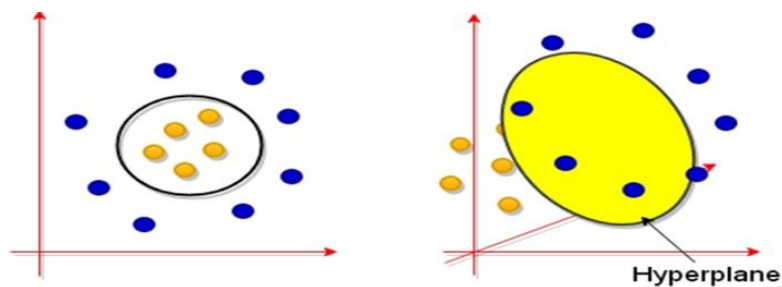


Figure 3-9 vue de la dimension inférieure et vue de la dimension supérieure.

3.11.1 Types de noyaux:

- Linéaire
- Polynomial
- Fonction de base radiale (rbf).
- Sigmoidé

3.11.2 Avantages et inconvénients des SVM:

Avantages

- Il est efficace dans les dimensionnels.
- Il fonctionne très bien avec une marge de séparation.
- Il est efficace dans les cas où le nombre de dimensions est plus grand que le nombre d'échantillons.

Inconvénients

- Il ne fonctionne pas bien, lorsque nous avons un grand ensemble de données.
- Faible performance si l'ensemble des données est bruyant.

3.12 Métriques d'évaluation

Nous allons présenter dans ce qui suit, les métriques et outils les plus utilisées pour évaluer les performances de modèles du machine learning, a savoir : Accuracy, Précision, F1-Score, et les courbes ROC.

3.12.1 Accuracy

L'accuracy permet de connaître la proportion de bonnes prédictions par rapport à toutes les prédictions. L'opération est simplement : Nombre de bonnes prédictions / Nombre total de prédictions, le problème de cette métrique est qu'elle n'indique pas les forces et faiblesses de notre modèle.

3.12.2 Précision

La précision correspond au nombre de documents correctement attribués à la classe i par rapport au nombre total de documents prédits comme appartenant à la classe i (total predicted positive).

Dans notre exemple, il s'agit du nombre de fois où Bradley Cooper a été reconnu (c'était vraiment lui) par rapport au nombre de fois où il a été prédit (même si ce n'était pas vraiment lui).

$$\text{Précision} = \frac{tp}{tp + tf} \quad (3.6)$$

Et tout de suite, on est moins fier de notre algorithme.

La précision permet de mesurer le coût des faux positifs, c'est-à-dire ceux détectés par erreur. Si l'on cherche à limiter les faux positifs, c'est cet indicateur que l'on va chercher à minimiser. Dans l'exemple de détection de spam visible ici, nous avons atteint une précision = 1. Soit l'idéal à atteindre pour ce type de problème.

3.12.3 Le F1-Score

est donc à privilégier sur l'accuracy dans le cas d'une situation d'imbalanced classes[17].

$$F1 - score = 2 \frac{precision \times recall}{(precision + recall)} \quad (3.7)$$

$$F1 - score = 2 \frac{(tp/(tp + fp)) \times (tp/tp + fn))}{tp/(tp + fp) + (tp/tp + fn)} \quad (3.8)$$

3.12.4 les courbes ROC

Dans le cas d'un classifieur binaire, il est possible de visualiser les performances du classifieur sur ce que l'on appelle une courbe ROC. La courbe ROC est une représentation du taux de vrais positifs en fonction du taux de faux positifs. Son intérêt est de s'affranchir de la taille des données de test dans le cas où les données sont déséquilibrées.

Cette représentation met en avant un nouvel indicateur qui est l'aire sous la courbe. Plus elle se rapproche de 1, plus le classifieur est performant [17].

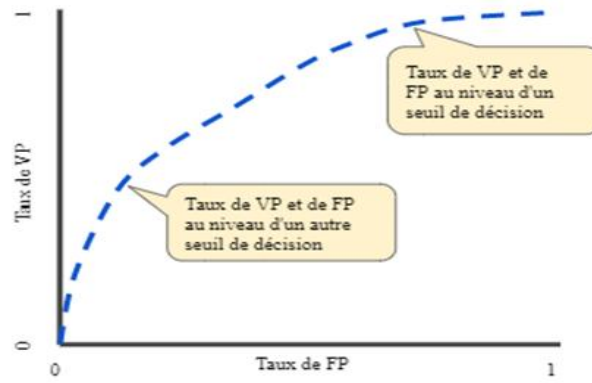


Figure 3-10 Courbe ROC

Chapitre 4

Implémentation

4.1 Travail Apparenté

Tandel et al., Cinq ensembles de données multi classes cliniquement pertinents (deux, trois, quatre, cinq et six classes) ont été conçus. Un paradigme d'intelligence artificielle basé sur l'apprentissage par transfert utilisant un réseau neuronal convolutionnel (CNN) a été proposé et a conduit à des performances plus élevées dans le classement/la classification des tumeurs cérébrales à l'aide de données d'imagerie par résonance magnétique (IRM). Nous avons comparé le modèle CNN basé sur l'apprentissage par transfert à six méthodes différentes de classification de l'apprentissage automatique (ML), à savoir l'arbre décisionnel, la discrimination linéaire, Naive Bayes, Support Vector Machine, K-nearest neighbour et Ensemble. [18]

Parameshwari et al., ont proposé le KWCEM modèle d'énergie de coefficient pour l'extraction et la détection des tumeurs cérébrales. L'algorithme a été appliqué aux images haute glace et basse glace. Leur approche a amélioré la qualité de la fragmentation de l'image et a également réduit la taille de l'ensemble des caractéristiques. L'algorithme a été utilisé plus tout en exposant le bord qui a grandement augmenté la qualité d'image fragmentée. [19]

Sumithr et al., ont proposé une méthode comparative pour la détection d'une tumeur cérébrale. Ils ont comparé des techniques de segmentation comme le décalage moyen, le seuillage par histogramme par transformation et la SVM sur les images TEP et IRM. Les résultats ont montré que pour les images IRM, la SVM et la ThH détectent bien la tumeur, tandis que pour la PET, la SVM donne de meilleurs résultats. Les résultats étaient basés sur des paramètres tels que PSNR, Jaccard Index, dice Index et GCE [20]

Kumar et al., ont proposé une méthode comparative pour identifier les tumeurs cérébrales. Leur approche comprenait des techniques d'exploration d'images comme (GLCM) Gray Level Co-Occurrence, Intensity-based Histogram features, Intensity-based features. Les techniques ont été appliquées à la base de données BraTS qui a montré de bons résultats en termes de précision. Les techniques GLCM, Intensity-based Histogram features, Intensity-

based features ont été comparées avec l'algorithme J48. GLCM a montré une précision de 95,25 dont la valeur est très proche de l'algorithme J48[21]

R. Nouredine et all ,les auteurs ont proposé un algorithme comme GUI qui identifie une lésion, l'extrait et l'identifie. L'algorithme utilise principalement la méthode Otsu pour créer une image 3d à partir d'une image 2d. La méthode a permis de détecter les tumeurs et leurs formes de façon très précise et efficace. De plus, la méthode a été comparée à la segmentation IRM multimodale de l'ischémie. Il a montré de bons résultats dans l'évaluation des lésions, mais a besoin d'être affiné pour atteindre des niveaux de sensibilité élevés [22]

Praveen et all, ont proposé une approche hybride pour la détection et la classification des tumeurs cérébrales. L'approche hybride comporte quatre phases dans lesquelles le crâne est détecté dans la première phase. Dans la deuxième phase, ils ont extrait la caractéristique en utilisant le niveau de gris de maintien de co-occurrence. Dans la troisième phase, le moins carré Support Vector Machine est utilisé pour classer le type d'une tumeur alors que dans la phase finale la segmentation a été faite. SVM donne une précision de 5,6 % par rapport à (RBF) Radial Basis Function et BP (WW). [23]

4.2 Morphologie Mathématique

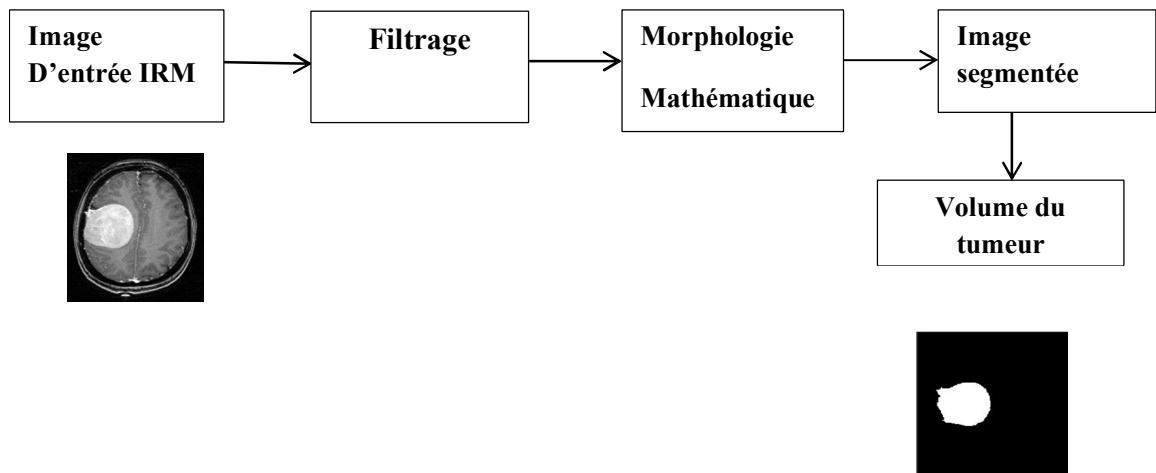


Figure 4-1 Étapes pour la segmentation tumorale

images IRM: (4 images)ont été recueillies sous la forme de JPEG (Shared Image Expert Group). Les images obtenues à partir de différents MRI peuvent varier en taille. La taille de l'image d'entrée doit donc être normalisée 256×256 pixels et un bit d'une profondeur de 8.

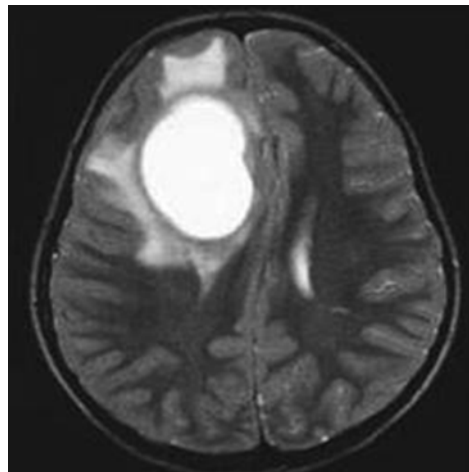


Figure 4-2 Image originale IRM

Filtrage : les filtres utilisés sont :

- diffusion anisotrope.
- filtrage médian

- filtrage gaussien

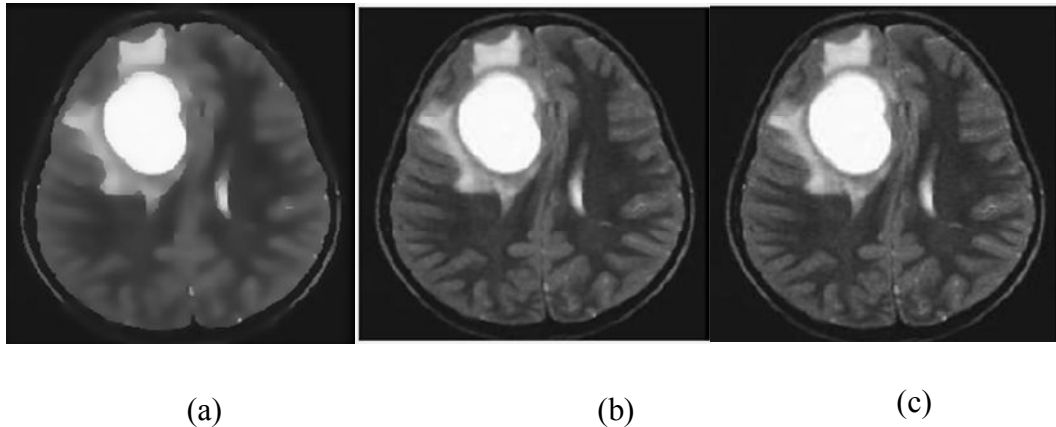


Figure 4-3. (a) Le Filtrage Anisotropique, (b) Filtrage médian, (c) Filtrage gaussien

Binarisation : est utilisée pour calculer la surface tumorale. Ici, nous avons considéré les images de taille 256 x 256 et les pixels de l'image segmentée n'ayant que deux valeurs, soit le noir ou le blanc, où le pixel 0 désigne le noir et 1 le blanc. Par conséquent, nous pouvons représenter image de sortie segmentée comme une somme du nombre total de pixels blancs et noirs..

Image segmentée :

La segmentation d'image est l'une des méthodes les plus utilisées pour classer correctement les pixels d'une image . Il divise une image en un certain nombre de régions discrètes de sorte que les pixels présentent une forte similitude dans chaque région et contraste élevé entre les régions. C'est un outil précieux dans, traitement d'image IRM. Il existe différentes techniques de segmentation d'image comme SVM, Kmeans,

4.2.1 Le Filtrage Anisotropique

L'opération de convolution d'une image par le noyau d'une gaussienne d'une certaine variance entraîne un processus de diffusion de l'intensité image autour des pixels voisins.

Cette diffusion est de type isotrope : Elle agit de la même manière dans toutes les directions, et ne possède aucune direction ni zone privilégiée. Ce défaut peut poser de gros problèmes pour la restauration d'images bruitées : Les régions d'intensités non homogènes (présentant des discontinuités importantes de niveaux de gris) seront lissées, et le contraste sera notablement atténué, Pour traiter ce problème, la diffusion anisotrope a été proposée.

Cette diffusion consiste à effectuer une forte diffusion dans les zones à faible gradient, et une diffusion faible dans les zones a fort gradient, il est la meilleur méthode de filtrage

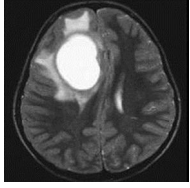

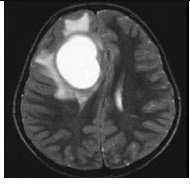
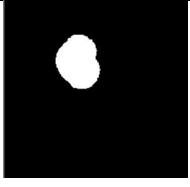
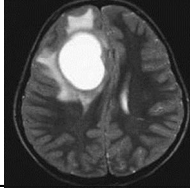
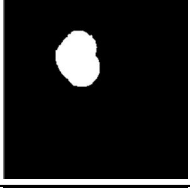
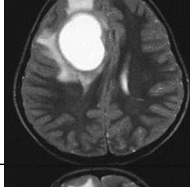

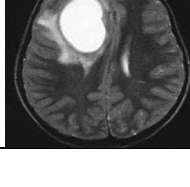
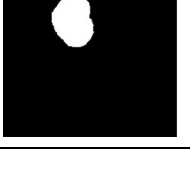
Nombre d'itération	Image original	Région tumoral segmentée	Taille de tumeur en (pixel)	Temps d'exécution En (s)
10			3565	1.890120
20			3570	2.055475
40			3587	2.196044
60			3598	2.476861
80			3595	2.662068

Tableau 9 Résultats de segmentation et Temps d'exécution avec: option=1 , kappa = 15, delta_t = 1/7

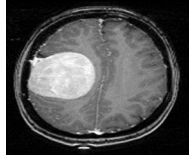

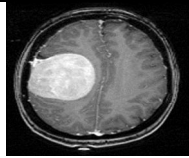

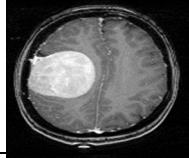

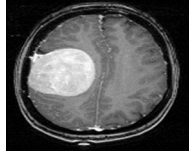

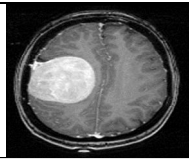
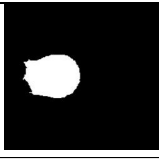
Nombre d'itération	Image original	Région tumoral segmentée	Taille de tumeur en (pixel)	Temps d'exécution En (s)
10			5413	2.005
20			5462	2.364
40			5507	2.521
60			5551	3.245
80			5575	3.467

Tableau 10. Résultats de segmentation et Temps d'exécution avec: option=1, kappa = 15, delta_t = 1/7

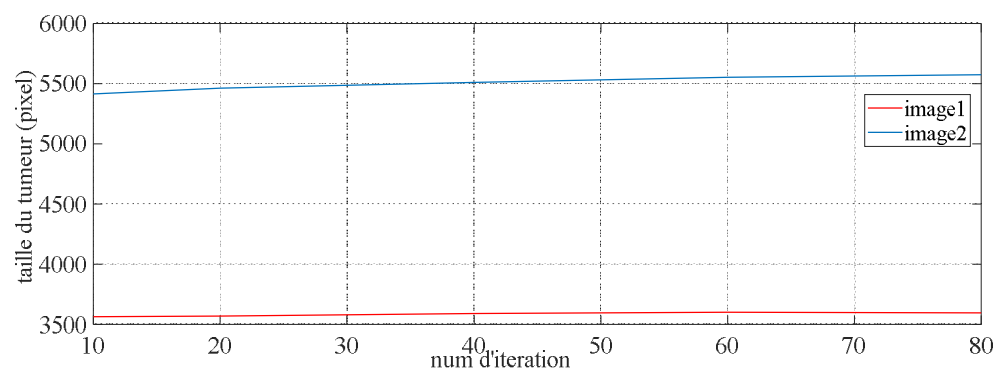


Figure 4-4 volume du tumeur pour les 2 images testées par filtre anisotropie

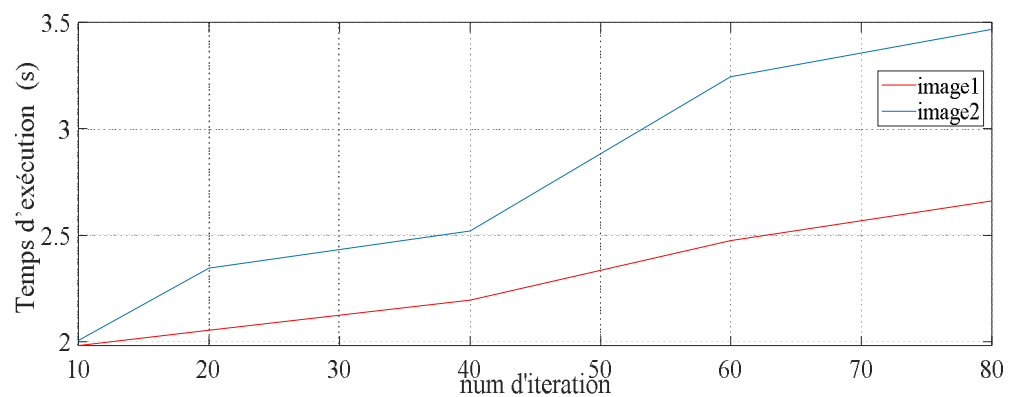


Figure 4-5 Le temps d'exécution pour les 2 images testées par filtre anisotropie.

Nous observons que le temps d'exécution et le volume du tumeur lie a nombre d'itération

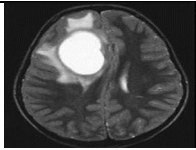

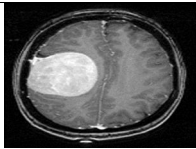
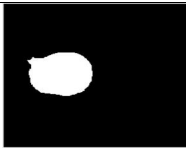
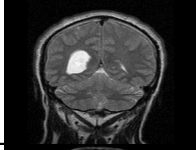

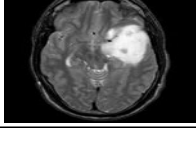

Nombre d'itération	Image original	Région tumorale segmentée	Taille de tumeur en (pixel)	Temps d'exécution En (s)
30			3544	1.967253
30			5660	1.970284
30			859	2.011898
30			2941	2.188652

Tableau 11 Résultats de segmentation du (5images) par filtre gaussien avec: option=2 , kappa = 15, delta_t = 1/7

4.2.2 Le Filtrage Médian

Le bloc Filtre médian remplace chaque pixel d'entrée par la valeur médiane d'un voisinage N par N environnant spécifié. La médiane est moins sensible aux valeurs extrêmes que la moyenne. Vous pouvez utiliser ce bloc pour supprimer le bruit d'une image sans

réduire considérablement la netteté de l'image. Vous pouvez spécifier la taille du voisinage et les valeurs de remplissage pour les bords de l'image d'entrée. Dans ce tableau (**Tab .1.**) résultat d'application filtrage médian sur une image IRM.

Taille Du masque	3X3	5X5	7X7	9X9	11X11	13X13
Taille de tumeur en (pixel)	3552	3549	3554	3541	3525	3522
Temps d'exécution en (s)	1.899242	1.738517	1.693488	1.704100	1.617442	1.598235

Tableau 12 Résultats de segmentation par filtre médian présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution

4.2.3 Filtre Gaussien

Renvoie une distribution gaussienne à N dimensions avec un écart type sigma et centrée dans un tableau de longueurs de taille. les longueurs sont par défaut [3 3] et sigma à 0,5. Si lengths est un scalaire, il renvoie une matrice carrée de longueurs de côté, c'est-à-dire que sa valeur définit à la fois le nombre de lignes et de colonnes.

Variance sigma	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
Taille de tumeur en (pixel)	3552	3552	3553	3553	3561	3561	3560	3560	3560	3560
Temps d'exécution en (s)	1.75	1.83	1.71	1.74	1.85	1.99	2.16	2.776	1.704	2.035

Tableau 13 Résultats de segmentation par filtre gaussien présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution

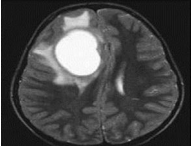

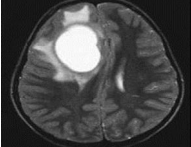

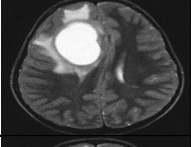

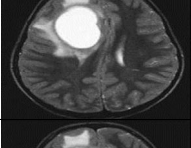

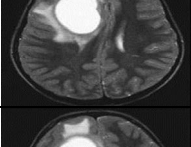
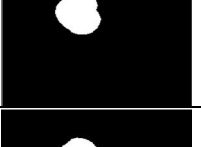
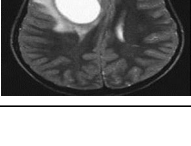

Image original IRM	Region temporal segmentée	Taille du masque	Taille de tumeur en (pixel)	Temps d'exécution
		3X3	3561	1.869944
		5X5	3561	1.784158
		7X7	3561	1.952170
		9X9	3561	1.778338
		11X11	3561	1.873020
		13X13	3561	1.759873

Tableau 14 Résultats de segmentation par filtre gaussien présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution avec une variance fixe (sigma=0.5)

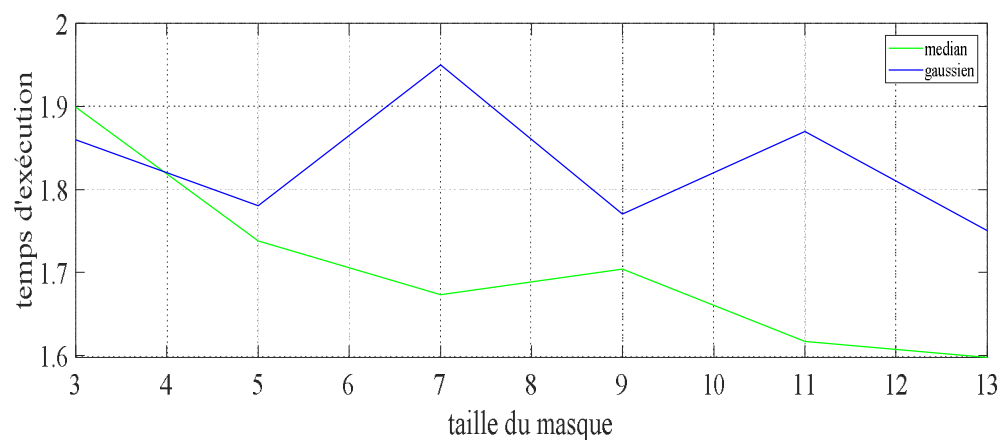


Figure 4-6 Le temps d'exécution par les deux filtres gaussien et médian .

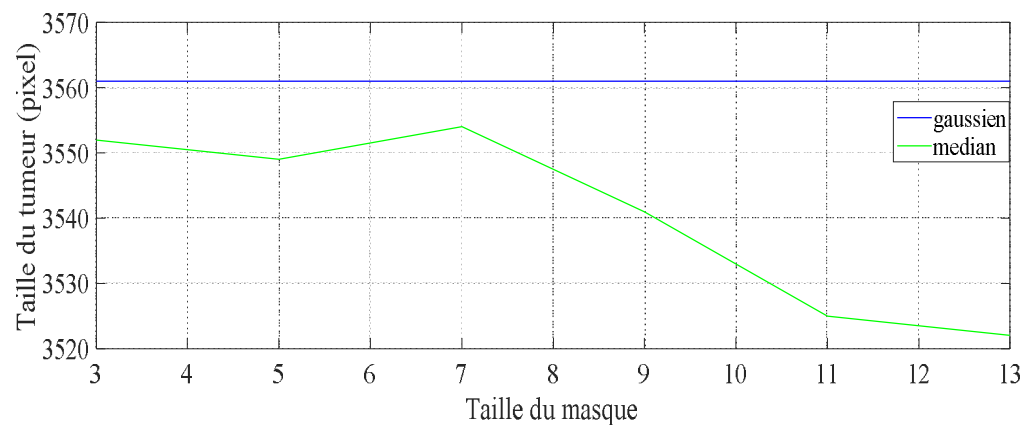


Figure 4-7 Taille du tumeur par les deux filtres gaussien et médian

En premier méthode morphologie mathématique nous remarquons bien sur Figure (4-6) que les temps d'exécutions liés à la taille d'image par Rapport contraire à chacune type de filtrage utilisées, le filtre gaussien est moins important par rapport au filtre médian à cause de perturbation de temps.

Par contre le volume du tumeur resté stable par filtre gaussien, et démunie par filtre médian. Figure (4-7).

Discussion

Les méthodes présentées ici permettent d'une part de détecter la tumeur sur l'IRM, et d'autre part d'obtenir un volume tumoral propre à l'IRM, tout en respectant les contours observés sur l'image impliquée, et sa résolution. La méthodologie développée ici, fournissant une chaîne complète de détection, localisation et segmentation

4.3 Segmentation d'image par SVM

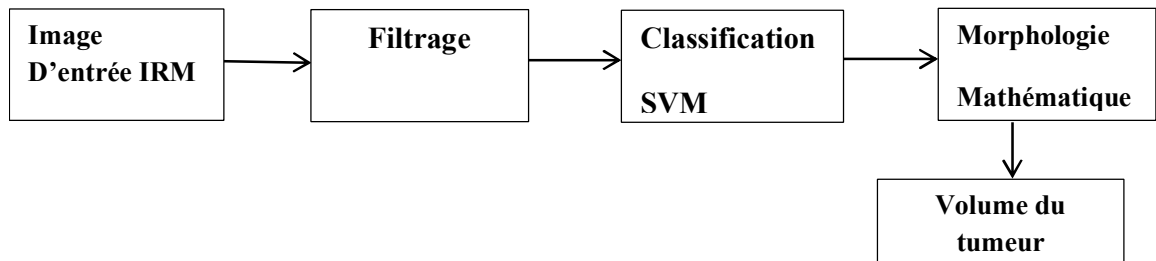


Figure 4-8 Étapes pour la segmentation tumorale par SVM

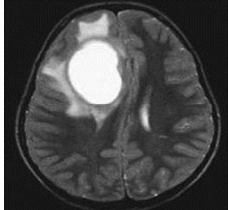
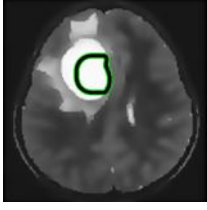
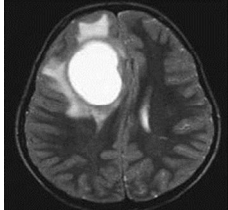
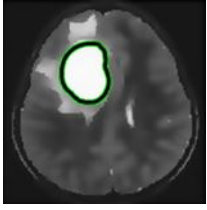
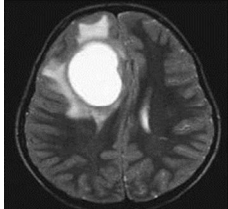
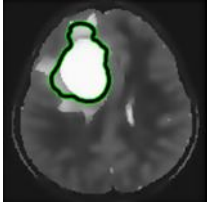
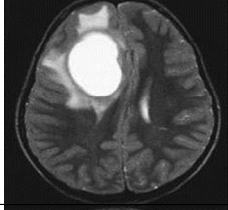
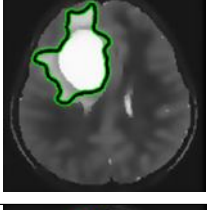
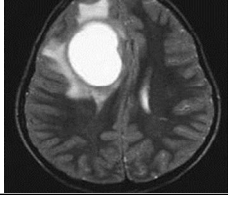
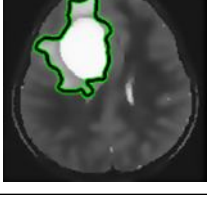
Nombre d'itération	Image original	Région tumorale segmentée	Taille de tumeur en (pixel)	Temps d'exécution En (s)
50			1710	0.886220
100			3564	1.587051
200			5323	3.010598
300			6427	4.537468
500			6787	7.396643

Tableau 15 Résultats de segmentation par SVM présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution

La technique proposée dans cet recherche a permis d'extraire la partie tumorale (Tableau 16) ; il a fourni une précision délimitation de la limite de la tumeur, ainsi que l'emplacement visuel correct de la tumeur à l'aide d'un limitation du cercle. Ce travail a également fourni une décision de diagnostic de présence tumorale avec la taille exacte de la tumeur, choisir nombre d'itération approprié Cette décision peut aider comme une aide de soutien qui peut être utilisé à la discrétion du médecin déclarer une décision.

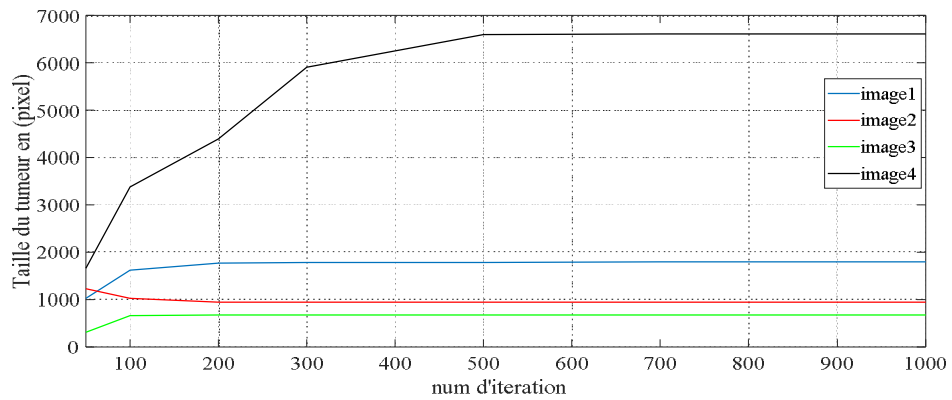


Figure 4-9 le volume du tumeur par SVM de 4 images utilisée filtre anisotropie avec (num_iter = 10 ;kappa =15; delta_t = 1/7; option = 1).

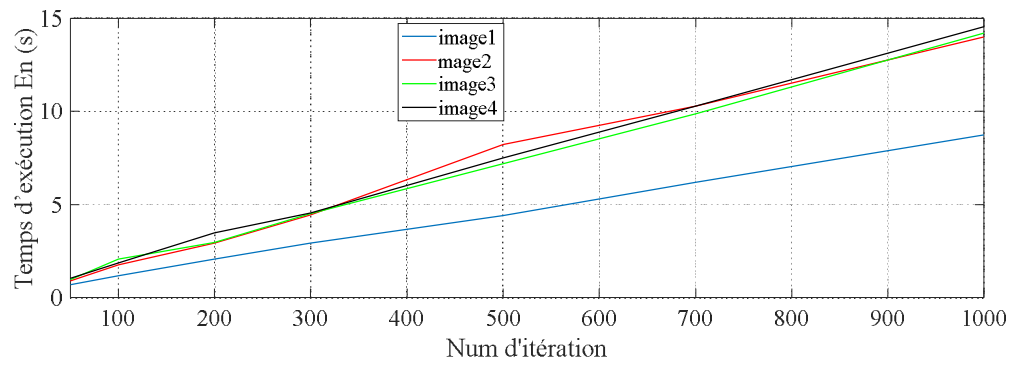


Figure 4-10 Le temps d'exécution pour les 4 images testées par filtre anisotropie (5x5).

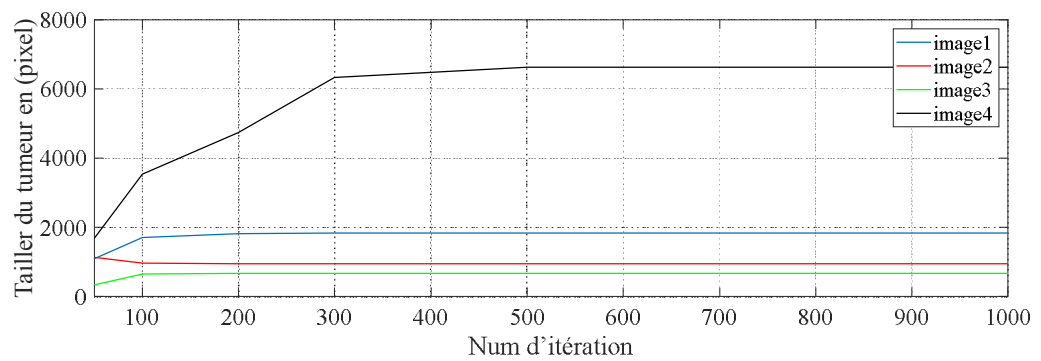


Figure 4-11 le volume du tumeur par SVM de 5 images utilisée filtre médian (5x5)

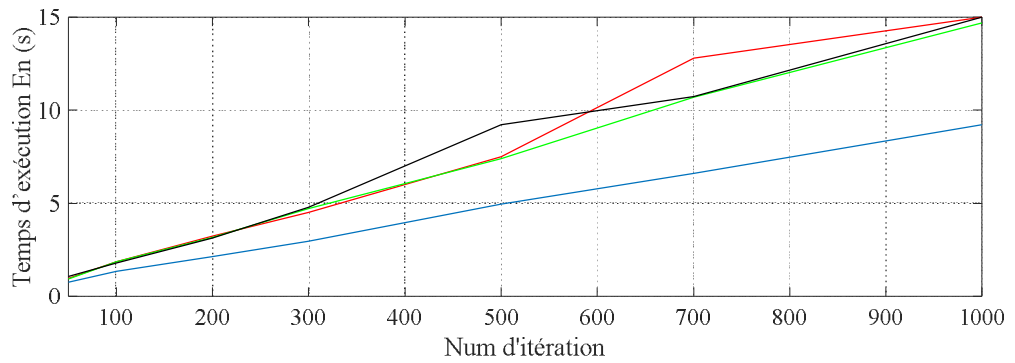


Figure 4-12 Le temps d'exécution pour les 4 images testées par filtre médian (5 x5).

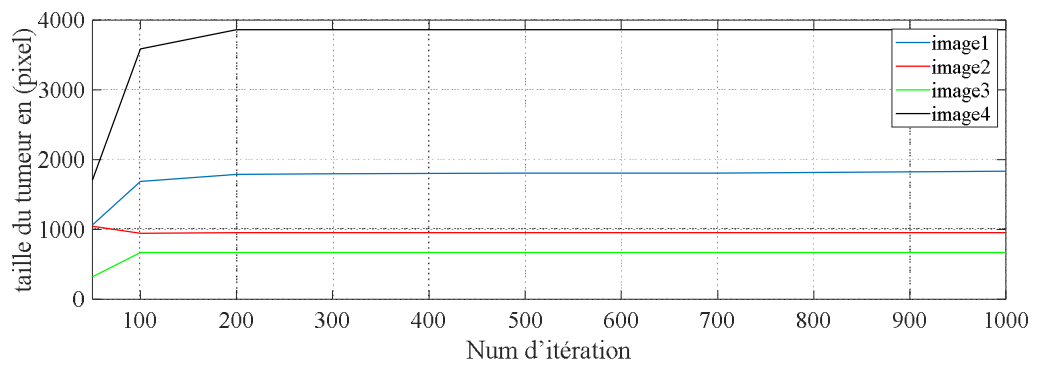


Figure 4-13 le volume du tumeur par SVM de 4 images utilisée filtre gaussien (5x5)

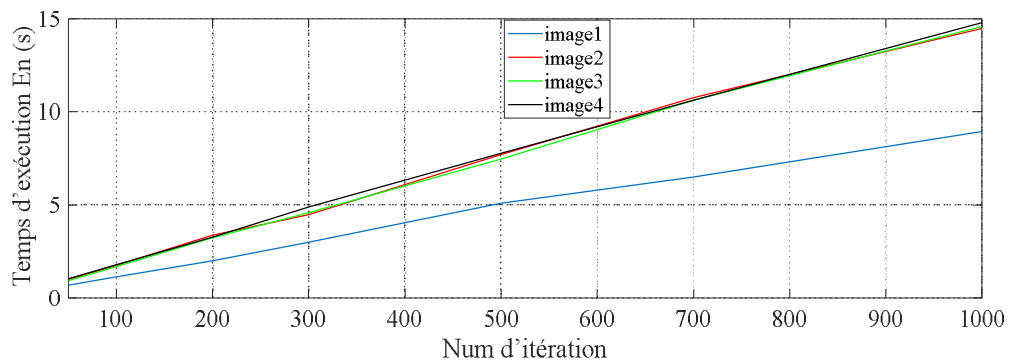


Figure 4-14 Le temps d'exécution pour les 4 images testées par filtre gaussien (5x5).

En cette méthode SVM nous observe le meilleur fonctionnement de cet Algorithme par filtre gaussien (figure 4-14) après 200 itération volume du tumeur détecté reste stable et le temps d'exécution augmenté par apport nombre d'itération le convenions de cette méthode ne détecte pas les micro tumeurs

4.4 Segmentation d'image par Kmeans

Le K-means est celui de l'apprentissage non supervisé algorithmique pour les groupes. En rassemblant l'image se groupe les pixels selon les mêmes caractéristiques. Dans l'algorithme kmeans initialement nous devons définir le nombre des groupes k . Alors le centre de k -groupe est choisi au hasard. La distance entre le chaque pixel à chaque groupe on calcule des centres. La distance peut avoir des simples Fonction euclidienne. Le pixel simple est comparé à tous centres de groupe en utilisant la formule de distance. Le pixel est j'ai bougé au groupe particulier qui a la distance la plus courte parmi tous. Alors le centroid est réestimé. De nouveau chacun le pixel est comparé à tout centroids. Le processus continu jusqu'à ce que le centre converge. K-moyens les buts se rassemblant de partager des observations n dans les groupes k dans lequel chaque observation appartient au groupe avec le plus proche moyen, en servant d'un prototype du groupe. Le fait qu'ils tous les deux ont la lettre K dans leur nom est a coïncidence. K-means est un algorithme de regroupement qui tente pour diviser un ensemble de points en K ensembles (clusters) tels que les points de chaque grappe ont tendance à être proches l'un de l'autre. C'est non surveillé parce que les points n'ont pas d'extérieure classification. Le regroupement K-means est un regroupement algorithmique qui vise à diviser n observations en k groupes.

4.4.1 Algorithme :

- Donnez la valeur de cluster k .
- Choisissez au hasard les k centres de cluster
- Calculer la moyenne ou le centre de la grappe
- Calculer la distance b/w de chaque pixel à chaque grappe centre
- Si la distance est proche du centre, alors passez à groupe.
- Sinon, passez au prochain cluster.
- Réévaluer le centre.
- Répétez le processus jusqu'à ce que le centre ne bouge pas.

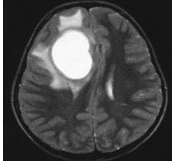

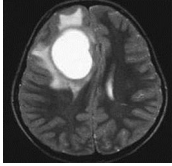
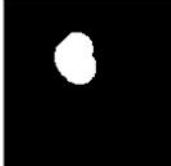
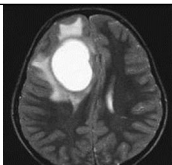
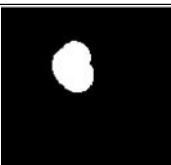
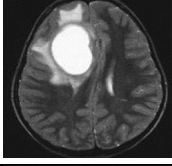
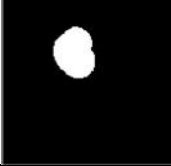
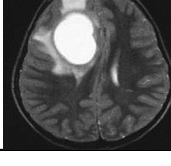

Nombre de classe	Image original	Région tumoral segmentée	Taille de tumeur en (pixel)	Temps d'exécution En (s)
2			6804	0.202421
4			3521	0.275672
6			3479	0.846996
8			3471	1.169640
10			3434	1.957914

Tableau 17 Résultats de segmentation par Kmeans présentée le volume du tumeur et Temps d'exécution

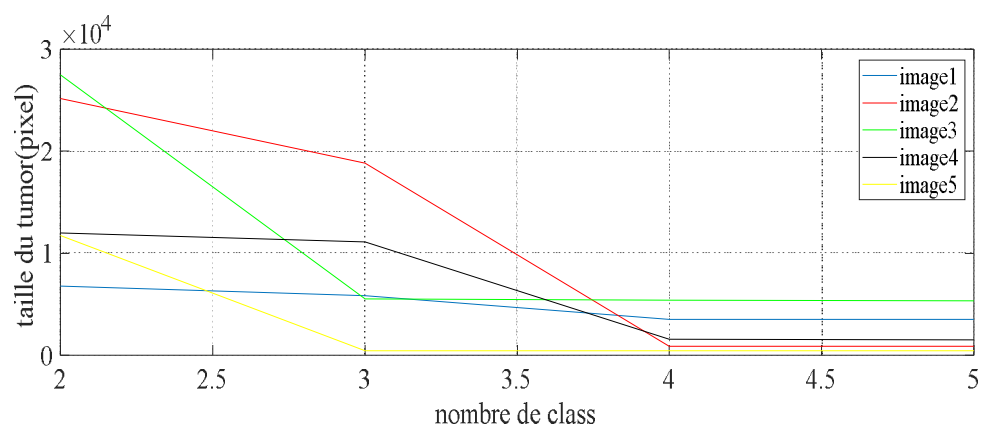


Figure 4-15 le volume du tumeur par Kmeans de 5 images utilisée filtre anisotropie

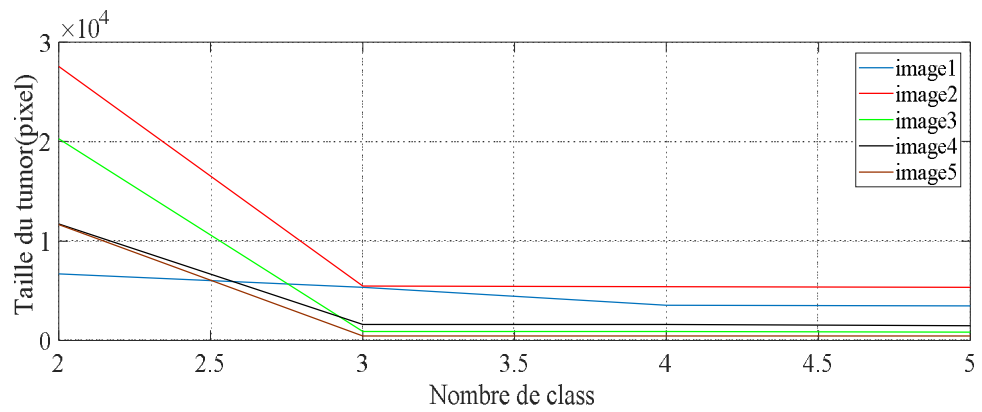


Figure 4-16 le volume du tumeur par Kmeans de 5 images utilisée filtre médian

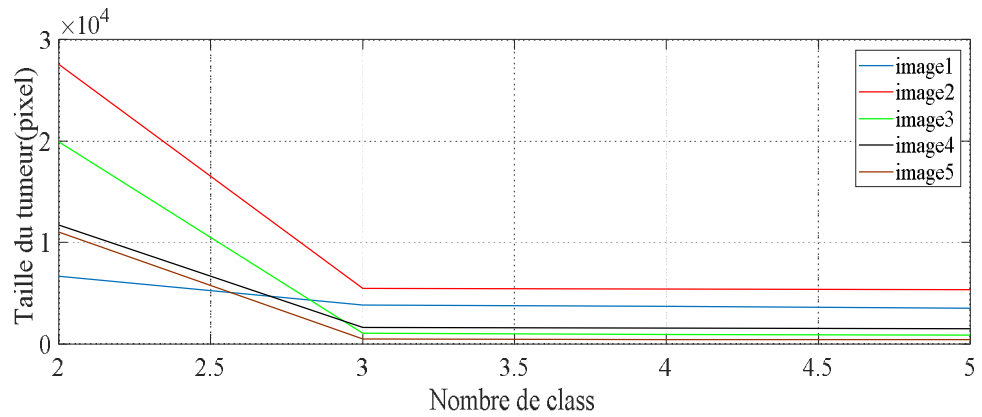


Figure 4-17 le volume du tumeur par Kmeans de 5 images utilisée filtre gaussien

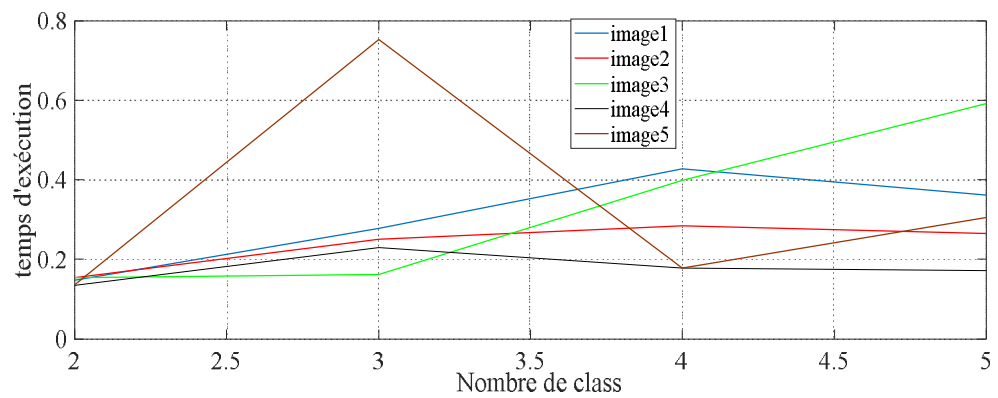


Figure 4-18 Le temps d'exécution pour les 5 images testées par filtre anisotropie

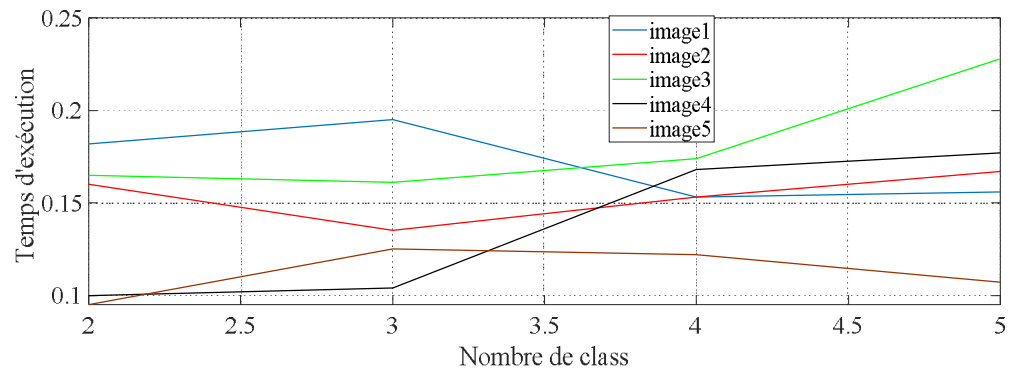


Figure 4-19 Le temps d'exécution pour les 5 images testées par filtre médian

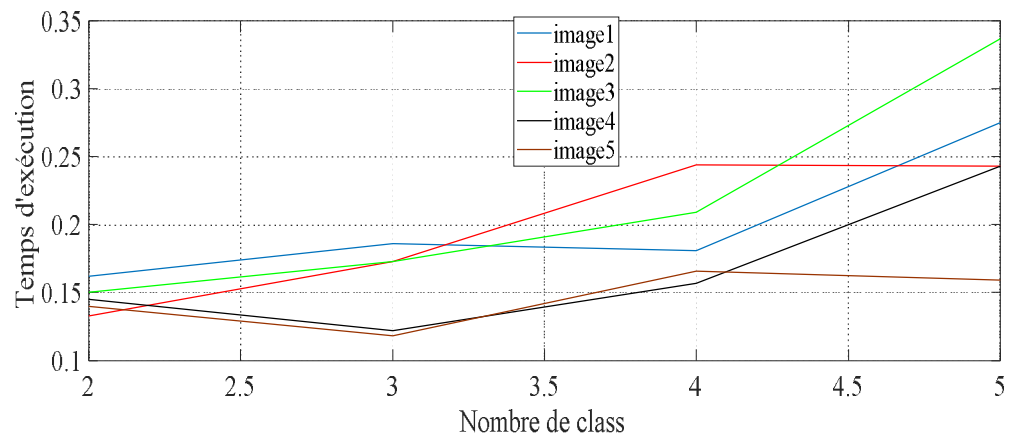


Figure 4-20 Le temps d'exécution pour les 5 images testées par filtre gaussien

Les résultats obtenus par la méthode de Kmeans nous donnent une bonne segmentation mais nécessitent un temps d'exécution perturbé (pas une règle), nous avons remarqué que la partie tumorale est correctement détectée dans les images qui contiennent de la tumeur en bien tenue et remarquons des fautes positives à cause du niveau de gris.

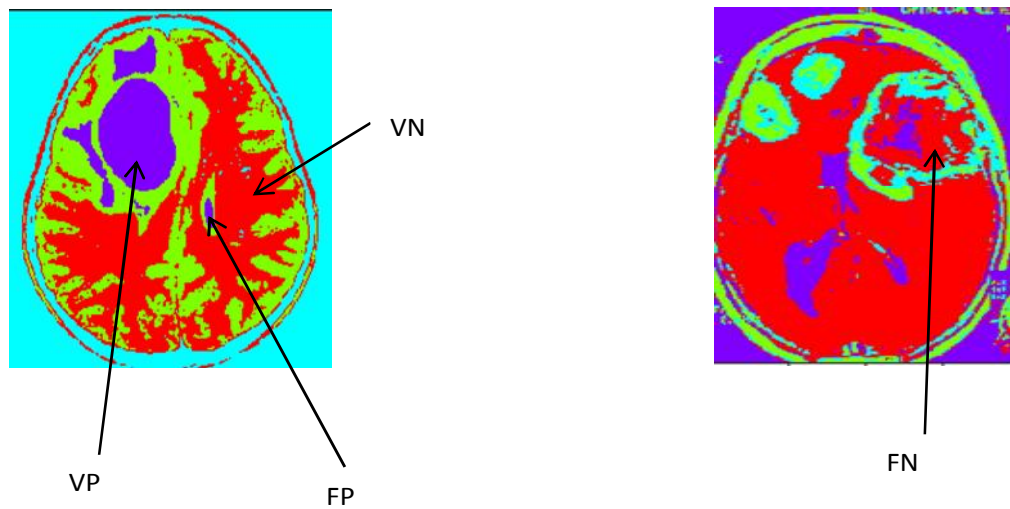


Figure 4-21 classifieur kmeans avec $k = 4$

Conclusion

Dans ce chapitre ,nous avons présent les résultats du segmentation d'images où nous avons utilisé trois méthodes : morphologie mathématique, méthode de classification SVM et Kmeans .dans ce travaille nous avons commencé par morphologie mathématique ensuit nous avons applique l'algorithme de SVM enfin méthode kmeans

Conclusion Générale

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un outil clinique permettant l'observation in vivo de la zone cérébrale. Elle fournit une quantité d'informations sur les tissus cérébraux grâce à la variété des séquences d'excitation disponibles

Le traitement automatique des images s'impose dans le but d'aider le médecin lors du diagnostic ou le chirurgien lors de la réalisation d'un geste opératoire.

Le travail de recherche objet de cette thèse a porté sur la segmentation de tumeurs en IRM cérébrales en se basant sur une approche l'apprentissage automatique, combinant un système à base de Morphologie mathématique, et classification.

Dans ce manuscrit et après avoir présenté des notions générales sur l'imagerie médicale, les méthodes de segmentations d'image, Les différentes phases de l'approche proposée y sont clairement explicités et les différents résultats obtenus y sont discutés et évalués.

Références Bibliographiques

- [1] Available: <https://docs.microsoft.com/fr-fr/archive/msdn-magazine/2013/february/data-clustering-detecting-abnormal-data-using-k-means-clustering>
- [2] B. Schmucker, F. Trautwein, T. Semm, A. Lechler, M. F. Zaeh, and A. Verl, "Implementation of an Intelligent System Architecture for Process Monitoring of Machine Tools," *Procedia CIRP*, vol. 96, pp. 342-346, 2021/01/01/ 2021.
- [3] (6 mars 2017). Available: <https://www.cea.fr/comprendre/Pages/sante-sciences-du-vivant/essentiel-sur-imagerie-medicale.aspx>
- [4] M. G. Dr Sébastien Ronze. (02 septembre 2020). *La mammographie : définition, âge, intérêt et déroulement de l'examen.* Available: <https://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/mammographie.htm>
- [5] D. V. B. kastler. *r « Comprendre L'IRM », Manuel d'auto-apprentissage, paru aux éditions Elsevier Masson 7eme édition.*
- [6] S. Ricard.
- [7] M. Brunilda Nazario, "Brain Tumors in Adults," (02/07/ 2020).
- [8] (ezzeior.
- [9] (28 octobre 2016). Available: http://edutechwiki.unige.ch/fr/Image_vectorielle
- [10] (10/01/2019). Available: <https://www.journaldunet.fr/web-tech/dictionnaire-du-webmastering/1203295-pixel-definition/>
- [11] Jean Jaques Rousselle. (2003). "*Les contours actifs, une méthode de segmentation Application à l'imagerie médicale*" (Thèse de doctorat, Université de Tours ed.).
- [12] M. A. Thomas DESCHAMPS *Filtrage Anisotrope ou Filtrage Tobogan* Available: <http://www.tsi.enst.fr/pages/enseignement/ressources/beti/tobogan/index.html>
- [13] a. C. m. a. S. Guido, "Intoduction to machine learning with Python AGUIDE FOR DATA SCIENTISTS," 2016.
- [14] (11/5/2021). Available: <https://ia-data-analytics.fr/machine-learning>
- [15] (12/05/2021). Available: talend.com/fr/resources/what-is-machine-learning

-
- [16] Y. Zhang, L. Wu, and G. Wei, "A new classifier for polarimetric SAR images," *Progress in Electromagnetics Research*, vol. 94, pp. 83-104, 2009.
- [17] A. FRANCOI. (19 NOVEMBRE 2018). *Tutoriel classification d'images avec ArcMap*. Available: <https://www.sigterritoires.fr/index.php/tutoriel-classification-dimages-avec-arcmap-1-introduction/>
- [18] G. S. Tandel, A. Balestrieri, T. Jujaray, N. N. Khanna, L. Saba, and J. S. Suri, "Multiclass magnetic resonance imaging brain tumor classification using artificial intelligence paradigm," *Computers in Biology and Medicine*, vol. 122, p. 103804, 2020/07/01/ 2020.
- [19] D. S. Parameshwari and P. Aparna, "An efficient algorithm for textural feature extraction and detection of tumors for a class of brain MR imaging applications," *2014 19th International Conference on Digital Signal Processing*, pp. 339-344, 2014.
- [20] M. Sumithra and B. Deepa, "Performance analysis of various segmentation techniques for detection of brain abnormality," *2016 IEEE Region 10 Conference (TENCON)*, pp. 2056-2061, 2016.
- [21] B. S. Kumar and R. A. Selvi, "Feature extraction using image mining techniques to identify brain tumors," *2015 International Conference on Innovations in Information, Embedded and Communication Systems (ICIIECS)*, pp. 1-6, 2015.
- [22] K. T. R. Noureddine, and S. (2015, "Segmentation and extraction of brain injury lesions from MRI images: Matlab implementation," in *2015 International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)*, pp. 45-48.
- [23] G. B. Praveen and A. Agrawal, "Hybrid approach for brain tumor detection and classification in magnetic resonance images," in *2015 Communication, Control and Intelligent Systems (CCIS)*, 2015, pp. 162-166.
- [24] I. Idy-Peretti, "Évolution de l'imagerie par résonance magnétique," *IRBM*, vol. 30, pp. 53-59, 2009/04/01/ 2009.
- [25] B. Scherrer, "Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales : Agents Markoviens locaux coopératifs et formulation Bayésienne, Docteur en mathématiques appliquées et informatique de l'INPG," octobre 2008.
- [26] M.J. Fadili. (1999, *Analyse spatio-temporelle des signaux d'activation cérébrale en IRM fonctionnelle*, thèse doctorat en traitement du signal et des images, Université Caen.

Annexe A Bases d'Imagerie Par Résonance Magnétique IRM

1.1. Définition :

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

- L'intensité recueillie pour un élément de volume (voxel) dépend de la concentration des protons d'Hydrogène à l'endroit considéré et on obtient ainsi une image tridimensionnelle de la répartition des protons de ' H ' dans le corps d'un patient.
- Selon la méthode utilisée, le contraste entre deux voxels peut être augmenté si les temps de relaxation des spins nucléaires (décrivant le retour à l'équilibre des noyaux après l'excitation) diffèrent dans les deux zones. Il est donc possible d'observer des altérations des tissus (telles que des tumeurs) grâce aux différences de densité et de relaxation de l'eau.

1.2. Intérêts de l'IRM

- Qualité des images, en terme de contraste et résolution
- Images tomographiques d'incidence quelconque
- L'IRM est une technique non invasive et non irradiante
- Imagerie anatomique et imagerie fonctionnelle
- Images riches : 3 paramètres principaux, informations sur la structure de la matière

- **IRM anatomique** : En médecine, on applique souvent le RMN aux noyaux d'hydrogène, élément présent en abondance dans l'eau et les graisses des tissus biologiques. C'est la structure anatomique que l'on visualise ainsi, et on parle alors d'IRM anatomique.
- **IRM fonctionnelle** : En imagerie cérébrale on applique la résonance magnétique à l'hémoglobine dont les propriétés magnétiques différentes légèrement selon que cette molécule est liée ou non à l'oxygène. On accède donc à l'activité cérébrale en réalisant des images où est visualisé le contraste entre les régions riches en oxyhémoglobine et les régions du flux sanguin.

1.3.Principe général de l'IRM

Mesure des propriétés Magnétiques des tissus biologiques. Utilise un aimant supraconducteur pour créer un champ magnétique constant (magnétisation des tissus). Application d'ondes radiofréquences, on obtient un signal électromagnétique mesurable. Champ magnétique principal B_0 constant de **0,01 à 3 Teslas** (voir **7** ou **9 Teslas** pour les appareils modernes).

+ **Gradients de champ magnétique** : champs magnétiques

- d'intensité beaucoup plus faible que B_0
- variables dans l'espace
- appliqués à certains instants

□ On reconstruit ensuite une image en 2D ou 3D des tissus biologiques explorés.

Remarques :

- **champ magnétique terrestre**

$$B_{\text{terrestre}} = 0,00005 \text{ T} = 0,5 \text{ G} \quad (1 \text{ Gauss} = 10^{-4} \text{ Tesla})$$

$$1,5 \text{ T} = 30\,000 B_{\text{terrestre}}$$

- **attraction des objets métalliques**

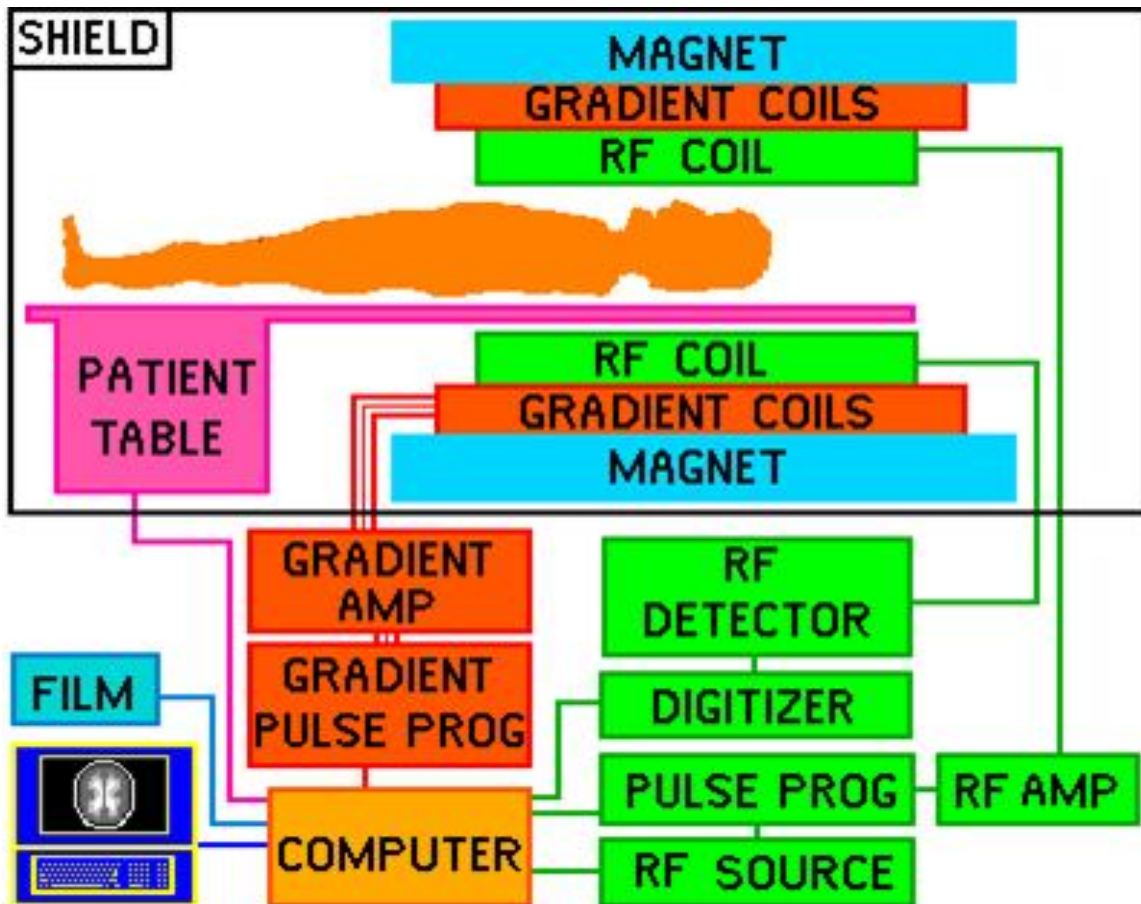
Clefs, ciseaux, chaise métallique, ...

- isolation par rapport aux rayonnements

Électromagnétiques extérieurs

- **Mesure** des propriétés **Magnétiques** des tissus biologiques
- Utilise un aimant supraconducteur pour créer un champ magnétique constant (magnétisation des tissus).
- Application d'ondes radiofréquences, on obtient un signal électromagnétique mesurable.

1.4.Schéma global d'appareil IRM



- **MAGNET** : c'est l'aimant principal qui engendre un champ magnétique très fort.
- **GRADIENT COILS** : sont des bobines pour générer un champ magnétique variable (faible) qui appelé gradient.
- **RF COIL** : c'est une bobine (inductance), qui joue le rôle d'une antenne (Emettrice-Réceptrice) d'une part, pour l'onde RF générée par le système, est d'autre part pour capter le signal RF qui reflète la densité des protons à l'endroit où on veut imager.

1.5. Principe physique de la résonance magnétique nucléaire :

L'histoire de cette technique d'exploration du corps humain débute en 1946 avec la découverte du phénomène de résonance magnétique nucléaire (RMN) par Felix Bloch, à l'université de Stanford, et par Edward Mills Purcell, à l'université de Harvard. Ces deux scientifiques ont obtenu le prix Nobel de physique en 1952 pour cette découverte[24].

Champ polarisant B: Le spin est placé dans un champ magnétique constant B_0 (la direction z de l'espace peut être définie arbitrairement), et les spins sont disposés dans deux directions le long de B_0 : un1 pièce c'est intéressant, par exemple, pour calculer le volume d'une structure ou étudier le cortex, l'épaisseur

De 1,5 mm à 4,5 mm

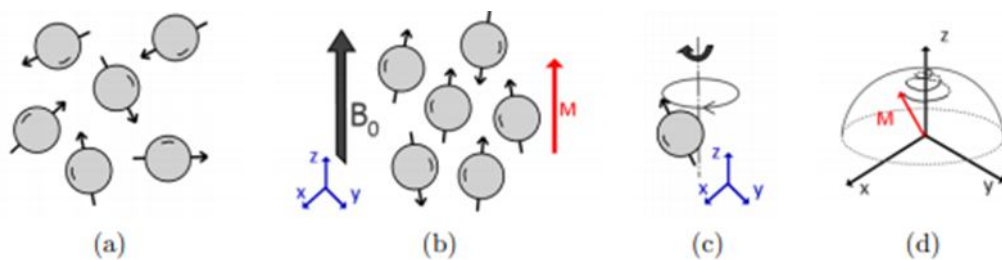


Figure 4-22 Le principe de résonance magnétique nucléaire

Direction B_0 (parallèle), l'autre direction est opposée (anti-parallèle) (Figure 6-b). Cette

Le nombre de rotations parallèles est supérieur au nombre de rotations anti-parallèles (et plus de (L'intensité de B_0 est élevée), alors l'aimantation totale M devient non nulle. Spin est dans un état d'équilibre énergétique et de précession autour B_0 (Figure 6-c).

La vitesse de précession est proportionnelle à la force du champ magnétique, qui il est caractérisé par la fréquence de précession angulaire $\omega_0 = \gamma B_0$ (précession de Larmor), où γ est le rapport gyromagnétique de l'atome considéré ,

(pour l'hydrogène $\gamma = 42,58 \text{ MHz / T}$).

Phase d'excitation par un champ B1. L'application, dans le plan xy perpendiculaire à B_0 , d'un champ magnétique radio-fréquence (RF) ayant la même fréquence que la fréquence de Larmor.

Perturbe le système: c'est le phénomène de résonance. Au niveau quantique il y a absorption d'énergie. Au niveau macroscopique, l'onde RF provoque une bascule de l'aimantation globale M dans la direction de B_1 . M se décompose en une composante longitudinale (M_z , selon l'axe de B_0) et une composante transversale (M_{xy}). La phase d'excitation se traduit alors par une diminution de l'aimantation longitudinale (qui peut aller jusqu'à s'inverser), et l'apparition d'une aimantation

Transversale (sauf pour une bascule à 180°).

Phase de relaxation. Lorsque l'émission RF est interrompue, le système restitue l'énergie absorbée pour retourner à l'état d'équilibre de départ. L'aimantation globale M s'aligne nouveau dans la direction du champ B_0 , en décrivant une spirale (Figure 6-d) dont l'évolution peut être décrite par les équations de Bloch (Bloch et al, 1946). La relaxation longitudinale croît exponentiellement selon une constante de relaxation spin-réseau T_1 . Elle correspond à un transfert d'énergie d'un spin vers son environnement. La relaxation transversale décroît exponentiellement selon une constante de relaxation spin-spin T_2 . Elle correspond à des interactions entre spins.

Lecture du signal: La restitution de l'énergie lors de la phase de relaxation s'accompagne d'une émission d'énergie sous la forme d'ondes RF. Ce signal, collecté par une antenne l'amplitude, et la durée du signal, caractéristiques de l'évolution de l'aimantation M réceptrice, constitue le signal enregistré en RMN. C'est le signal de précession libre, ou FID (Free Induction Decay).

Après transformation de Fourier, l'analyse du signal fait apparaître 3 paramètres fondamentaux : la fréquence,

1.6.formation de l'image

L'image d'une distribution volumique de protons rapportée à un système d'axes de coordonnées rectangulaires Oxyz, est obtenue en superposant au champ magnétique B_0 trois gradients magnétiques dirigés selon les trois directions de l'espace. L'un des gradients G_z par exemple, définit un plan de coupe perpendiculaire à la direction Oz du gradient. Un second gradient G_x dirigé selon la direction Ox soumet les protons situés dans ce plan à un champ magnétique qui dépend de leur position x:

$$B_x = B_0 + G_x$$

Le gradient G_x réalise un "codage en fréquence" du plan de coupe. L'analyse en fréquence du signal de résonance obtenu à partir d'une séquence d'écho de spin ou d'écho de gradient donne donc une projection du plan selon la direction Ox. En répétant cette séquence, avec un temps de répétition TR, pour N valeurs différentes du gradient G_y appliqué selon la direction Oy perpendiculaire à Ox, on obtient N lignes de ce plan et par suite son image bidimensionnelle. L'image d'un volume est obtenue à partir de coupes successives réalisées pour différentes valeurs du gradient de coupe G_z [5].

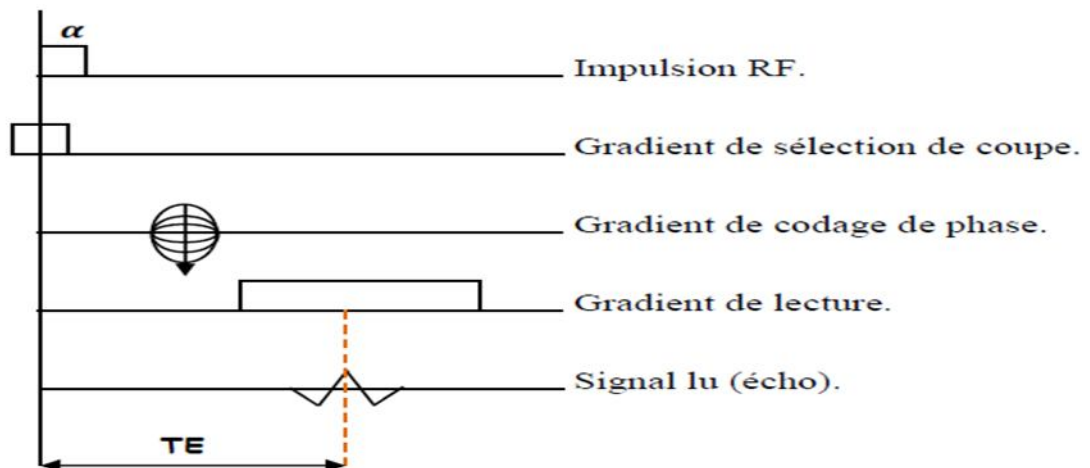


Figure 4-23 Séquence de lecture d'un signal RMN

1.7.Pondération et séquences d'images

Modification des paramètres d'acquisition tels que le temps de répétition TR, le temps d'écho TE modifie le poids d'une image avec des temps de relaxation longitudinaux et latéraux différents en fonction des tissus observés. Chaque séquence se compose d'un fichier combinaison d'ondes de radiofréquence et d'impulsions de gradient. Le choix des paramètres permet de promouvoir le signal d'un tissu spécifique.

Ceci constitue l'ensemble des modalités d'imagerie IRM

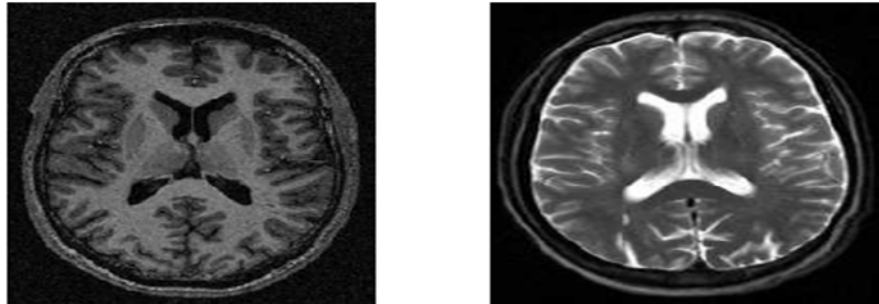


Figure 4-24 Images acquises par IRM: (a) pondération T₁, (b) pondération T₂ [25]

Les séquences IRM sont une combinaison raisonnable de paramètres réglable (TR, TE, Pulses, Gradients) ce qui permet d'obtenir images avec des contrastes différents. Il existe deux familles de séquences dans le programme IRM à partir de laquelle plusieurs options sont dérivées: séquence et séquence d'écho de spin (SE) séquence d'écho de gradient(GRE).

La séquence d'écho spin (SE) caractérisée par le fait que, l'impulsion RF de départ est suivie d'une impulsion de déphasage qui remet les spins en phase et permet d'obtenir un écho du signal comme le montre le synoptique de la figure (9). Ses avantages sont nombreux : elle est peu sensible aux artefacts, elle est de bonne qualité et donne un vrai contraste en T₂. Son inconvénient est qu'elle est assez longue (2 min 40 sec/20 coupes

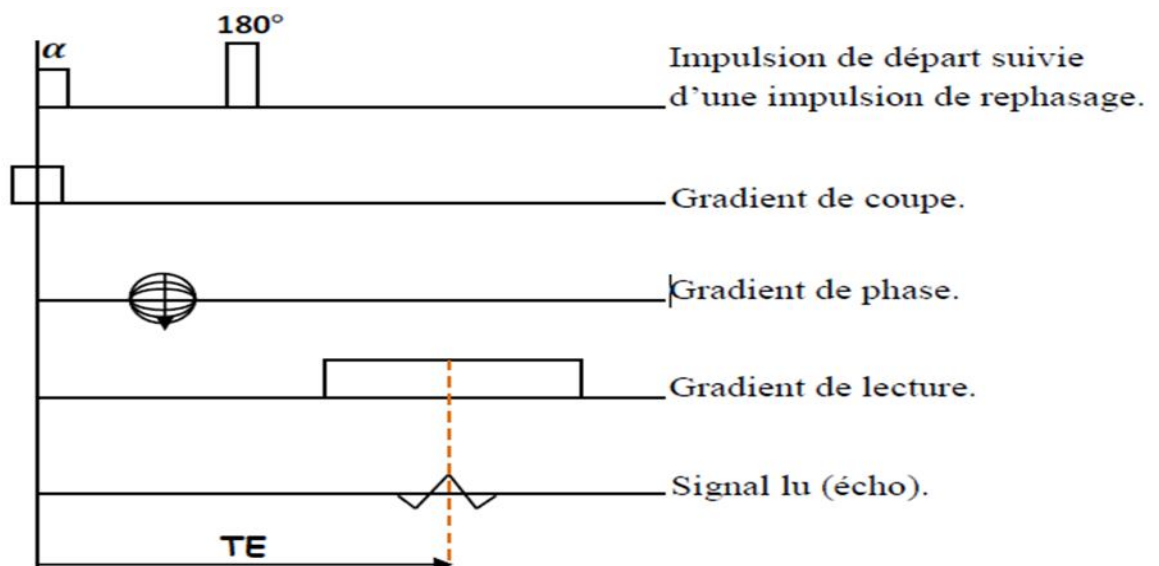


Figure 4-25 Séquence écho spin (SE)

Une séquence d'écho graduée est différente d'une séquence d'écho faire pivoter en appliquant la première impulsion RF au-dessous de 90 degrés et absence de RF de relocalisation à 180°, remplacée par la réflexion de la polarité du gradient (gradient de lecture (figure 10)). Son avantage est que T1 plus court (30 s/20 coupes), donc la séquence GRE est plus courte. Son défaut est qu'il est sensible. Artefacts magnétisés et déplacement chimique [26].

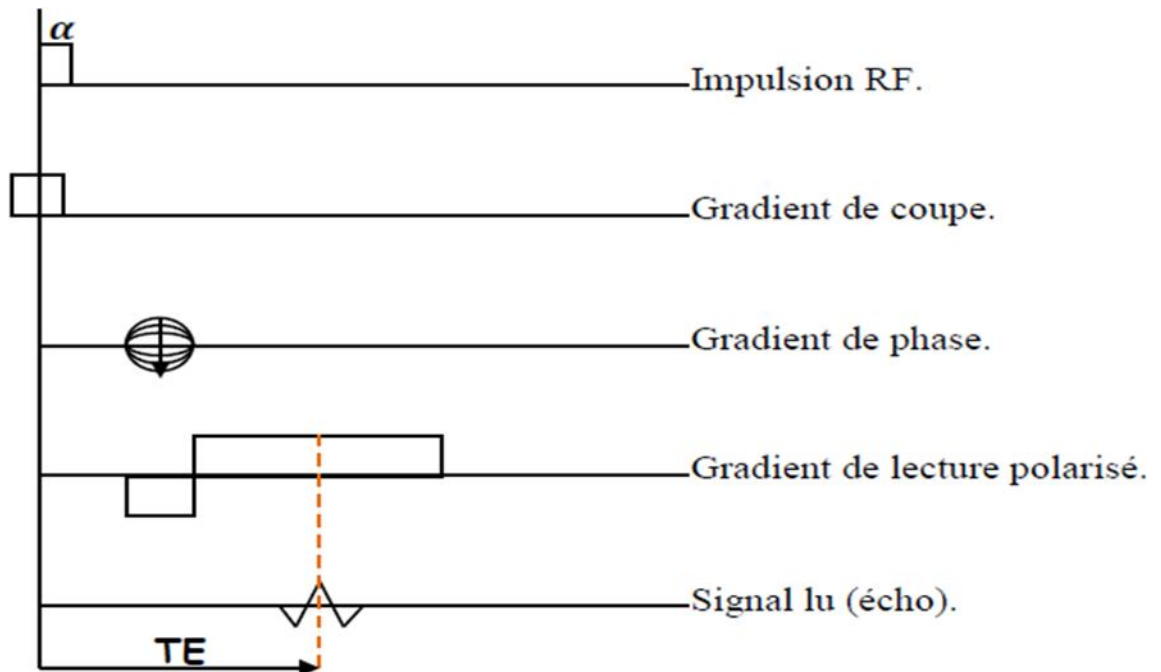


Figure 4-26 Séquence écho de gradient (GRE)

INTITULE DU MANUSCRIT**Résumé:**

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie utilisée pour diagnostiquer les tumeurs cérébrales.

Le diagnostic précoce des tumeurs cérébrales est une tâche essentielle dans le travail médical pour savoir si une tumeur peut devenir cancéreuse. L'apprentissage automatique est un moyen simple et efficace de classer les images. L'apprentissage automatique a été largement appliqué dans divers domaines, y compris l'imagerie médicale, car son application ne nécessite pas la fiabilité d'un expert dans le domaine concerné, mais nécessite la quantité de données et diverses données pour produire de bons résultats de classification.

pour effectuer la classification d'images, en utilisez deux méthodes de classifications SVM et Kmeans.

Mots-Clés : Imagerie Médicale, IRM, Segmentation d'image , SVM, Kmeans

INTITULE DU MANUSCRIT EN ANGLAIS**Abstract:**

Magnetic resonance imaging (MRI) is an imaging technique used to diagnose brain tumours.

Early diagnosis of brain tumours is an essential task in medical work to know if a tumor can become cancerous.

Machine learning is a simple and effective way to classify images. Machine learning has been widely applied in various fields, including medical imaging, as its application does not require the reliability of an expert in the field concerned, but requires the amount of data and various data to produce good classification results.

to classify images, use two methods of classification SVM and Kmeans.

Key-words: Medical Imaging, MRI, Image Segmentation, SVM, Kmeans

INTITULE DU MANUSCRIT EN ARABE

ملخص:

تصوير بالرنين المغناطيسي هو تقنية تصوير تستخدم لتشخيص أورام المخ .

يعد التشخيص المبكر لأورام المخ مهمة أساسية في العمل الطبي لمعرفة ما إذا كان الورم يمكن أن يصبح سرطانياً. التعلم الآلي هو طريقة بسيطة وفعالة لتصنيف الصور. تم تطبيق التعلم الآلي على نطاق واسع في مجالات مختلفة، بما في ذلك التصوير الطبي، لأن تطبيقه لا يتطلب موثوقية خبير في المجال المعني، ولكنه يتطلب كمية البيانات والبيانات المختلفة لتحقيق نتائج تصنيف جيدة.

لإجراء تصنيف الصور، استخدمت طريقتي تصنيف SVM و Kmeans.

الكلمات الرئيسية التصوير الطبي، IRM ، تجزئة الصورة، SVM ، Kmeans