



جامعة أبو بكر بلقايد - تلمسان

Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen

Faculté de Technologie

Département de Génie Biomédical

MEMOIRE DE PROJET DE FIN D'ETUDES

pour l'obtention du Diplôme de

MASTER en GENIE BIOMEDICAL

Spécialité :Imagerie Médicale

présentépar : YOUSFI Chaimaa Radhia

**La segmentation des images médicales avec l'approche
hybride ISODATA et la distribution bêta**

Soutenu le 26/06/2018 devant le Jury

Mr.	HADJ SLIMANE . Zine Eddine	<i>Prof</i>	Université de Tlemcen	Président
Mme	Baakek . YN	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Encadreur
Mme	ILES Amel	<i>MCB</i>	Université de Tlemcen	Examinatrice

Année universitaire 2017-2018

Soyons reconnaissants aux personnes qui nous donnent du bonheur ; elles sont les charmants jardiniers par qui nos âmes sont fleuries.

Marcel Proust

Remerciements

Je remercie "ALLAH" le Tout-Puissant de m'avoir donnée la patience , la volonté et le courage de mener à terme ce présent travail.

Je tiens à exprimer d'abord toute ma gratitude à l'encadreur N.Baakek Yettou Maitre de conférences à la faculté de technologie pour sa disponibilité et la qualité de son encadrement ainsi que pour le temps et l'aide qu'elle m'a accordée tout au long de la réalisation de ce travail.

Je voudrais aussi remercier M.HADJ SLIMANE Zine Eddine Professeur à l'université Abou- Bekr Belkaid Tlemcen pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en acceptant d'être président du jury.

Mes remerciements s'adressent à ILES AMEL Maitre de conférences à l'université de Tlemcen pour l'intérêt qu'elle a porté à ce travail en acceptant d'être examinatrice.

J'adresse également mes remerciements à tous les membres de l'équipe d'Imagerie Médicale qui m'ont prodiguée quelques précieux conseils.

Mes derniers mots s'adressent tout particulièrement à ma famille : ma mère ,mon père, mes frères, et surtout ma mère dont les encouragements et le soutien ont été indispensables à l'aboutissement de mes études, et que sans elle je n'aurai jamais pu réussir.

je veux surtout remercier celles qui ont fait de mon cursus universitaire un vrai bonheur, mes copines : Rihab, Khadra , Asma ,Maroua , .

Je ne peux conclure sans remercier le corps enseignant qui m'a formée tout au long de ma scolarité.

Dédicaces

A ma chère mère

Pour son grand amour, ses sacrifices et toute l'affection qu'elle m'a toujours offerte.

A mon cher père

Pour sa patience et ses considérables sacrifices pour me parvenir à ce niveau.

Spécialement à mes frères Daoud , Adnane Habib et Khalil ainssi que toute ma famille .

A mes très chères copines, ma seconde famille, qui sont toujours à mes côtés :

Ahtatiche Rihab ,Laidi Khadra, Mettahri Asma et Kafi Maroua .

A tous ceux que j'aime et qui m'aiment Je dédie ce travail.

Résumé

La segmentation automatique des structures anatomiques est une étape fondamentale pour les analyses quantitatives des images dans de nombreuses pathologies comme la détection des tumeurs .La grande variation de ces structures nécessite la mise en place des méthodes d'études spécifiques. L'objectif de notre travail est de mettre en oeuvre une méthode de segmentation automatique il s'agit de : la méthode ISODATA cependant , le problème de la segmentation avec l'algorithme Isodata devient un problème d'optimisation des paramètres. L'algorithme évolutionniste qui base sur la distribution Bêta est amené pour donner les paramètres optimaux qui seront ensuite utilisé par Isodata. Les résultats obtenus sont très satisfaisantes et montrent une bonne détection des tumeurs . Pour évaluer notre travail , nous avons fait une comparaison entre l'approche proposée et deux autres algorithmes de segmentation par classification qui sont les K-Moyennes (K-means) et les C-moyennes Floues(Fuzzy C-Means FCM).

Mots — Clés

Segmentation , tumeurs, ISODATA , distribution Bêta.

Abstract

The automatic segmentation of anatomical structures is a fundamental step for the quantitative analysis of images in many pathologies such as the detection of tumours. The large variation of these structures requires the development of methods for specific Studies. The aim of our work is to implement an automatic segmentation method it is: the ISODATA method. However, the problem of segmentation with Isodata algorithm becomes a problem of optimization of the parameters. The evolutionist algorithm that bases on the Beta distribution is brought to give the optimal parameters that will be used by Isodata. The results obtained are very satisfactory and show a good detection of tumours. To evaluate our work ,we have made a comparison between the proposed approach and two other algorithms that are the K-means (K-means) and the Fuzzy C-Means FCMs (Fuzzy C-Means FCM).

Key words

Segmentation, tumours , ISODATA , Beta distribution.

ملخص

التقسيم الآلي للهياكل التشريحية هو خطوة أساسية للتحليل الكمي للصور في العديد من الأمراض مثل الكشف عن الأورام الخبيثة. يتطلب الاختلاف الكبير لهذه الهياكل تطوير طرق دراستها. الهدف من عملنا هو اقتراح نظرية تجزئة تلقائية لكن المشكلة هي كيفية إيجاد المعطيات المثلى. النظرية المقترحة تعتمد على التوزيع بيتا لإعطاء هذه المعطيات المثلى التي تستخدمها طريقة العتبة المتكررة في عملها.

النتائج التي تم الحصول عليها مرضية للغاية وتظهر الالتقاط الجيد للأورام الخبيثة، لتقييم عملنا قمنا بإجراء مقارنة بين نظريتنا المقترحة ونظريات أخرى هما:

Fuzzy C-Means et K-means

كلمات مفتاحية: التجزئة ، الأورام الخبيثة ، العتبة المتكررة ، التوزيع بيتا .

Table des matières

Introduction générale.....	1
1.Contexte générale.....	1
2.Problématique.....	1
3 .Organisation de manuscrit.....	2
CHAPITRE 1 : contexte médical	
1 .Introduction.....	3
2.Anatomie du corps humain.....	3
2.1.Les lésions	4
3.Modalités d'acquisition	4
3.1. Définition de l'Imagerie par Résonance Magnétique	5
3.1.1. La spectroscopie en imagerie par résonance magnétique.....	5
3.1.2. Définition de l'IRM fonctionnelle.....	6
3.2 . La radiographie par rayon X.....	7
3.2.1 .Principe de la radiographie.....	7
3.3. La tomodensitométrie	8
3.4 .L'imagerie nucléaire.....	9
3.4.1. La Tomographie par Emission de Positon.....	10
3.4.2. La Tomographie par Emission Mono photonique.....	11
5. La segmentation.....	11
5.1 .Définition de la segmentation.....	11
5.2.Approche de segmentation.....	12
6.Conclusion.....	13

CHAPITRE 2 : Segmentation des images médicales avec l'approche hybride

1.Introduction.....	15
2.Etat de l'art.....	16
3.Approches de seuillage pour la segmentation de l'image.....	21
3.1. Le seuillage	21
3.1.1. Définition et notation	21
3.1.2. L'histogramme.....	22
3.2. Les méthodes globales.....	24
3.2.1.Méthode d'Otsu.....	24
3.2.2. Méthodes basée sur le principe de l'entropie.....	25
3.2.3. Méthode basée sur l'histogramme convexe.....	26
3.2.4. Méthodes basée sur l'approche de classification.....	27
3.3. Les méthodes locales.....	27
4.La segmentation par classification.....	28
4.1. La méthode ISODATA.....	29
4.2. L'algorithme ISODATA.....	31
5. La loi Bêta.....	33
5.1. La loi Bêta 1.....	34
5.2. La loi gamma	34
5.3. La loi Bêta 2	38
5.4.Estimation des paramètres.....	39
5.4.1. La moyenne empirique.....	39
5.4.2. La variance.....	39
5.4.3. Le mode.....	39
5. L'algorithme hybride.....	40
6. Conclusion	41

CHAPITRE 3 : Résultats et discussion

1.Introduction.....	42
2.Base de données.....	42
3.Interprétation par l'expert.....	43
4.Le prétraitement.....	44
4.1. Augmentation du contraste.....	45
4.2.Le filtrage.....	46
4.2.1.Filtre de gauss.....	47
4.2.2.Filtre médian.....	48
5.Environnement du programmation.....	49
6.Résultats et interprétation.....	49
7.Evaluation de l'algorithme proposé.....	52
7.1 .Segmentation par la méthode K-means.....	52
7.2.Sementation par le méthode FCM.....	52
8.Résultats de segmentation par les trois méthodes.....	53
9.Conclusion.....	56
Conclusion générale et prespectives.....	57
Références.....	59

Table des figures

Figure 1.1 : Anatomie du corps humain.....	3
Figure 1.2 : Les différentes modalités d'imagerie	4
Figure 1.3 : Un appareil d'IRM	5
Figure 1.4 : Tractographie cérébrale par IRM	6
Figure 1.5 : Cartographie pré _opératoire du cortex moteur primaire de la main.....	7
Figure 1.6: La première radiographie de la main d'Anna Bertha Röntgen.....	8
Figure 1.7 : Dernier cri dans la tomographie	9
Figure 1.8 : Images obtenues après traitement des données.....	9
Figure 1.9 : Le PET_Scan.....	10
Figure 1.10 : Image bruitée non segmentée et image segmentée.....	12
Figure 1.11: Segmentation d'un oligodendrogliome par Harmoniques sphérique .utilisant la méthode de croissance de région.....	13
Figure 2.1 : Exemple de seuillage.....	22
Figure 2.2 : Exemple d'histogramme.....	22
Figure 2.3 : Histogramme unimodal.....	23
Figure 2.4 :Histogramme multimodal.....	23
Figure 2.5 : Deux classe de pixels de la méthode d'Otsu	24
Figure 2.6 : Un histogramme plat	25
Figure 2.7 : image à segmenter.	32
Figure 2.8 : résultat de segmentation.....	32
Figure 2.9 : Courbes de densité de probabilité de la loi gamma	35
Figure 2.10 : Courbes de la probabilité cumulative	35
Figure 2.11 :Exemple d'application sur MATLAB.....	39
Figure 3.1 : Exemples d'images de la base d'images saine et pathologique.....	43

Figure 3.2 : Application d'une égalisation adaptative d'histogramme sur une image mammographique.....	45
Figure 3.3 : Application d'une égalisation adaptative d'histogramme sur une image en couleur rétinienne	45
Figure 3.4 : Application d'une égalisation adaptative d'histogramme sur une image cérébrale	46
Figure 3.5 : Application du filtre Gaussien	47
Figure 3.6 : Application du filtre médian	48

Liste des tableaux

Tableau 3.1 : Résultats de la segmentaion avec ISODATA et l'approche hybride50

Tableau 3.2 : Résultats de le segmentation par K-means , FCM et l'approche hybride....53

Liste des abréviations

TDM : Tomodensitométrie.

IRM : L'Imagerie par Résonance Magnétique.

IRMS : La spectroscopie en imagerie par résonance magnétique.

AVC : Accident Vasculaire Cérébral.

IRMf : L'IRM fonctionnelle.

TEP : Tomographie par Emission de Positron .

TEMP : La Tomographie par Emission Mono Photonique.

ISODATA : Itératif Self Organizing Data Analysis Technique .

FCM : Fuzzy _C Means.

IMAIOS :Base de données (<http://www.imaios.com/fr>).

JPEG :Joint Photo graphic Experts Group.

DICOM : Imaging and Communication in Medicine.

Introduction générale

1.Contexte général

L'imagerie médicale a révolutionné les pratiques médicales, son application est considérée comme un outil très important dans la recherche orientée vers la découverte, le développement et la compréhension de la physiologie pathologique de base, où des changements cellulaires ou au niveau moléculaire sont attentivement suivis au fil du temps.

Suivant les techniques utilisées, les examens d'imagerie médicale permettent d'obtenir des informations sur l'anatomie des organes (leur taille, leur volume, leur localisation, la forme d'une éventuelle lésion) ou sur leur fonctionnement (leur physiologie, leur métabolisme) dans le premier cas on parle d'imagerie structurelle et dans le second d'imagerie fonctionnelle.

Ces techniques devraient permettre d'avoir des images de plus en plus précises pour but d'étudier les différentes structures du corps humain, et les différents types de lésions internes .

Afin de détecter les lésions correctement on a besoin de faire appel à l'une des techniques automatisées primordiales de traitement d'image c'est la segmentation.

2.Problématique

La segmentation est une méthode de traitement d'image qui permet d'engendrer une description satisfaisante et claire de l'image mais dans un contexte clinique reste une problématique majeure de l'imagerie médicale ,c'est une tâche critique qui nécessite beaucoup d'efforts et conditionne la qualité des traitements d'image effectués ultérieurement.

Ils existent plusieurs méthodes de segmentation d'image dans la littérature, la majorité de ces méthodes offre des résultats selon le type et la qualité de l'image (en niveau de gris ,en couleur,le moyen d'acquisition....etc).

Les travaux de recherche confirment l'inexistence d'une seule méthode de segmentation qui peut s'adapter à une variété d'images afin d'optimiser les résultats .Pour répondre aux contraintes citées ci-dessus nous avons choisi une

Introduction générale

méthode hybride basée sur le seuillage itératif connu sous le nom ISODATA et la distribution beta .

Le choix est motivé par la simplicité de cet algorithme tout en permettant une bonne segmentation de l'image dont l'histogramme n'est pas unimodal et encore d'innover à ce que cette méthode soit utilisable, opérationnelle et donne des résultats satisfaisants.

3.Organisation du manuscrit

Le document est reparti en trois chapitres et une conclusion finale après l'introduction générale.

Dans le premier chapitre 1 nous parlerons de l'anatomie du corps humain ,les principales maladies et les différentes modalités d'acquisition d'images médicales ensuite , une introduction et résumé sur la segmentation et ses différentes techniques.

Dans le deuxième chapitre 2 , nous allons présenter notre approche en définissant les approches de seuillage pour la segmentation d'image et l'importance des méthodes statistiques dans le traitement d'image, ou notre méthode est un exemple développé de la modélisation statistique d'image médicale pour pouvoir appliquer la segmentation sur des images médicales qui possèdent les différentes tumeurs.

Le troisième et le dernier chapitre est consacré pour la présentation de cette approche sur terrain pour pouvoir faire une segmentation des images médicales afin de détecter les lésions et les structures pathologiques.

Nous avons appliqué l'opération de segmentation par la méthode hybride sur les images médicales et nous allons faire une simple comparaison entre notre approche et les méthodes standards de segmentation .

1 .Introduction

Dans ce chapitre préliminaire, nous commençons par la présentation de l'anatomie humaine ainsi que les différentes lésions et les tumeurs qui peuvent affecter le corps humain. Et sans vouloir être exhaustif nous décrivons les principales modalités d'acquisition d'image médicale. Nous terminons ce chapitre par une présentation d'une étape qui intervient au cœur de la discipline appelée « analyse ou traitement d'image ». C'est la segmentation.

2.Anatomie du corps humain

L'anatomie humaine ne change pas, mais les méthodes permettant de la visualiser ont beaucoup évolué. Grâce à l'imagerie moderne, [1]

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

Pour bien comprendre voir la figure 1.1

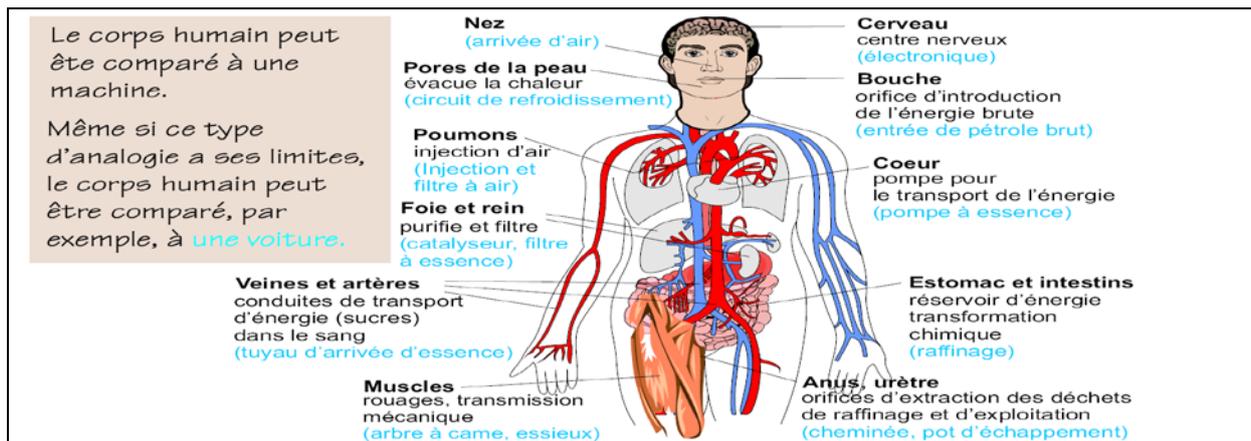


Figure1.1 : Anatomie du corps humain

2.1. Lésions

Une lésion est un terme générique utilisé en médecine pour désigner toute altération des caractères anatomiques ou histologiques d'un organe, qui se trouve alors dans un état anormal. Ces altérations peuvent être à l'origine d'un dysfonctionnement de l'organe touché. [3]

La cause d'une lésion peut être multiple, il peut s'agir du résultat d'un traumatisme mécanique (choc, coupure), thermique (brûlure), électrique (électrocution), chimique... La lésion peut aussi être le résultat d'un état pathologique lié à un agent pathogène (infection, parasite) ou à un désordre physiologique (tumeur cancéreuse), métabolique (nécrose par hypoxie), immunitaire (maladie auto-immune).[3]

3.Modalités d'acquisition

Les méthodes d'imagerie (Fig.1.2) utilisées pour visualiser à l'intérieur du corps humain se sont considérablement améliorées ces dernières décennies. La possibilité de mettre en évidence les tissus mous grâce aux technologies modernes que représentent l'imagerie par résonance magnétique (IRM), la tomодensitométrie (TDM) et l'échographie a grandement facilité notre compréhension du lien entre l'anatomie observable en salle de dissection et celle nécessaire à la pratique clinique.[1]

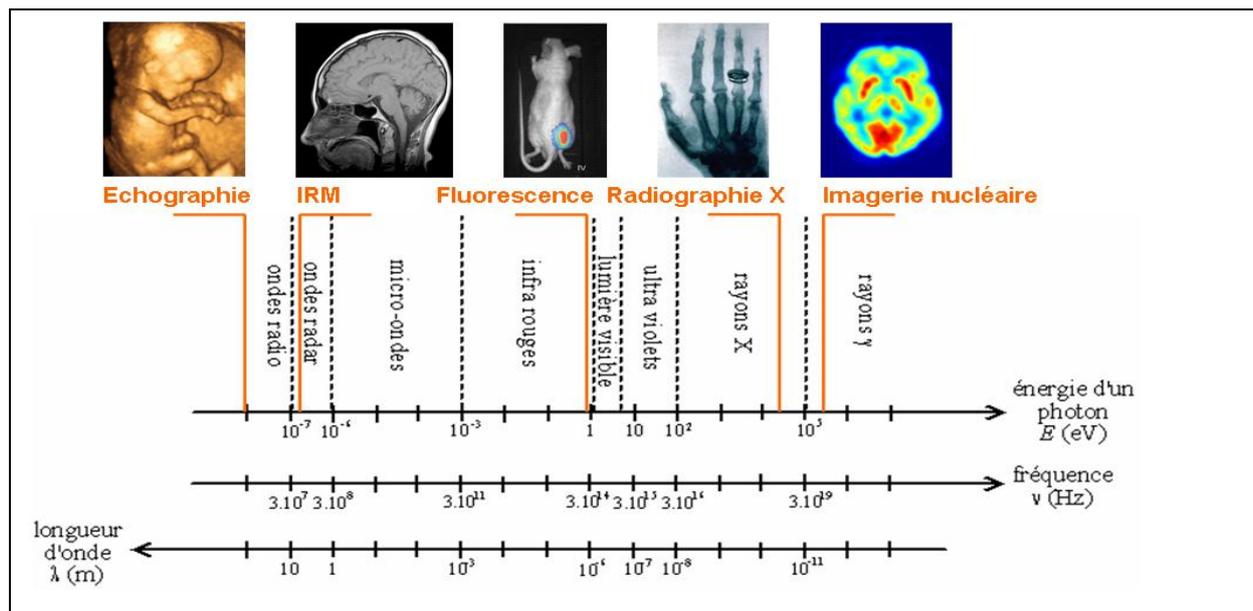


Figure 1.2 : Les différentes modalités d'imagerie en fonction des ondes électromagnétiques

3.1.Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par résonance magnétique (Fig.1.3) produit des images par magnétisation du patient dans un tunnel formé d'un aimant très puissant qui émet des ondes de radiofréquence (RF) courtes de 46 MHz faisant résonner des protons mobiles (noyaux d'hydrogène) dans les graisses, les protéines et l'eau. Les protons produisent des échos de RF quand leur énergie par résonance est libérée. Grâce à des algorithmes mathématiques complexes, leur densité ainsi que leur localisation peuvent être converties en image matricielle [1].



Figure 1.3 : Un appareil d'IRM

3.1.1. Spectroscopie en imagerie par résonance magnétique (IRMS)

Cette technique évalue la fonction du cerveau vivant. Elle tire avantage du fait que les protons qui se situent dans différents environnements chimiques possèdent des propriétés de résonance légèrement différentes (déplacement chimique). Pour un volume de cerveau donné, la répartition de ces résonances de protons peut être visualisée sous forme de spectre[1]. La figure 1.4 donne un exemple de la fonction du cerveau vivant c'est de la tractographie cérébrale par IRM.

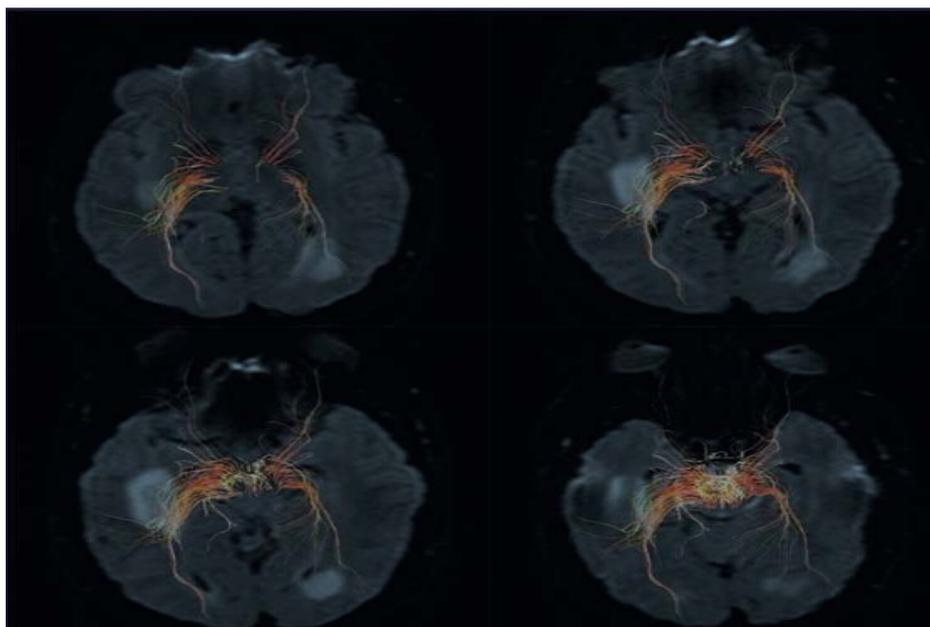


Figure1.4 :Tractographie cérébrale par IRM

3.1.2. IRM fonctionnelle (IRMf)

L'IRM fonctionnelle (IRMf) est une imagerie indirecte de l'activité cérébrale basée sur la détection des variations locales de flux d'oxygénation du sang secondaire à l'activité neuronale. Elle permet l'étude en totale innocuité de l'organisation fonctionnelle du cerveau normal et pathologique (Fig.1.5). Chaque étude repose sur la comparaison de plusieurs états d'activité différents. L'imagerie Echo_Planar est la technique de choix car elle permet d'explorer le cerveau entier à une cadence rapide. Les cartes d'activation cérébrale sont établies à partir de l'analyse statistique des changements locaux du signal. L'IRMf est en train de devenir un outil essentiel dans le bilan neuro_fonctionnel de nombreux patients neurochirurgicaux, ainsi qu'une méthode unique pour étudier le fonctionnement cérébrale normal chez l'adulte et l'enfant.

Les aimants à puissance de champ magnétique élevée apportent évidemment de meilleurs contrastes et résolution spatiale. Les images IRM des microvaisseaux acquises à 8 T permettent une comparaison rapprochée avec l'histologie ; cela a des conséquences importantes pour le traitement des lésions de reperfusion, la physiologie des tumeurs solides et l'angiogenèse. Il y a toutes les raisons de croire que les efforts entrepris pour élargir les applications avec les champs magnétiques de puissance élevée ouvriront de nouvelles voies dans ce qui semble être un domaine d'applications cliniques potentielles sans fin.[1]

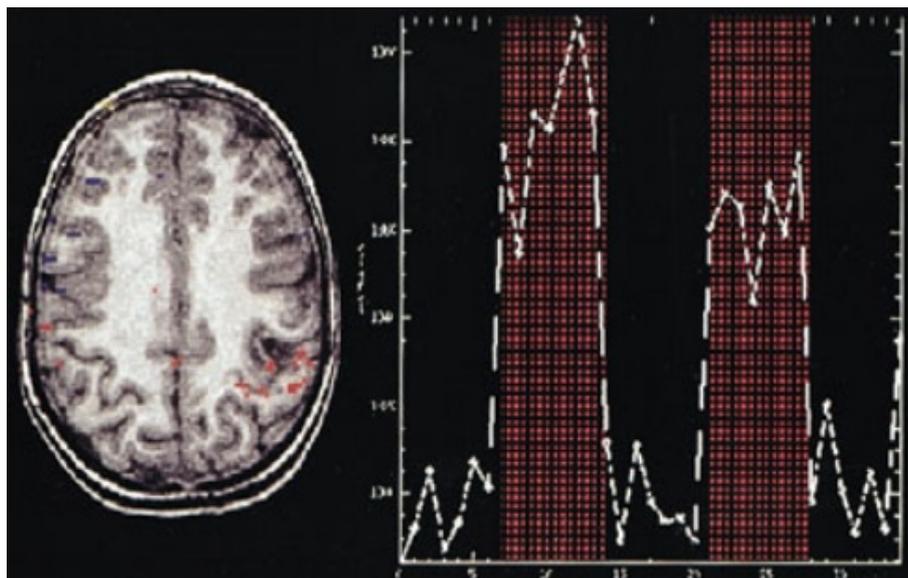


Figure 1.5 : Cartographie pré _opératoire du cortex moteur primaire de la main.

3.2. Radiographie par rayon X

Le rayon X est un rayonnement électromagnétique composé de photons de 5 picomètres à 10 nanomètres. Utilisé dans la cristallographie et l'imagerie médicale, il fut découvert en 1895 par le physicien Wilhelm Röntgen.

La radiographie est une technique d'imagerie médicale, qui est apparue avec la découverte des rayons X, elle possède un intérêt diagnostique majeur dans de nombreux domaines de la médecine. Utilisant les rayons X, elle est basée sur leur capacité de traverser la matière.[4]

3.2.1.Principe de la radiographie

On projette un faisceau de rayons X en direction de la partie du corps humain que l'on souhaite examiner(Fig.1.6).

Les rayons traversent alors le patient et viennent impressionner un film photographique situé derrière lui. Leur densité dépend de la matière traversée (tissus, muscles ou os).

Les rayons X traversent en effet facilement les cavités creuses de l'organisme ou les tissus mous, mais sont arrêtés par les os, les dents, qui possèdent une densité plus importante [4].

Ces variations de densité sont à l'origine des variations de couleurs sur le film photographique.

Les structures osseuses apparaissent plus claires et les organes moins denses apparaissent eux plus sombres.

Ces variations de couleurs permettent en cancérologie de localiser des tumeurs, qui apparaissent plus foncées, ou d'observer des fractures osseuses.[4]



Figure 1.6: La première radiographie de la main d'Anna Bertha Röntgen.

3.3.Tomodensitométrie

Toutes les techniques radiographiques standard ont pour limite la représentation bidimensionnelle de structures tridimensionnelles, l'image radiographique traditionnelle exprimant les coefficients d'absorption linéaire de tous les tissus traversés par le rayon X.

La tomodensitométrie (TDM) (Fig.1.7) permet d'acquérir une série d'incidences radiologiques angulaires différentes, lesquelles sont traitées par ordinateur pour fournir une coupe d'épaisseur donnée. L'image de TDM est composée d'une matrice constituée d'éléments d'images (les pixels). Tous les tissus contenus dans un pixel atténuent les incidences radiologiques, ce qui entraîne un coefficient d'atténuation moyen du pixel. Ce dernier est comparé au coefficient d'atténuation de l'eau et inscrit sur une échelle (l'échelle de Hounsfield). Le coefficient de l'eau est de 0 unité Hounsfield (UH) ; celui de l'air est typiquement de -1000 UH ; de la graisse, d'environ -100 UH ; les tissus mous ont un coefficient de +20 à +70 UH ; celui de l'os dépasse habituellement les +400 UH [1][5].

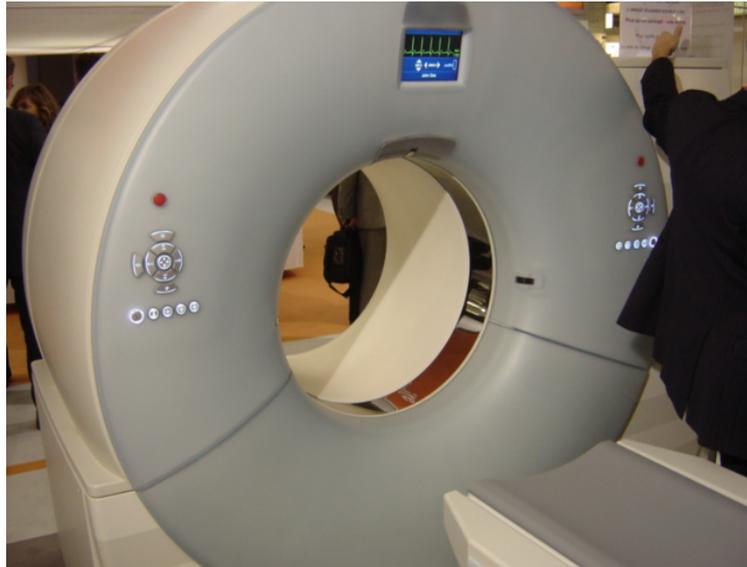


Figure 1.7 : Dernier cri dans la tomodesitométrie

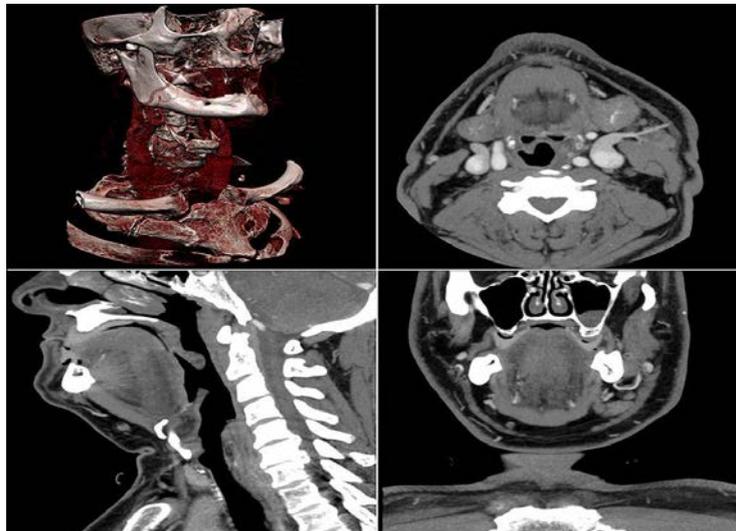


Figure 1.8 : Images obtenues après traitement des données.

3.4. Imagerie nucléaire

Historiquement, le champ de la recherche en médecine nucléaire a commencé en 1946 lorsque de l'iode radioactif a été administré en « cocktail atomique » pour le traitement du cancer de la thyroïde.

Depuis cette époque, la médecine nucléaire a évolué .elle a été reconnue comme spécialité médicale par l'American Medical Association en 1971.[1]

La radiologie diagnostique crée une image en faisant passer des radiations à travers le corps depuis une source extérieure, alors que la médecine nucléaire crée une image en mesurant les radiations émises depuis des traceurs absorbés par voie orale.

L'image est donc créée à partir des radiations émises par le patient. Dans l'ensemble, les dosages d'irradiation sont comparables, et varient en fonction du type d'examen .

La médecine nucléaire diffère également de la plupart des autres modes d'imagerie en ce sens que les examens permettent de mettre en évidence la fonction physiologique d'une zone spécifique du corps. Parfois, cette information de type physiologique peut être fusionnée avec des TDM ou des IRM, qui sont des techniques d'imagerie davantage anatomiques ; il est ainsi possible de combiner les traits anatomiques et fonctionnels c'est pour fournir une imagerie à la fois physiologique et anatomique dont le but d'établir un diagnostic .[1]

Les deux principales techniques d'imagerie nucléaire sont : « Tomographie par Emission de Positron TEP » et « la Tomographie par Emission Mono photonique TEMP

3.4.1. Tomographie par Emission de Positron TEP

La Tomographie par Emission de Positron TEP (ou aussi appelée « scintigraphie planaire » est un examen d'imagerie médicale réalisé dans un service de médecine nucléaire .

Le principe est basé sur l'injection d'un traceur faiblement radioactif par la voie veineuse .

Ce traceur ressemble au glucose et il se fixe au niveau des tissus qui consomment de grande quantité de ce sucre comme les tissus cancéreux, le muscle cardiaque ou le cerveau on émettant un positon.

Le traceur qui est généralement utilisé est le Fluor 18 dont la durée de vie est inférieure à deux heures, permet d'émettre de façon temporelle des rayonnements que l'on peut suivre dans le corps du patient à travers une caméra TEP.

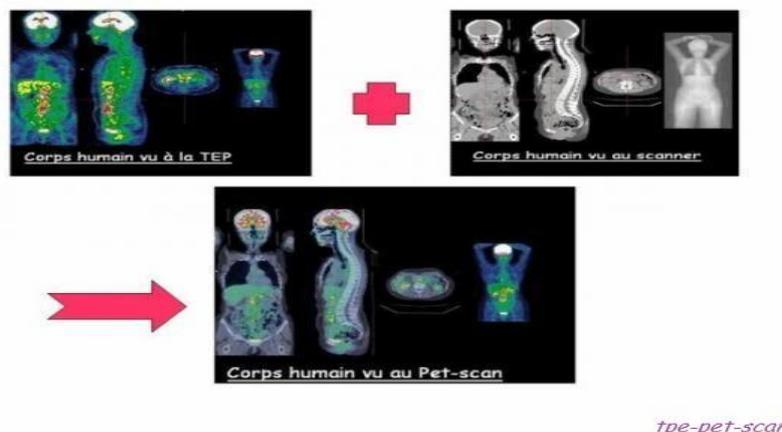


Figure 1.9 : Le PET_Scan

3.4.2.Tomographie par Emission Mono photonique TEMP

La Tomographie par Emission Mono photonique TEMP appelée SPECT (Single Photon Emission Computed Tomography en anglais) a été décrite pour la première fois par Ronald J .Jaszczak [1].

La TEMP est une technique d'imagerie nucléaire tomographique basée sur le même principe que la scintigraphie planaire mais permettant de réaliser des images tridimensionnelles.

La TEMP utilise des isotopes qui se désintègrent en émettant directement un photon gamma qui sera recueilli par un gamma -caméra.

Cependant ,pour diagnostiquer certaines maladies liées à des lésions internes, le médecin doit analyser des images médicales afin d'étudier l'évolution d'une tumeur donc nécessaire de connaître avec exactitude les changements survenus sur ces images médicales. Toutefois ,l'interprétation visuelle, n'est pas toujours sûre.C'est pour cela que le besoin d'une interprétation automatique offre une vraie aide aux médecins dans leur prise de décision parceque pour une identification et un diagnostic fiables, dans le domaine médical, la précision est primordiale

Une aide automatisée est demandée à l'interprétation de l'image .Donc elle développera les algorithmes d'intelligence artificielle mais la partie qui pose le plus de problèmes et qui s'avère la plus difficile à automatiser c'est la segmentation.

5.Définition de la segmentation

De manière générale, il n'ya pas une seule définition de segmentation car cette technique est souvent confondue avec la classification et l'étiquetage. Alors le mot **segmentation** désigne l'action de segmenter, ou le fait d'être segmenté. C'est la division d'une unité anatomique en plusieurs éléments. En particulier, le mot est employé dans plusieurs domaines .[6]

Pour dire que la segmentation est bonne, il faut que les régions et les contours soient bien détectés.

La segmentation est le processus de partitionnement d'une image I en N sous-ensembles de région (R_1, R_2, \dots, R_N)

Exemple :

- Extraire dans l'image les objets constituant la scène.
- Segmenter l'image en régions tel que chaque région est composée de pixels homogènes qui ont les mêmes caractéristiques voir la figure1.10 :

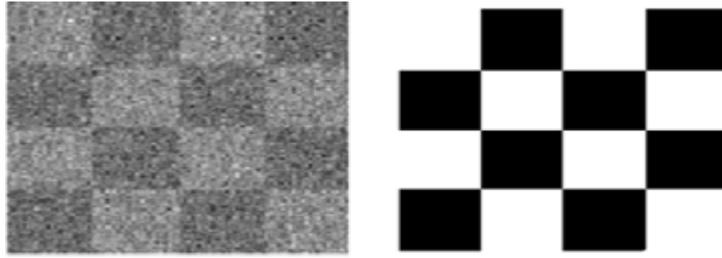


Figure 1.10 : Image bruitée non segmentée et image segmentée.

Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation.

5.1.Approches de segmentation

Les algorithmes de segmentation d'images sont généralement basées sur l'une des deux propriétés suivantes : La similarité et la discontinuité

La similarité est utilisé dans les approches régions, tandis que la discontinuité pour la détection de contour.

Approche région : nous regroupons les pixels ou bien voxels semblables en une région homogène.

Approche détection de contour: nous recherchons les pixels ou bien voxels dissemblables, en générale, un contour peut être approximativement définit comme une frontière entre deux régions ou l'intensité des pixels change brusquement.

Approche hybride : c'est le mélange des deux approches précédentes.

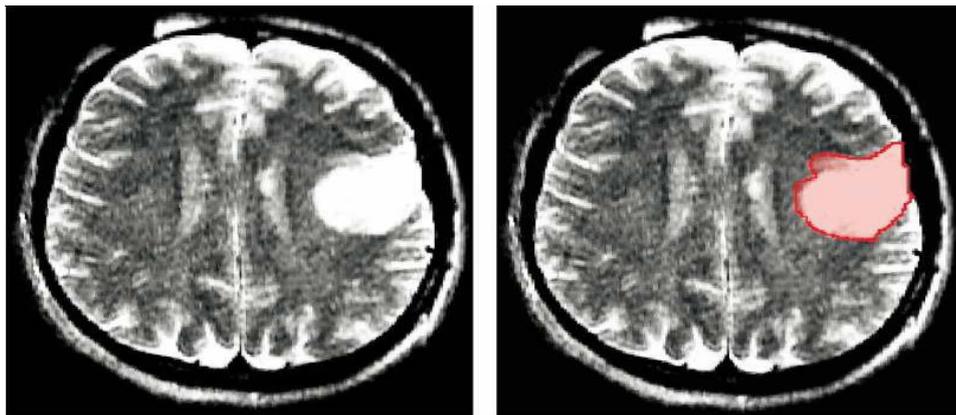


Figure 1.11 : Segmentation d'un oligodendrogliome par Harmoniques sphérique utilisant la méthode de croissance de région

6.Conclusion

Dans ce chapitre, l'anatomie humaine ainsi que les différentes lésions, tumeurs et les différentes modalités d'acquisition, ainsi la segmentation et ses méthodes sont bien décrites.

Nous avons montré que malgré tout le soin apporté à l'acquisition, l'information contenue dans l'image peut être perturbée par des phénomènes extérieurs. Dans ce contexte, le traitement d'image devient indispensable. Parmi ces méthodes, la segmentation a pour but de partitionner ou segmenter l'image en un ensemble de régions cohérentes. De ce fait, dans le prochain chapitre, nous effectuons une rétrospective sur des différentes méthodes de segmentation d'images et plus particulièrement la segmentation des images médicales avec la méthode hybride basée sur le seuillage itératif connu sous le nom ISODATA et la distribution bêta.

1.Introduction

Dans ce chapitre, nous décrivons le cadre théorique et technique de notre travail ou la segmentation des images médicales joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image et la vision par ordinateur.

L'importance des méthodes statistiques dans le domaine de traitement d'image ne cesse d'augmenter ces dernières années.L'interaction entre imagistes et statisticiens semble de plus en plus nécessaire pour développer des approches de segmentation automatiques des différentes tumeurs qui sont techniquement difficiles, parce que les zones de lésions sont affectées par des changements d'intensité qui sont relatives aux tissus normaux. Donc dans notre projet on va présenter une approche basé sur la technique de seuillage automatique (ISODATA) et la distribution bêta afin d'obtenir une segmentation efficace et des résultats significatifs de qualité très satisfaisante.

La segmentation c'est l'étape qui se situe entre d'un coté l'acquisition de l'image et son amélioration et d'un autre coté sa description et la prise de décision finale conséquente. Elle doit réaliser la tâche difficile d'extraire à partir d'une image numérique des informations 'utiles' permettant de localiser et délimiter les entités présentes dans une image. Le but de toutes les méthodes de segmentation est d'extraire les attributs pour caractériser et identifier les objets ou ces attributs correspondent à des zones caractéristiques de l'image.

Par la suite on va donner une présentation des outils de base et une description détaillée de cette approche qui est simple et robuste.

2. Etat de l'art

Nous présentons dans cette partie l'état de l'art de quelques méthodes de binarisation qui se basent sur le seuillage et les plus fréquemment citées dans la littérature.

Selon plusieurs travaux de recherche, les techniques de binarisation d'images peuvent être classées en deux catégories : seuillage globale, où un seul seuil est utilisé dans toute l'image pour la déviser en deux classes (objet et fond), et seuillage local où les valeurs des seuils sont déterminées localement, pixel par pixel ou bien région par région. D'autres, ajoutent un troisième groupe de méthodes hybrides, elles combinent des informations globales et locales pour attribuer les pixels à l'une des deux classes.

- M. Nasri, Ahmad EL Allaoui , Application aux documents arabes anciens
Isodata est un algorithme de classification non supervisé. Dans ce travail il ont essayer de Trouver un seuil en séparant l'histogramme en deux classes itérativement avec la connaissance a priori des valeurs associées à chaque classe. Ils ont utilisés les algorithmes génétiques qui estimeront les seuils optimaux qui seront utilisés ensuite par l'algorithme Isodata. [6]
- Baakek Touria , Segmentation et classification intelligente des images cérébrales. Une méthode hybride de segmentation basée sur le graph_cut elle repose sur le principe de minimisation de l'énergie et le seuillage itératif une méthodes de classification non-supervisé, elle permet de choisir le nombre de classe d'une façon automatique .Cette approche donne des résultats promoteurs une comparaison des résultats obtenus avec d'autre images de la meme base de donnée qui offre et des détails et des informations suffisants fourni par des médecins pour valider l'algorithme.[7]
- Brice Ozenne .Modélisation statistique pour la prédiction du pronostic de patients atteints d'un Accident Vasculaire Cérébral .L'objectif de ce travail est de proposer un modèle prédictif de l'évolution de l'AVC qui permette d'identifier le volume de tissu à risque de chaque patient. Ce volume qui correspond au bénéfice potentiel du traitement, permettra de mieux orienter le médecin dans sa décision de traiter. Ils ont présentés les strategies de construction et d'évaluation des modèles prédictifs. Ils ont comparés des

approches prédictives utilisant des modèles de régression ou des modèles d'apprentissage automatique ainsi que différents traitements d'images. Une méthode de prédiction volumique inspirée de l'analyse fonctionnelle est proposée et comparée au seuillage, la méthode classiquement utilisée. Enfin des critères d'éligibilité au traitement basés sur les prédictions volumiques sont proposés, un modèle de segmentation de lésion adapte aux spécificités de la séquence d'imagerie T2 FLAIR, la séquence de référence pour l'identification de la lésion finale. L'originalité du modèle de segmentation est de proposer deux niveaux de régularisation de la forme de la lésion : un niveau local pour être robuste au bruit de mesure et un niveau régional pour être robuste aux artéfacts d'imagerie. [8]

- Mohamed Lamine Benomar .Segmentation des images microscopiques de cytology .Une technique de segmentation automatique des images microscopiques est proposée dans le but d'extraire les composantes des cellules sanguines (noyau, cytoplasme, globule rouge....) .Tout d'abord ils ont utilisé l'algorithme standard de classification non-supervisée C-Moyennes Floues (FCM) cet algorithme a été développé essentiellement à partir des idées originales de l'algorithme ISODATA ,le principe de base est de former à partir des individus non étiquetés C groupes qui soient les plus homogènes et naturels possible. Homogène et naturel signifient que les groupes obtenus doivent contenir des individus les plus semblables possible, tandis que des individus de groupes différents doivent être les plus dissemblables possibles. [9]
- Bilal Karabagli et El. Détermination automatique du seuil de binarisation des modules des gradients par modélisation de leur Histogramme Dans cette recherche ils ont présentés une amélioration d'une méthode de seuillage automatique des modules des gradients par modélisation de l'histogramme ,l'objectif est d'obtenir les contours dans une image à partir de la binarisation des modules des gradients. Ces contours sont obtenus à partir d'un seuil calculé automatiquement sur l'histogramme du module des gradients. La méthode doit être simple pour être rapide, implantable sur un circuit FPGA, et doit exploiter les gradients calculés par ailleurs. [10]

- Ali El Zaart . Segmentation des images de peau . L'approche principale de la segmentation des images de la peau est basée sur le seuillage utilisant la technique d'analyse de données auto-organisée ISODATA , la distribution bêta est utilisé pour le calcul de seuil et la modélisation des données de l'image. La distribution Gamma peut seulement approcher une forme symétrique cependant, la distribution bêta est plus générale que la distribution Gamma, elle peut approximer n'importe quelle forme d'histogramme .[11]
- T.Q. Syed , V.Vigneron . Détection ,contage ,extraction et classification de cellules cancéreuses .Compter les cellules et les répartir en trois classes .Détecer, localiser et classifier les cellules présentes dans l'image une difficulté rencontré c'est que le niveau de gris moyen different d'une image a l'autre alors l'impossibilité de proposer un seuil fixe. L'accentuation des cellules par utilisation de l'image des ecarts-type avec l' implementation de l'algorithme de PINZON2 sur l'image des ecarts-type, binarisée en utilisant la méthode ISODATA pour le calcul du seuil.[12]
- Stéphanie Bricq . Méthodes de segmentation non supervisées d'image IRM anatomique et détection de lésions. Des méthodes de segmentation non supervisées d'image IRM anatomique et détection de lésions ou l'estimation des paramètres est réalisée automatiquement par inférence bayésienne multimodale. Les FCM sont souvent utilisés en segmentation d'images médicales, cependant cet algorithme n'est pas robuste face au bruit et est sensible à l'initialisation. Plusieurs techniques ont donc été développées pour surmonter cet inconvénient par exemple les méthodes statistiques le but initial de ces méthodes est de segmenter les données mais elles prennent aussi en compte l'inhomogénéité dans le modèle. Lorsque le modèle ne prend pas en compte la corrélation spatiale, un modèle de mélange de gaussien est souvent utilisé pour modéliser la densité des données observées [13]
- H.oulhadj et Al . Segmentation d'images par maximisation de l'entropie à deux dimensions basée sur le recuit microcanonique .Dans ce travail ils ont présentés une nouvelle méthode de segmentation d'images par l' analyse d'histogramme et seuillage par maximisation de l'entropie pour remédier au

défaut des algorithmes classiques, ils ont mis en oeuvre une métaheuristique robuste et facile à programmer, basée sur le recuit microcanonique. Dans l'espace exploré, la recherche des seuils de segmentation optimums s'effectue par paliers d'énergie décroissante en gravitant autour des meilleures solutions candidates. Les temps de convergence s'en trouvent améliorés et la reproductibilité des résultats est mieux garantie. L'algorithme est testé sur des images microscopiques biomédicales. Les résultats obtenus sont comparés à ceux de la méthode de Canny.[14]

- J. Ferrari et Al Segmentation de fibro glandulaire en mammographie en utilisant le modèle de mélange gaussien . Ce travail présente une technique pour la segmentation de disque fibro-glandulaire basées sur un mode statistique de la densité mammaire. La fonction de densité du modèle était représentée par un mélange de modèle gaussien , les statistiques de niveau de gris du muscle pectoral ont été utilisées pour déterminer le tissu catégories susceptibles de représenter le disque fibro-glandulaire. Les résultats du disque fibro-glandulaire segmenté ont été évalués par un radiologue.[15]
- El Zaart et AL .Segmentation des images mamographiques pour détecter les régions de cancer du sein . La segmentation d'image mammographique est utile dans la détection des régions de cancer du sein, par conséquent, un meilleur diagnostic alors l'application d'une approche améliorée dans ce travail est basée sur le double seuillage elle peut être illustrée en choisissant deux valeurs de pixels L et U de notre image, où L est la limite inférieure de seuillage et U est la limite supérieure de seuillage, et appliquer l'opération de seuillage : Un pixel devient blanc si son niveau de gris est entre L et U, et noir si son niveau de gris est autrement, tous les niveaux de gris des pixels se trouve entre les deux limites alors de meilleures limites de seuillage pour une meilleure extraction des régions nécessaires. La généralisation de cette étude est possible non seulement pour les images mammographiques basées sur les rayons X, mais aussi pour toutes les images médicales, pour une bonne segmentation et une meilleure visualisation, détection et extraction des caractéristiques. [16]

- M.A. Jacobs . Détection des lésions ischémique IRM .Les changements spatiaux et temporels dans le tissu cérébral après un AVC ischémique aigu sont encore mal compris. Les objectifs de cette étude est de déterminer des modèles uniques d'imagerie par résonance magnétique (IRM) aux stades aigus, subaigus et chroniques après un AVC Plusieurs études ont démontré que l'analyse en grappes à base de voxels peut fournir une meilleure compréhension des caractéristiques locales des changements tissulaires régionaux après un AVC. L'analyse de données auto-organisée itérative (ISODATA) évite la nécessité d'une interaction utilisateur importante et d'une spécification a priori du nombre de clusters en déterminant dynamiquement le nombre optimal de clusters. ISODATA a été utilisé pour créer des signatures tissulaires corrélées avec des lésions sur les résultats radiologiques chez l'homme et sur les résultats histologiques dans les modèles d'accident lissencéphalique chez les rongeurs . Le but final de cette étude était de comparer les signatures tissulaires déterminées par IRM avec l'histopathologie .[17]
- E. Diday .Le seuillage par ISODATA consiste à trouver un seuil en séparant l'histogramme en deux classes itérativement avec la connaissance a priori des valeurs associées à chaque classe.[18]
- Hall et Ball .L'algorithme ISODATA qui utilise des agrégations et dévisions des classes intermédiaires.[19]

Un très grand nombre de techniques de segmentation ont été proposées dans la littérature dont chacune d'entre elles est appropriée à un type d'images ,et dans le cadre de développer ces techniques nous présentons dans notre travail des améliorations à l'algorithme ISODATA , ou la classification avec paramètres nécessite en plus le choix d'un ou plusieurs critères permettant de déterminer les paramètres qui conviennent à l'algorithme utilisé. Alors le problème de la classification avec l'algorithme Isodata devient un problème d'optimisation des paramètres. L'algorithme évolutionniste qui base sur la distribution Bêta est amené à fouiller dans un espace de recherche pour donner enfin les paramètres optimaux qui seront ensuite utilisé par ISODATA.

3.Approches de seuillage pour la segmentation de l'image

3.1. Le seuillage :

3.1.1.Définition et notation :

Les techniques de seuillage sont très puissantes et répandues dans le domaine de la segmentation des images médicales et largement utilisé grâce à leurs simplicités et efficacités.

Le seuillage a pour objectif de segmenter l'image en deux (ou plusieurs) classe, et consiste à effectuer une partition de l'histogramme en niveaux de gris en utilisant un (ou plusieurs) seuil, et à assigner à chaque pixel la classe la plus proche auquel il appartient et sur l'utilisation du contraste des différents contours détectés.[6]

Tout le problème de seuillage consiste alors à chercher la valeur du seuil dans l'histogramme afin de séparer un objet du fond.

Prenons par exemple, l'image en niveau de gris suivante, figure(2.1):

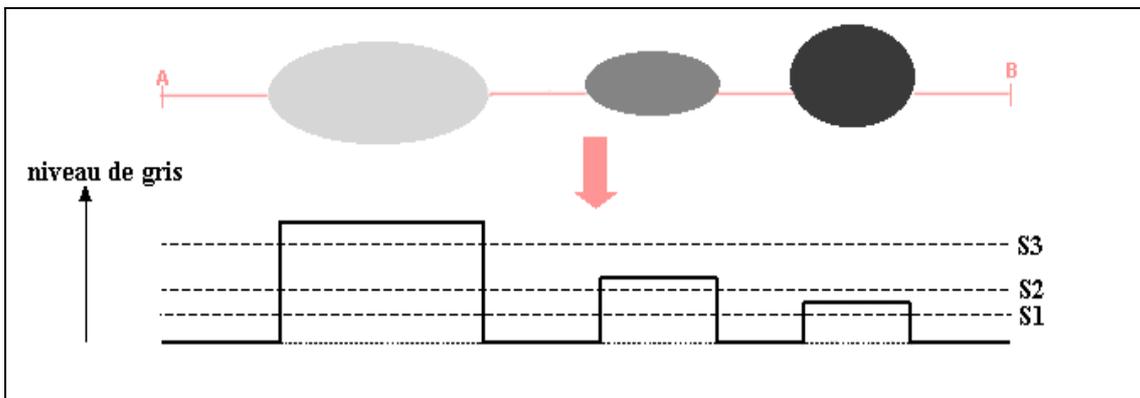


Figure 2.1 : Exemple de seuillage

Elle contient 3 objets : un noir, un gris foncé et un gris clair. Le seuil va correspondre à une valeur de niveau de gris susceptible de partitionner l'image en 2 composantes : les objets d'une part, le fond d'autre part. Le résultat est une simplification de l'image en une image binaire. Après seuillage, les parties de l'image qui auront été sélectionnées seront traduites en blanc (codé à 1) et le reste de l'image en noir (codé à 0).

3.1.2.L'histogramme :

Pour mieux comprendre le seuillage nous commençons par l'histogramme.

L'histogramme d'une image est la fonction qui associe à chaque valeur d'intensité le nombre de pixels dans l'image ayant cette valeur. Il indique pour chaque valeur entre le noir (0) et le blanc (255), le nombre de pixels de cette valeur dans l'image, en abscisse le niveau de gris (de 0 à 255), et en ordonné le nombre de pixels.[6]

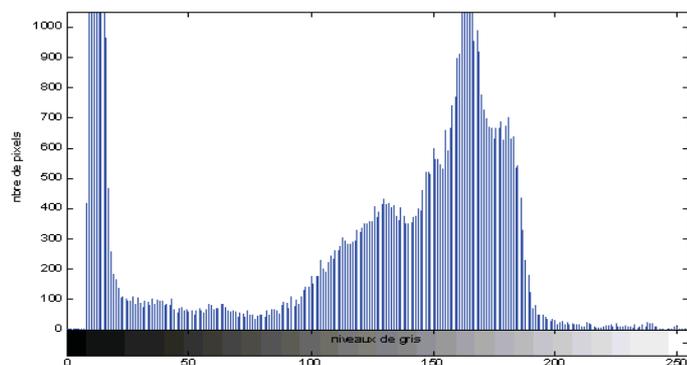


Figure 2.2 : Exemple d'histogramme.

L'interprétation de l'histogramme se fait par la détection des modes (pics)
L'histogramme est unimodal s'il est formé d'un seul pic donc les pixels de l'objet ou ceux du fond comme le montre la figure 2.3 :

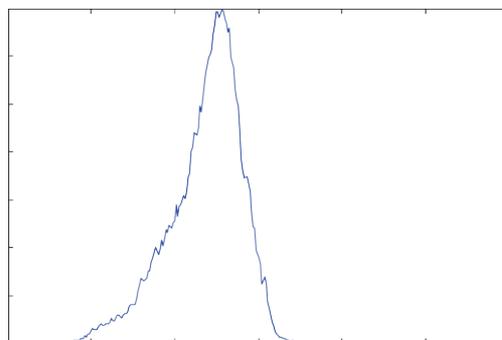


Figure 2.3 : Histogramme unimodal

Il est bimodal s'il existe deux modes séparés par une vallée, il indique l'existence d'un objet sur le fond.

Il est multimodal s'il existe plus de deux modes indiquant l'existence de plusieurs classes dans l'image la figure 2.4 :

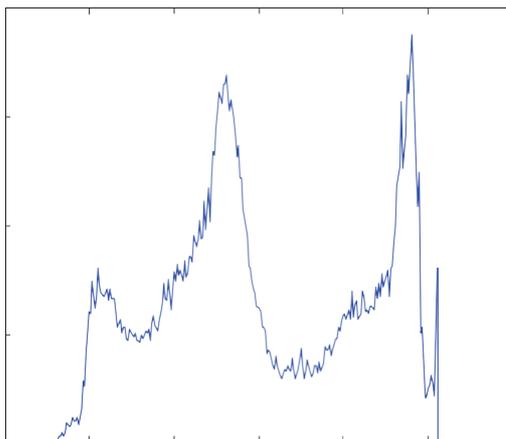


Figure 2.4 :Histogramme multimodal.

Les techniques de binarisation d'images en niveaux de gris peuvent être classées en deux catégories :

Seuillage globale, où un seul seuil est utilisé dans toute l'image pour la diviser en deux classes (objet et fond), Seuillage local, où les valeurs des seuils sont déterminées, pixel par pixel ou bien région par région. D'autres contributions dans la littérature ont aussi proposé des méthodes hybrides qui combinent à la fois les techniques locales et globales.

3.2. Les méthodes globales :

Ces méthodes reposent sur l'exploitation de l'histogramme qui caractérise la distribution des niveaux de gris : [6]

$$p(i) = \frac{h(i)}{N} \quad (2.1)$$

Avec $h(i)$: Le nombre de pixels ayant le niveau de gris i .

$p(i)$: Est la probabilité ou la fréquence d'apparition du niveau de gris i .

N : Le nombre total de pixels dans l'image.

3.2.1. Méthode d'Otsu

la méthode d'Otsu est utilisée pour effectuer un seuillage automatique à partir de la forme de l'histogramme de l'image, ou la réduction d'une image à niveaux de gris en une image binaire. L'algorithme suppose alors que l'image à binariser ne contient que deux classes (Fig .2.5) de pixels, puis calcule le seuil

optimal qui sépare ces deux classes afin que leur variance intra-classe soit minimale. Le nom de cette méthode provient du nom de son initiateur, Nobuyuki Otsu [20].

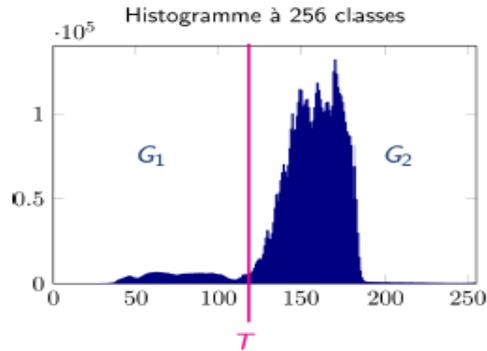


Figure 2.5 : Deux classe de pixels de la méthode d'Otsu

Dans la méthode d'Otsu, le seuil qui minimise la variance intra-classe est recherché à partir de tous les seuillages possibles :

$$\sigma_w^2(t) = w_1(t)\sigma_1^2(t) + w_2(t)\sigma_2^2(t) \quad (2.2)$$

Les poids w_i représentent la probabilité d'être dans la i ème classe, chacune étant séparée par un seuil (t). Finalement, les V_i sont les variances de ces classes. Otsu montre que minimiser la variance intra-classe revient à maximiser la variance inter-classe[20]

$$\sigma_b^2(t) = \sigma^2 - \sigma_w^2(t) = w_1(t)w_2(t)[u_1(t) - u_2(t)]^2 \quad (2.3)$$

qui est exprimée en termes des probabilités de classe w_i et des moyennes de classes u_i qui à leur tour peuvent être mises à jour itérativement. Cette idée conduit à un algorithme efficace.[20]

C'est une méthode bien adaptée lorsque les classes sont dans les mêmes proportions. Cette méthode est bien adaptée aux images ayant un nombre égal de pixels noirs et de pixels blancs.[20]

3.2.2.Méthodes basées sur le principe de l'entropie

Suivant les idées de Shannon, l'entropie est une mesure statistique du contenu d'information d'un message. Elle est donc adaptée à caractériser les images, chacune d'entre elles étant prise comme un message spécifique.

Suivant l'idée précédente, Hartley en 1925 attribue à un symbole i émis par une source stationnaire avec une probabilité p_i , la quantité d'information : [20][21]

$$I_i = -\log(p_i) \quad (2.4)$$

Shannon définit alors l'information moyenne par symbole ou entropie par :

$$S = -\sum_{i=1}^n p_i \log(p_i) \quad (2.5)$$

Considérant une image comme une source stationnaire de pixels, l'entropie se mesure donc à partir d'histogramme de l'amplitude.

Utilisant les propriétés de la fonction $\log(x)$, on montre que l'entropie est maximale pour une répartition uniforme de probabilité $S_{\max} = \log(n)$.

En terme d'histogramme, cela se traduit par un histogramme rigoureusement plat (Fig 2.6):

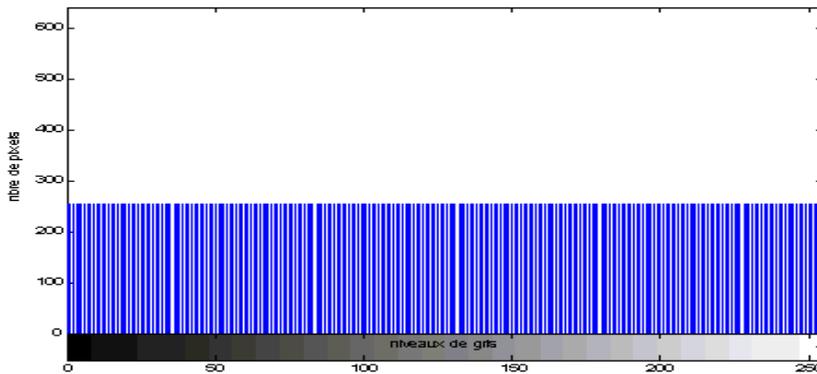


Figure 2.6 : Un histogramme plat

Pour trouver le seuil, on cherche à maximiser l'expression de l'entropie. En utilisant les mêmes notations que précédemment.

Méthode de seuillage par maximisation de l'entropie, donne de bons résultats pour des images ayant de petits objets sur un grand fond.

C'est cette notion d'entropie qui va être le fondement de tous les algorithmes présentés. En effet toutes nos méthodes vont viser à maximiser l'entropie. [20][21]

3.2.3. Méthodes basées sur l'histogramme convexe

Ces méthodes basent sur l'analyse des concavités de l'histogramme des niveaux de gris. En réalité il n'est pas aussi aisé de trouver la vallée de

l'histogramme lorsque les distributions des niveaux de gris des points images du fond et des objets présentent un fort degré de chevauchement, dans ce cas il est préférable de choisir le seuil en analysant les concavités de l'histogramme.

Une autre méthode est proposée de seuillage par enveloppe convexe de l'histogramme des niveaux de gris c'est la construction d'enveloppe de convexe de l'histogramme des niveaux de gris. Le seuil choisit sera parmi ceux qui correspondent à des maxima relatifs de la différence entre l'histogramme et son enveloppe convexe.[7]

3.2.4.Le seuillage par l'approche de classification

L'approche de K-means est souvent utilisé dans les méthodes de seuillage par classification, c'est la technique de classification la plus simple, mais néanmoins sa limite concerne le choix de la partition initiale pour finaliser la segmentation représente un inconvénient majeur.

Nous trouvons aussi la méthode ISODATA qui permet de choisir le nombre de classe d'une façon automatique .

Les méthodes de binarisation globales ont l'avantage d'être très rapides mais le changement d'éclairage et la présence de bruit peuvent réduire la qualité de la binarisation.

3.3.Les méthodes locales

Pour la binarisation locale, la classification d'un pixel dépend non seulement du pixel lui-même mais aussi de ses informations locales.

L'idée principale de ces techniques est de diviser l'image globale en sous-images (en blocs de tailles égales) puis un seuil optimal est calculé.

Il est difficile de réaliser un bon seuillage au moyen d'un seul seuil pour certaines images à cause de certains paramètres, comme par exemple le problème de l'éclairage. En effet un éclairage homogène et uniforme d'une scène est très difficile à réaliser. [7]

Le niveau de gris moyen peut varier sensiblement selon leur orientation par rapport à la source d'éclairage. Dans une image les différents objets qui la compose peuvent avoir des dynamiques de luminances différentes, c'est pour ça

que les méthodes locales sont les mieux adaptées.

Les méthodes de binarisation locales et sont mieux adaptées aux changements de contraste local elles demandent plus de calcul ,ce qui les rend plus lentes , aussi elles peuvent conduire à des résultats de sur-segmentation des défauts et des textures du fond de l'image, et sur les images de documents textuels cela peut provoquer des difficultés à traiter les caractères dont les tailles peuvent varier puisque la taille de la fenêtre d'analyse est fixée dès le départ.[7]

4.La segmentation par classification

La segmentation par classification est l'une des procédures les plus utilisées en traitement d'images. Elle identifie les classes des pixels présentent dans l'image et affecte à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient .[22][23]

Une segmentation optimale par seuillage nécessite donc une localisation optimale des seuils, de segmentation dans l'histogramme.

En partant de l'hypothèse du seuillage, si l'histogramme possède plusieurs modes (pics), les seuils optimaux sont situés entre ces derniers.

Cependant dans la pratique ce cas de figure ne se présente pas fréquemment, ce qui rend l'opération de segmentation plus complexe, (par exemple dans le cas où l'histogramme possède un seul mode).

Afin de résoudre ce problème des seuils optimaux, plusieurs méthodes ont été proposées, la plupart de ces méthodes de classification sont les méthodes de classification supervisée et la classification non supervisée.

Dans les méthodes de classification supervisées (dirigées), les classes sont définies par des connaissances à priori, comme l'étude de l'histogramme des niveaux de gris. L'objectif est de regrouper des pixels dont on connaît la nature et qui sont semblables à des objets de référence (comme par exemple régions d'intérêts).

Les méthodes de classification non supervisées (non dirigées):le but est de partitionner l'image sans aucune connaissance à priori et les classes sont créées automatiquement. Le principe consiste à réaliser des groupements de pixels en se basant sur la "proximité" des informations numériques qui leurs sont propres(le niveau de gris, la position des points).

La segmentation par seuillage d'histogramme constitue un cas particulier de la segmentation par classification, elle répartit les pixels en classe en fonction de leurs niveau de gris, et les délimiter par des seuils.

Elle consiste à répartir les pixels en n classe (n_1, n_2, \dots, n_k) à partir d'un ensemble de seuils $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{k-1}\}$

Soit f l'image original et g l'image segmentée, la classification de chaque pixel est définie par :

$$g(x, y) = k \text{ si } t_n \leq f(x, y) \leq t_{n+1} \text{ pour } n = 0, \dots, n - 1$$

Où (x, y) sont les coordonnées du pixel, k est le nombre de classe, et

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_{n-1}\}$, sont les différents seuils de segmentation. Si $f(x, y) \in T$ le pixel étiqueté fond.

Si $f(x, y) \leq T$ le pixel étiqueté objet.

Dans ce cas on parle du seuillage simple « binarisation ».

Si le nombre de seuils recherché est supérieur à 1, nous parlons de multi seuillage (classification).

Le seuillage d'une image peut se faire soit par seuillage manuel soit par seuillage automatique

Le seuillage manuel d'une image comporte 4 étapes :

- 1.Observation de l'histogramme de l'image.
- 2.Choix des seuils dans les vallées.
- 3.Définition des classes des régions par intervalle de couleurs.
- 4.Classement des pixels.

4.1.La méthode ISODATA :

Le seuillage automatique permet de trouver la valeur du seuil recherché d'une façon automatique.

Il' en existe plusieurs méthodes pour calculer la valeur du seuil à appliquer. L'une des plus répandue est la méthode d'ISODATA.

Afin de déterminer l'appartenance d'un pixel à une classe, nous utilisons la méthode de classification non supervisées: ISODATA.

La méthode ISODATA est une technique de segmentation d'image par classification non supervisée, c'est une version amélioré de l'algorithme K

means, a été introduite pour la première fois par Velasco en 1980 comme une référence de qualité dans cette analyse. En effet ISODATA est un algorithme classique qui permet d'effectuer une très bonne catégorisation qu'il peut être traité comme une cible de qualité à atteindre.[24]

Elle se base particulièrement sur l'histogramme des niveaux de gris. L'objectif est donc de trouver des seuils, qui permettent de séparer l'histogramme en classes itérativement.

Cette méthode fait partie des techniques de seuillage global, donc par conséquent ça permet de déterminer les seuils globaux, en ne nécessitant en premier terme que le choix initial des valeurs moyennes associés à chacune des n classes.

Ils existent plusieurs versions de cette méthode. A l'origine, elle est utilisée avec l'histogramme mais elle peut être adaptée pour être utilisée directement avec les échantillons ordrés. La taille de signal, les échantillons du signal sont $[x(1), \dots, x(N_n)]$. Les étapes de l'algorithme sont comme suit :

1. L'état initial (iteration $i=0$), $\text{seuil}_0 = x\left(\frac{N_n}{2}\right)$, c'est-à-dire que, la position du seuil initial, est posée à $\frac{N_n}{2}$.
2. $i = i + 1$.
3. Nous calculons les moyennes :

$$m_i^{(bas)} = \text{moyenne de } [x(1) \dots \dots x(n_{i-1})] .$$

et

$$m_i^{(haut)} = \text{moyenne de } [x(n_{i-1} + 1) \dots x(N_n)] .$$

4. La nouvelle valeur du seuil est

$$\text{alors :seuil}_i = \left(\frac{m_i^{(bas)}}{2} + \frac{m_i^{(haut)}}{2} \right) .$$

5. Nous cherchons la valeur n_i tel que $x(n_i) \leq \text{seuil}_i \leq x(n_i + 1)$.

6. Si $n_i \neq n_{i-1}$, retour à l'étape 2, sinon nous arrêtons et la valeur du seuil est : $\text{seuil} = x(n_i)$. [7][24]

4.2.Algorithme ISODATA

C'est une technique de segmentation d'image par classification non supervisée (qu'on appelle aussi seuillage itératif ou multi-seuillage automatique), elle a été proposée par Ball et Hall [19],son principe est d'attribuer automatiquement chaque pixel à une classe suivant sa signature spectrale, cet algorithme décrit en[24] utilise de multiples itérations.

L'algorithme *ISODATA* possède à l'état initial des classes arbitrairement construites, et les pixels sont attribués à la classe la plus proche. La moyenne de chaque classe est calculée sur la base des nouveaux pixels assignés à la classe.

Etape 1 : Une classe peut être détruite si elle ne comporte pas suffisamment d'objets.

Etape 2 : Les classes sont regroupées si le centre de deux classes est plus proche qu'un certain seuil, autrement dit : deux classes peuvent être agglomérées si la distance entre leurs centres est inférieure à un seuil donné

Etape3 : Une classe peut être scindée en deux si la dispersion des objets la constituant est supérieure à un seuil donné.

Après cette phase automatique une interprétation visuelle est requise pour assigner à chaque classe une description cohérente, et éventuellement regrouper manuellement les classes superflues.

Nous commençons par déterminer l'intervalle [*min max*] de valeurs non-nulles de l'histogramme, en suite nous estimons des valeurs moyennes initiales en divisant l'intervalle [*min max*] en deux parties équidistantes, puis nous prenons m_1 et m_2 comme les moyennes arithmétiques de chaque classe si la densité de probabilité était uniforme entre *min* et *max*.

Les $n-1$ seuils T_i sont évalués en utilisant la relation suivante :

$$T_i = \frac{m_i}{2} + \frac{m_{i+1}}{2}, \quad i = 1, \dots, n - 1 \quad (2.6)$$

A chaque itération nous calculons le seuil T en prenant l'entier le plus proche de

la moyenne des deux moyennes, puis nous mettons à jour les moyennes en calculant la moyenne statistique pour chaque classe :

$$T = \frac{m_1}{2} + \frac{m_2}{2} \quad (2.7)$$

$$m_1 = \frac{\sum_{j=\min}^T j * h(j)}{\sum_{j=\min}^T h(j)} \quad (2.8)$$

$$m_2 = \frac{\sum_{j=T+1}^{\max} j * h(j)}{\sum_{j=T+1}^{\max} h(j)} \quad (2.9)$$

Nous recalculons les seuils et les moyennes jusqu'à ce qu'il n'y ait plus aucun changement, moment où l'algorithme converge.

Exemple seuillage ISODATA (classification)(Fig.2.8) :

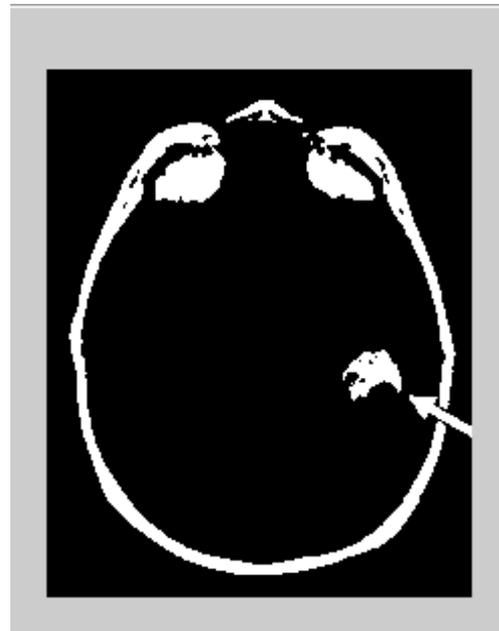
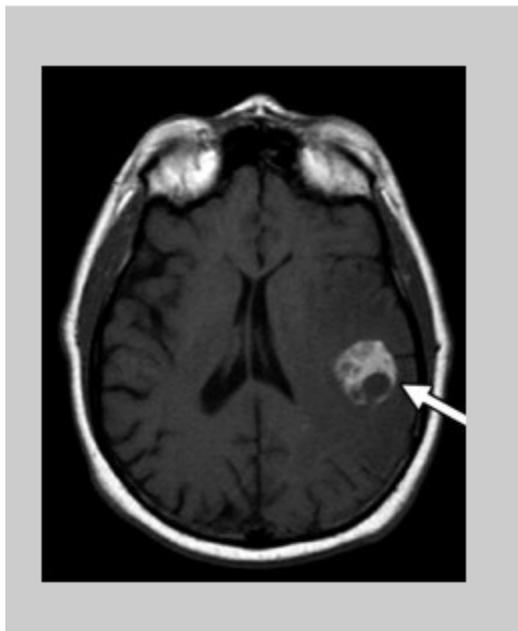


Figure 2.7 : image à segmenter.

Figure 2.8 : résultat de segmentation.

5. La loi Bêta

Le traitement d'images se situe à l'intersection de nombreux domaines des mathématiques appliquées: méthodes variationnelles, analyse harmonique, équations aux dérivées partielles, modèles stochastiques, etc.

Les méthodes variationnelles par exemple, généralement construites à partir d'opérateurs différentiels donnés a priori, se réinterprètent souvent dans le cadre des statistiques bayésiennes, ce qui offre de nouvelles perspectives pour raffiner les modèles à partir d'observations objectives sur les images.

Plus généralement, la multiplication accélérée des données (images, pixels) en imagerie rend pressante l'émergence de nouveaux modèles pour traiter et exploiter pleinement ces données. Les modèles statistiques sont par essence particulièrement adaptés à ces grandes masses de données. Précisément à cause de la multiplications des sources de données, l'analyse d'images requiert de plus en plus des traitements non supervisés, c'est-à-dire complètement automatiques. Là encore, le cadre probabiliste/statistique est très naturel, car il offre par construction une modélisation naturelle des processus de décision. Des échanges entre des imagistes motivés par ces aspects statistiques et des statisticiens intéressés par les applications en image. Parmi les thématiques qui pourront être abordées:

- statistiques des images naturelles.
- modélisation probabiliste des images médicales.
- débruitage et restauration d'images.
- détection de structures dans les images.
- modèles compositionnels.
- estimation paramétrique et non-paramétrique.

Sélection de modèles. dimension intrinsèque et réduction de dimension [25]

Dans la théorie des probabilités et en statistiques, la **loi bêta** est une famille de lois de probabilités continues, définies sur $[0,1]$, paramétrée par deux paramètres de forme, typiquement notés α et β . C'est un cas spécial de la loi de Dirichlet, avec seulement deux paramètres.[26][28]

Et parceque cette loi admettant une grande variété de formes, elle permet de modéliser de nombreuses distributions donc on se base sur cette loi dans notre travail.

On peut distinguer deux types de lois de probabilité bêta 1 et bêta 2 :

Ces lois de probabilité de variables aléatoires (v.a) continues forment, avec la loi de l'arc-sinus, une petite famille dont les utilisations ne sont toutefois pas très fréquentes.

5.1.La loi bêta 1 :

Elle intervient notamment pour établir un intervalle de confiance autour de probabilités déterminées par une loi binomiale supposée connue, tout en prenant en compte des observations déjà réalisées (approche bayésienne).[28][29]

Fonction de densité, définie pour $0 < x < 1$:

$$F(x) = \frac{1}{B(\alpha, \beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1} \quad (2.11)$$

Cette formule utilise la fonction β (se prononce bêta), définie à partir de la fonction gamma

$$B(\alpha, \beta) = \frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha+\beta)} \quad (2.12)$$

α et β : les deux paramètres de forme de loi bêta

5.2.La loi gamma :

Une loi de probabilité. Comme ses domaines d'utilisation sont assez pointus, mais sa singularité tient aussi aux liens qui existent entre elle et d'autres lois de probabilités comme la loi Bêta [31]

L'expression de sa fonction de densité fait intervenir la fonction gamma. La version « généralisée » est la suivante, pour α et β réels strictement positifs.

$$f(x) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} * \frac{1}{\beta^\alpha} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} \quad (2.13)$$

α :est un paramètre de forme (shape) généralement supérieur à 1.

β :est un paramètre d'échelle (scale).

L'espérance est égale à $\alpha \beta$.

La variance est $\alpha \beta^2$.

Le mode s'établit à $(\alpha-1) \beta$.

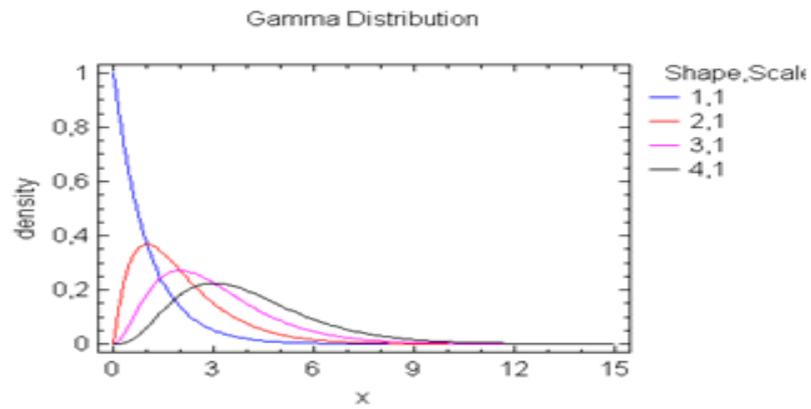


Figure 2.9 : Courbes de densité de probabilité de la loi gamma .

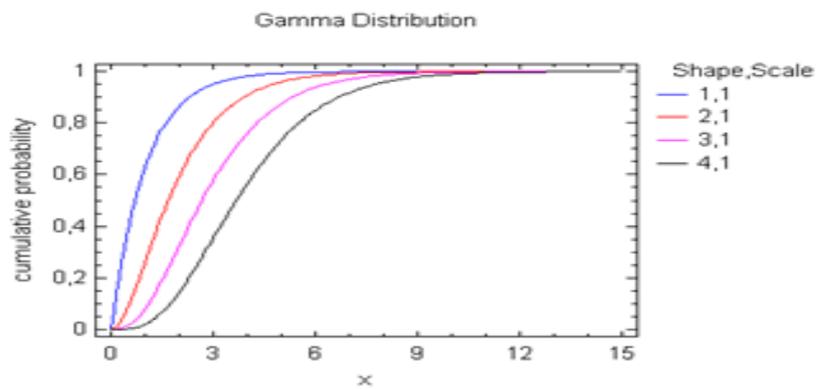


Figure 2.10 : Courbes de la probabilité cumulative .

L'espérance et la variance sont définies ainsi :

$$E(x) = \frac{\alpha}{\alpha + B} \quad (2.14)$$

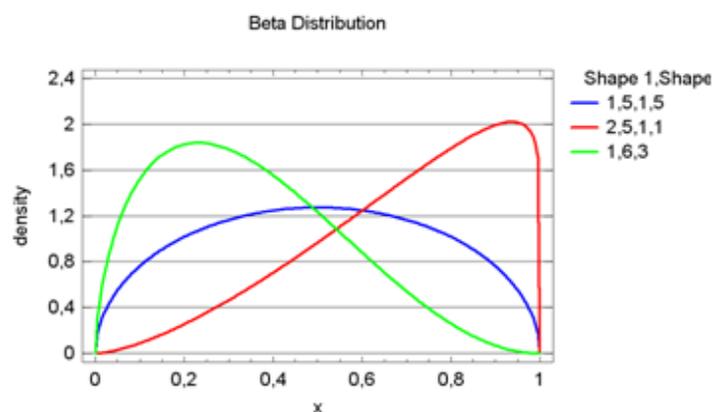
$$V(x) = \frac{\alpha\beta}{(\alpha + B + 1)(\alpha + \beta)^2} \quad (2.15)$$

L'aspect des courbes de densité change radicalement selon les valeurs des paramètres α et β . Ils doivent être tous deux strictement supérieurs à 1 pour que la fonction soit nulle aux extrémités. [30][29]

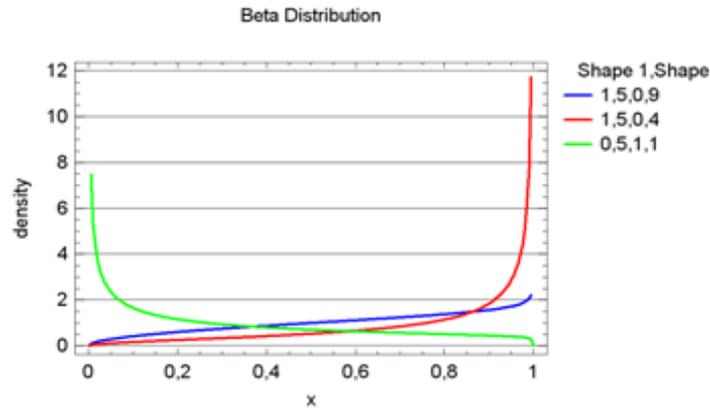
La bleue est celle où les deux paramètres valent 1,5.

Pour la rouge, $\alpha = 2,5$ et $\beta = 1,1$.

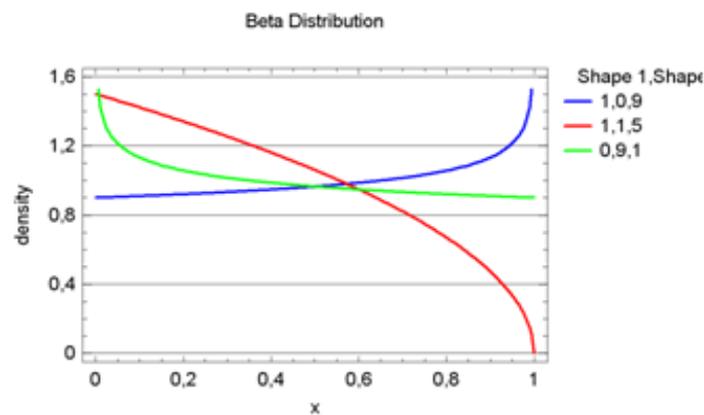
Pour la verte, $\alpha = 1,6$ et $\beta = 3$.



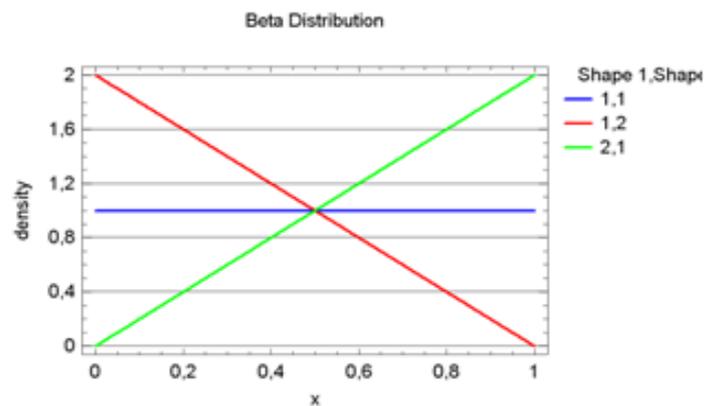
Si l'un des deux paramètres seulement est supérieur à 1, la fonction est monotone. Ci-dessous, on voit que la densité « démarre » à zéro lorsque c'est α qui est supérieur à 1 et que la densité est nulle pour la valeur maximale lorsque c'est β . [30][29]



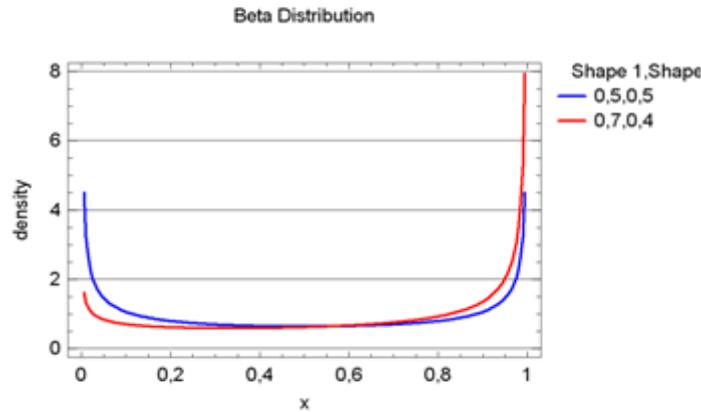
Voici à présent trois cas où l'un des paramètres est égal à 1. Bleue : $\alpha = 1$ et $\beta = 0,9$, verte : le contraire, rouge : $\alpha = 1$ et $\beta = 1,5$. Profitons-en pour constater la symétrie qui existe entre les deux premières fonctions. Il est d'ailleurs évident que $B_{\alpha,\beta}(x)$ est toujours égal à $B_{\beta,\alpha}(1 - x)$. [30][29]



Maintenant, quelques cas particuliers : α et β sont tous les deux égaux à 1. C'est une loi uniforme de densité 1. Si l'un est égal à 1 et l'autre à 2, les fonctions de densité sont linéaires. [30][29]



Enfin, voyons les cas où les plus étranges, ceux où les deux paramètres sont inférieurs à 1.



Ce sont les valeurs extrêmes qui ont le plus de chance d'être réalisées. La loi B(0,5, 0,5) est plus connue sous le nom de loi arc-sinus.

La loi bêta 1 est liée à celle de Fisher. Cette dernière est celle que suit un rapport de v.a suivant toutes deux une loi du khi. Or, une loi bêta se présente comme le rapport de deux lois gamma indépendantes. Dans la mesure où une loi du khi est une forme particulière de la loi gamma, on devine qu'il existe un lien de parenté.[30][29]

5.3. La loi bêta 2 :

Si x suit une loi bêta 1, alors $x' = x / (1 - x)$ suit une loi bêta 2. Ou encore, le rapport d'une v.a suivant une loi gamma de paramètre α sur une v.a qui suit une loi gamma de paramètre β suit quant à lui une loi bêta 2 de paramètres α et β .

Fonction de densité : [30][29]

$$f(x) = \frac{1}{B(\alpha, \beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1} \quad (2.16)$$

Si $\beta > 1$, l'espérance est $\alpha / (\beta - 1)$. Si $\beta > 2$, la variance est :

$$V(x) = \frac{\alpha(\alpha+\beta-1)}{(\beta-1)^2 (\beta-2)} \quad (2.17)$$

5.4. Estimation des paramètres

5.4.1. La moyenne empirique :

En mathématiques, la **moyenne arithmétique** d'une série de nombres réels est la somme des valeurs divisée par le nombre de valeurs. C'est ce qu'on appelle la moyenne en langage ordinaire.[26]

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i \quad (2.18)$$

5.4.2. La variance :

En statistique et en théorie des probabilités, la variance est une mesure servant à caractériser la dispersion d'un échantillon ou d'une distribution. La méthode des moments est un outil d'estimation intuitif qui date du début des statistiques. [26]

$$v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2, \quad (2.19)$$

$$\alpha = \bar{x} \left(\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{v} - 1 \right), \quad (2.20)$$

$$\beta = (1-\bar{x}) \left(\frac{\bar{x}(1-\bar{x})}{v} - 1 \right), \quad (2.21)$$

5.4.3. Le mode :

Il s'agit d'un paramètre de position qui caractérise une série statistique. Il est couramment utilisé en statistiques descriptives. Le mode d'une série qualitative ou discrète est la modalité ou la valeur qui enregistre le plus grand effectif. [26]

Exemple d'application sur MATLAB (Fig 2.12) :

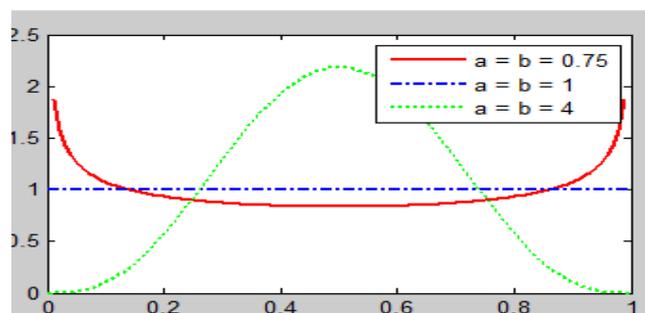


Figure (2.12) : L'aspect de courbe selon les paramètres de forme changent leur valeurs

5. Algorithme hybride

Le résultat de l'algorithme ISODATA dépend étroitement d'un seuil pour diviser une classe. Un mauvais choix de ce seuil conduit l'algorithme à échapper à tout contrôle ne laissant enfin qu'une seule classe. Afin de déterminer ce paramètre et apporter des améliorations à cet algorithme, nous avons utilisé la distribution Bêta . Nous avons conçu cette approche hybride qui estimera le seuil optimal. Ce dernier sera utilisé ensuite par l'algorithme Isodata, dans le but de guider et améliorer le processus de segmentation.

Notre objectif est d'analyser la nouvelle approche hybride de la segmentation interactive des images médicales, l'image segmentée est divisée en deux parties:

- 1- « L'objet » qui représente dans notre cas la tumeur présente dans l'image médicale
- 2- « Le fond » qui représente le reste de l'image médicale.

1. Entrez l'image .

2. Sélectionnez un test homogène si l'image n'est pas homogène alors cette image elle sera divisée en régions homogènes (écart-type).

3. Calculez l'histogramme de l'image(h).

4. Calculez le seuil initial T^0 (la moyenne de l'histogramme).

5. Diviser la classe en deux classes C_1 et C_2 selon à T^0

6. Calculer les paramètres statistiques de la distribution bêta pour chaque classe , puis estimer la valeur de seuil.

7. Calculer les probabilités P_1 pour C_1 et P_2 pour C_2

$$P_1 = \frac{n_1}{(n_1 + n_2)} \quad \text{et} \quad P_2 = \frac{n_2}{(n_1 + n_2)}$$

$$n_1 = \sum_{i \in C_1} h(x_i) \quad \text{et} \quad n_2 = \sum_{i \in C_2} h(x_i).$$

8. Calculer le nouveau seuil T^{nouv} en utilisant des statistiques des deux classes

$$T^{nouv} = 1 - e^{(A+B \log(T^0 - 1)/C)} \quad \text{Avec}$$

$$A = \log((P_1 K_1)) / ((P_2 K_2))$$

$$B = \alpha_1 - \alpha_2$$

$$C = \beta_1 - \beta_2$$

$$\text{Avec } K_r = \frac{\Gamma(\beta_r + \alpha_r)}{\Gamma(\beta_r) + \Gamma(\alpha_r)}$$

Dans cette étape l'estimation de seuil c'est un processus itératif

$$T^0 = (u_1 + u_2) / 2 \text{ Avec } U_r = \left(\frac{\alpha_r}{\beta_r + \alpha_r} \right).$$

Si $|T^0 - T^{nouv}| > 1$ alors $T^0 = T^{nouv}$ on répétera l'étape 5 jusqu'à l'étape 8 et on va enregistrer le T^{nouv} dans la liste des seuils et enregistrer deux classes C_1 et C_2 où les pixels dans C_1 sont moins ou égal à T^{nouv} et les pixels dans C_2 sont plus grands que T^{nouv}

La division de l'image c'est un processus itératif qui divise toute région non homogène jusqu'à toutes les régions sont homogènes.

9. La fusion de deux régions .

Si la distance entre la moyenne d'une classe et la moyenne d'une autre classe est inférieure à une certaine distance moyenne alors, les deux classes sont fusionnées. .

Le nouveau résultat sera la moyenne des deux classes fusionnées. .

10. Sortie image segmentée.

6. Conclusion

L'analyse d'images requiert de plus en plus des traitements non supervisés, c'est-à-dire complètement automatiques. Là encore, le cadre probabiliste/statistique est très important il offre une aide au processus de décision. Donc dans notre travail, nous nous intéressons aux techniques de classification automatique et plus spécifiquement (ISODATA) avec l'une des lois de probabilité statistique qui est la distribution Bêta. nous avons aussi vu que la segmentation par classification de pixels permet de regrouper des objets en classe.

Dans le chapitre suivant (chapitre 3) nous allons essayer d'appliquer cet algorithme sur des images médicales différentes afin de détecter les tumeurs.

1.Introduction

Ce chapitre a pour objectif d'implémenter et appliquer l'algorithme de notre méthode de segmentation développée afin de rendre cette dernière plus rapide et plus efficace pour extraire la partie tumorale dans les images médicales .

Dans notre travail, nous utilisons des différentes techniques de prétraitement, nous montrons l'importance des méthodes statistiques dans le domaine de traitement d'image et plus précisément la distribution bêta.

Nous détaillons dans ce chapitre les différentes étapes par lesquelles nous sommes passées , les résultats obtenus sont décrits et discutés en détail dans ce qui suit.

2.Base de Données

La première étape de notre travail est d'acquérir une base d'images obtenues à l'aide des différentes modalités d'imagerie médicale ECHO , TDM , IRM ces images sont diffusées par le site web : **www.fascicules.fr**.

Nous avons téléchargé des images de site web : **www.medscape.com** avec ces informations pour avoir des idées sur le type de la tumeur ou généralement la pathologie dans ces images, nous avons travaillé sur des bases d'images qui sont réelles comme **IMAIOS** qu'elle contient des images médicales cérébrales saines et pathologiques avec toutes les informations sur les pathologies .D'autre images couleur de la rétine prises sur des rétinographes avec ou sans dilatation de la pupille au cours d'examens cliniques de routine, elles sont téléchargées de la base **Messidor**.

Les images traitées dans ce mémoire sont codées dans le format JPEG ou bien des images réelles DICOM ,elles sont convertis en JPEG de dimension différentes présentant sous la forme de différentes coupes (axiale, sagittale, frontal) des sujets malades .

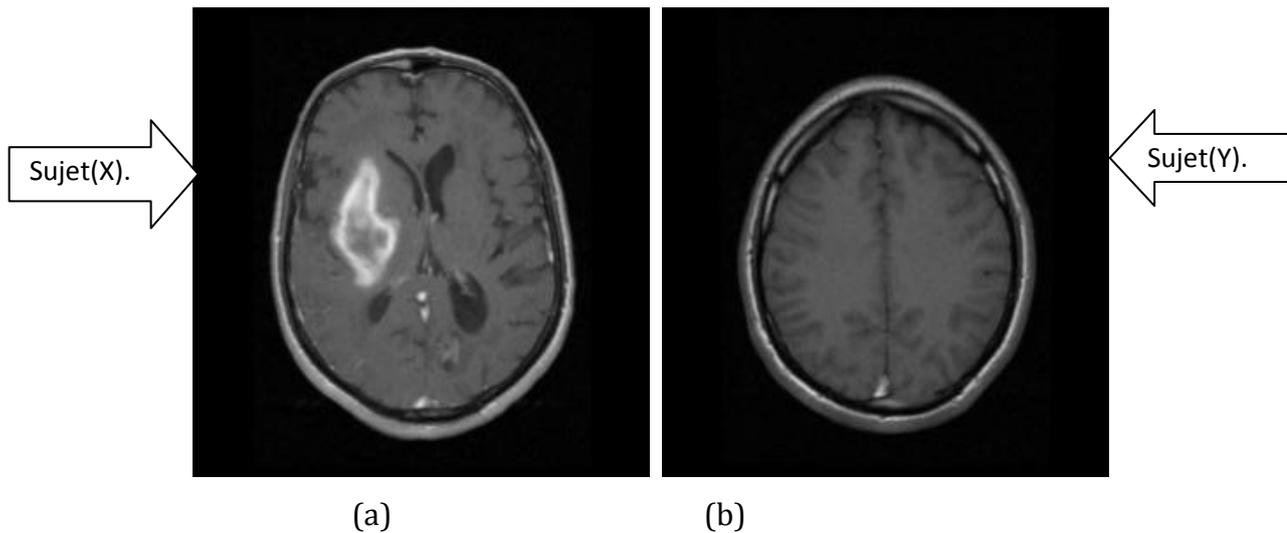


Figure 3.1 : Exemples d'images de la base de données ,(a) : image d'un sujet pathologique (b) :image d'un sujet sain .

La maladie du patient (X) a été interpréter par un expert (Radiologue Dr :Benelhadj Khaled) comme suit, section 3 :

3.Interprétation par l'expert:

Les différentes tumeurs offrent une très grande variété dans leur taille, forme et couleur, ce qui explique que le diagnostic est parfois difficile à déterminer.

Les tumeurs désignent toute une augmentation de volume localisé déformant un organe ou une partie du corps. Elle réunissait des lésions différentes,l'accumulation des cellules excessive aboutissant à une masse tissulaire ressemblant plus ou moins au tissu normal homologue donc à la formation d'une tumeur macroscopiquement visible ayant tendance à persister et à croître .

Les excroissance du tumeur sont divisées en deux catégories bien différentes : Les tumeurs malignes et les tumeurs bénignes.

Le premier groupe sont les tumeurs les plus dangereuses , aboutissent spontanément à la mort du patient. Elle sont capables d'envahir les structures de voisinage , et de s'étendre à distance(elles se migrent pour aller se développer dans une autre partie du corps humain :métastase dites aussi tumeurs secondaires) .

D'après des critères prédictifs on peut juger si la tumeur est_elle bénigne ou maligne :

Les tumeurs bénignes sont dites primaires elles ne donnent jamais des métastases, il n'y a pas d'envahissement des structures de voisinage. Les tumeurs bénignes refoulent sans détruire les tissus sains de voisinage : elles sont expansives (ex : adénome du foie).

Les tumeurs malignes sont mal limitées, non encapsulées , elles détruisent et envahissent les structures de voisinage ,elles sont hétérogènes. Leurs contours sont irréguliers.

Les tumeurs bénignes elles peuvent être graves en raison de leur siège, elle sont bien limitées, entourées par une capsule, leurs contours sont réguliers .Elles sont généralement homogènes dont les cellules réagissent de la même façon .

4.Le prétraitement

L'amélioration d'une image elle a l'intérêt de permettre une analyse ultérieure simplifiée de l'image et donc une interprétation plus précise. L'analyse d'une image commence par son prétraitement .

L'étape de prétraitement est la troisième étape après l'étape d'acquisition de l'image et de la numérisation respectivement, assurant les transformations d'images et la partie de calcul, permettant d'aller vers une interprétation des images traitées.

Les images médicales que nous avons traitées comportant une grande quantité d'informations elles permettent rarement de parvenir à une extraction directe de la partie tumorale :

- 1) : soit parce que le contraste n'est pas suffisant.
- 2) : soit parce que l'éclairement de la tumeur n'est pas uniforme.
- 3) : soit parce que la tumeur est perçu à travers un bruit assez important .

Il est donc, indispensable de passer par une étape de prétraitement avant d'extraire les pathologies et analyser l'image . Cependant ,cette étape ne doit pas altérer l'information utile contenue dans l'image et donc par conséquent améliorer la qualité de la segmentation. alors plusieurs techniques sont possibles :

une augmentation de contraste.

une étape de filtrage.

4.1. Augmentation du contraste

Nous faisons appel à une technique de l'égalisation adaptative d'histogramme, pour l'augmentation du contraste est une transformation permet de rendre l'histogramme le plus plat possible, et obtenir une bonne répartition des niveaux de gris dans l'image (meilleur contraste), le but principal de cette étape c'est éclaircir l'image à segmenter, ou encore pour renforcer le contraste des tumeurs de petite taille dont leur intensité décroît en largeur.

Les figures suivantes illustrent le résultat de l'application de cette technique sur des images différentes .

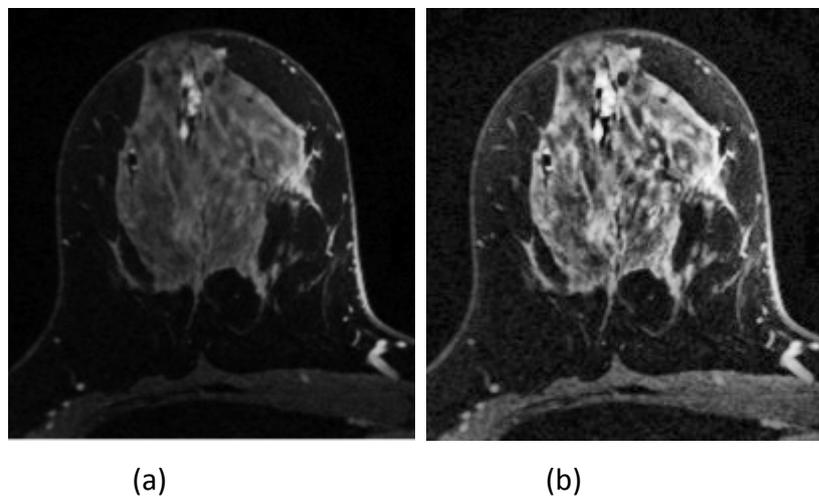


Figure 3.2 : Application d'une égalisation adaptative d'histogramme, (a) : image originale, (b) : image après l'égalisation adaptative d'histogramme.

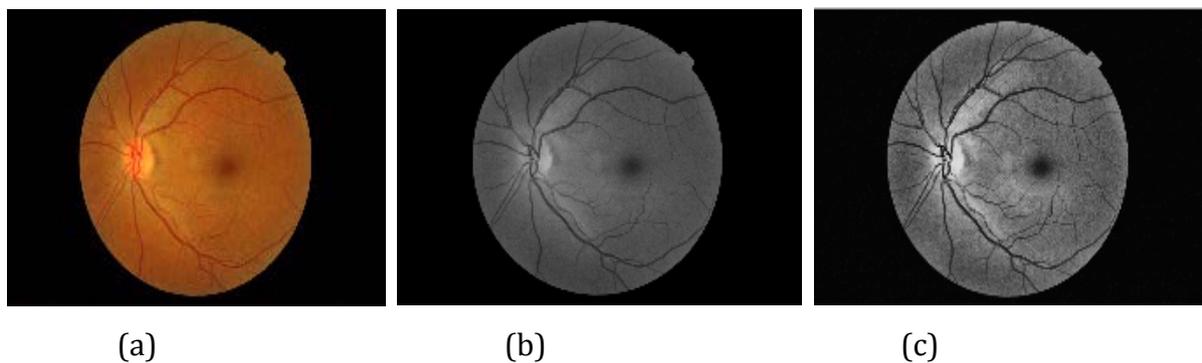


Figure 3.3 : Application d'une égalisation adaptative d'histogramme sur une image en couleur rétinienne, (a) : image originale, (b) : image en niveau de gris, (c) : image après l'égalisation adaptative d'histogramme.

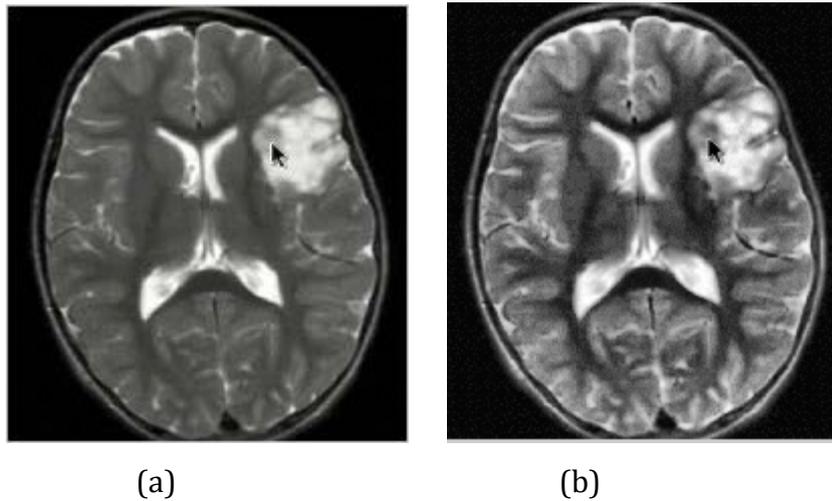


Figure 3.4 : Application d'une égalisation adaptative d'histogramme sur une image cérébrale,(a) : image originale,(b) :image après une égalisation adaptative d'histogramme
Lorsque l'intensité prise par la source est très élevée cela provoque une forte dégradation sur la qualité de la segmentation.Alors les pixels moins clairs appartenant à l'objet sont "absorbés" par le fond car ils sont plus proches d'eux en terme d'intensité. C'est-à-dire lorsque l'intensité d'un pixel de l'objet est très proche et presque égale à l'intensité d'un autre pixel du fond ,cette intensité sera absorbée par le fond et ce pixel apparaîtra avec une intensité moins élevée.

4.2.Le filtrage :

Le filtrage ou lissage local consiste à améliorer la qualité des images acquises que l'on veut segmenter. Les principaux défauts de ces dernières sont la présence de biais et de bruit d'acquisition. le biais dans une image correspond à une irrégularité de l'intensité lumineuse, indépendante du contenu de l'image, provenant d'un défaut dans l'éclairage ou l'excitation de la préparation observée. Alors le but des opérations de filtrage est de réduire leur influence.

Pour pallier à ces dégradations nous avons opté pour l'utilisation d'un filtre gaussien et le filtre médian

4.2.1.Le filtre de gauss :

Le filtre gaussien est un opérateur de lissage utilisé en traitement d'image il a une logique analogue au filtre moyenne, appliqué par convolution de l'image avec un masque il s'applique à chaque pixel pour estomper les « petits détails » et le bruit, il permet aussi d'éliminer l'effet de discrétisation qui se trouve entre les pixels et de faire un lissage de la région d'intérêt plus exactement. Ce filtre populaire utilise la loi de probabilité de Gauss.

Le filtre de gauss est représenté par la formule suivante :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3.1)$$

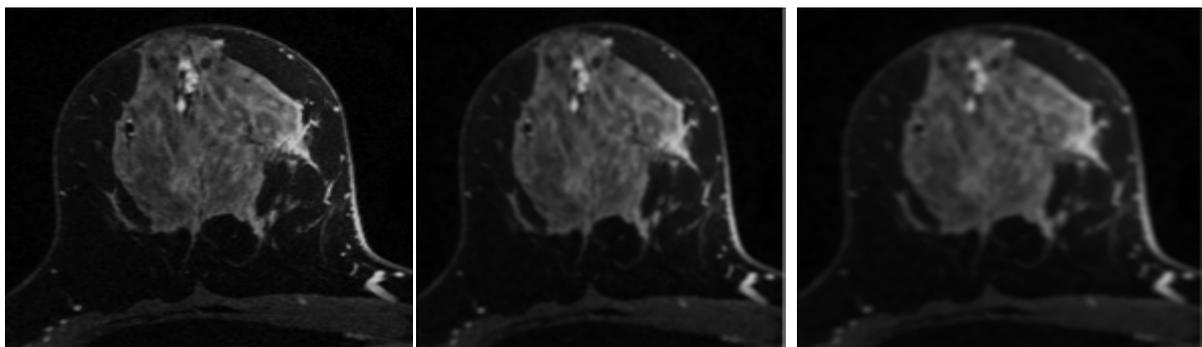
Avec :

μ : moyenne et σ :écarttype

L'intérêt principal de ce filtre est que l'opération de filtrage peut être réalisé en deux passages en traitant d'abord ligne par ligne puis on traite l'image obtenue colonne par colonne ,Cela est rendu possible du fait du caractère symétrique et circulaire de ce filtre. Bien entendu le calcul est largement bien accéléré.

Dans cette application, nous avons choisi une fenêtre dont la taille sera (3*3) puis (5*5).

La figure 3.5 montre clairement le résultat du filtrage par le filtre de Gauss.



(a)

(b)

(c)

Figure3.5 :Application du filtre Gaussien, (a) :image originale,(b) :image filtrée en utilisant la fenêtre (3*3),(c) :image filtrée en utilisant la fenêtre (5*5).

D'après les résultats trouvés on peut dire que les contours sont lissés pour réduire les effets du bruit et d'autre sont effacés . Pour une fenêtre de (3* 3) elle présente une meilleure fidélité à l'image initiale. Le filtre gaussien reste le bon exemple pour éliminer le bruit de type gaussien l'avantage de ce filtre c'est bien la facilité de conception et d'implémentation.

4.2.2.Le filtre médian :

Les filtres de moyennage ont une tendance à rendre l'image floue et donc une forte perte de l'information sur les contours qui sont caractérisés généralement par des fortes variations d'intensité. Pour diminuer cet effet, on ne moyenne plus sur le voisinage mais par le calcul de la médiane des valeurs des pixels avoisinantes, il peut être appliqué itérativement.

C'est le filtre médian est une opération non linéaire, il est plus efficace élimine le bruit impulsionnel et préserve bien l'information de contour d'un coté et d'un autre élimine les contours très fins.

✓ L'algorithme de ce filtre :

- Choisir une fenêtre dont la taille est un nombre impair
- Trier les éléments de la fenêtre dans l'ordre croissant
- Affecter au pixel central " P " la valeur médiane

La figure 3.2 montre clairement le résultat du filtrage par le filtre de médian .

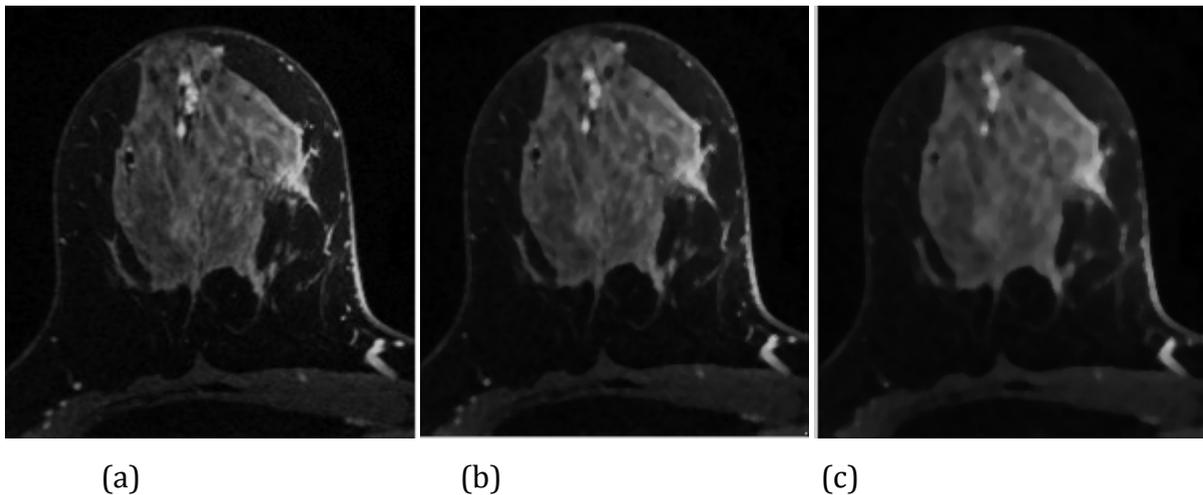


Figure 3.6 .Applicationde filtre médian (a) :image originale(b) :image filtrée en utilisant la fenêtre (3*3) (c) :image filtrée en utilisant la fenêtre (5*5) .

D'une manière globale le filtre médian donne d'excellents résultats pour éliminer le bruit, ces résultats nous aident dans la phase de la segmentation pour extraire facilement la partie tumorale et éviter la sur-segmentation.

5. Environnement du programmation :

Dans notre projet, nous avons utilisé le logiciel interactif MATLAB .

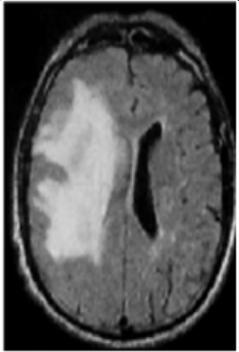
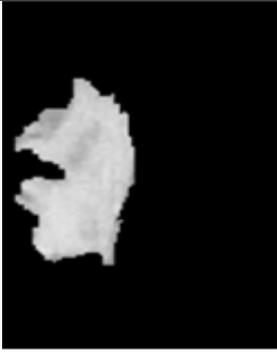
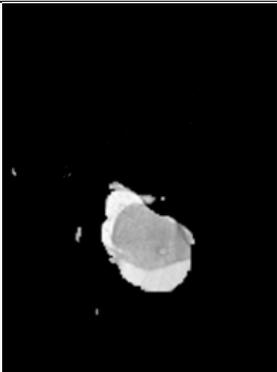
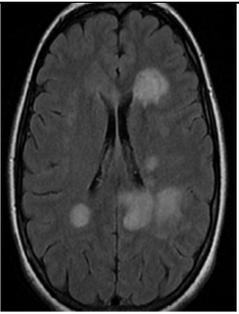
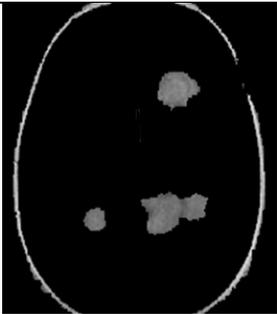
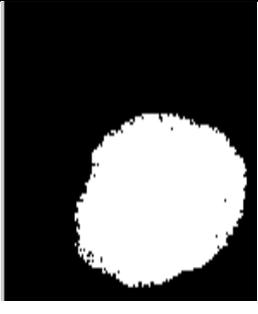
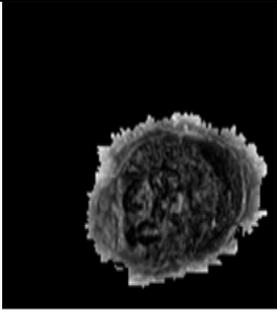
MATLAB « *matrix laboratory* » est un langage de programmation de quatrième génération il est utilisé à des fins de calcul numérique complexes particulièrement très utiles dans le domaine de traitement d'images.. Développé par la société The MathWorks, MATLAB permet de manipuler des matrices, d'afficher des courbes et des données, de mettre en œuvre des algorithmes de segmentation (approche hybride qui combine la méthode ISODATA et la distribution bêta) pour extraire la partie tumorale.

6. Résultats et interprétation :

Après avoir filtré les images de notre base, l'étape suivante est l'implémentation de notre approche hybride de segmentation pour détecter les différentes parties tumorales dans les images médicales . Par la suite nous allons détailler les résultats obtenus de notre travail.

La classification basée sur l'algorithme ISODATA consiste à déterminer le seuil optimal pour classifier l'image en plusieurs classes alors le problème de cette classification c'est l'optimisation des paramètres optimaux qui seront ensuite utilisés par Isodata. Pour répondre à ce problème nous avons opté pour l'utilisation de la distribution bêta donc le choix d'un type de distribution est opéré uniquement en fonction de la commodité des calculs et nous avons choisi cette distribution basant sur plusieurs raisonnements , son caractère général, sa souplesse et son aptitude à représenter des variables dont l'intervalle de définition est limité, la distribution bêta offre la possibilité d'unifier les calculs, sans pour autant hypothéquer leur précision. Lorsque l'on cherche à représenter par ce modèle la distribution d'une grandeur aléatoire on doit estimer les valeurs des bornes α et β . Cette opération est très importante dans notre approche on calcule ces deux paramètres de forme, ces deux derniers vont être utilisés pour calculer le seuil optimal de l'algorithme ISODATA et enfin segmenter les images médicales . La distribution bêta est présentée comme le puissant instrument de cette optimisation.

Nous illustrons les résultats de la segmentation utilisant la méthode ISODATA et notre approche hybride le tableau 3.1:

	Image à segmenter	Segmentée Par ISODATA	Segmentée Par L'approche hybride
A			
B			
C			
D			

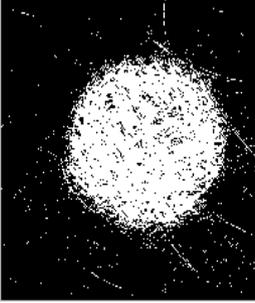
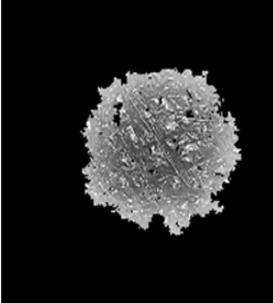
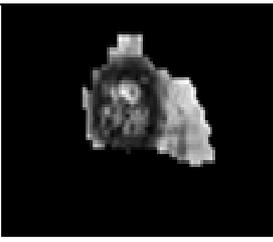
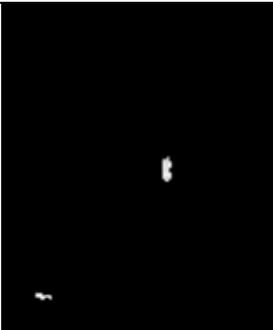
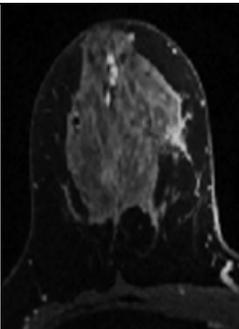
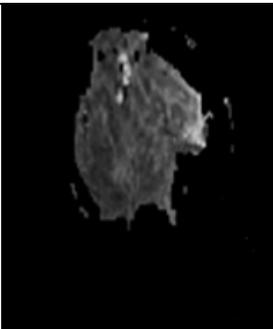
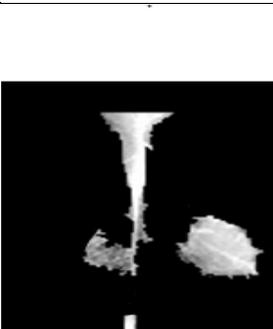
E			
F			
G			
H			
I			

Tableau 3.1 : Résultats de la segmentation avec ISODATA et l'approche hybride .

D'après les résultats des deux méthodes, on peut dire que notre approche hybride qui combine la distribution bêta et le seuillage itératif donne une bonne segmentation presque pour toutes les images médicales ,par contre les images segmentées utilisant le seuillage itératif donne une sur segmentation dont la partie tumorale n'existe plus sauf pour quelques images et enfin pour guider le processus de la segmentation par le seuillage itératif on a basée sur la modélisation statistique avec la distribution bêta.

7.Evaluation de l'algorithme proposé :

Pour valider la performance de notre méthode et pour plus d'exemples nous présentons dans le tableau 3.2 une comparaison entre les résultats obtenus par deux d'autres méthodes efficaces de segmentation pour la détection avec précision de la partie tumorale elles sont K-Moyennes (K_Means), et Fuzzy _C Means (FCM) et les résultats de notre approche .

7.1 :Segmentation par la méthode K-means :

L'algorithme des k-means est utilisé pour classer les objets à partir de leurs propriétés en k parties,cet algorithme c'est une technique d'optimisation (qui vise à minimiser la valeur d'un certain critère numérique), il s'arrête lorsqu'il ne peut plus faire baisser la valeur du critère à minimiser.

✓ L'algorithme de K-means se résume dans les étapes suivantes :

1. Partitionnement des données en k sous ensembles (non vides)
2. Calcul des centres des groupes
3. Les données sont affectées au groupe dont leur centre est plus proche
4. Retour à l'étape 2
5. Arrêt lorsque les groupes sont constants.

7.2 :Segmentation par la méthode FCM:

Un algorithme qui repose sur le même principe que le K-Means mais qui à recours à la logique des ensembles flous,comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des distances intra-classe et de maximisation des distances interclasse.

✓ L'algorithme de FCM se résume dans les étapes suivantes :

1. initialiser les centres.
2. fixer le coefficient flou.
3. calcul la partition floue initiale

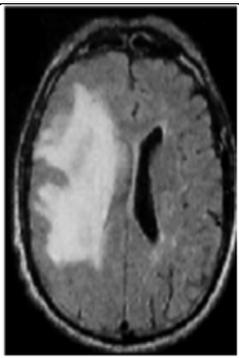
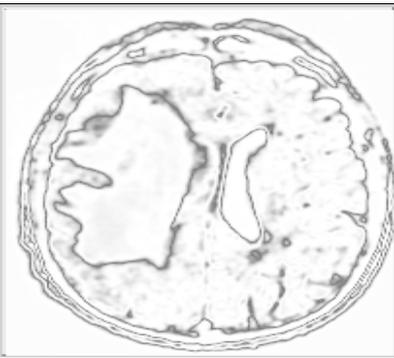
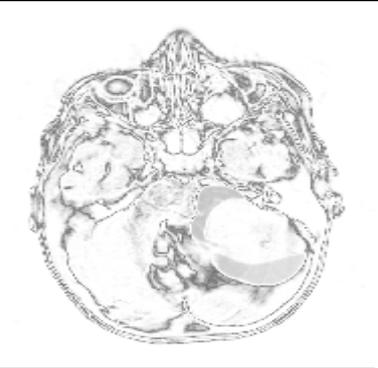
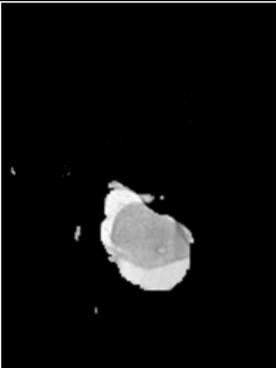
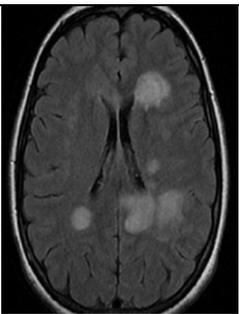
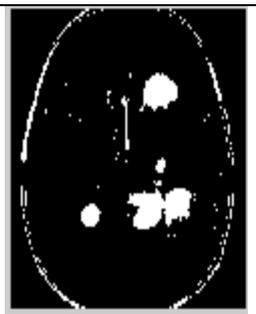
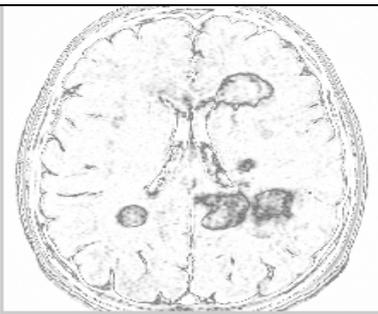
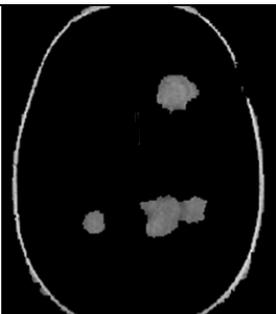
4. répéter : - Calcul des nouveaux centres

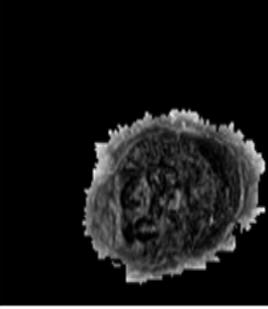
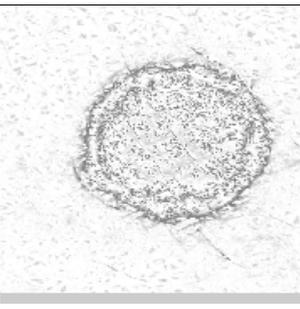
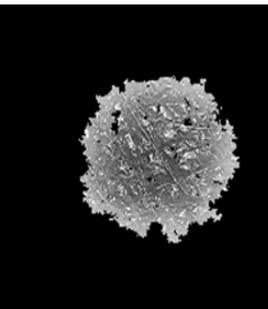
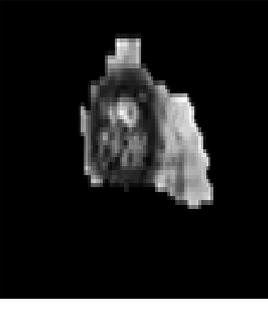
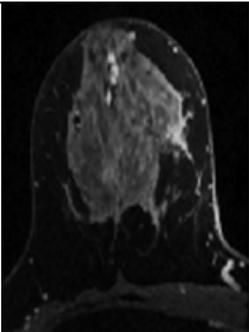
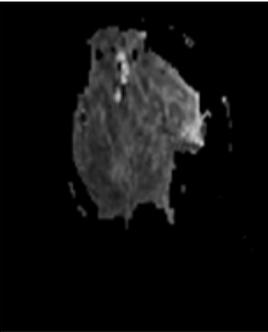
- Calcul de la nouvelle partition floue

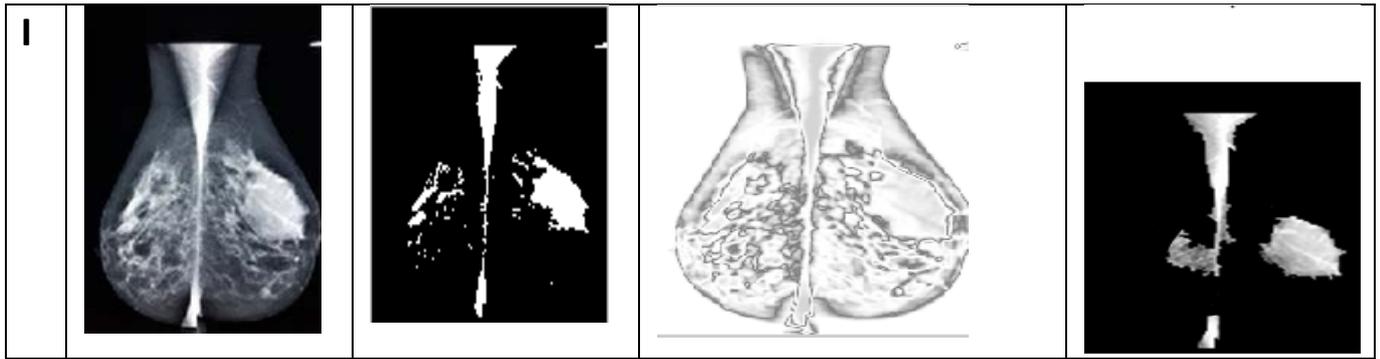
Tant que le critère d'arrêt n'est pas vérifié.

8 :Résultats de segmentation par les trois méthodes

Le tableau3.2: illustre les résultats obtenus :

	Image à segmenter	Segmentée Par K-means	Segmentée Par FCM	Segmentée Par approche hybride
A				
B				
C				

D				
E				
F				
G				
H				



L'algorithme K-means (k-moyennes) généralement est un algorithme robuste , efficace et simple à mettre en œuvre et même facile à comprendre, il est applicable à des données de grandes tailles mais il souffre de quelques limites d'utilisation on peut citer quelques inconvénients :

L'instabilité : après chaque exécution on aura un résultat différent donc le choix initial de nombre de classe (cluster K) est très important ,il faut choisir un nombre de K classes qui minimise l'énergie pour qu'il y ait une minimisation de la distance intra-classes et une maximisation de distance inter-classes. Par conséquent il faut faire tourner l'algorithme plusieurs fois pour identifier les tumeurs alors que ces résultats nécessitent un temps d'exécution plus grand.

L'application de la méthode FCM facilite la détection des régions d'intérêts (la région tumorale), le temps de calcul il est rapide d'un autre côté le nombre de classes choisi a une grande influence sur les résultats attendus, globalement on a une bonne segmentation mais l'inconvénient principal de cette méthode ne tenir compte que des informations globales de l'image ou les images résultantes sont flous à cause de critère de degré d'appartenance dans la définition des classes.

Nous pouvons remarquer clairement la performance de notre méthode et la précision des résultats obtenus , la partie tumorale est correctement détectée même dans le cas des images faiblement contrasté ,aussi le temps de calcul est largement diminué par rapport aux deux approches : K-Moyennes (K_Means), et Fuzzy _C Means (FCM).

9.Conclusion :

Dans notre projet de fin d'études on a appliqué une approche hybride de segmentation basé sur le seuillages itératif et la distribution bêta, les résultats de la segmentation finale sont prometteurs et nettement très satisfaisants .

Cette approche est performante dans la détection des différentes tumeurs, elle est simple, efficace, elle donne un lissage parfait de la partie segmentée, elle est exécutable dans un temps réduit .

Pour évaluer notre travail, nous avons proposé deux autres algorithmes de segmentation par classification « K-means et FCM » pour faire une comparaison entre ces deux algorithmes dans la détection exacte et précise de la zone pathologique.

Les résultats encourageants de notre approche hybride nous pousse à développer au futur notre algorithme non seulement pour faire la segmentation mais dans d'autres opérations de traitement d'image.

Conclusion générale et perspectives

1. Conclusion

Tout au long de ce mémoire nous avons présenté une approche hybride basée sur la combinaison de la distribution beta et le seuillage itératif connu sous le nom ISODATA , cet algorithme est un exemple qui montre l'importance des méthodes statistiques dans le domaine de traitement d'image alors des intractabilités entre statisticiens intéressés par les applications en image et des imagistes motivés par des aspects statistiques permettent d'aborder de différentes thématiques tel que la modélisation probabiliste des images médicales , détection de structures dans les images médicales .

La discussion des résultats obtenus a montré nettement que notre approche de segmentation proposée est très fiable et les résultats sont significatifs même dans le cas des images faiblement contrastées, aussi le temps de calcul est largement diminué par rapport aux approches standards ,elle fonctionne très bien sur la majorité des images médicales .

La solution proposée à l'issue de ce travail permet d'assurer d'une façon efficace l'objectif visé , et d'avoir répondu à notre problématique.

Ce travail nous a permis d'approfondir nos connaissances théoriques acquises tout au long de notre formation et de maîtriser le langage MATLAB, ainsi d'enrichir nos compréhensions dans le domaine de traitement d'image .

Ce projet nous a appris aussi comment réagir face aux difficultés et obstacles, ainsi compter sur soi pour résoudre les problèmes et la façon de s'organiser pour bien accomplir la tâche dans les meilleurs délais .

2. Perspectives

Comme suite à ce travail nous avons proposé des perspectives d'améliorations :

1. Appliquer l'algorithme sur des images trois dimensions.
2. Appliquer l'approche hybride dans le débruitage et la restauration d'images et dans d'autres opérations de traitement d'image .

Conclusion générale et perspectives

3. Améliorer les méthodes statistiques dans le traitement d'image en se basant sur d'autres lois de probabilité .

Bibliographies

- [1] : Jamie Weir, Peter H Abrahams , (anatomie du corps humain Atlas d'imagerie 4 e Edition) ,2011 .
- [2]: Des professionnels de la santé et de la médecine, sous la direction du Docteur Pierrick HORDÉ (Anatomie du corps humain- Définition) ,aout 2014 , (santé médecine. commentcamarche.net) .
- [3] : [https://fr.wikipedia.org/wiki/Lésion_\(médecine\)](https://fr.wikipedia.org/wiki/Lésion_(médecine)).
- [4] : https://www.Futura-science.com/définition/physique_rayon_x .
- [5] : [https://www.a_sonté.fr/pet-scan contre scanner](https://www.a_sonté.fr/pet-scan_contre_scanner).
- [6] : M. Nasri, Ahmad EL Allaoui« Isodata et les algorithmes génétiques pour une classification non supervisée. Application aux documents arabes anciens» ,2016 .
- [7] : Touria Baakek « Segmentation et classification intelligente des images cérébrales (identification des tumeurs) », Faculté de Technologie, Université Aboubekr Belkaid-Tlemcen, Département de Génie Bio Médical ,Thèse Doctorant soutenue en 25 Juin 2015.
- [8] : Brice Ozenne « Modélisation statistique pour la prédiction du pronostic de patients atteints d'un Accident Vasculaire Cérébral » Université Lyon 1, Thèse Doctorant en Biostatistique soutenue le 23 octobre 2015, pp :93 _117.
- [9] : Mohamed Lamine Benomar «Segmentation des images microscopiques de cytologie Faculté des sciences», Université Aboubekr Belkaid-Tlemcen , Mémoire de Magister en informatique soutenu Octobre 2012 .
- [10] : Bilal Karabagli, Thierry Simon, Jean-José Orteu « Détermination automatique du seuil de binarisation des modules des gradients par modélisation de leur histogramme» Université de Toulouse, Congrès des jeunes chercheurs en vision par ordinateur, Juin 2011.
- [11] : Ali El Zaart «Skin Images Segmentation», university of Riyadh Saudi Arabia department of Computer Science, College of Computer and Information Sciences, King Saud . Science Publications 2010.
- [12] : T.Q. Syed , V.Vignerou «Détection ,contage ,extraction et classification de cellules cancéreuses», laboratoire IBISC, CNRS FRE 3190, Université d'Evry val d'Essonne Paris, Janvier 2009.

- [13] : Stéphanie Bricq «Méthodes de segmentation non supervisées d'image IRM anatomique par inférence bayésienne multimodale et détection de lésions » , Université de Louis Pasteur - Strasbourg I France , Thèse Doctorant en traitement d'image et vision par ordinateur, soutenue le 06 novembre 2008.
- [14] : H.oulhadj, A.Nakib et P.Siarry« Segmentation d'images par maximisation de l'entropie à deux dimensions basée sur le recuit microcanonique» Université de Paris, Laboratoire Images, Signaux et Systèmes Intelligents», ,Septembre 2007.
- [15] : J . Ferrari et R.M . «Segmentation of the fibro-glandular disc in mammograms using Gaussian mixture modelling» University of Calgary,Canada Med. Biol. Eng. Comput., 2004,
- [16] : A .El Zaat , Al-Mejrad and A. Saad, «Segmentation of mammography images for breast cancer detection» Proceedings of the Kuala Lumpur International Conference on Biomedical Engineering, (BE'04), Department of Biomedical Engineering, Malaysia 2004.
- [17] : M.A. Jacobs, Mitsias , « Multiparametric MRI ISODATA ischemic lesion analysis: Correlation with the clinical neurological deficit and single-parameter MRI techniques,university of Johns Hopkins , journal Stroke of medicine and life sciences december 2002.
- [18] : E. Diday , «Optimisation en classification automatique et reconnaissance des formes» Revue française d'automatique, d'informatique et de recherche opérationnelle. Recherche opérationnelle, tome 6, 1972.
- [19] : G.Ball et D.Ball ,ISODATA a nouvel method of data analysis and pattern classification .Technical report .Stanford Research Institute. Avril 1965 .
- [20] :Pentes et Tunnels « Traitement d'images : binarisation par seuillage » , 2010.([https://www.pertes_tunnels.en/Binarisation par seuillage.html](https://www.pertes_tunnels.en/Binarisation%20par%20seuillage.html)).
- [21] :Tauvy Alexandre et Carayon Nicolas« Traitement des images numérique» Ecole nationale supérieure de Télécommunication .
- [22] :S.Touhami.Classification non supervisée de pixels d'images couleurs par analyse d'histogramme tridimensionnel .DEA automatique et informatique appliquée ,univerité d'Anger,septembre 2005 .
- [23] :O.Abdelli« Segmentation d'image par seuillage d'histrogramme bidimensionnel » Université M.Maamri Tizi ouzou ,juillet 2011.

- [24] : F.R.D.Velasco, Thresholding using the isodata clustering algorithm, IEEE Trans .Syst.Man Cybern.SMC, 1980.
- [25] : A.Desolneux, L.Moisan et F. Richard, «Modélisation Statistique des Images» Rencontre mathématique à Luminy, université Paris Descartes, laboratoire MAP5 5-9 mai 2008.
- [26] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Loi_bêta
- [27] : <https://www.MathWorks.com>
- [28] : [https:// www.statelem.com/loi_beta.php](https://www.statelem.com/loi_beta.php), loi bêta - Statistiques .
- [29] : <https://www.support.minitab.com/fr-fr/minitab/18/help.../methods-and-formulas>. Méthodes et formules pour la fonction Lois de probabilité - Minitab
- [30] : Ph. Bourdeau et F.Oboni, «La distribution bêta et son utilisation pratique dans les méthodes de calcul probabilistes», Bibliothèque de suisse 13.03.2018.
- [31] : Autour de la loi Gamma Université de Bordeaux Deuxième année licence MIASHS , Gamma_PVAC Pdf.