



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mohamed Khider – BISKRA
Faculté des Sciences Exactes, des Sciences de la Nature et de la Vie
Département d'informatique

N° d'ordre : IVA14/M2/2018

Mémoire

Présenté pour obtenir le diplôme de master académique en

Informatique

Parcours : Image et vie artificielle

Le seuillage binaire des images médicales

Par :

RAHIM AFFAF

Soutenu le 24 /06/2018, devant le jury composé de :

Nom et prénom Hamida Ammar	Grade M.A Classe "A"	Président
Nom et prénom Mme.Fakraoui Farah	Grade M.A Classe "A"	Rapporteur
Nom et prénom Belaiche Hamza	Grade M.A Classe "A"	Examineur

Dédicaces

Avec l'aide de Dieu le tout puissant, nous avons pu achever ce travail que je dédie :

A mes très chers parents, leur amour, leur en courage.

A mon mari, leur compréhension et leur patience envers mois. Je ne saurais jamais comment exprimer mes sentiments pour avoir veillé pour leur soutien moral.

A mes frères : Bilkacem, Lahsen, Houcine.

A mes sœurs : Ahlem et Fatima zohra.

A ma deuxième famille : mon père tayeb et mami cherifa et mes sœurs :Nadia, Loubna .

A mes amies : nour elhouda, fatima, soumia, lina, fatima zohra,ameni,basma, mariem.

A mes collègues de travailles et mes très chères amies :warda saidi, amel abdelbaki,warda elati , faiza ,meriem.

A mon encadreur Mme fakraoui et sa famille, je vous souhaite le bonheur. A toute la promotion master 2 informatique 2017/2018.

Rahim affaf

Remerciement

En premier lieu, je tiens à remercier dieu de m'avoir donnée le courage, la volonté, la santé et la force pour réaliser ce travail.

J'exprime mes remerciements et ma gratitude à mon encadreur de mémoire, Mme.Fakraoui Farah maitre assistante classe A à l'Université Mouhamed Khider BISKRA pour l'aide et le soutien et les conseils qu'elle m'apporte tout au long de ce travail.

Nos vifs remerciements vont aussi aux Monsieur Hamida Ammar pour avoir accepté de présider le jury de ma soutenance.

Nous tenons à remercier et Monsieur Belaiche Hamza pour avoir bien voulu faire partie du jury de ce mémoire.

Je tiens à remercier spécialement Monsieur Cherif Foudil pour leur encouragement à réalisé ce travail.

Je tiens à remercier aussi tous les enseignants, qui m'ont suivi le long de mon cycle d'études. Je voudrais aussi de présenter mes remerciements à tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Résumé

La technique de seuillage joue un rôle très important dans le domaine de segmentation des images. L'algorithme d'Otsu est l'un des algorithmes les plus populaires de seuillage du fait de sa simplicité et sa facilité d'implémentation. Or ce dernier devient inefficace lorsque le calcul est complexe, du fait qu'il a besoin de traverser tous les niveaux de gris allant de 0 à $L - 1$ pour trouver le seuil optimal.

L'algorithme génétique est un algorithme d'optimisation ayant une forte capacité de recherche. Nous avons proposé dans ce mémoire un algorithme Otsu amélioré. Cette amélioration consiste à faire recours aux algorithmes Génétique pour la recherche du seuil optimal.

Les tests effectués sur plusieurs images médicales nous ont révélé un gain de temps considérable et une meilleure qualité de seuillage par rapport à l'algorithme Otsu classique.

Mots clés : seuillage binaire, algorithme d'Otsu, histogramme, algorithmes génétiques, Seuil optimal, mesure d'erreur.

Table des matières

Dédicaces.....	i
Remerciement.....	ii
Résumé.....	iii
Table des matières	iv
Liste des tableaux.....	vi
Liste des figures.....	vii
Les acronymes.....	ix
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Images médicales et seuillage binaire.....	2
I. Images médicales	3
I.1 Introduction.....	3
I.1.1 Concepts de base.....	3
I.1.2 Les types d'images.....	4
I.1.3 Traitement d'image	6
I.2 Les images médicales	6
I. 2. 1 Définition	6
I.2.2 Les domaines d'applications	8
II. Seuillage binaire des images médicales	10
II.1.Introduction.....	10
II.2 Histogramme de l'image	10
II.2.1 Définition.....	10
II.2.2 Les types d'histogramme	11
II.3 Seuillage des images médicales.....	12
II.3.1 Seuil	12
II.3.2 Principe du seuillage.....	12
II.3.3 Les techniques de seuillage.....	13
II.3.4. Détermination du seuil.....	16
II.4 Classification des méthodes de seuillage	20
III. Conclusion	21
Chapitre 2 : L'algorithme d'Otsu /Algorithmes génétiques.....	21
I.Introduction.....	22
II.L'algorithme d'Otsu	22
II.1 Introduction.....	22
II.2 Principe de l'algorithme d'Otsu.....	22

Table de matière

II.3 Critiques de la méthode d'Otsu.....	24
II.4 Améliorations de l'algorithme d'Otsu	24
III. Les algorithmes génétiques.....	25
III. 1 Introduction.....	25
III.2 Historique	26
III.3 Principe général.....	27
III.4 Les phases de fonctionnement d'un algorithme génétique.....	27
IV. Hybridation Otsu / AG	31
IV.1 Réduction de l'intervalle de recherche du seuil.....	31
IV.2 La recherche du seuil optimal	32
V. Conclusion	33
Chapitre 3 : Conception.....	33
I.Introduction.....	34
II.Architecture globale du système proposé	34
III.Architecture détaillé du système	35
III. 1 Prétraitement	35
III.2 Algorithme d'Otsu.....	37
III.3 La phase de réduction de l'intervalle de recherche	39
III.4 Les algorithmes génétiques.....	40
III.5 Phase d'évaluation	43
IV. Conclusion	44
Chapitre 4 : Implémentation.....	44
I. Introduction.....	45
I.1 Environnement de développement matériel.....	45
I.2 Environnement de développement logiciel	45
I.3 Base d'images CT.....	46
II. Résultats et discussion :	47
II.1 Évaluation des algorithmes Otsu et Otsu/AG:.....	47
II.2 Quelques résultats :.....	51
III.Conclusion	53
Conclusion générale	54
Références bibliographiques.....	55
Annexe	

Liste des tableaux

Tableau(1) :Tableau récapitulatif des différentes méthodes de seuillage.....	19
Tableau (2) : Tableau illustratif des échantillons des images utilisées.....	45
Tableau (3) : Temps de recherche pour les deux algorithmes Otsu et Otsu/ AG estimé en seconde.....	46
Tableau (4) : Tableau illustrant la mesure d'erreur de chaque algorithme.....	48

Liste des figures

Figure (1) : (a) grille de pixel formant la lettre A , (b) élément pixel.....	2
Figure (2) : Matrice correspondant à l'image numérique.....	3
Figure (3) : Exemple d'image binaire.....	3
Figure (4) : Exemple d'image en niveau de gris.....	4
Figure (5) : Exemple d'image couleur.....	4
Figure (6) : Les étapes de traitement d'image.....	5
Figure (7) :(a) image médicale, (b) histogramme de l'image(a).....	9
Figure (8) : Types d'histogramme, (a):unimodal, (b): bimodal et (c) multimodal.....	10
Figure (9) : Fonction de seuillage	11
Figure (10) : Exemple de seuillage global avec deux seuils différents	12
Figure (11) : Résultat de seuillage adaptatif	15
Figure (12) : Exemple d'histogramme monodimensionnel avec une multitude de petites vallées	15
Figure (13) : histogramme transformé avec des vallées significatives.....	16
Figure (14) : Exemple de segmentation d'histogramme en deux populations.....	17
Figure (15) : Principe général des algorithmes génétiques.....	26
Figure (16) : Codage binaire.....	27
Figure (17) : Représentation d'une sélection par tournoi d'individus.....	28
Figure (18) : Représentation d'un croisement en un point de deux chaînes.....	29
Figure (19) : Représentation d'un croisement en deux points.....	29
Figure (20) : Représentation d'un croisement uniforme.....	29
Figure (21) : Représentation d'une mutation de bits dans une chaîne.....	30
Figure (22) : Histogramme des niveaux de gris restreints.....	31
Figure (23) : Architecture globale du système.....	33
Figure (24) : Lecture image.....	34
Figure (25) : Calcul histogramme.....	35
Figure (26) : Le seuillage par l'algorithme d'Otsu.....	36

Figure (27) : Réduction de l'intervalle de recherche du seuil.....	38
Figure (28) : Schéma de l'algorithme génétique.....	39
Figure (29) : Création de la population initiale.....	40
Figure (30) : Calcul de la mesure d'erreur.....	42
Figure (31) : Temps d'exécution des algorithmes Otsu et Otsu/AG.....	47
Figure (32) : Mesure d'erreur pour les algorithmes Otsu et Otsu/AG.....	49

Les acronymes

CT : computed tomographie.

ORL : d'oto-rhino-laryngologie.

UIV : L'urographie intraveineuse

IRM : imagerie par résonance magnétique.

TEP : La tomographie par émission de positons).

NG : niveau de gris.

AG : algorithme génétique.

NU : non uniformité de région.



Introduction Générale

Introduction générale

L'image constitue l'un des moyens les plus importants que l'homme utilise pour communiquer avec les autres. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. Chacun peut analyser l'image à sa manière, pour dégager une impression et d'extraire des informations bien précises.

Cette dernière est considérée comme l'axe principal dans le domaine de l'imagerie médicale, qui intéresse d'étudier l'image et analyser pour extraire des informations utiles au patient et aider au traitement. L'imagerie médicale est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différents organes de l'organisme.

L'imagerie médicale est apparue à partir de 1895, quand les rayons X (la radiologie) ont été découverts, ainsi la propagation des ultrasons est utilisée en 1955 par la mise au point de l'échographie. Ensuite, il a été apporté l'informatique et le traitement numérique des images obtenues par l'exposition aux rayons X ayant alors aboutie à l'élaboration du scanner en 1972, puis le champ magnétique est utilisé pour mettre au point une technique en 1979 : l'IRM. [1]

Le seuillage est la technique de segmentation la plus répandue pour extraire les objets du fond de l'image. Cette technique se base sur l'étude la distribution des niveaux de gris des pixels. Elle consiste à classer, suivant le nombre de classes, les différents pixels d'une image, en se basant sur l'histogramme de niveaux de gris de l'image.

Il existe une multitude de techniques de seuillage. Otsu est une méthode de seuillage qui est largement utilisée dans la littérature pour déterminer le seuil optimal dans un intervalle de niveau gris puisqu'elle est simple de mise en œuvre et elle permet une bonne binarisation. Cet algorithme s'avère long en temps de recherche puisqu'il est obligé de traverser tous les niveaux de gris afin de retrouver le seuil optimal.

De nombreuses études ont été proposées afin d'améliorer la qualité des images seuillées en terme de qualité et de temps de recherche de seuil.

Dans ce mémoire, nous allons présenter une amélioration de l'algorithme d'Otsu et ce, en tenant compte des avantages des algorithmes génétiques. En effet, Ces derniers sont très utilisés pour la recherche de solutions optimales. Cette hybridation va nous permettre d'un

côté, d'accélérer la recherche du seuil et d'un autre côté, d'améliorer d'avantage la qualité de seuillage en éliminant les niveaux de gris bas ou élevés pour réduire le bruit et le taux de sélection d'un mauvais seuil.

Le présent mémoire est organisé en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre, nous allons présenter des concepts de base sur les images médicales et des notions sur le seuillage des images médicales, les types de seuillage ainsi les méthodes de chaque types. Une classification de ces méthodes est donnée en fin de ce chapitre.

Le deuxième chapitre est consacré à la méthode de seuillage classique d'Otsu, aux algorithmes génétiques et à la façon d'hybrider entre ces deux algorithmes.

Dans le troisième chapitre, nous décrivons la conception de notre système et mettre en évidence les différentes composantes de notre application par une conception détaillée.

Le quatrième chapitre sera consacré à la présentation de l'implémentation de notre système, les différents composants nécessaires à son fonctionnement, l'environnement de développement. Nous allons également présenter et discuter les résultats obtenus.

Nous terminons notre travail par une conclusion.

Chapitre 1:
Images médicales
et Seuillage binaire

I. Images médicales

I.1 Introduction

L'imagerie médicale est l'un des domaines de la médecine qui a le plus progressé ces dernières années. Ces récentes découvertes permettent non seulement un meilleur diagnostic mais offrent aussi de nouveaux espoirs de traitement pour de nombreuses maladies tel que : Cancer, épilepsie... [2]

Dans ce chapitre nous présenterons quelques concepts de base de l'image, et l'image médicale, ses techniques d'acquisition et ses domaines d'application.

I.1.1 Concepts de base

a) Pixel

Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (abréviation de Picture Élément) pour former une image. Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image. [3]

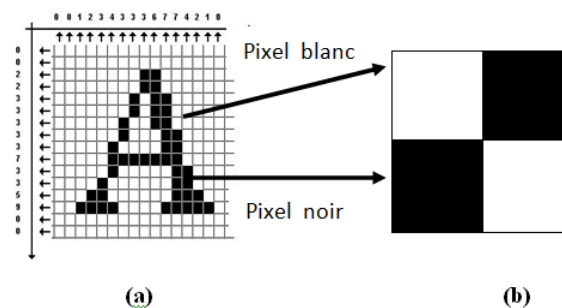


Figure (1): (a) grille de pixel formant la lettre A, (b) élément pixel.

b) Image

Une image est définie comme étant la reproduction exacte ou la reproduction analogique d'une scène réelle. Visuellement, c'est une représentation matricielle. Elle contient en point, l'intensité lumineuse perçue par une caméra ou autre capteur (scanner, appareil photo, satellite...etc.).

Une image numérique est une matrice de $M \times N$ de valeurs entières sur un intervalle borné $[0, Ng]$ où :

- N_g : est la valeur maximale du niveau de gris
 - $P(i, j)$: est le niveau de gris du pixel de coordonnées ligne i et colonne j dans l'image.
- Cette image numérique est constituée de pixels contenant chacun différentes informations (intensité lumineuse, couleur..). C'est informations seront codées dans une grilles échelonnée, le niveau de gris.[3] [4]

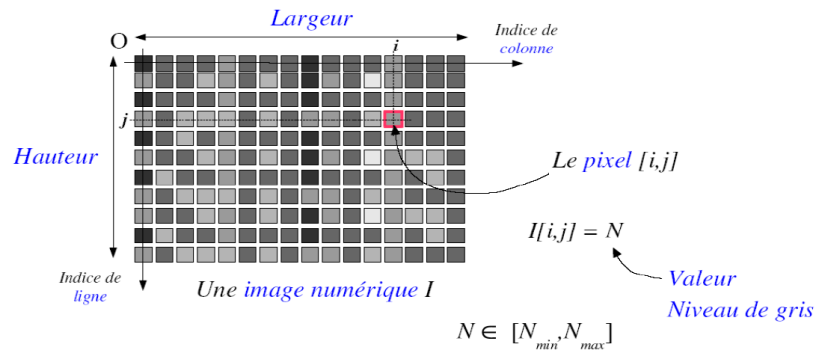
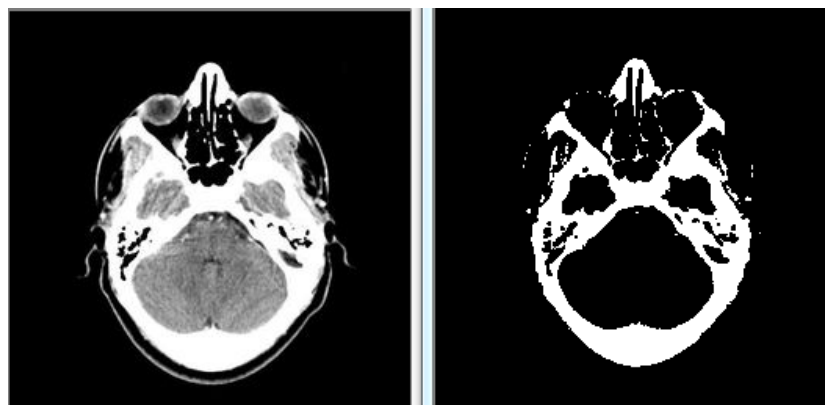


Figure (2) : Matrice correspondant à l'image numérique.

I.1.2 Les types d'images [5] [6]

a) Les images binaires (noir ou blanc)

Ce sont les images les plus simples, un pixel peut prendre uniquement les valeurs noir ou blanc. C'est typiquement le type d'image que l'on utilise pour scanner du texte quand celui ci est composé d'une seule couleur.



(a) Image originale

(b) Image binaire

Figure (3) : Exemple d'image binaire.

b) Les images en niveaux de gris

En général, les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris. Image à 256 couleurs, simplement chacune de ces 256 couleurs est définie dans la gamme des gris. Par convention la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale).

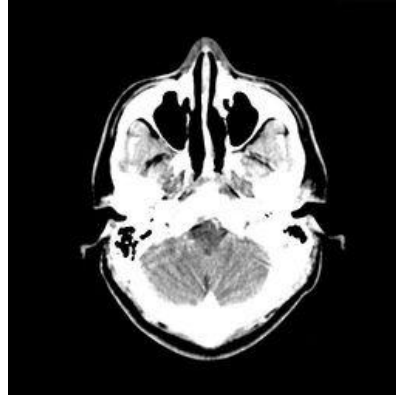


Figure (4) : Exemple d'image en niveau de gris.

c) Les images couleurs

S'il existe plusieurs modes de représentation de la couleur, le plus utilisé pour le maniement des images numériques est l'espace couleur Rouge, Vert, Bleu (R,V,B). Cet espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est à dire que le mélange des trois composantes (R, V, B) donne une couleur.



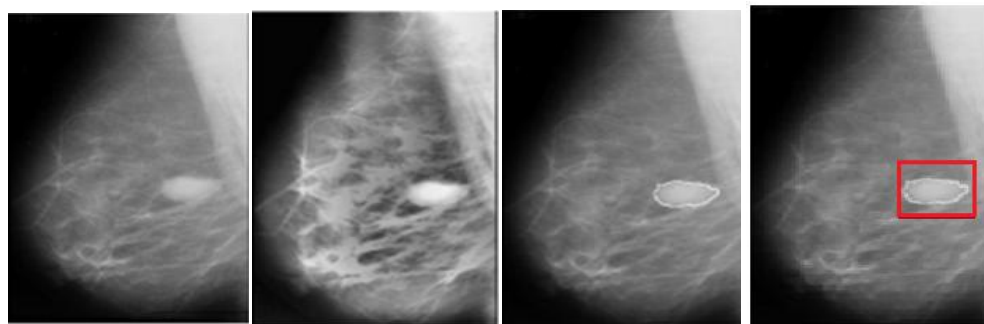
Figure (5) : Exemple d'image couleur.

I.1.3 Traitement d'image[7] [8]

L'image est devenue un élément indispensable et universel de communication qui permet d'acquérir une vision beaucoup plus simple et compréhensive en s'accompagnant avec la parole. C'est pour cette raison que beaucoup d'études et technique ont vu le jour afin de pouvoir analyser les images en exploitant leur contenu, ceci et le domaine de traitement d'image. On désigne par traitement d'images numériques l'ensemble des techniques permettant de modifier une image numérique dans le but de l'améliorer ou d'en extraire des informations.

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

- Acquisition des images
- Prétraitement des images (filtrage)
- Segmentation des images
- Analyse des images



a) Acquisition b) Filtrage c) Segmentation d) Analyse d'image
(Présence d'anomalie)

Figure (6) : Les étapes de traitement d'image.

I.2 Les images médicales [9][10] [11] [12][13]

I. 2. 1 Définition

L'imagerie médicale est un ensemble de techniques consistant à mettre en image différentes régions ou différents organes de l'organisme. Il existe plusieurs techniques d'imageries médicales on peut distinguer:

- La radiologie, qui utilise les rayons X, divers *types* d'examens peuvent être effectués dans un service de *radiologie* parmi les :

-Radiologie générale.

-Radiologie ostéoarticulaire, arthrographie, arthroscanner.

- Radiologie ORL, sialographie.
- Radiologie gynécologique, Hystérogaphie, Pelvimétrie conventionnelle et par scanner.
- Radiologie urinaire, UIV et Uroscanner.
- Radiologie digestive Colographie et Scanner.
- Radiologie dentaire, Orthopantomogramme, Imagerie de l'Implant.
- Radiologie Interventionnelle : Infiltrations rachidiennes et ostéoarticulaires, Traitement percutané des calcifications tendineuses.
- L'échographie, qui se sert des ultrasons pour explorer les organes pleins. Les différents types d'échographies sont classés selon les tissus mous examinés.
 - L'échographie abdominale.
 - L'échographie Doppler.
 - L'échographie endovaginale.
 - L'échographie mammaire.
 - L'échographie pelvienne.
 - L'échographie prostatique.
 - L'échographie rénale.
 - L'échographie vésicale.
 - L'échographie cardiaque.
- Le scanner qui donne également des images en coupe et qui permet de réaliser la représentation d'organes en 3D. Les différents types d'examens sont :
 - Scanner encéphalique (crâne) :

- Scanner ORL
 - Scanner thoracique
 - Scanner cardiaque
 - Scanner abdominal
 - Scanner pelvien
 - Scanner rachidien(La tomodensitométrie rachidienne)
 - Scanner dentaire
 - Scanner des membres
 - Coloscopie virtuelle
- L'imagerie par résonance magnétique (IRM) qui permet d'obtenir des images en coupes du corps.
- IRM Rachis cervical – dorsal – lombaire – bassin – hanche.
 - IRM Epaule, coude, poignet, main, genou, cheville, pied.
 - IRM Muscle.
 - IRM Cérébral, angio MR polygone de Willis – troncs supraaortiques
 - IRM ORL.
 - IRM Abdominal (foie, pancréas, reins, surrénales).
 - IRM Pelvien (organes gynécologiques, prostate)...
 - IRM Arthro IRM : IRM des articulations avec injection.

I.2.2 Les domaines d'applications

L'imagerie médicale est utilisée dans divers domaines, on peut citer [14] [15]:

- **La médecine générale**
 - Aide au diagnostic

L'imagerie médicale peut être utilisée en première intention, pour confirmer ou infirmer un diagnostic supposé, par exemple l'imagerie par résonance magnétique (IRM) permet de confirmer un diagnostic de sclérose en plaques ou de maladie d'Alzheimer.

- Evaluation de la sévérité d'une maladie

En cardiologie, la scintigraphie dite de perfusion évalue le débit sanguin au niveau du cœur au repos, ou lors d'un effort, afin de statuer sur le niveau de dysfonctionnement de certaines artères.

- Aide à l'intervention

Des ponctions effectuées chez des patients le sont parfois sous échographie afin de bien visualiser la zone à prélever, notamment lorsqu'elle n'est pas palpable. Des injections d'anti-inflammatoires ou des drainages peuvent également être pratiqués avec l'aide de l'imagerie.

- Aide à la prise en charge et au suivi thérapeutique

La comparaison de clichés pris à des temps différents offre au corps médical un moyen de suivre l'évolution d'une maladie ou encore d'une fracture osseuse. Très utilisée en cancérologie, et dans 30 % à 40 % des cas le support de l'imagerie a permis de modifier l'attitude thérapeutique, au bénéfice des patients.

- Amélioration des connaissances

L'imagerie a également contribué à faire avancer à grands pas la connaissance de l'activité cérébrale chez l'homme. Ainsi, grâce à l'IRM fonctionnelle on en sait d'avantage sur les mécanismes de l'addiction ou de maladies mentales telles que l'autisme.

- **Les sciences cognitives**

L'imagerie fonctionnelle cérébrale permet d'étudier les processus cognitifs humains. Elle vise à relier les fonctions cognitives supérieures (perception des objets, apprentissage, attention, mémoire, raisonnement, action...) avec leur composante biologique que sont les neurones.

- **Psychiatrie**

Les techniques d'imagerie ont contribué à démontrer l'atteinte fonctionnelle de certaines régions du cerveau dans l'**autisme**, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour la prise en charge des patients qui en sont atteints.

- **Oncologie**

En médecine nucléaire, une des grandes applications de l'imagerie moléculaire est le bilan d'extension, le suivi thérapeutique et le bilan des récives des cancers. La TEP est la technique d'imagerie de référence aujourd'hui en oncologie, Sa bonne sensibilité permet de détecter des tumeurs de petite taille et l'exploration peut être menée sur le corps entier.

II. Seuillage binaire des images médicales

II.1.Introduction

Le seuillage représente un outil largement utilisé dans la segmentation des images pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil. Tout problème de seuillage consiste alors à rechercher la valeur du seuil. De par de sa simplicité, il occupe une place prépondérante dans plusieurs applications telles : l'analyse de document, analyse des images biomédicales...etc. [16]

Dans ce chapitre nous allons présenter les différentes techniques de seuillage.

II.2 Histogramme de l'image [17] [3]

II.2.1 Définition

L'histogramme d'une image est une fonction donnant le nombre de pixels à un niveau de gris particulier en fonction du niveau de gris.

L'histogramme ne contient aucune information relative à l'emplacement des pixels ni sur la proximité relative de deux pixels. Par contre, l'information qu'il contient peut concerner notamment la brillance apparente et le contraste d'une image, et il est utilisé en traitement d'images pour manipuler ces caractéristiques dans une image.

Un histogramme est défini aussi comme un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse.

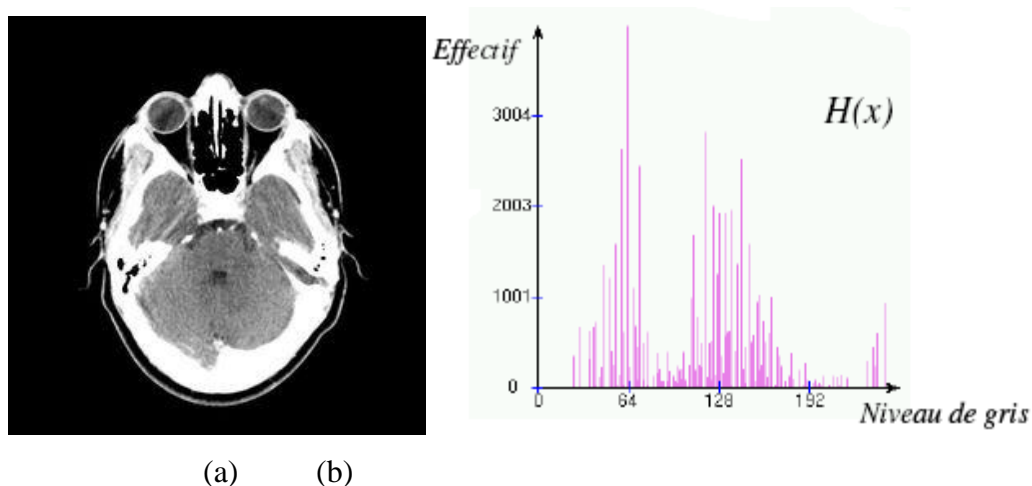


Figure (7) : (a) image médicale, (b) histogramme de l'image (a)

II.2.2 Les types d'histogramme [16]

A partir de l'allure de l'histogramme, on peut déduire le nombre de classes ainsi que la position relative des seuils et ainsi distinguer trois types.

Histogramme unimodal : est formé d'un seul pic représentant les pixels de l'objet ou ceux du fond.

Histogramme bimodal : est caractérisé par deux modes séparés par une vallée, il indique l'existence d'un objet sur un fond.

Histogramme multimodal : comporte plus de deux modes séparés par des vallées, il indique la présence de plusieurs classes dans l'image (chaque mode correspond à une classe).

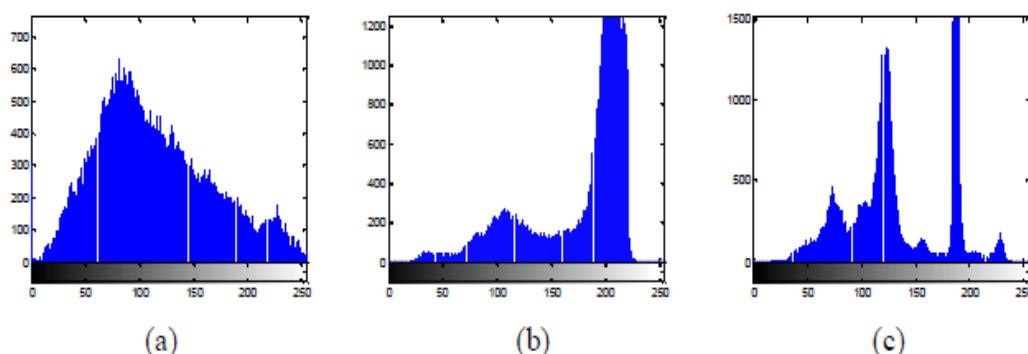


Figure (8) : Types d'histogramme, (a): unimodal, (b): bimodal et (c) multimodal

Les seuils doivent être localisés dans les vallées. En pratique, il est rare de trouver un histogramme qui présente des modes bien distincts. En effet, la plupart des images présentent des histogrammes bruités caractérisés par des modes non discernables.

II.3 Seuillage des images médicales[18]

Le seuillage est la technique la plus répandue pour extraire les objets du fond de l'image. Les avantages de cette technique sont sa facilité de mise en œuvre et son efficacité dans les systèmes en temps réel.

Cette technique se base sur l'étude de la distribution des niveaux de gris des pixels. Dans le cas d'une image composée d'une ou plusieurs régions de même type, et d'un fond visuellement différent, son histogramme est bimodal ; il possède deux modes (ou pics) et il est possible de séparer les régions du fond par un simple seuil qui se situe sur la vallée entre les deux modes (Figure 8 (b)).

Si l'image est constituée de régions ayant des caractéristiques différentes, son histogramme est multimodal, il possède plusieurs modes. Les seuils optimaux sont situés entre ces derniers (Figure 8 (c)), et chacun des modes correspond à une région.

II.3.1 Seuil:

Un seuil est une valeur numérique correspondant à un paramètre de l'image (exemple : le niveau de gris), et l'histogramme des niveaux de gris est utilisé afin d'en déduire le seuil [5].

II.3.2 Principe du seuillage

Le seuillage consiste à affecter le niveau 255 aux pixels dont la valeur est supérieure à un seuil S et 0 le niveau aux autres. Le graphe de la transformation correspondante est le suivant [8]:

$$I(p) = \begin{cases} 0 & \text{si } I(p) < S \\ 255 & \text{si } I(p) \geq S \end{cases}$$

Tel que : S : un seuil

P : un pixel

I : une fonction définissant le niveau de gris

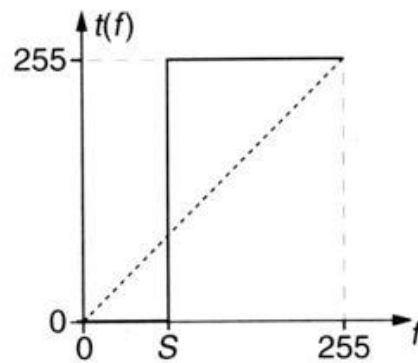


Figure (9) : Fonction de seuillage

II.3.3 Les techniques de seuillage [8] [19] [18] [20]

Il existe une multitude de méthodes de seuillage qui peuvent être classées en trois classes:

-**Globale** : un seuil pour toute l'image

-**Locale** : un seuil pour une portion de l'image

-**Adaptatives** : un seuil qui s'ajuste selon les images, ou parties de l'image.

II.3.3.1 Seuillage global

Le seuillage le plus simple est le seuillage global nommé aussi seuillage global fixe, il considère un seul seuil pour tous les pixels de l'image. Il a pour principe :

Soit p un pixel et V une fonction définissant le niveau de gris et S un seuil :

$$V(p) = \begin{cases} 0 & \text{si } V(p) < S \\ 1 & \text{si } V(p) \geq S \end{cases}$$

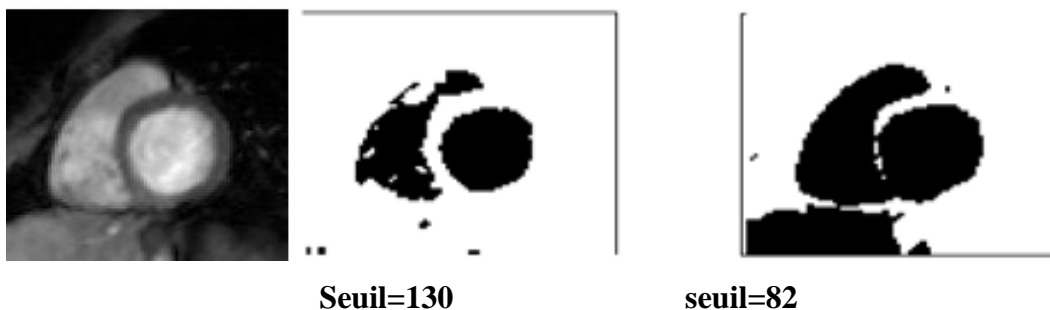


Figure (10) : Exemple de seuillage global avec deux seuils différents

Il existe plusieurs méthodes de seuillage globale à savoir :

- Méthode d'Otsu

Du fait de la simplicité de la mise en œuvre de la variance interclasse, souvent les auteurs la maximisent pour segmenter de l'image. Où la variance interclasse est définie par :

$$V_{inter} = w_0(t) w_1(t) (\mu_1(t) - \mu_0(t))^2$$

Tel que :

w_0, w_1 est la densité de probabilités de classes C_0, C_1 .

μ_0, μ_1 est la moyenne de classes C_0, C_1 .

t : seuil qui maximisant la variance interclasse.

La limite de cette méthode est qu'elle n'est applicable que lorsque l'image est bimodale (l'histogramme comporte deux pics).

- La méthode de Kapur

Principe : la maximisation de l'entropie totale de Shannon.

Dans le cas du seuillage de l'image en deux classes (C_0 et C_1), la méthode suppose que chaque classe possède une densité de probabilité indépendante. Le seuil optimal de segmentation est celui qui permet de maximiser l'entropie totale HT de l'image à partitionner.

$$HT = H_0(t) + H_1(t)$$

$H_0(t)$ et $H_1(t)$ sont les entropies de classes C_0 et C_1 , qui sont définies par :

$$H_0(t) = - \sum_{i=0}^{t-1} \frac{p_i}{w_0} \ln \frac{p_i}{w_0}, w_0 = \sum_{i=0}^{t-1} p_i$$

$$H_1(t) = - \sum_{i=t}^{L-1} \frac{p_i}{w_1} \ln \frac{p_i}{w_1}, w_1 = \sum_{i=t}^{L-1} p_i$$

w_0 et w_1 sont les densités de probabilités de classes C_0 et C_1 , et p_i est la probabilité du niveau de gris i .

II.3.3.2 Seuillage local

Le principe du seuillage local est d'utiliser une étude localisée autour du pixel pour déterminer quel seuil utiliser.

Pour réaliser cela, les techniques utilisent une fenêtre d'étude centrée sur le pixel à étudier. Cette fenêtre peut avoir différentes tailles, parmi ces techniques on citera :

- Méthode Bernsen

C'est une méthode locale dont le seuil est calculé pour chaque pixel de l'image. Ainsi pour chaque pixel de coordonnées (x, y) , le seuil est donné par :

$$T(x, y) = \frac{Z_{bas} + Z_{haut}}{2}$$

Tel que : Z_{bas} et Z_{haut} sont le niveau de gris le plus bas et le plus haut respectivement, dans une fenêtre carré $r \times r$ centré sur le pixel (x, y) .

- Méthode de Niblack

L'algorithme de Niblack calcule un seuil local à chaque pixel en glissant une fenêtre rectangulaire sur toute l'image. Le seuil T est calculé en utilisant la moyenne m et l'écart-type de tous les pixels dans la fenêtre (voisinage du pixel en question). Ainsi le seuil T est donné par :

$$T = m + k^*$$

Tel que k est un paramètre utilisé pour déterminer le nombre de pixels de contours considérés comme des pixels de l'objet, et prend des valeurs négatives (k est fixé - 0.2 par les auteurs).

- Méthode de Sauvola

L'algorithme de Sauvola est une modification de celui de Niblack, pour donner plus de performance dans les documents avec un fond contient de texture claire ou bien trop de variation et illumination inégal. Dans la modification de Sauvola, la binarisation est donnée par :

$$T = m \left(1 - k \left(1 - \frac{\sigma}{R} \right) \right)$$

Où

R est le porté dynamique de l'écart-type σ , et le paramètre k prend des valeurs positives dans l'intervalle $[0.2, 0.5]$. Dans ses tests, Sauvola utilise $R=128$ et $k=0.5$

II.3.3.3 Seuillage adaptatif

Le seuillage adaptatif se résume en la séparation de l'image en sous images et de traiter chacune avec son propre seuil (Le choix de la dimension des sous-images est critique).

Principe :

Image découpée en blocs.

Calcul d'un seuil pour chaque bloc :

L'histogramme du bloc est-il bimodal ?

- Si oui, le seuil trouvé est affecté au centre du bloc
- Si non, le seuil prend pour valeur la moyenne des seuils des blocs voisins.
- Le seuil de chaque pixel est calculé par interpolation bilinéaire à partir des seuils des centres des blocs voisins.

Le problème posé par cette technique lié au découpage en blocs : régions tronquées.

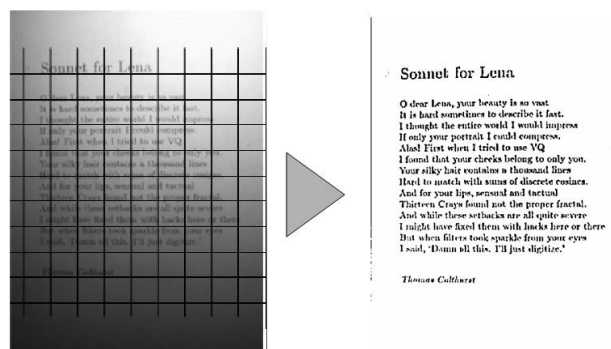


Figure (11): Résultat de seuillage adaptatif

II.3.4. Détermination du seuil

Le problème majeur des méthodes de seuillage reste la détermination du seuil, il existe plusieurs méthodes pour cela telles que : [21] [22]

- **Détection des vallées**

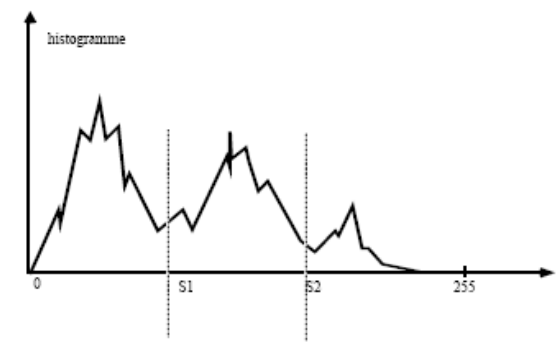


Figure (12) : Exemple d'histogramme monodimensionnel avec une multitude de petites vallées

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

En termes mathématiques, les seuils S_i sont obtenus par :

$$H(S_i) = \text{Min} [H(k)] \quad , k [m_i, m_{i+1}]$$

Où m_i et m_{i+1} sont les valeurs moyennes (ou les modes) de l'intensité lumineuse dans les classes C_i et C_{i+1} .

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

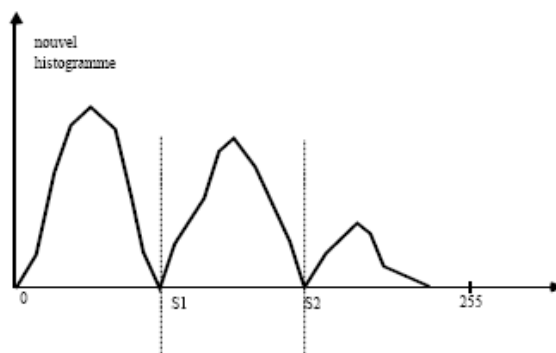


Figure (13): histogramme transformé avec des vallées significatives

- **Segmentation par l'histogramme**

Cette méthode (développée par Otsu) ne s'applique que dans le cas de la segmentation d'image en deux catégories (le fond et les objets). Dans le cas d'un histogramme où les deux populations de pixels se recouvrent partiellement. L'idée va être de chercher un seuil permettant d'obtenir les deux populations en minimisant une fonction de coût.

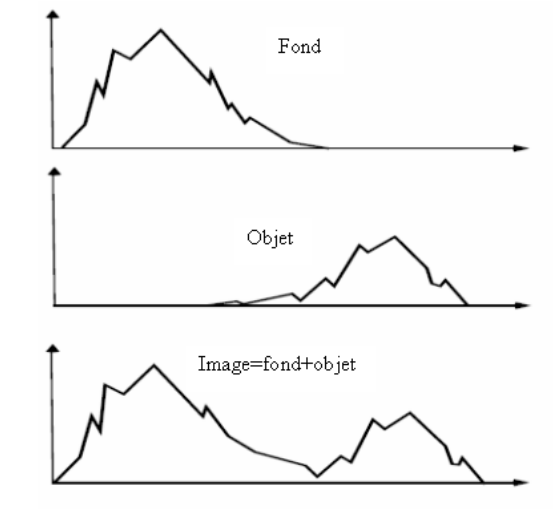


Figure (14): Exemple de segmentation d'histogramme en deux populations

D'un point de vue théorique, la classification par analyse d'histogrammes multidimensionnels donne de meilleurs résultats que l'analyse marginale. Elle se heurte cependant au problème de l'espace mémoire nécessaire au codage des histogrammes et il y a en pratique peu de méthodes de segmentation qui relèvent de cette approche.

- **Méthode d'entropie**

Le seuillage entropique est une technique dérivée de la théorie de l'information. Les seuils sont déterminés de manière à maximiser l'entropie E résultant du découpage de l'histogramme H en plusieurs classes. En effet, l'entropie mesure la quantité d'information portée par un groupe. Pour un nombre de seuils fixe, on cherche à ce que les classes résultantes portent le maximum d'information.

L'entropie totale est calculée de la manière suivante:

$$E = \text{Somme } E(C_i)$$

Où C_i désigne la classe i ,

$$E(C_i) = - \sum_j D_i \{P_j \cdot \log_2(P_j)\}$$

Où :

D_i est l'ensemble des niveaux de gris j associés à la classe C_i et P_j la probabilité a postérieure du niveau de gris j , estimée par :

$$P_j = H(j) / \text{taille image } i.$$

Tel que $H(i)$ la fonction d'intensité de niveaux de gris i .

- **Méthode de pourcentage**

Dans certains cas, une connaissance a priori de la scène, si celle-ci est simple, permet de choisir les seuils. En particulier, si l'image est constituée de deux entités, la connaissance de la fraction surfacique F de l'une des deux phases peut être reliée au seuil s par :

$|d(s) - F| = \text{Min } |d(k) - F|$ où $d(k)$ représente l'intégrale normalisée de l'histogramme entre les bornes 1 et k .

Cette technique peut être appliquée au seuillage de pages de caractères si la densité dans une page est connue. Cependant, elle ne s'applique que dans des applications particulières et la généralisation au cas de m classes est difficilement envisageable. Par contre, si la connaissance de F est rarement suffisante, elle peut faciliter la modélisation de l'histogramme.

II.4 Classification des méthodes de seuillage [23]

Tableau1 : Tableau récapitulatif des différentes méthodes de seuillage.

Nom	Principe	Avantages	Inconvénients
Otsu (Seuillage global)	D'après l'histogramme, cherche à maximiser la variance intra-classe du «objet» et du «fond».	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Simple à implanter donne de bons résultats dans le cas où l'histogramme associé à l'image fait bien apparaître deux modes. ✓ Permet une bonne binarisation lorsque les classes claires et sombres sont équilibrées 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Cette méthode ne donne pas de très bons résultats sur des images texturées que l'on doit traiter et celle qui sont mal éclairés. résultat non suffisant pour les images bruitées
Kapur (Seuillage global)	Analyser l'entropie d'un histogramme.	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Simple à implanter donne de bons résultats. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Le temps de calcul si l'image contient plusieurs objets
Bernsen (Seuillage local)	Estime la valeur du seuil en faisant la moyenne de la plus haute et la plus basse valeur de la fenêtre.	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Rapide, car il n'a pas besoin de tout calculer de l'histogramme 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Le seuil est trop bas lorsque la fenêtre est centrée sur du fond. ✓ Avec une trop grande fenêtre la méthode fonctionne lente.
Niblack (Seuillage local)	Amélioration de Bernsen: prise en compte de la variance et de la moyenne.	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Qdapté pour l'analyse de l'anomalie de l'image. la processus de seuil produit une image binaire est forte. ✓ Qvec des paramètres optimaux donne des résultats plus performants. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Même problème que Bernsen: apparition de bruit sur les zones uniformes.
Sauvola (Seuillage local)	Insère des constantes dans la méthode de	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Génère moins de bruit que l'algorithme de Niblack. 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Les constantes à ajuster empêchent la méthode de traiter parfaitement des images non uniformes.

	Bernsen afin d'améliorer la méthode sur les zones uniformes.		
--	---	--	--

III. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre des concepts de base sur les images médicales et des notions sur le seuillage des images médicales, les types de seuillage ainsi que les méthodes de chaque type. Nous avons également présenté une synthèse de ces méthodes.

Chapitre 2:
Algorithme
d'Otsu/Algorithmes
génétiques

I. Introduction

L'algorithme de seuillage d'Otsu est très utilisé pour sa simplicité et sa facilité d'implémentation. Or cet algorithme devient inefficace lorsque le calcul est complexe, du fait qu'il a besoin de traverser tous les niveaux de gris allant de 0 à $L - 1$ pour trouver le seuil optimal. L'algorithme génétique est un algorithme d'optimisation ayant une forte capacité de recherche. L'utilisation de l'AG pour trouver le meilleur seuil pourrait améliorer la qualité de la segmentation d'image et accélérer le processus de recherche du seuil optimal.

Dans ce chapitre, nous allons présenter une amélioration de l'algorithme d'Otsu par les algorithmes génétiques. Cette hybridation permet de sélectionner d'une façon plus précise le seuil optimal de l'image tout en réduisant le temps de la recherche.

II. L'algorithme d'Otsu

II.1 Introduction

L'algorithme d'Otsu a été proposé en 1979 par Nobuyuki Otsu et est une méthode de seuillage simple et populaire pour la segmentation d'image, qui fait partie de la catégorie clustering. [24]

II.2 Principe de l'algorithme d'Otsu

Le seuillage par la méthode d'Otsu est basé sur l'analyse discriminante. Dans son papier original [25], Otsu décrit trois critères discriminants possibles : la variance intra-classe, la variance interclasse et la variance totale. Les trois critères sont équivalents et, suivant la situation, l'un d'eux peut être choisi. Du fait de la simplicité de la mise en œuvre de la variance interclasse, souvent les auteurs [26] la maximisent pour segmenter de l'image. Où la variance interclasse est définie par :

Les pixels de l'image sont classés en deux classes, l'algorithme essaie alors de minimiser la variance pondérée intra-classe $\sigma_{\text{intra}}^2(t)$ ou de maximiser la variance inter-classe $\sigma_{\text{inter}}^2(t)$, définie par l'équation (1). La variable t présente le seuil, généralement une valeur comprise entre 0 et 255. [27]

$$\sigma_{\text{inter}}^2(t) = w_0(t)w_1(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2 \quad (1)$$

Une fonction de probabilité P est obtenue pour chaque valeur de pixel. Pour cela, la distribution de l'histogramme de l'image est calculée, puis une normalisation est effectuée afin de garantir qu'il suit une distribution de probabilité. Par la suite, les pixels sont divisés en

deux classes C0 et C1 en utilisant un seuil, les fonctions de probabilité de classes $w_0(t)$ et $w_1(t)$ définies par les équations (2) et (3).

$$w_0 = \sum_{i=0}^{t-1} p_i \quad (2) \qquad w_1 = \sum_{i=t}^{L-1} p_i \quad (3)$$

La classe C0 représente les pixels avec des niveaux d'intensité inclus dans l'intervalle $[0; t-1]$ et la classe C1 représente les pixels avec des niveaux d'intensité inclus dans l'intervalle $[t; L-1]$, où $L-1$ est la plus grande valeur de pixel (typiquement 255).

Les moyennes $\mu_0(t)$ et $\mu_1(t)$ des classes C0 et C1 respectivement sont obtenus par les équations (4) et (5):

$$\mu_0 = \sum_{i=0}^{t-1} \frac{i \times p_i}{w_0} \quad (4) \qquad \mu_1 = \sum_{i=t}^{L-1} \frac{i \times p_i}{w_1} \quad (5)$$

Les variances pondérées intra-classe $\sigma_0^2(t)$ et $\sigma_1^2(t)$ des classes C0 (équation 6) et C1 (équation 7) respectivement sont calculées :

$$\sigma_0^2(t) = \sum_{i=0}^{t-1} [i - \mu_0]^2 \frac{p(i)}{w_0(t)} \quad (6)$$

$$\sigma_1^2(t) = \sum_{i=t}^{L-1} [i - \mu_1]^2 \frac{p(i)}{w_1(t)} \quad (7)$$

L'algorithme d'Otsu essaie alors de minimiser ces deux valeurs-

En utilisant les équations (1), (6) et (7), la variance totale peut être définie comme la somme des variances intra-classe et inter-classe (équation 8). La valeur σ^2 est constante, car elle ne dépend pas du seuil (la variance d'une image est toujours une valeur constante), ce qui signifie que l'algorithme doit se concentrer sur la minimisation de $\sigma_{intra}^2(t)$, ou la maximisation $\sigma_{inter}^2(t)$.

$$\sigma^2 = \sigma_{intra}^2(t) + \sigma_{inter}^2(t) \quad (8)$$

où

$$\sigma_{inter}^2(t) = w_0(t)w_1(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2 \quad (9)$$

La mise en œuvre de l'algorithme d'Otsu est basée sur la formulation présentée ci dessus, en appliquant une méthode itérative pour calculer et maximiser la variance entre les classes, définie par **l'équation (9)**.

Une approche simple pour la maximisation consiste à explorer toutes les valeurs possibles, en effectuant une itération de la valeur la plus basse de t (typiquement 0) au t le plus élevé (typiquement 255), en calculant la variance définie par **l'équation (9)**. La valeur la plus élevée calculée est retournée.

II.3 Critiques de la méthode d'Otsu

L'algorithme d'Otsu est largement utilisé pour le seuillage des images du fait qu'il simple d'implémentation et il fournit de très bons résultats. Cependant, cet algorithme devient inefficace lorsque le calcul est complexe, du fait qu'il a besoin de traverser tous les niveaux de gris allant de 0 à $L - 1$ pour trouver le seuil optimal.

L'algorithme d'Otsu fournit de très bons résultats dans le cas où l'histogramme des images de niveaux de gris a une seule distribution bimodale (le fond et l'objet sont bien séparés. Or, il donne de mauvais résultats si l'histogramme du niveau de gris est non bimodal, c'est-à-dire : Mal séparation de l'objet du fond dans les images pour différentes formes.

L'algorithme d'Otsu s'adapte mal sur des images texturées que l'on doit traiter et celle qui sont mal éclairés et les résultats sont non suffisantes pour les images bruitées.

II.4 Améliorations de l'algorithme d'Otsu

Vue sa simplicité, plusieurs recherches se sont intéressées à l'amélioration de l'algorithme d'Otsu. Dans [24], les chercheurs proposent d'augmenter la probabilité de niveaux de gris en modifiant l'équation de probabilité, cette méthode est plus rapide que l'algorithme d'Otsu classique et peut détecter l'objet sans bruit ainsi que ses contours vifs. Les auteurs dans [28] proposent un algorithme d'Otsu amélioré à base de la médiane, remplace la moyenne de l'image et des classes fond et objet par leur médiane. En effet, dans le cas des images bruitées, la médiane est une sélection d'emplacement très efficace par rapport à la moyenne totale. Les résultats obtenus par cette amélioration sont de meilleure qualité que ceux obtenus par l'algorithme d'Otsu classique. Le travail présenté dans [29] propose une amélioration de l'algorithme d'Otsu en utilisant l'analyse discriminante des classes. Le seuil optimal est déterminé en fonction de la similarité entre les niveaux de gris. Un autre travail propose de séparer l'image en deux classes en utilisant l'algorithme Isodata [30]. Les deux seuils correspondant aux classes obtenus sont calculés. Le seuil adopté est la moyenne de ces deux

seuils. Ce processus est réitéré jusqu'à ce que la valeur du seuil adopté devienne inchangée. Les résultats obtenus par cette méthode deviennent faible lorsque les images manipulées contiennent une texture répétée parallèlement. Le travail présenté dans [31] propose une méthode de segmentation par l'algorithme d'Otsu modifié pour la localisation sous marine et la navigation à base de cartographie. Afin de séparer l'objet du fond dans les images pour différentes formes, les auteurs proposent un algorithme d'Otsu combiné avec la méthode de détection de contour de Canny. Cette méthode a permis d'extraire plus précisément l'objet du fond que l'algorithme d'Otsu classique. Et comparée à ce dernier, cette méthode donne plus de détails et plus d'informations sur l'objet extrait, aussi, les erreurs et les trous sont réduits. Le coût de calcul de la méthode proposée est beaucoup plus faible que l'algorithme classique. Dans [32] les auteurs ont proposé une amélioration de l'algorithme d'Otsu par la méthode des moindres carrés. Cette méthode a modélisé deux « cloches » dans l'histogramme correspondant à l'image, c'est-à-dire deux modes bien distincts pour que la détermination du seuil soit la plus précise possible. Cette méthode cherche, à partir du seuil trouvé par la méthode d'Otsu, les paramètres qui permettent de modéliser la somme de deux gaussiennes. Dans [33] les auteurs s'inspirent des avantages des algorithmes génétiques pour optimiser la recherche du seuil optimal calculé par l'algorithme d'Otsu.

III. Les algorithmes génétiques

III. 1 Introduction

Les algorithmes génétiques (**AG**) sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Leur fonctionnement est extrêmement simple. On part avec une population de solutions potentielles (*chromosomes*) initiales arbitrairement choisies. On évalue leur performance (*fitness*) relative. Sur la base de ces performances on crée une nouvelle population de solutions potentielles en utilisant des opérateurs évolutionnaires simples : la sélection, le croisement et la mutation. On recommence ce cycle jusqu'à ce que l'on trouve une solution satisfaisante [34].

On retrouve les algorithmes génétiques dans différents domaines d'applications, notamment en Bioinformatique, Phylogénie, Économie, Sciences numériques, Robotiques, Industries, Mathématique, Physique et Chimie [35].

III.2 Historique [36]

1860

Charles Darwin publie son livre intitulé « *L'origine des espèces au moyen de la sélection naturelle ou la lutte pour l'existence dans la nature* ». Dans ce livre, Darwin rejette l'existence « de systèmes naturels figés », déjà adaptés pour toujours à toutes les conditions extérieures, et expose sa théorie de l'évolution des espèces : sous l'influence des contraintes extérieures, les êtres vivants se sont graduellement adaptés à leur milieu naturel au travers de processus de reproductions.

20ième siècle

Mise en évidence de l'existence de mutations génétiques. Les problèmes de traitement de l'information sont résolus de manières figées : lors de sa phase de conception, le système reçoit toutes les caractéristiques nécessaires pour les conditions d'exploitations connues au moment de sa conception ce qui empêche une adaptation à des conditions d'environnement inconnues, variables ou évolutives. Les chercheurs en informatique étudient donc des méthodes pour permettent aux systèmes d'évoluer spontanément en fonction de nouvelles conditions.

1966

Programmation évolutionnaire L. J. Fogel.

1973

Stratégie d'évolution I. Rechenberg.

1975

Dans les années 1960, John Holland étudie les systèmes évolutifs et, en 1975, il introduit le premier modèle formel des algorithmes génétiques (*the canonical genetic algorithm AGC*) dans son livre « *Adaptation in Natural and Artificial Systems* ». Ce modèle servira de base aux recherches ultérieures.

1989

David Goldberg publie un ouvrage de vulgarisation des algorithmes génétiques.

Les années 1990

Programmation d'une panoplie d'algorithmes génétiques transcrits en C++, appelée Alib. Cette librairie contient des outils pour des problèmes d'optimisation en utilisant les AG. Elle est conçue pour servir de support de programmation.

III. 3 Principe général [37] [38]

Un AG standard nécessite en premier le codage de l'ensemble des paramètres du problème d'optimisation en une chaîne de longueur finie.

Le principe d'un AG est simple, il s'agit de simuler l'évolution d'une population d'individus jusqu'à un critère d'arrêt. On commence par générer une population initiale d'individus (solutions) de façon aléatoire. Puis, à chaque génération, des individus sont sélectionnés, cette sélection est effectuée à partir d'une fonction objectif appelée fonction d'adaptation. Puis, les opérateurs de croisement et de mutation sont appliqués et une nouvelle population est créée. Ce processus est itéré jusqu'à un critère d'arrêt.

Le critère le plus couramment utilisé est le nombre maximal de générations que l'on désire effectuer. Le principe général du fonctionnement d'un algorithme génétique est représenté sur la figure 15.

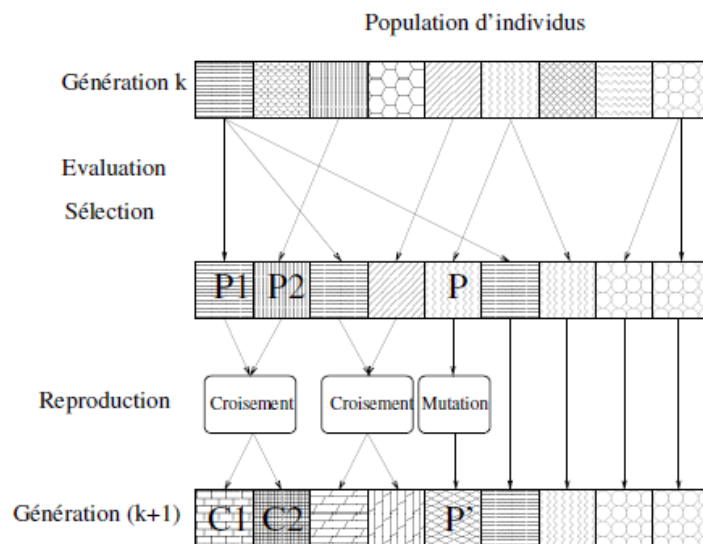


Figure (15) : Principe général des algorithmes génétiques

III.4 Les phases de fonctionnement d'un algorithme génétique [38]

a) Codage des données

Le codage utilisé par un AG est représenté sous forme d'une chaîne de bits qui contient toute l'information nécessaire pour représenter un point de l'espace de recherche. Le codage binaire est le code le plus utilisé, l'inconvénient majeur du code binaire étant que deux points proches dans l'espace des variables ne sont pas nécessairement codés par deux chaînes de bits

voisines. On remédie en général à ce problème en utilisant le codage de Gray qui conserve une distance de Hamming de « 1 » entre deux chaînes (voir annexe).

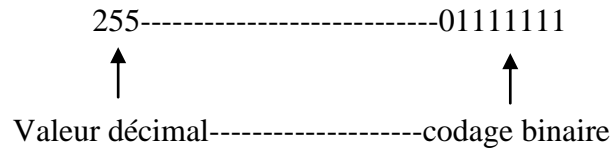


Figure (16) : Codage binaire

b) Sélection

La sélection a pour objectif d'identifier les individus qui doivent se reproduire. Cet opérateur ne crée pas de nouveaux individus mais identifie les individus sur la base de leur fonction d'adaptation, les individus les mieux adaptés sont sélectionnés alors que les moins bien adaptés sont écartés. La sélection doit favoriser les meilleurs éléments selon le critère à optimiser (minimiser ou maximiser).

Ceci permet de donner aux individus dont la valeur de la fonction d'adaptation est plus grande, une probabilité plus élevée de contribuer à la génération suivante (figure 17). Il existe plusieurs méthodes de sélection, les plus connues étant la « roue de la fortune » et la « sélection par tournoi » :

- La « roue de la fortune » est la plus ancienne, où chaque individu, de la population de taille maximale J_{max} , occupe une section de la roue proportionnellement à sa fonction d'adaptation $Fitness(j)$, la probabilité de sélection d'un individu (j) s'écrit :

$$Prob(j) = \frac{Fitness(j)}{\sum_{j=1}^{j_{max}} Fitness(j)}$$

À chaque fois qu'un individu doit être sélectionné, un tirage à la loterie est effectué et propose un candidat, les individus possédant une plus grande fonction d'adaptation ayant plus de chance d'être sélectionnés.

- A chaque fois qu'il faut sélectionner un individu, la « sélection par tournoi » consiste à tirer aléatoirement (k) individus de la population, sans tenir compte de la valeur de leur fonction d'adaptation, et de choisir le meilleur individu parmi les k individus. Le nombre

d'individus sélectionnés a une influence sur la pression de sélection, lorsque $k = 2$, la sélection est dite par « tournoi binaire ».

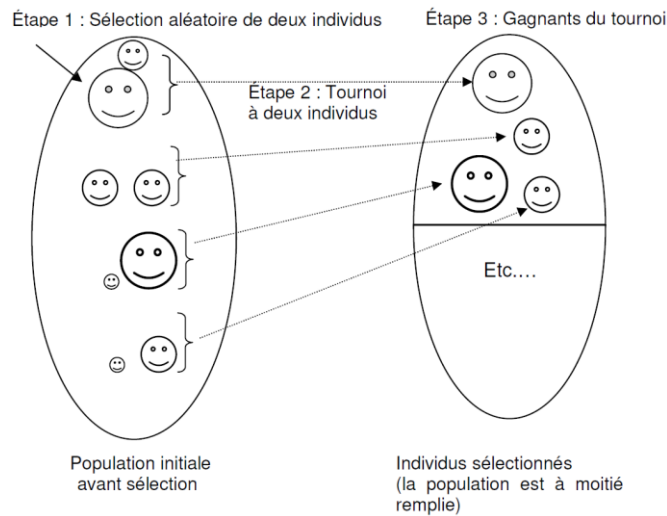


Figure (17) : Représentation d'une sélection par tournoi d'individus

c) Croisement

Le croisement permet de créer de nouvelles chaînes en échangeant de l'information entre deux chaînes (figure 3). Le croisement s'effectue en deux étapes :

- D'abord les nouveaux éléments produits par la reproduction sont appariés, ensuite chaque paire de chaînes subit un croisement comme suit : un entier k représentant une position sur la chaîne est choisi aléatoirement entre 1 et la longueur de chaîne (L) moins un ($L-1$).
- Deux nouvelles chaînes sont créées en échangeant tous les caractères compris entre les positions $k + 1$ et L inclusivement. L'exemple suivant (figure 4) montre deux chaînes (A1 et A2) de longueur $L= 5$ appartenant à la population initiale. Les deux nouvelles chaînes(A3 et A4) appartenant à la nouvelle population sont obtenues par croisement à la position $k = 4$:

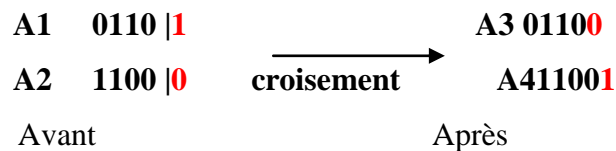


Figure (18) : Représentation d'un croisement en un point de deux chaînes

Opérateurs de croisement

Il existe d'autres opérateurs de croisement :

- 1) Croisement en deux points : on choisit au hasard deux points de croisement et on échange les parties de chaîne situées entre ces deux points (figure19).

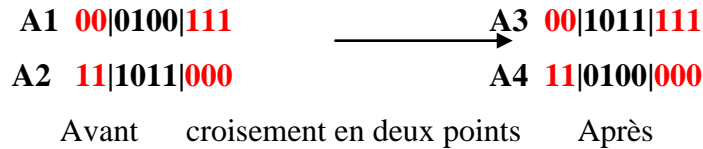


Figure (19) : Représentation d'un croisement en deux points

- 2) Croisement uniforme : dans ce type de croisement, on utilise un masque de croisement (*mask*), qui consiste en un vecteur généré aléatoirement, de longueur identique aux chaînes parents, et composé de 0 et 1. Lorsque le bit du masque vaut 0, l'enfant hérite le bit du premier parent, sinon il hérite de celui du second parent. Le second enfant est le complémentaire du premier. Ce croisement peut être considéré comme une généralisation du croisement multipoint sans connaissance préalable du point de croisement (figure 20).

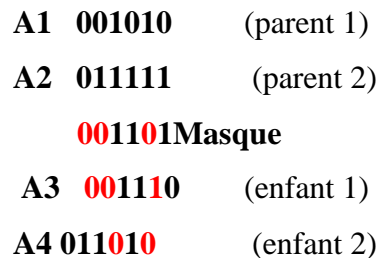


Figure (20): Représentation d'un croisement uniforme

d) Mutation

La mutation est exécutée seulement sur une seule chaîne. Elle représente la modification aléatoire et occasionnelle de faible probabilité de la valeur d'un caractère de la chaîne, pour un codage binaire cela revient à changer un 1 en 0 et vice versa figure(21).



Figure (21) : Représentation d'une mutation de bits dans une chaîne.

IV. Hybridation Otsu / AG [33]

Les Algorithmes Génétiques sont utilisés conjointement avec l'algorithme d'Otsu afin de réduire l'espace de recherche du seuil optimal. Les étapes de l'hybridation Otsu/ AG sont détaillés dans ce qui suit :

IV. 1 Réduction de l'intervalle de recherche du seuil

Il est important de choisir un intervalle de seuil raisonnable pour optimiser la méthode :

- ✓ Tout d'abord, il peut éliminer une grande partie des niveaux de gris pour réduire le travail de calcul en choisissant la plage de seuil.
- ✓ Deuxièmement, il peut exclure les niveaux de gris faible ou élevé pour réduire le bruit et le taux de choisir le mauvais seuil.

Dans cette hybridation, nous prenons le niveau de gris moyen μ comme seuil initial, prendre les pixels ayant des niveaux de gris allant de 0 à μ que la classe fond W_1 , et de prendre les pixels ayant des niveaux de gris allant de $\mu + 1$ à $L - 1$ que la classe objet W_2 . Ensuite, nous utilisons le niveau moyen de gris T_1 de la classe W_1 et T_2 de la classe W_2 comme plage de seuil.

Les distributions de probabilité de niveau gris pour les deux classes sont:

$$p_{w1} = \sum_{i=0}^{\mu} p_i \qquad p_{w2} = \sum_{i=\mu+1}^{L-1} p_i$$

Les moyennes de niveau de gris T_1 et T_2 sont :

$$T_1 = \sum_{i=0}^{\mu} \frac{i \times p_i}{w_1} \qquad T_2 = \sum_{i=\mu+1}^{L-1} \frac{i \times p_i}{w_2}$$

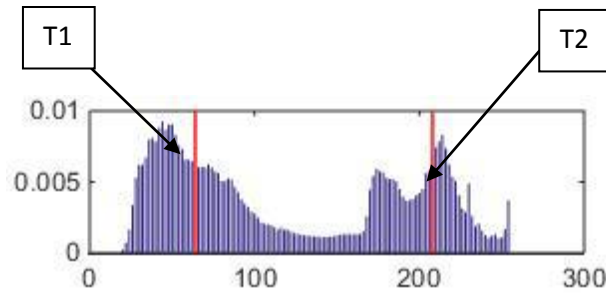


Figure (22) : Histogramme des niveaux de gris restreints

Les barres bleues représentent les niveaux de gris de l'histogramme, tandis que les barres rouges représentent la réduction de la plage de recherche de seuil.

IV.2 La recherche du seuil optimal

La recherche du seuil optimal se fait à l'intérieur de l'intervalle réduit calculé dans l'étape précédente.

Etape 1 : Codage

Afin d'utiliser GA, il est nécessaire d'encoder la valeur de l'espace de la solution pour produire l'élément chromosomique. Puisque l'image de l'échelle grise contient 256 niveaux de gris, il correspond à un octet, donc un octet est utilisé comme un chromosome. Le processus de décodage du chromosome est exactement l'inverse du processus d'encodage, qui est le nombre décimal d'octet.

Etape 2 : Initialiser la population

Nous produisons 10 populations dans l'intervalle de seuil optimal [T1, T2]. La population est obtenue par le calcul de la moyenne mathématique.

Etape 3 : calculer la fonction fitness

Nous prenons le maximum de variance $\sigma^2(k)$ comme objectif, donc nous utilisons $\sigma^2(k)$ comme fitness individuel.

Etape 4 : sélection et croisement

Dans la sélection, nous utilisons la fonction de fitness (la variance maximum) pour déterminer le nombre de personnes copiées à la population de la prochaine génération, le croisement est fait en un seul point.

Etape 5 : mutation

Dans la mutation nous avons échangé la valeur de bit 1 en 0 et l'inverse de façon aléatoire.

Etape 6 : condition d'arrêt

L'algorithme génétique se réitère jusqu'à la satisfaction de la condition d'arrêt.

V. Conclusion

L'algorithme d'Otsu c'est l'une des méthodes les plus utilisées dans le domaine du seuillage pour sa simplicité de mise en œuvre et la qualité d'image binarisée dans le cas où l'histogramme est bimodal. Nous avons réalisé une hybridation entre cette dernière et les algorithmes génétiques pour accélérer la recherche du seuil optimal.



Chapitre 3 :

Conception

I. Introduction

Dans les chapitres précédents nous avons expliqué les notions de base qui entre dans le cadre de notre travail. Ce chapitre va présenter l'architecture globale et détaillée du système proposé.

II. Architecture globale du système proposé

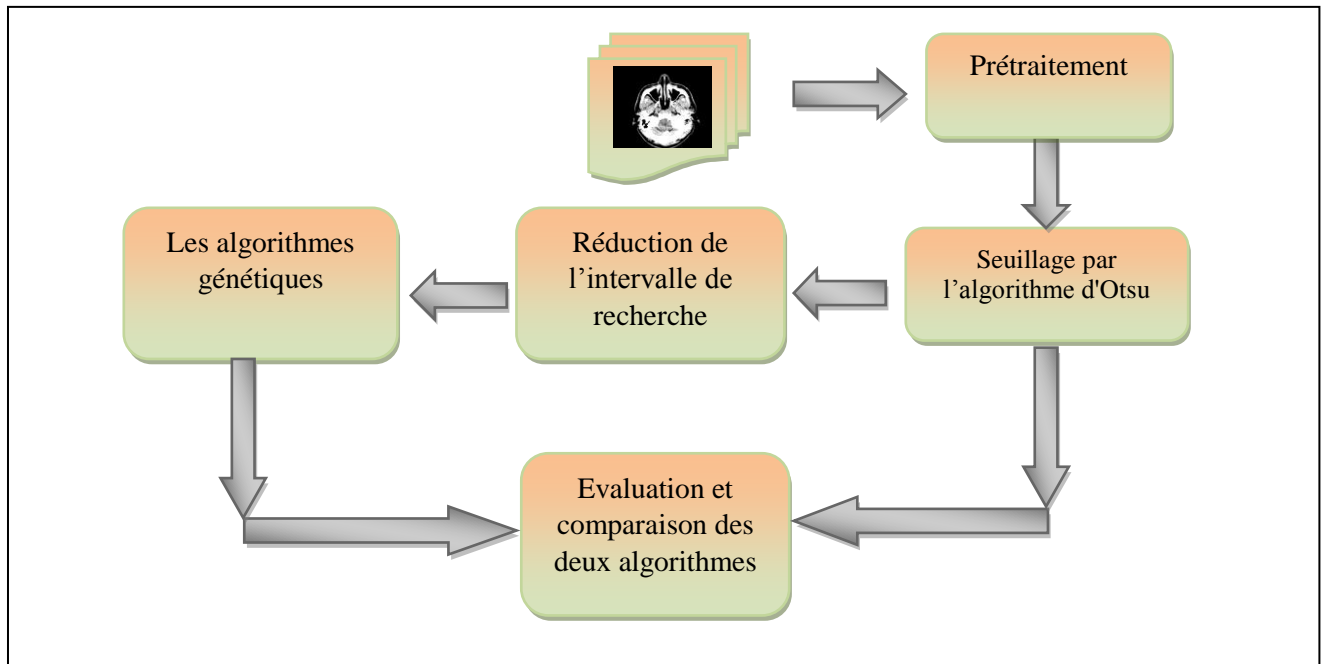


Figure (23) : Architecture globale du système.

II.1 Phase prétraitement : le but de cette étape est de calculer l'histogramme de l'image médicale en niveau de gris et le normaliser par la suite.

II.2 Phase méthode de seuillage classique **Otsu** : permet de calculer l'image seuillée selon la méthode d'Otsu. Cette étape permet également le calcul des moyennes et des probabilités qui seront utilisées dans la phase suivante.

II. 3 Phase réduction de l'intervalle de recherche :Durant cette phase, nous allons réduire l'intervalle de recherche du seuillage optimal.

II. 4 Phase des AG : Cette phase permet la recherche du seuil optimal dans l'intervalle réduit calculé dans la phase précédente

II. 5 Phase d'évaluation des algorithmes de seuillage : Nous avons calculé le critère de mesure de la performance des deux algorithmes Otsu et Otsu/ AG et comparer par la suite le taux d'erreur obtenu pour chaque approche, et ce, afin de valider l'approche proposée.

II. Architecture détaillé du système

III. 1 Prétraitement

- **Lecture image en niveau de gris :**

Cette composante permet la lecture des images IRM. L'image est représentée par une matrice Mat . $Image$, ou chaque élément Mat . $Image(x, y)$ porte la valeur de l'intensité lumineuse du pixel de coordonnées (x, y) . Les images manipulées sont en niveau de gris, les valeurs sont donc comprises entre 0 et 255.

Ce module utilise les images comme des paramètres d'entrée et donne en sortie une image matrice $Mat-Image$ ainsi que sa taille $Taille Image$.

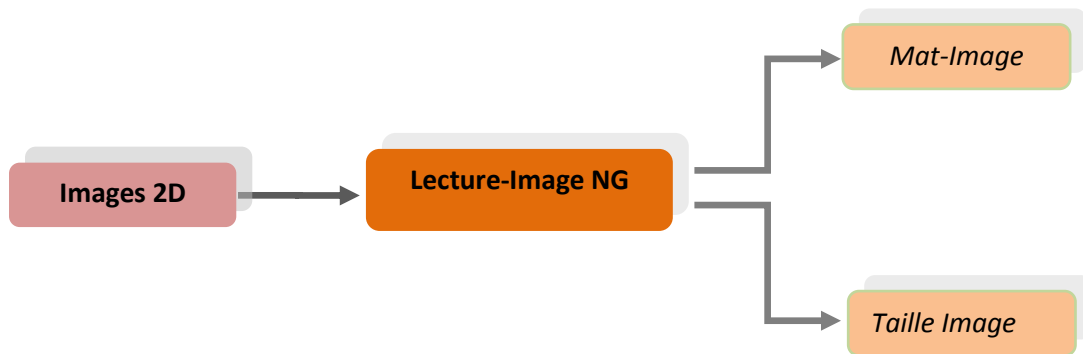


Figure (24) : Lecture image

Algorithme la lecture d'image

- 1-Lire image IRM
- 2-convertir vers image en niveau de gris NG
- 3-afficher l'image NG

- **Calculer histogramme**

Ce module permet de calculer et normaliser l'histogramme de l'image.

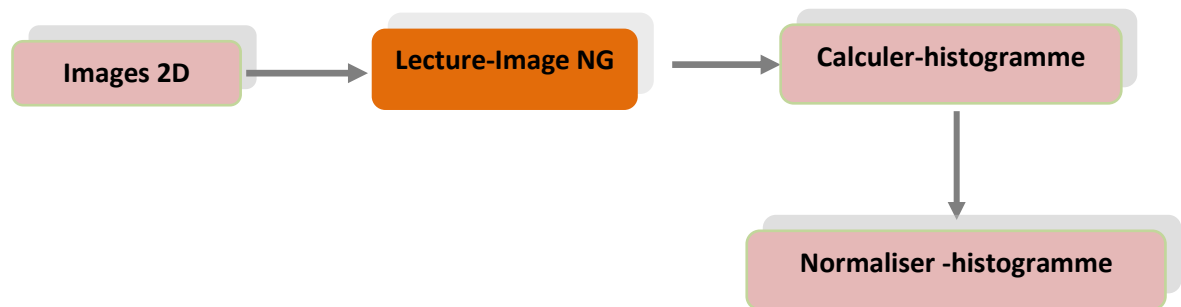


Figure (25) : Calcul histogramme

Algorithme normaliser l'histogramme

- 1-Initialiser l'histogramme de l'image NG à 0
- 2-Initialiser l'histogramme normalisé à 0
- 3-Calculer l'histogramme
- 4-Normaliser l'histogramme

III.2 Algorithme d'Otsu

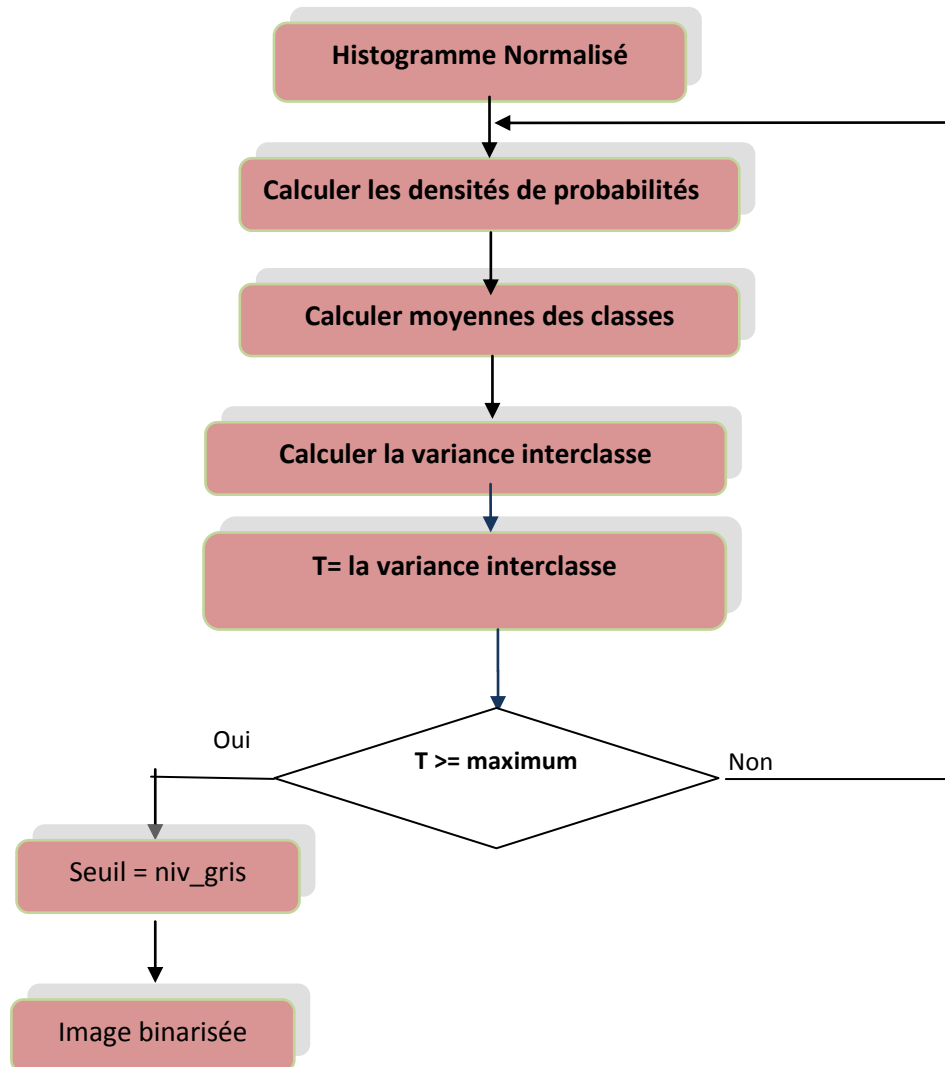


Figure (26) : Le seuillage par l'algorithme d'Otsu

Les étapes de l'algorithme d'Otsu sont illustrées par l'algorithme 1 :

Algorithme 1:

Lire (image entrée)

N = largeur X longueur

Intensité max = 255

Pour (i=0; i <= intensité max; i++) faire

histogram[valeur] = 0

Fin pour

Pour (i=0; i<N; i++) faire

Valeur = image[i]

Histogram [valeur] += 1

Fin pour

Pour (i=0; i<=Inensité max; i++) faire

sum += i * histogram[i]

Fin pour

Pour (t=0; t<= Inensité max; t++) faire

q1 += histogram[t]

Si q1 <> 0 alors

q2 = 1-q1

sumB += t _ histogram[t]

$\mu_1 = \text{sumB}/q_1$

$\mu_2 = (\text{sum} - \text{sumB})/q_2$

Variance_ inter= $q_1(t)q_2(t)[\mu_0(t) - \mu_1(t)]^2$

Si Variance_ inter > var max alors

seuil = t

var max = Variance_ inter

Fin si

Fin pour

Pour(i=0; i < N; i++) faire

Si image[i] > seuil alors

Image_seuil[i] = 1

Sinon

Image_seuil [i] = 0

Fin pour

Retourner (Image_seuil).

Algorithme binarisé l'image

- 1- Pour chaque intensité de pixel de l'image
- 2- si l'intensité pixel < seuil alors intensité pixel = 0.
- 3- sinon intensité pixel = 1.
- 4- afficher l'image seuillée.

III.3 La phase de réduction de l'intervalle de recherche

Cette phase permet de réduire l'intervalle de recherche du seuil optimal. Pour cela nous allons calculer la moyenne totale des niveaux de gris par la formule suivante:

$$\mu T = w_0(t)\mu_0(t) + w_1(t)\mu_1(t)$$

Le μT est considéré comme le seuil initial, nous obtiendrons alors deux classes : C0 [0, μT], C1 [μT , 255].

Par la suite, nous recalculons les nouvelles moyennes μ_0, μ_1 correspondantes aux nouvelles classes C0 et C1.

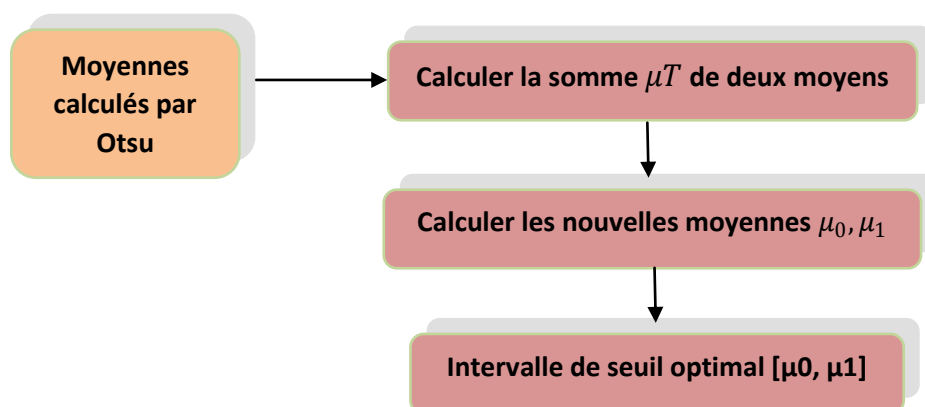


Figure (27):Réduction de l'intervalle de recherche du seuil

Algorithme de réduction de l'intervalle

1-Calculer la somme μT de deux moyennes calculé par Otsu

2-Obtenir deux classes C0 $[0, \mu T]$, C1 $[\mu T, 255]$, calculer les moyennes μ_0, μ_1

3- convertir les deux moyennes vers des valeurs entières.

4- $[\mu_0, \mu_1]$ est l'intervalle de seuil optimal recherché

III.4 Les algorithmes génétiques

Les algorithmes génétiques sont utilisés afin de rechercher le seuil optimal dans l'intervalle réduit calculé dans la phase précédente.

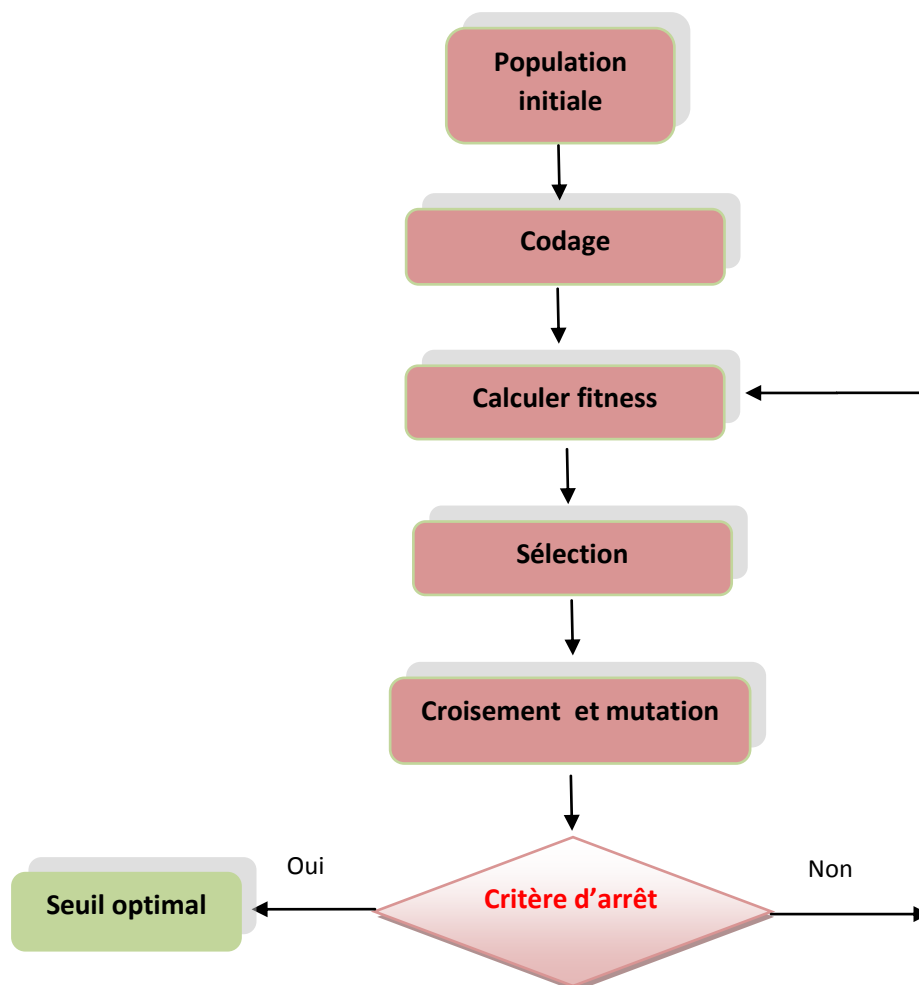


Figure (28) :Schéma de l'algorithme génétique

La population initiale : L'intervalle réduit calculé dans la phase précédente est divisé en sous intervalles. Le nombre des sous intervalle à été choisie suivant la taille de l'intervalle de recherche. Après plusieurs tests, nous avons opté pour le nombre de dix sous intervalles. La

moyenne mathématique, l'ensemble des moyennes et les individus de la population seront calculés par la suite.

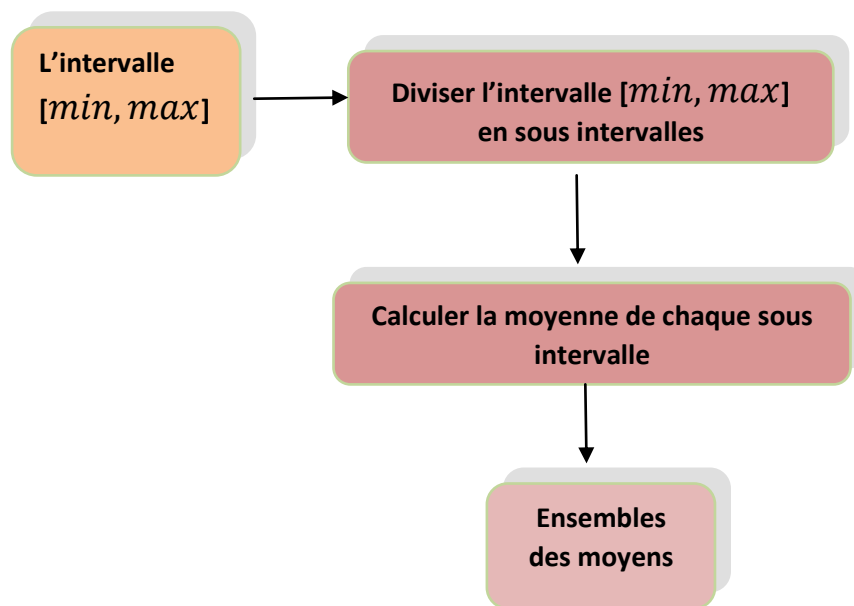


Figure (29): Création de la population initiale

Algorithme diviser intervalle

1-diviser l'intervalle $[min, max]$ en des sous intervalles

Longueur des sous intervalles $= ((max - min) + 1) / \text{Nombre d'intervalle}$

2-calculer la moyenne pour chaque sous intervalle

3-obtenir un ensemble des moyennes

Algorithme calcul des moyennes

Pour chaque sous intervalle

- calculer la somme de toutes les valeurs.

-subdiviser la somme sur la taille du sous intervalle

Codage: Les moyennes des sous intervalles seront codées en binaire.

Fonction fitness : calculer la variance pour chaque individu.

Sélection : Cette phase permet de sélectionner les individus suivant la fonction de fitness pour la phase de croisement.

Croisement: Cette phase réalise le croisement en un seul point entre chaque deux individus.

Mutation :Elle permet de modifier un bit choisie aléatoirement. Cette opération modifie le bit 1 par un 0 et le bit 0 par un 1.

Critère d'arrêt : Le critère d'arrêt permet d'arrêter le fonctionnement des AG, soit par l'atteint d'un nombre d'itération définie par l'utilisateur, ou si la population est converge (c'est-à-dire, elle ne change pas ou un changement relativement petit).

L'Algorithme génétique

1 -Créer la population initiale.

2-Coder la population.

Répéter

3-calculer la variance (fonction fitness)

4. La sélection des individus pour le croisement.

5-croisement entres deux individus.

6- Mutation d'un gène.

5-Création de la nouvelle génération.

Jusqu'à atteindre le critère d'arrêt

8-Considérer la première valeur de la population comme seuil optimal.

III.5 Phase d'évaluation

Afin d'évaluer la qualité des images binarisées par la méthode proposée, nous avons calculé une mesure d'erreur sur l'image binarisée par l'algorithme d'Otsu et l'algorithme d'Otsu/AG. Ce critère n'exigeant aucune information sur l'image binaire idéale, juge la qualité intrinsèque des régions segmentées. Il est défini comme : [39]

$$NU = \frac{|c_{0k}|}{|c_{0k} + c_{1k}|} \frac{\sigma_0^2}{\sigma_T^2}$$

C_{0k} et C_{1k} dénotent, respectivement, les pixels des régions de l'objet et du fond dans l'image binarisée. $|\cdot|$ est utilisé pour désigner le cardinal d'ensemble.

Où σ_T^2 représente la variance de l'image totale, et σ_0^2 représente la variance de l'objet.

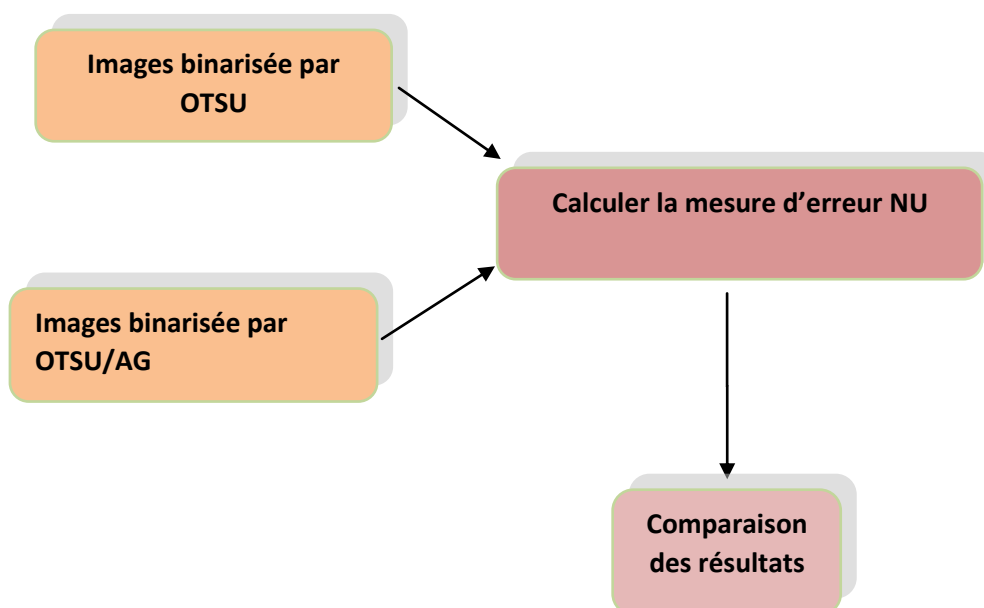


Figure (30) : Calcul de la mesure d'erreur

Nous avons calculé le critère d'erreur NU pour les deux images résultante du seuillage par les algorithmes Otsu et Otsu / AG, et ce, pour un ensemble d'images échantillons.

Algorithme de calcul de la mesure d'erreur NU

1-Pour chaque image binarisée faire :

$$NU = \frac{|c_{0k}|}{|c_{0k} + c_{1k}|} \frac{\sigma_0^2}{\sigma_T^2}$$

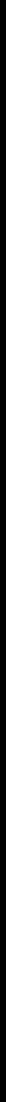
Fin pour.

2-comparaison des deux critères obtenus

IV. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté en détail les différentes étapes de fonctionnement de la méthode proposée à savoir : la méthode de seuillage Otsu /AG.

Les résultats obtenus et les analyses seront présentés dans le chapitre suivant.



Chapitre 4 : Implémentation, résultats et discussion

I. Introduction

Nous avons vu dans les chapitres précédents que la méthode de seuillage d'Otsu est la plus utilisée pour le seuillage des images vue sa simplicité d'implémentation et la qualité des résultats qu'elle fournit. Nous avons vu également que la recherche du seuil optimal s'avère très longue et pour cela nous avons proposé de faire appel aux algorithmes génétiques pour le faire.

Dans ce chapitre nous allons présenter l'implémentation de l'algorithme hybride Otsu/ AG proposé.

I.1 Environnement de développement matériel

Pour l'implémentation de notre système nous avons utilisé une machine présente les caractéristiques suivants :

- ✓ Processeur : Intel® Core™ i5 2.10 GHz
- ✓ RAM : 4 GB.
- ✓ Disque dur : 500 Go.

I.2 Environnement de développement logiciel

Nous avons utilisé le **Microsoft Visual Studio 10.0** comme environnement de développement. La programmation a été faite en langage C++.

Pour la réalisation de notre travail, il était nécessaire d'intégrer différentes bibliothèques dans le Visual Studio C++ 10.0 :

- Les bibliothèques de traitement d'image :
 - ✓ La bibliothèque **OpenCV 2.4.10**.


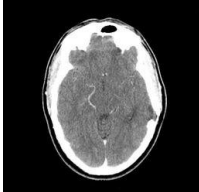
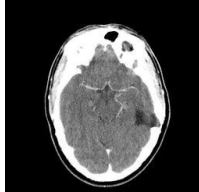
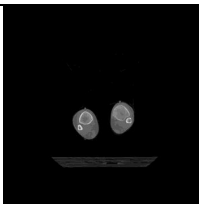
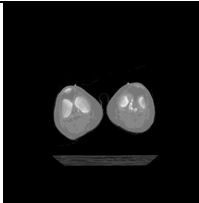
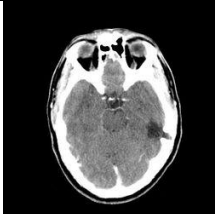
OpenCV

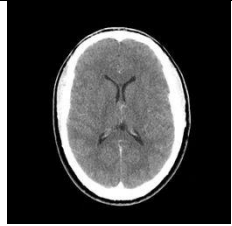
OpenCV est une bibliothèque open source C++ pour le traitement d'images et de vision informatique. Il est gratuit pour une utilisation commerciale et non commerciale. C'est une bibliothèque principalement destinée au traitement en temps réel. Maintenant, il a plusieurs centaines de fonctions intégrées qui mettent en œuvre le traitement d'image et des algorithmes de vision informatique qui rendent le développement d'applications de vision informatique avancée facile et efficace. [40]

I.3 Base d'images CT

Les échantillons des images utilisées pour la validation de la méthode proposée sont des images CT correspondants aux différents organes (cerveaux et genou). Les caractéristiques relatives à chaque image sont mentionnées dans le tableau ci-dessous.

Tableau 2: Tableau illustratif des échantillons des images utilisées

Images	Nom des images	La taille
	Cerveau	256x256
	Cerveau	256x256
	Cerveau	256x256
	Jenou	512x512
	Jenou	512x512
	Cerveau	256x256

	Cerveau	256x256
---	---------	---------

II. Résultats et discussion :


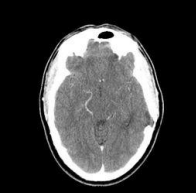

II.1 Évaluation des algorithmes Otsu et Otsu/AG:


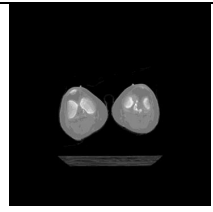
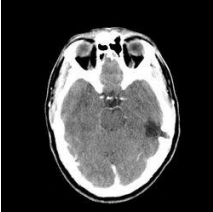

- **Accélération la recherche de seuil :**

Afin de mettre en évidence la méthode proposée, nous avons procédé à l'implémentation de l'algorithme d'Otsu classique et de l'algorithme hybride Otsu / AG. Les

Nous avons procédé dans un premier temps à calculer le temps d'exécution de chaque algorithme et pour chaque image manipulée. Les résultats obtenus sont illustrés dans le tableau suivant :

Tableau 3 : Temps de recherche pour les deux algorithmes Otsu et Otsu/ AG estimé en seconde.

Images	OTSU	OTSU/AG	Temps gagné (%)	Intervalle de recherche
	0.10	0.03	70%	[1 ,180]
	0.10	0.01	90%	[0,162]
	0.08	0.03	62%	[1,163]

	0.28	0.05	82%	[1,30]
	0.24	0.07	71%	[1,113]
	0.12	0.05	58%	[1,171]
	0.10	0.03	70%	[0,154]

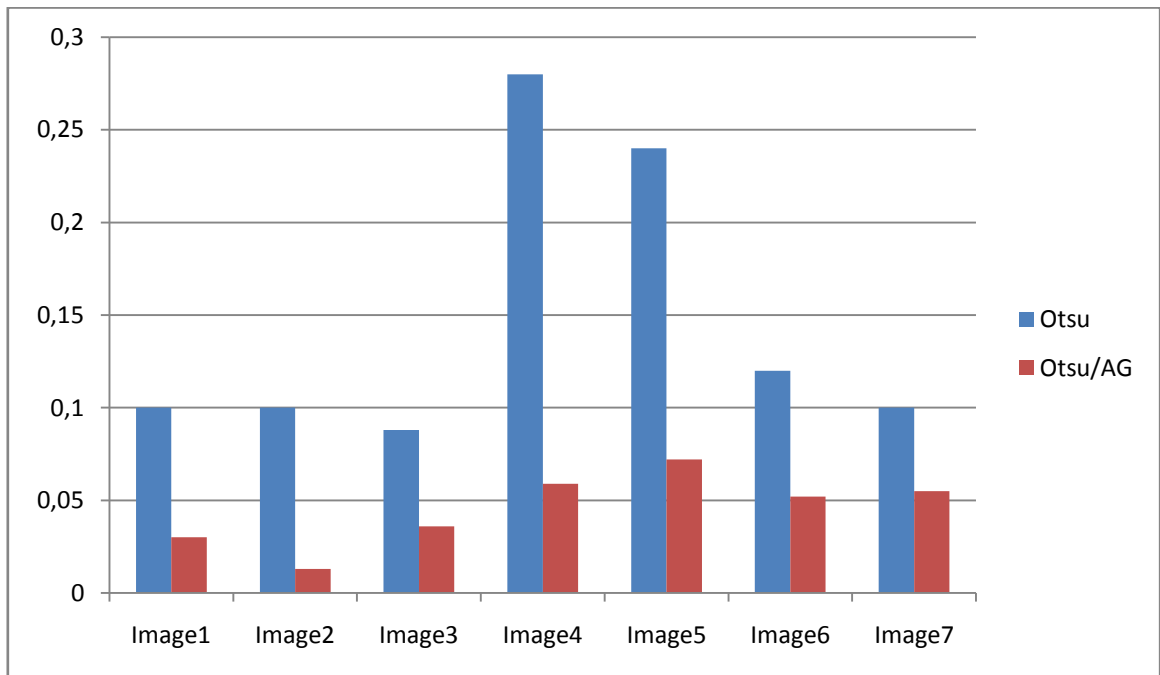



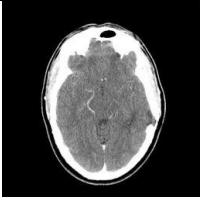
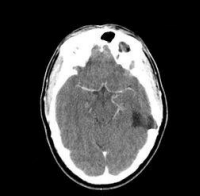

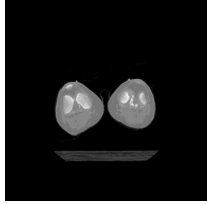
Figure (31) : Temps d'exécution des algorithmes Otsu et Otsu/AG


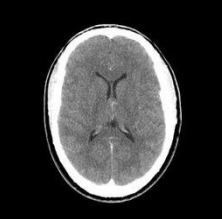
Nous pouvons constater que le temps d'exécution de l'hybridation Otsu / AG est nettement inférieur à celui d'Otsu classique et ce, quel que soit l'image manipulée. Cela est expliqué par le fait que l'espace de recherche du seuil optimal pour la méthode proposée est réduit par rapport à celui de l'algorithme d'Otsu classique.

- **Amélioration de la qualité de seuillage**

L'utilisation de l'aspect visuel pour la détermination de la qualité des images seuillées par les deux méthodes n'est pas suffisante. Pour cela, nous avons procédé au calcul d'une mesure d'erreur sur les images résultantes. Les résultats sont mentionnés dans le tableau suivant :

Tableau 4 : Tableau illustrant la mesure d'erreur de chaque algorithme.

Images	OTSU	OTSU/AG
	0.11	0.10
	0.16	0.14
	0.17	0.15
	0.06	0.01
	0.03	0.02

	0.14	0.12
	0.16	0.14

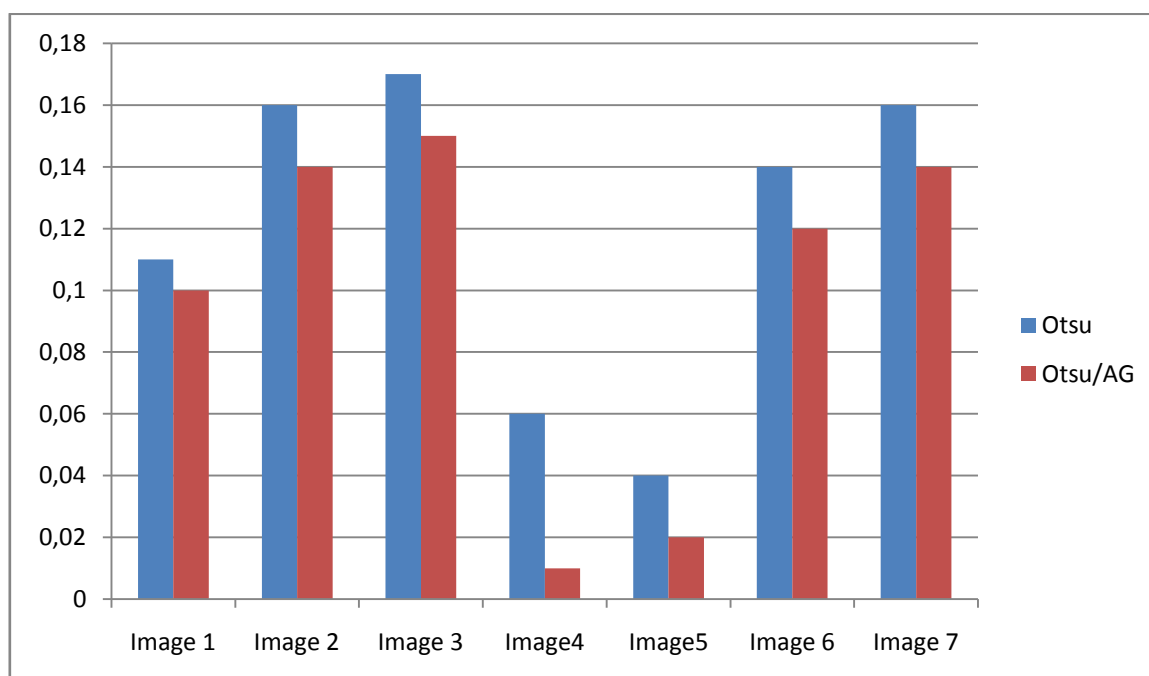
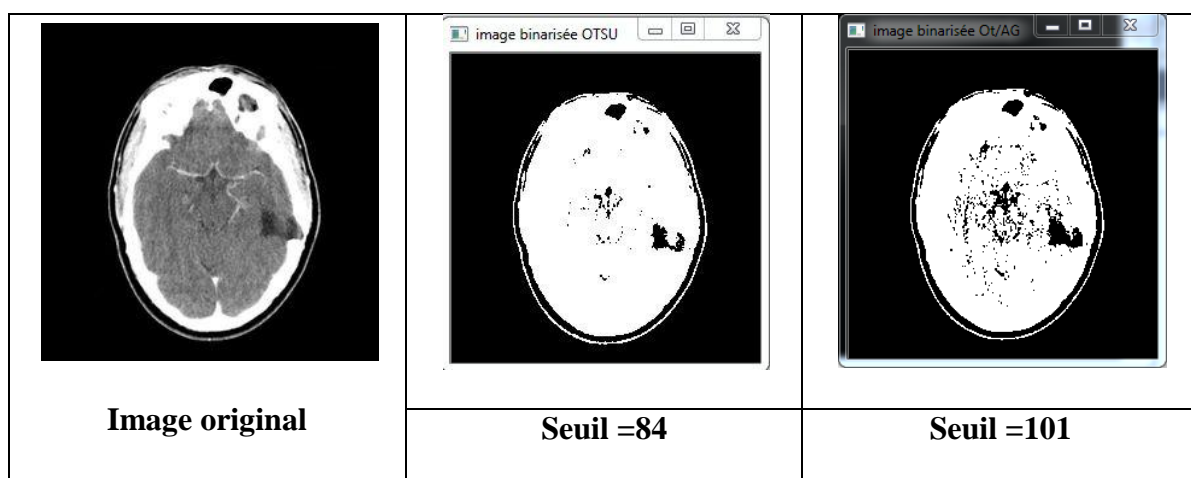
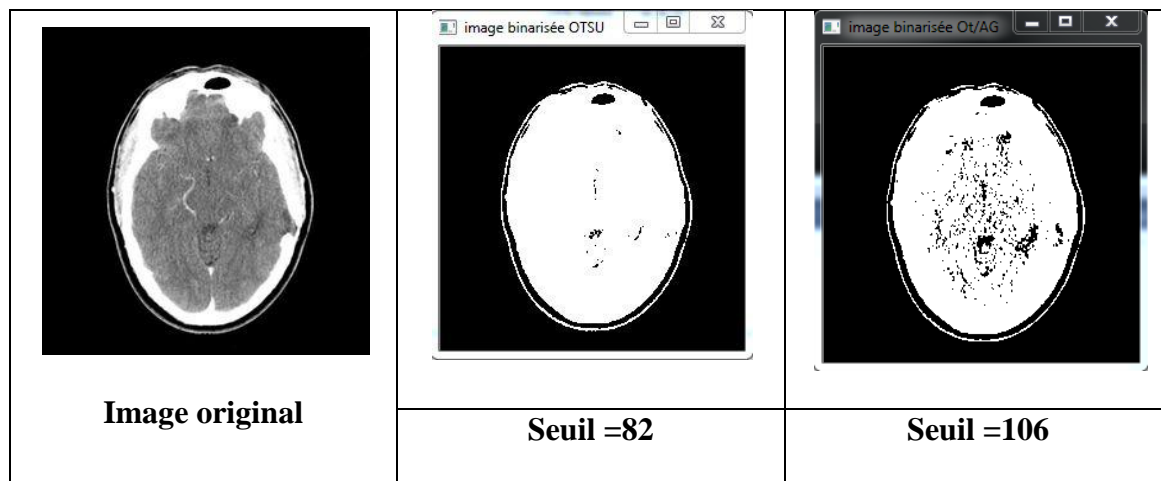
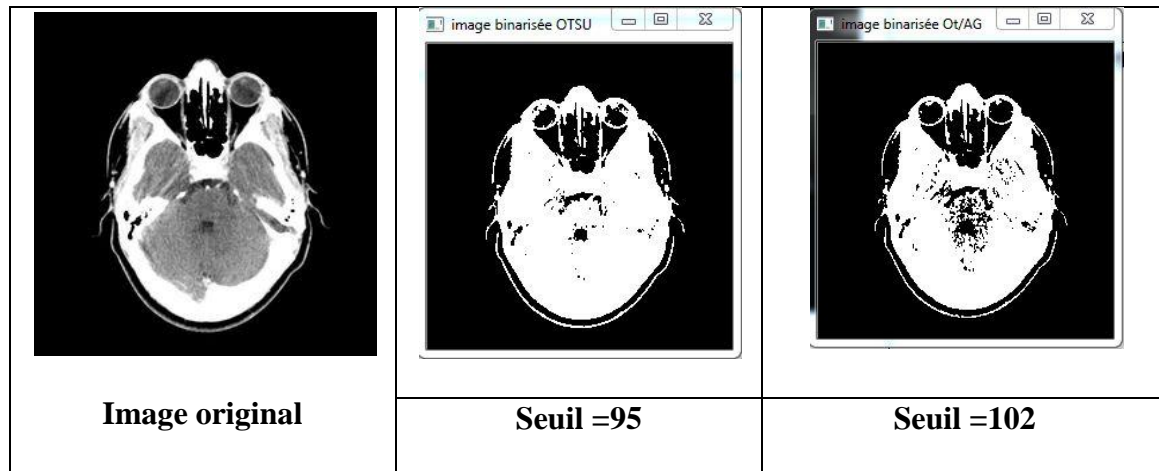


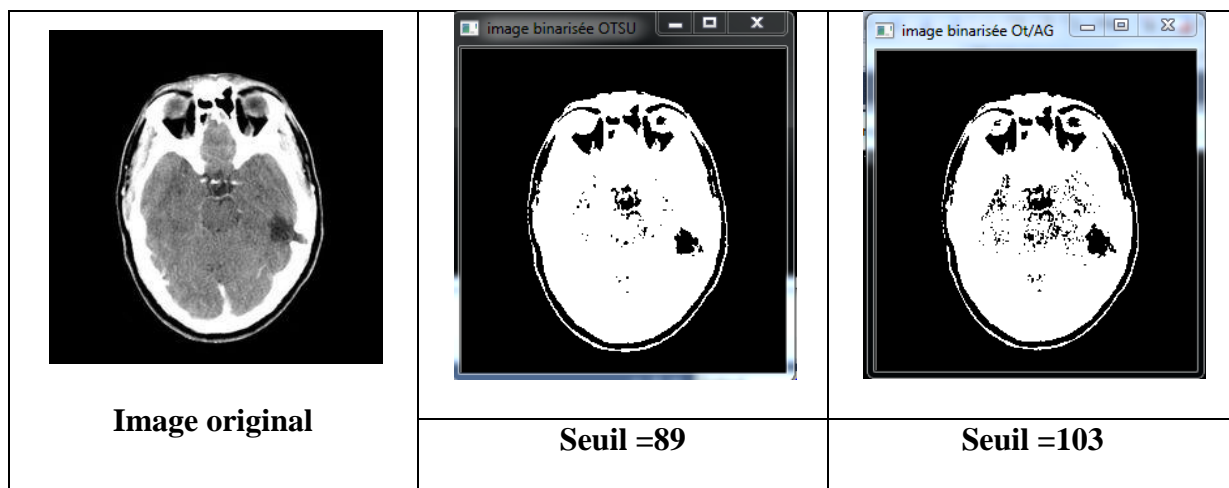
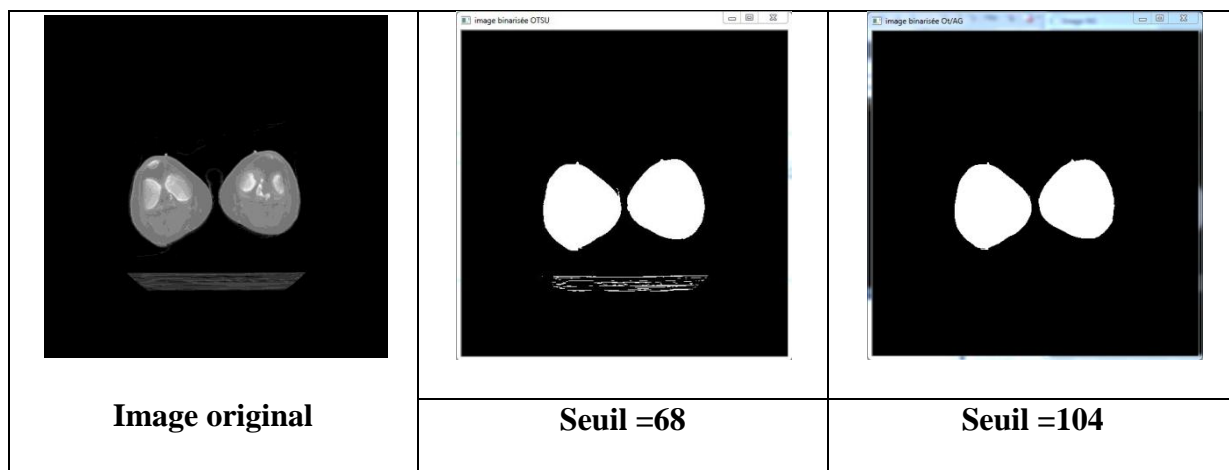
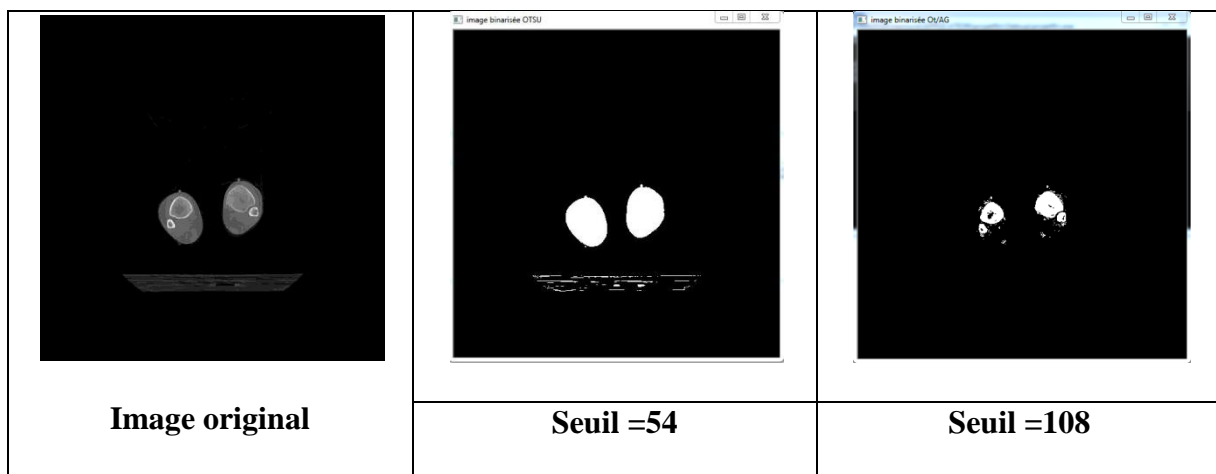
Figure (32) : Mesure d'erreur pour les algorithmes Otsu et Otsu/AG.

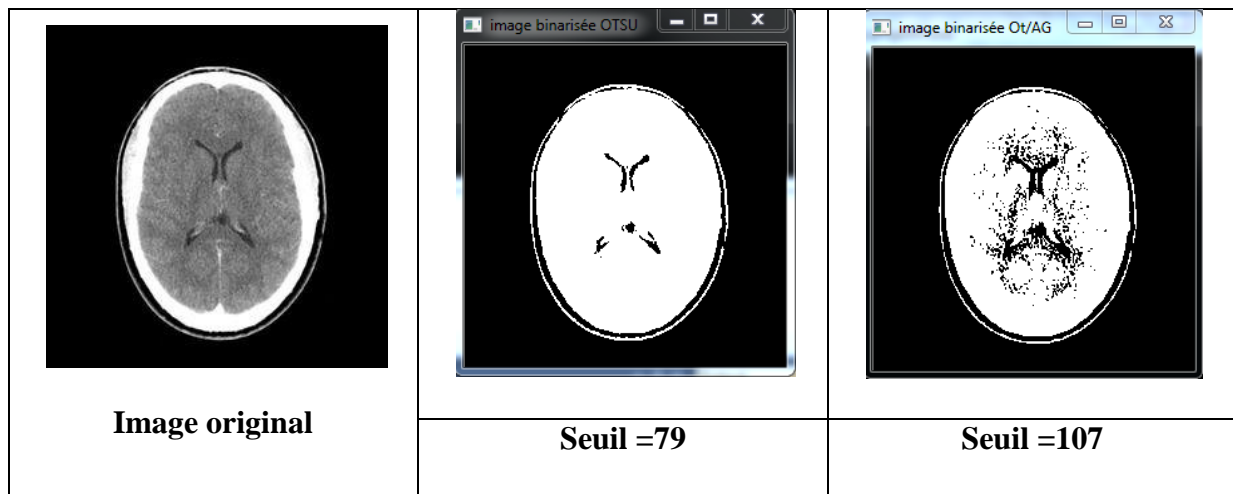
L'analyse des résultats de la mesure d'erreur calculée sur différentes images nous ont révélé que l'erreur calculée sur les images seuillées par l'algorithme Otsu / AG est moins que celle des images seuillées par l'algorithme Otsu classique.

D'après les résultats obtenus, nous pouvons dire alors que la méthode proposée est plus rapide et plus efficace que l'algorithme d'Otsu classique.

II.2 Quelques résultats :







III.Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques résultats expérimentaux effectués sur plusieurs images CT de différents organes. L'analyse des résultats obtenus par l'algorithme Otsu classique et l'hybridation Otsu / AG nous ont révélé que la méthode proposée est plus rapide et plus précise.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Le seuillage est très utilisée dans le domaine de traitement d'images. Elle permet d'extraire un ou plusieurs objets du fond de l'image.

Le travail présenté dans ce mémoire vise à réaliser un seuillage des images médicales en utilisant l'algorithme d'Otsu. Cet algorithme est très utilisé du fait de sa simplicité et sa facilité d'implémentation. Or ce dernier devient inefficace lorsque les calculs deviennent complexes.

Pour accélérer d'avantage l'algorithme d'Otsu, nous avons donc proposé de faire recours aux Algorithmes génétiques qui sont un algorithme d'optimisation ayant une forte capacité de recherche d'une solution optimale.

L'algorithme proposé est une hybridation Otsu / Algorithmes Génétiques, il réduit dans un premier temps l'espace de recherche du seuil optimal. Cette réduction permet d'accélérer le processus de recherche d'un côté, et d'un autre côté, d'améliorer la qualité de seuillage en éliminant les niveaux de gris bas ou élevés pour réduire le bruit et le taux de sélection d'un mauvais seuil.

L'algorithme proposé a été appliqué sur plusieurs images médicales. Afin de valider notre méthode, nous avons appliqué les deux algorithmes Otsu et Otsu/AG et nous avons comparé le temps d'exécution et la qualité du seuillage de chaque méthode. Les résultats obtenus nous ont révélé que la méthode proposée permet un gain de temps considérable et une meilleure qualité de seuillage.



Bibliographie

Références bibliographiques

- [1] <http://imageriemediacletpe2015.e-monsite.com/pages/apparition-et-evolution-de-l-imagerie-medicale/>
- [2] http://www.doctissimo.fr/html/sante/imagerie/imagerie_sommaire.ht
- [3] A.Medjaoui, F.Fares, « Segmentation des Images par Contours Actifs : Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions », Mémoire Master en Informatique, Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2011-2012.
- [4] <http://www.math-info.univ-paris5.fr/~lomn/Cours/BC/Publis/CompBio4.pdf>
- [5] M.Bergounioux, « Quelques méthodes mathématiques pour le traitement d'image ». DEA Cours M2, Université d'Orléans, pp.110, 2008-2009.
- [6] https://encrypted-bn0.gstatic.com/images?q=tbn:ANd9GcScPmBCMqnTrj_19a647k6U4Q19a647k6U4QI6w8Tzbf5Kgp_2VyLDTos5vZqt
- [7] W.Bellifa, « Utilisation des attributs de texture pour la segmentation par classification pixellaire des images microscopiques », Mémoire de master en informatique, Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen,2014.
- [8] H.Chekkaf, I.Touil. « Segmentation des masses dans les images mammographiques », Mémoire Master en informatique, Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2011-2012.
- [9] <http://sante-medecine.journaldesfemmes.com/faq/27923-imagerie-medicale-definition>.
- [10] <https://www.radiologiegustaverivet.com/imagerie-generale-grenoble/liste-dexamens/>
- [11] www.cancer.be > Le cancer > Jeunes et cancer > Les examens > Échographie
- [12] [www.cisss-ca.gouv.qc.ca/fileadmin/documents/Services.../Tomodensitométrie.pdf\(tdm\)](http://www.cisss-ca.gouv.qc.ca/fileadmin/documents/Services.../Tomodensitométrie.pdf(tdm))
- [13] <http://www.cimfranconville.com/pages/typeexaminscanner.html>
- [14] <http://www.inserm.fr/thematiques/technologie-pour-la-sante/dossiers-d-information/imagerie-donctionnelle-biomedicale>
- [15] <http://www.cea.fr/comprendre/Pages/sante-sciences-du-vivant/essentiel-sur-imagerie-medicale.aspx>
- [16] O.Abdelli, « segmentation d'image par seuillage d'histogramme bidimensionnels » Mémoire Magister en automatique Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou13, 2011.
- [17] Baakek Touria. Thèse de Magister en Electronique Biomédical « Segmentation trois dimensions (3D) des Images Médicales ». Université Abou Bakr Belkaid– Tlemcen, 2010.

- [18] L.Djarou, « Apprentissage et adaptation dans les Systèmes bio-inspirés » Thèse de doctorat en informatique, Université Mohammed Khider Biskra, 2010.
- [19] <http://dept-info.labri.fr/~vialard/Image3D/cours/cours-segmentation.pdf>
- [20] <https://www.researchgate.net/publication/228719075>.
- [21] http://glotin.univ-tln.fr/MCBIR/Segmentation_images_principes.pdf
- [22] S.Touhami, « Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d'histogrammes tridimensionnels », Mémoire de DEA informatique, Université d'Angers 2005.
- [23] Z.Nani, « Estimation de surface pour la reconstruction 3D des images médicales » Mémoire de master en informatique, Université Mohammed Khider-Biskra, 2015.
- [24] B.Shah, A.Patel, S.Shah, « Implementation of Image Segmentation on Digital Images Using Modified Otsu Algorithm », International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE) ISSN: 2278-3075, Volume-1, Issue-1, June 2012.
- [25] N.Otsu, « A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms, IEEE Trans. on Syst., Man and Cyb.. 1979, Vol. 9, 1, pages 62-66, 1979.
- [26] .Nakib, « Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images, Application à des images biomédicales », Thèse de Doctorat, Université Paris 12-Val Marne UFR de Science et Technologie, 2007.
- [27] JP.Balarini, S.Nesmachnow, « A C++ Implementation of Otsu's Image Segmentation Method ». Article publié en Image Processing On Line, 2016.
- [28] X.Yang et al, « An improved median-based Otsu image thresholding algorithm », AASRI Conference on Modeling, Identification and Control, 2012.
- [29] Agus, Z, « Image Thresholding by Histogram Segmentation Using Discriminant Analysis », 2004.
- [30] H.Makkar, A.Pundir, « Image Analysis Using Improved Otsu's Thresholding Method », International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, 2014.
- [31] X.Yuan et al, « An Improved Otsu threshold Segmentation Method for Underwater Simultaneous Localization and Mapping-Based Navigation », article, 2016.
- [32] P.Christopher et al, « Seuillage et segmentation d'images texturées », rapport de projet, 2001.
- [33] W.SHANG, Y.CHENG, « An improved OTSU method based on Genetic Algorithm » 4th International Conference on Machinery, Materials and Information Technology Applications (ICMMITA 2016).

- [34] T.Vallée,M.Yıldızoğlu. « Présentation des algorithmes génétiques et de leurs applications en économie ». 7 septembre 2001.
- [35] M.D.REVUZ. « Domaines d'application des algorithmes génétiques » disponible sur le site : http://igm.univ-mlv.fr/~dr/XPOSE2013/tleroux_genetic_algorithm/conclusion.html
- [36] Historique de l'algorithme génétique, disponible sur le site : <http://sis.univ-tln.fr/~tollari/TER/AlgoGen1/node5.html>
- [37] N.Durand. « Algorithmes Génétiques et autres méthodes d'optimisation appliquée à la gestion de trafic aérien ». Habilitation à diriger des recherches. 2004
- [38] L.Drđi, « les algorithmes génétiques » chapitre est extrait de la thèse de doctorat, INRS-ETE, 2005, disponible sur le site : ensieg.dox.free.fr/2A_SEM/SEM_IM/BE%20Optimisation/Intro-AG.pdf .
- [39] NACEREDDINE Nafaâ. « Segmentation d'images par Approches Statistiques et Recherche d'images par le Contenu. Application aux images radiographiques de soudures ».thèse de doctorat 06 juillet 2011.
- [40] Présentation de la bibliothèque OpenCV trouvé sur :<https://www.opencv-srf.com/p/introduction.html>

Annexe

La distance de Hamming entre deux chaînes de bits est le nombre de bits qui diffère de l'une à l'autre. Pour les deux chaînes suivantes : 111 et 100, la distance est de 2.

Le Tableau 1 montre un exemple du code binaire et le code Gray pour des variables entières allant de 0 et 7. On voit que la distance de Hamming est de 1 pour chaque entier dans le code Gray, alors que pour les nombres binaires, pour passer de 3 à 4, la distance de Hamming est de 3.

Variables entiers	Code binaire	Code Gray
0	000	000
1	001	001
2	010	011
3	011	010
4	100	110
5	101	111
6	110	101
7	111	100

Tableau 1 : Code de Gray et code binaire pour une chaîne à trois bits.