



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



Université Amar Thelidji- Laghouat

FACULTE: DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT : D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MASTER

Réalisé par : Nebeg Ahmed Bilal

Chouireb Elmahdi

DOMAINE : Technologie

FILIERE : Technologie

OPTION : Electronique des systèmes embarqués

Thème

Détection de cancer de prostate par image numérique

Jury de soutenance :

Nom et Prénom	Grade	Qualité
Mazen Dabbagh	MCA	Encadreur
Zitouni Abdelkader	MAA	Président
Biran Abdelkader	MAA	Examineur

Promotion : 2020/2021

Résumé :

Dans ce mémoire une approche efficace pour concevoir une détection de cancer de prostate par image numérique (traitement et segmentation d'image) pour des applications médical.

La simulation de ces traitements d'images est réalisée à l'aide d'un algorithme en langage MATLAB les résultats de la simulation sont discutés.

Mots-clés : traitement d'image, segmentation, algorithme.

Summary:

In this paper an effective approach to designing a digital image-based prostate cancer detection (image processing and segmentation) for medical applications.

The simulation of these image processing is performed using a MATLAB algorithm and the results of the simulation are discussed.

Keywords: image processing, segmentation, algorithm.

ملخص:

في هذه الأطروحة نهج فعال لتصميم الكشف عن سرطان البروستاتا عن طريق الصورة الرقمية (المعالجة وتجزئة الصور) للتطبيقات الطبية .

تتم محاكاة معالجة الصور هذه باستخدام خوارزمية بلغة MATLAB وتناقش نتائج المحاكاة.

الكلمات المفتاحية: معالجة الصور ، التجزئة ، الخوارزمية.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

"وَقُلْ اَعْمَلُوا فَسَيَرْكِي اللَّهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُولُهُ
وَالْمُؤْمِنُونَ وَسَتُرَدُّونَ إِلَىٰ عَالَمِ الْعَذَابِ وَالشَّهَادَةِ
فَيُنَبِّئُكُمْ بِمَا كُنْتُمْ تَعْمَلُونَ" [التوبة: 105]

ويقول العبد الأصفهاني

(إني رأيت أنه لا يَلْتَب أحد كتابا في يومه إلا قال فيه عنه : لو غير هذا لكان أحسن ، ولو زيد لكان يستحسن ، ولو قدم هذا لكان أفضل ، ولو ترك هذا لكان أجمل ، وهذا من أعظم العبر ، وهو دليل على استيلاء النفس على جملة البشر).

Remerciements

tout d'abord, je tiens à remercier le dieu tout puissant de m'avoir donné durant toutes ces années la santé, le courage et la foi en moi même pour arriver à ce jour-là.

je tiens à remercier ma très chère famille et surtout mes parents pour leur contribution, leur soutien et leur patience.

je tiens à exprimer ma grande gratitude à mon directeur de mémoire Mr. Dabbagh.M, pour avoir accepté de m'encadrer tout au long de ce travail, pour sa disponibilité, son amabilité, ses conseils et suggestions et surtout pour sa patience.

on réserve aussi ces lignes de remerciements aux membres de jury qui m'ont honoré par leur acceptation à évaluer ce modeste travail, tout les les enseignants de la spécialité pour leurs soutiens. avec lesquels j'ai beaucoup appris.

Dédicaces

Tout d'abord, je veux rendre grâce à Dieu, C'est ainsi que je dédie ce travail à :

➤ *A Mes parents pour leurs tendresses, leurs patiences et encouragement avec toute mon affection*

➤ *A tous mes amis ainsi qu'à toutes les personnes que j'ai connues, qui m'ont aidé, soutenu et encouragé.*

➤ *A tous les enseignants de la spécialité pour leurs soutiens. Avec lesquels j'ai beaucoup appris.*

Table des matières

Introduction général.....	1
Chapitre I : traitement d'image.	
1. Introduction	3
2. Définition de l'image	3
3. Image numérique	3
4. Les attributs de l'image	4
4.2. Dimension (définition).....	5
4.3. Bruit.....	5
4.4. L'histogramme	5
4.5. Luminance.....	6
4.6. Contraste	6
4.7. Le poids de l'image	7
5. Les différents types d'images.....	7
5.1. Mode monochrome (binaire)	8
5.2. L'image en niveaux de gris	8
5.3. L'image en couleurs	9
6. Le format PNG	10
7. Domaines d'application	10
8. Qualité de l'image numérique	10
9. L'image IRM.....	11
9.1. Définition de l'image IRM	11
9.2. Pratique de l'IRM	11
9.3. Déroulement de l'IRM	11
9.4. Risque éventuel de l'IRM	12
Conclusion	12

Chapitre II : La segmentation d'image.....	16
1. Introduction	16
2. Segmentation d'image.....	17
2.1. Définition de la segmentation.....	17
2.2. Le choix d'une technique de segmentation :.....	17
2.3. Objectifs de la segmentation	18
3. Les stratégies de segmentation :	18
3.1. Les stratégies scalaires	18
3.2. Les stratégies marginales :	18
3.3. Les stratégies vectorielles :.....	19
3.4. Les Stratégie hybride :	19
4. Les méthodes de segmentation :	19
4.1 Approche Contour :	19
4.1.1. Le processus « classique » de détection de contours :.....	20
4.1.2. Les méthodes d'approche Contour :	20
4.1.3. Les limites de segmentation par contour :	24
4.2. L'approche régions :	24
4.2.1. Segmentation par fusion de régions (Merge) :.....	24
4.2.2. Segmentation par division de régions (Split) :	25
4.2.3. Segmentation par division-fusion (Split and Merge) :.....	25
4.2.4. Croissance des régions :	26
4.2.5. Segmentation par classification :	27
4.2.6. Segmentation par classification :	28
4.3. Approche coopérative :	33
4.3.1. Coopération Séquentielle :	33
4.3.2. Coopération des Résultats :	36
4.3.3. Coopération mutuelle :	39
5. Segmentation des bassins versants.....	41
Conclusion :	43

Chapitre III : simulation et résultats

I. INTRODUCTION	45
II.MÉTHODOLOGIE	46
A. Ensemble de données	47
B. Imagerie en niveaux de gris	47
C. Netteté d'une image à l'aide d'un filtre passe-haut.....	48
D. Filtre médian pour l'amélioration de l'image	49
E. Segmentation par méthode de seuil	49
F. Opérations morphologiques	50
III. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX ET DISCUSSIONS	50
a. Prétraitement utilisant le filtrage passe-haut et médian	50
b. Résultats de la segmentation	53
IV.CONCLUSION	56
Conclusion générale	57

Liste de figure

Figure.I. 1 : . Un point de l'image de coordonnées (x, y).....	2
Figure.I. 2:Représentation de la lettre A sous la forme d'un groupe de pixels.....	4
Figure.I. 3:Images avec et sans bruit.....	5
Figure.I. 4:Image et histogramme associé.....	5
Figure.I. 5:Image en mode monochrome.....	7
Figure.I. 6:Image en mode niveaux de gris.....	8
Figure.I. 7:Image en mode couleur.....	9
Figure .II. 1: Analyse de l'image.....	16
Figure .II. 2 : stratégie scalaire.....	19
Figure .II. 3 : les stratégies marginales	19
Figure. II. 4 : Les stratégies vectorielles.	20
Figure.II. 5 : le processus classique de détecteur de contours.	21
Figure. II. 6 : Décompositions successives des blocs.	26
Figure.II. 7 : La décomposition en 4 peut faire apparaître des blocs similaires.	27
Figure.II. 8 : Les décompositions successives peuvent faire apparaître des blocs similaires	27
Figure. II. 9 : Agrégation itérative des blocs similaires au bloc 1	27
Figure.II. 10 : Les méthodes de segmentation par classification	28
Figure. II. 11 : Structure d'un neurone artificiel.	29
Figure .II. 12 : Seuillage simple d'un histogramme	30
Figure .II. 13 : Seuillage multiple d'un histogramme.	30
Figure.II. 14 : Allures idéales d'un histogramme. (a): unimodal, (b): bimodal et (c) multimodal	31
Figure .II. 15 : Illustration du seuillage adaptatif. (a) Image originale avec un fond non uniforme , (b)Image segmentée avec un seuil global, (c) Image originale découpée en sous images, (d)Image segmentée avec un seuillage adaptatif.....	34
Figure .II. 16 : Principe de la coopération séquentielle.	35
Figure .II. 17 : Placement du germe initial.	36
Figure .II. 18 : Un schéma pour éliminer des frontières fausses.	37
Figure .II. 19 : Principe de la coopération des résultats.	38
Figure .II. 20 : Organigramme de la méthode proposée par Saber, Tekalp et Bozdagi.	40
Figure .II. 21 : Synthèse de système de segmentation	41
Figure .II. 22 : principe de la coopération mutuelle.	41
Figure .II. 23 : Contrôle incrémental de la coopération.	42
figure.III 1 : . Conception du système.....	46
figure.III 2 : Les schémas montrent l'anatomie des plans de la traversée de la prostate (A).....	47
figure.III 3 : Diagramme de flux de travail pour le prétraitement de l'image IRM bruyante	52
figure.III 4 : Image de la prostate IRM avec région PZ.....	53
figure.III 5 : Image de la prostate IRM d'entrée.....	54
figure.III 6 : Image IRM de la prostate convertie en niveaux de gris.....	53
figure.III 7 : IRM de la prostate filtrée passe-haut.....	54

Figure. III 8 : Image IRM de la prostate avec bruit de sel et de poivre	54
Figure. III 9 : Image médiane de la prostate IRM filtrée	55
Figure. III 10 : Diagramme de flux de travail pour la segmentation de l'image IRM	55
Figure. III 11 : Image IRM de la prostate segmentée seuil.....	55
figure.III 12 : Image IRM de la prostate segmentée du bassin versant.....	56
figure.III 13 : Image de la prostate IRM opérée morphologiquement	56
Figure. III.1 : imaged' etree et de sortie de la prostate IRM.....	57

Introduction générale

Le cancer est défini comme la croissance anormale des tissus, le cancer de la prostate est une forme de cancer qui se développe dans la prostate, une glande du système reproducteur masculin.

La plupart des cancers de la prostate évoluent lentement [32], les cellules cancéreuses peuvent se propager de la prostate à d'autres parties du corps, en particulier les os et les ganglions lymphatiques. Les taux de détection du cancer de la prostate varient considérablement à travers le monde [33]. Le cancer de la prostate est la deuxième cause de décès par cancer aux États-Unis chez les hommes et est le cancer le plus souvent diagnostiqué chez les hommes américains [34].

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale avancée utilisée pour produire des images de haute qualité des parties contenues dans le corps humain.

L'imagerie IRM est souvent utilisée pour traiter les cancers du cerveau, de la prostate, de la cheville et du pied. À partir de ces images haute résolution, nous pouvons dériver des informations anatomiques détaillées pour examiner le développement des organes humains et découvrir des anomalies. De nos jours, il existe plusieurs méthodologies pour classer les images RM, à savoir les méthodes floues, les réseaux de neurones, les méthodes d'atlas, les techniques basées sur les connaissances, les méthodes de forme et la segmentation des variations. L'IRM se compose d'images pondérées en T1, pondérées en T2 et PD (densité de protons) et sont traitées par un système qui intègre une technique floue avec une analyse multi spectrale [35].

L'ensemble de données IRM multi spectral se compose d'images qui représentent la réponse morphologique et fonctionnelle de la prostate. Les caractéristiques sont directement les intensités de pixels des images RM multi spectrales.

Notre objectif est créer un algorithme qui détecter le cancer au niveau de prostate par image numérique. Nous montrerons les propriétés des images (traitement d'image) dans le premier chapitre, puis nous parlerons à propos des segmentations d'images dans le second chapitre, et dans le dernier chapitre nous étudierons l'algorithme et le réaliserons et expliquerons les méthodes que nous avons suivies pour réaliser l'algorithme.

Chapitre I :

Traitement d'image

1. Introduction

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. 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.

C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'image est un ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image, dont le but est d'améliorer son aspect visuel. Il se définit comme un ensemble de tâches destinées à extraire de l'image des informations qualitatives et quantitatives.

Nous allons dans ce chapitre parler de quelques concepts de l'image puis nous abordons les besoins en compression d'images, et par la suite nous présentons les éléments fondamentaux pour mesurer la qualité de l'image compressée.

2. Définition de l'image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations, qui après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain [1].

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [2].

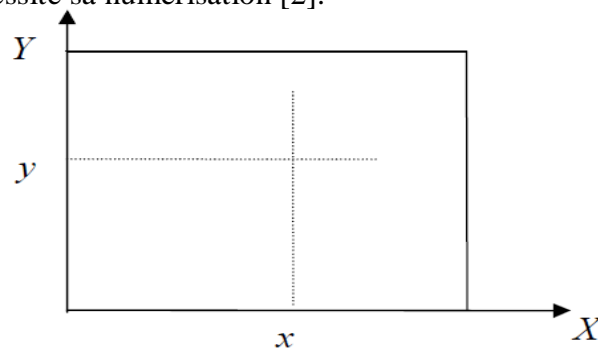


Figure .I. 1 : . Un point de l'image de coordonnées (x, y)

3. Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits) [2].

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleur prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [3].

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (distribution continue d'intensités lumineuses dans un plan $x*y$) en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $I(x, y)$ où : x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. $I(x, y)$: niveau de gris en ce point.

Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données images sont généralement rangées sous formes de tableau I de n lignes et p colonnes. Chaque élément $I(x, y)$ représente un pixel de l'image et à sa valeur est associé un niveau de gris codé sur m bits (2^m niveau de gris ; 0= noir ; 2^m-1 =blanc). La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur [2].

4. Les attributs de l'image

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants :

4.1. Pixel

Contraction de l'expression anglais "*Picture éléments*" : éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous (**figure 1.2**)

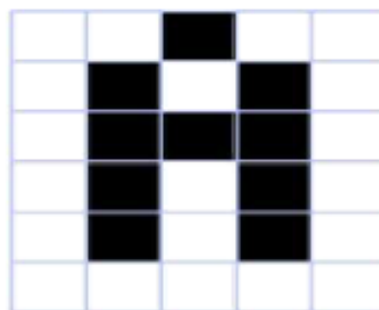


Figure .I. 2:Représentation de la lettre A sous la forme d'un groupe de pixels

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R. V.B), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacun des couleurs : rouge « R », vert « V », bleu « B » [1].

4.2. Dimension (définition)

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses de pixels, le nombre de lignes de cette matrice multipliée par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image [4].

4.3. Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur [5].



Image avec bruit



Image sans bruit

Figure .I. 3: Images avec et sans bruit

4.4. L'histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image (figure).

Pour diminuer l'erreur de quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant. [1]

Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir entre quelles bornes est répartie la majorité des niveaux de gris (couleur) dans les cas d'une image trop claire ou d'une image trop foncée.

Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci

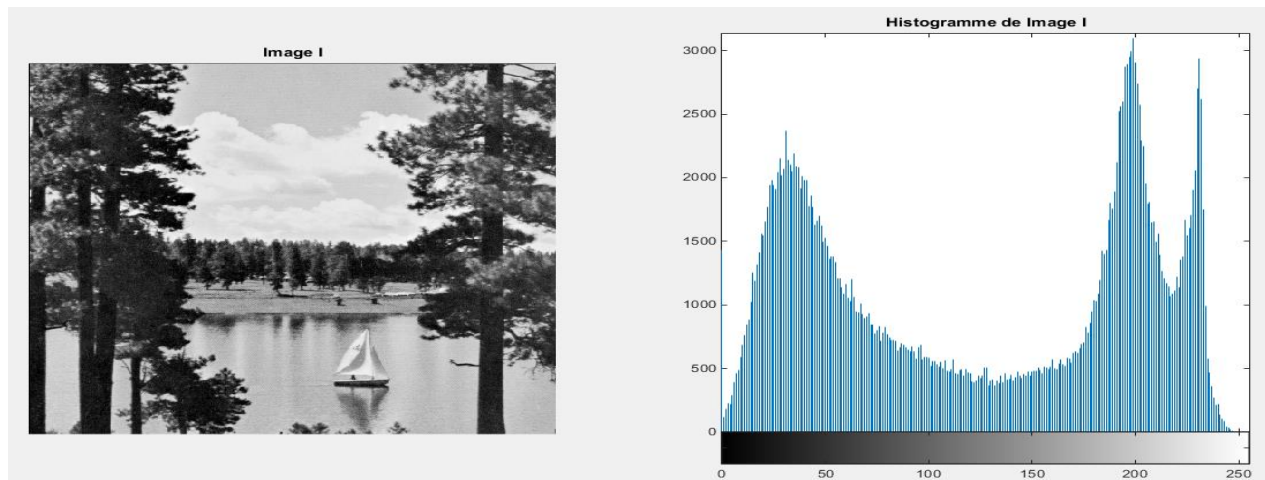


Figure .I. 4: Image et histogramme associé

4.5. Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface, pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué au mot brillance, qui correspond à l'éclat d'un objet. Une bonne luminance se caractérise par : [1]

1. Des images lumineuses (brillantes)
2. Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir ; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
3. L'absence de parasites

4.6. Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si $L1$ et $L2$ sont les degrés de luminosité

respectivement de deux zones voisines $A1$ et $A2$ d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2} \quad (1.1)$$

4.7. Le poids de l'image

Pour connaître le poids (en octets) d'une image, il est nécessaire de compter le nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer le nombre de cases du tableau, soit la hauteur de celui-ci que multiplie sa largeur. Le poids de l'image est alors égal à son nombre de pixels que multiplie le poids de chacun de ces éléments.

Voici le calcul pour une image 640x480 en True color :

- Nombre de pixels : $640 \times 480 = 307200$ avec utilisation de 3 octets pour chaque pixel.
- Le poids de l'image est ainsi égal à : $307200 \times 3 = 921600$ octets = 900 Ko

Pour connaître la taille en Ko il suffit de diviser par 1024 :

Voici quelques exemples (en considérant que l'image n'est pas compressée) :

Définition de l'image	Noir et blanc (1 bit)	256 couleurs (8bit)	65000 couleurs (16 bits)	True color (24 bits)
320 x 200	7.8 ko	62.5 ko	125 ko	187.5 ko
640 x 480	37.5 ko	300 ko	600 ko	900 ko
800 x 600	58.6 ko	468.7 ko	937.5 ko	1.4 Mo
1024 x 768	96 ko	768 ko	1.5 Mo	2.3 Mo

Tableau 1.1 : Le poids de quelques images

Cela met en évidence la quantité de mémoire vidéo que nécessite votre carte graphique en fonction de la définition de l'écran (nombre de points affichés) et du nombre de couleurs.

L'exemple montre ainsi qu'il faut une carte ayant au minimum 4 Mo de mémoire vidéo afin d'afficher une résolution de 1024x768 en true color.

5. Les différents types d'images

Il existe différentes catégories d'image selon le nombre de bit sur lequel est codée la valeur de chaque pixel.

5.1. Mode monochrome (binaire)

Le mode monochrome (figure 1.6) est le plus simple ; chaque pixel y est soit allumé [blanc], soit éteint [noir], l'image obtenue n'est pas tris nuancée. Alors, pour convertir une image couleur en mode monochrome il faut d'abord passer par le mode niveaux de gris [6]



Figure .I. 5: Image en mode monochrome

5.2. L'image en niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée.

Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit, mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant. Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux [7].



5.3. L'image en couleurs

Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc ou en niveau de gris, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs (figure I.8).

La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation.



Figure .I. 7: Image en mode couleur

Pour cela on utilise un espace de couleur à plusieurs dimensions qui consiste à donner suffisamment de composantes numériques pour décrire une couleur. Il y a des différentes représentations des images couleur :

- La représentation en couleurs réelle sur 24 bits.
- La représentation en couleurs indexées ; on utilise une table appelée palette pour éviter la redondance de couleur.
- Le mode RGB est idéal pour l'affichage sur écran, une image RGB est composée de trois Couches Rouge, Vert et Bleu. Chaque pixel est défini par une valeur possible de ces Couleurs de [0 à 255]. Une fois combinées, ces couches permettent de générer toutes Nuance de couleur. Le mode RGB correspond à l'affichage des moniteurs, où chaque point Affiché et décomposé d'un mélange de lumière RGB.

6. Le format PNG

PNG est le sigle pour Portable Network Graphics. Le PNG est un format d'images numériques libre de droits, normalisé par l'ISO, qui utilise la compression sans perte. L'extension des images PNG est .png.

Avant l'étape de compression, des filtres sont appliqués à chaque ligne de l'image. Ces filtres servent à modifier les octets de l'image pour optimiser sa compression. Il existe cinq types principaux de filtres, Chaque ligne de l'image peut se voir associé à un de ces types de filtres.

A l'étape de compression, les octets qui composent chaque ligne de l'image sont précédés d'un octet qui indique le type de filtre utilisé.

Pour une qualité d'image semblable, les images PNG ont une taille beaucoup plus petite comparée à celle des images au format GIF. Mais, dès que le codage des images PNG s'effectue sur plus de 8 bits, ce format est supplanté par le JPEG et le JPEG 2000. Néanmoins, les images PNG peuvent être codées jusqu'à 48 bits ce qui rend leur palette très riche en nuances.

7. Domaines d'application

Parmi les domaines d'application de traitement d'images on peut citer :

- Imagerie aérienne et spatiale : dans laquelle les traitements concernent l'étude des images satellites, l'analyse des ressources terrestres, la cartographie automatique, les analyses météorologiques.
- Imagerie médicale : on trouve des utilisations de cette technique dans l'échographie, la résonance magnétique nucléaire, ainsi que dans le domaine de la reconnaissance automatique des cellules ou de chromosomes.
- La robotique : qui connaît actuellement le plus grand développement et dont les tâches usant de l'imagerie sont principalement l'assemblage (pièce mécanique, composants électroniques.), le contrôle de la qualité, ainsi que la robotique mobile.
- Simulation et contrôle de processus : on trouve des utilisations de cette technique dans les Cours de pilotage et le contrôle des Panneaux [8].

8. Qualité de l'image numérique

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine, et d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

- ✓ La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou

de couleurs enregistrées, etc.

- ✓ La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles simultanément, calibrage de l'écran, etc.

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (bitmap ou vectorielle) [1], [9].

9. Manipulation des images sous Matlab

La somme de deux images:

$$Z = \text{imadd}(X, Y)$$

ajoute chaque élément dans le tableau X avec l'élément correspondant dans le tableau Y et renvoie la somme dans l'élément correspondant du tableau de sortie Z. X et Y sont des tableaux numériques réels non séparés de même taille et classe, Ou Y est un double scalaire. Z a la même taille et la même classe que X, sauf si X est logique, auquel cas Z est double.

Si X et Y sont des tableaux entiers, les éléments de la sortie qui dépassent la portée du type entier sont tronqués et les valeurs fractionnaires sont arrondies.

Fonctions de matlab

Certaines fonctions ou certains outils de Matlab permettent des manipulations interactive sur une image contenue dans une figure ou non :

- `imageinfo` : retourne les informations de l'image dans la figure ou d'un fichier image
- `zoom` : zoom sur une zone de l'image de la figure.
- `imnoise` : Ajouter du bruit à l'image.
- `improfile` : affiche le profile d'une ligne sélectionnée.
- `impixel` : retourne les valeurs des pixels sélectionnés.
- `impixelinfo` : affiche la position et les valeurs d'un pixel pointé avec la souris.
- `impixelregion` : affiche les valeurs des pixels dans une région sélectionnée avec la souris.
- `imcontrast` : réajuste une image.
- `Imhist` : Histogramme des données d'image.
- `Histeq` : Améliorer le contraste en utilisant l'égalisation des histogrammes.

10. L'image IRM

10.1.Définition de l'image IRM

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

10.2.Pratique de l'IRM

Dans la mesure où l'IRM permet une analyse très fine de la structure des tissus, ses champs d'application sont larges. C'est ainsi que cet examen est particulièrement utilisé dans l'exploration des pathologies cérébrales, rachidiennes, osseuses, articulaires, digestives, gynécologiques, vasculaires et cardiaques.

10.3.Déroulement de l'IRM

L'appareil comporte un aimant de grande puissance, d'où le terme « magnétique ». La technique consiste à faire vibrer les noyaux d'hydrogène qui composent les tissus de l'organisme. Ces noyaux renferment en effet des protons qui vont agir comme autant de petits aimants. En vibrant, ils émettent des signaux qui vont être captés par une antenne puis être transformés en images. Dans la salle d'examen, le patient est allongé sur un lit. L'antenne est alors disposée sur la zone à examiner, puis le lit glisse doucement dans le tunnel de l'appareil. L'examen dure généralement de 15 à 20 minutes.

10.4.Risque éventuel de l'IRM

Bien que l'équipement utilisé soit bruyant, l'IRM n'est pas un examen douloureux. Le patient doit s'être préalablement dépouillé de tout objet métallique (montre, bracelet, collier, carte de crédit...). Le cas échéant, il doit également signaler le port d'une valve ou d'une pile cardiaque, d'une prothèse ou d'implants. Tous ces éléments sont en effet susceptibles de perturber le déroulement de l'examen. À noter enfin, qu'un produit de contraste peut également être injecté. Généralement bien toléré, il peut toutefois être à l'origine de manifestations allergiques sans gravité (urticaire). Les réactions plus graves sont exceptionnelles, et peuvent généralement être anticipées lors de la consultation préalable à l'examen.

11. Traitement morphologique

La transformation morphologique modifie la valeur d'un pixel de l'image en fonction de la valeur de ses voisins. Pour cela, on utilise un élément structurant, qui est un masque binaire, Il permet de prendre en compte le voisinage du pixel, Les traitements morphologiques sont définis à partir de deux opérations de base qui sont l'érosion et la dilatation.

Réduction de bruit par un filtre morphologique

En morphologie mathématique, filtrer c'est conserver l'image en supprimant certaines structures géométriques (en général implicitement définies par un ou plusieurs éléments structurants), Le filtre morphologique simplifie l'image en lui préservant la structure, mais il perd en général de l'information. Le filtre morphologique est stable et possède une classe d'invariance connue.



Figure.I.8 :.Réduction de bruit par un filtre morphologique

Conclusion

Dans ce chapitre on a défini les images et les différents types d'image et aussi ont essayé de faire un récapitulatif sur les notions élémentaires de traitement d'image en fin on a expliqué l'image IRM et traitement morphologique.

Chapitre II:

Segmentation d'image

La segmentation d'image

1. Introduction

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

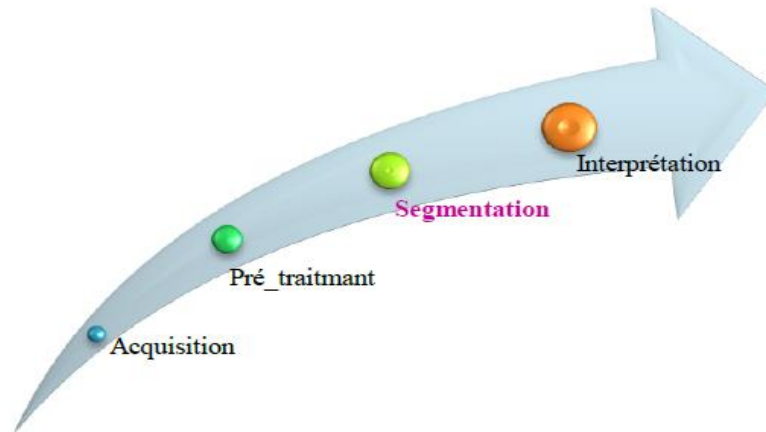


Figure .II. 1: Analyse de l'image

La segmentation d'image est avant tout un processus naturel, effectué en continu par notre cerveau sur l'ensemble de nos perceptions visuelles. En ce moment même, vous êtes en mesure de lire ce manuscrit de thèse parce que votre cerveau reçoit l'information visuelle présente sur cette page, l'analyse puis l'interprète. Avant de pouvoir comprendre ce texte, votre cerveau a isolé chaque mot de la page puis lui a donné un sens. De même, si vous regardez autour de vous (mais n'hésitez pas à reprendre la lecture ensuite), vous pourrez nommer chaque élément que vous voyez, parce que vous êtes en mesure de le dissocier de la scène globale et des autres éléments [12].

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

une définition précise. Un indice visuel peut être défini comme une information perceptible directement à partir de la visualisation de l'image (contours, régions).

2. Segmentation d'image

2.1. Définition de la segmentation

"La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à créer une partition de l'image A en sous-ensembles R_i , appelés régions tels qu'aucune région ne soit vide, l'intersection entre deux régions soit vide et l'ensemble des régions recouvre toute l'image.

Une région est un ensemble de pixels connexes ayant des propriétés communes qui les différencient des pixels des régions voisines". [13]

On peut dire que :

La segmentation est la partition d'une image en un ensemble de régions qui ne se chevauchent pas et dont l'union est l'image entière. Quelques règles à suivre pour obtenir une segmentation sont [14]:

- 1.** Les régions doivent être uniformes et homogènes par rapport à certaines caractéristiques (niveau de gris, écart type, gradient).
- 2.** Leurs intérieurs doivent être simple et sans beaucoup de petits trous (des parties de région non segmentés).
- 3.** Les régions adjacentes doivent avoir des valeurs très différentes par rapport à la caractéristique prise en compte dans la segmentation.
- 4.** Les limites de chaque région doivent être simples et spatialement précises.

2.2. Le choix d'une technique de segmentation :

Le choix est lié à :

La nature de l'image (éclairage, contours, texture, etc.).

Aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, Mesures, etc).

Aux primitives à extraire (droites, régions, textures, etc.).

Aux contraintes d'exploitation (temps réel, espace mémoire, etc.).

2.3. Objectifs de la segmentation

- Fournir des régions homogènes (selon un critère donné).
- Localiser de manière précise les contours des régions.
- L'étude et l'interprétation des structures anatomiques.
- Réduction de bruit. [15].

3. Les stratégies de segmentation :

En traitement d'image, il existe quatre types différents stratégies de la segmentation des images couleur, à savoir les stratégies scalaires, marginales, vectorielles et hybrides. [16]

3.1. Les stratégies scalaires

L'approche scalaire commence par une fusion des n composantes de l'image multi composante. L'image sous forme mono-composante ainsi obtenue est traitée par la suite (**figure 2.2**). Par exemple, une image vectorielle couleur codée dans l'espace RVB peut être transformée, avant traitement, en une image scalaire. Cela peut être réalisé au moyen d'une analyse en composantes principales dont on ne retient que la première composante.

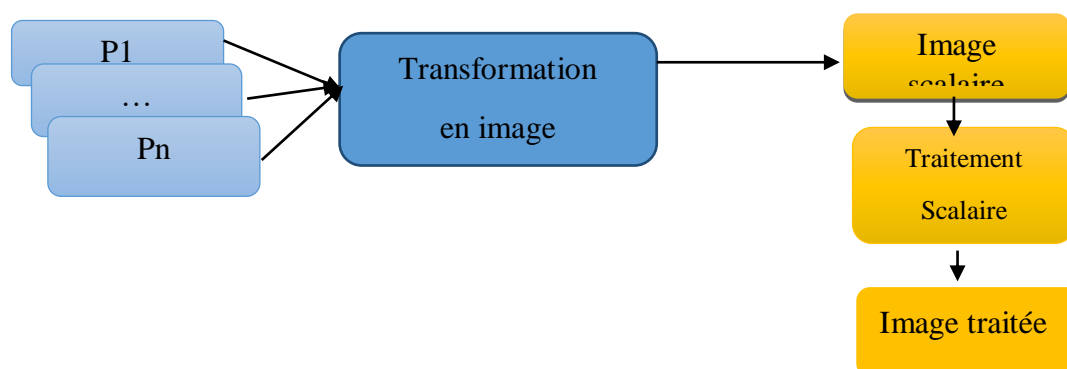


Figure .II. 2 : stratégie scalaire

3.2. Les stratégies marginales :

L'approche marginale opère un traitement scalaire sur chaque composante de l'image .Les résultats obtenus sont en suite fusionnés en une seule image mono-composante (**Figure 2.3**). Cette stratégie demande autant de traitements qu'il y a de composantes.

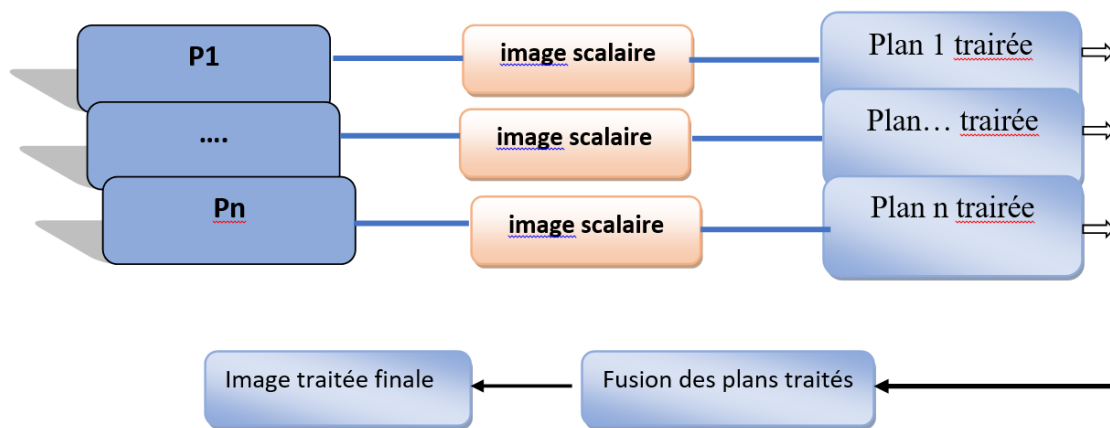


Figure .II. 3 : les stratégies marginales

3.3. Les stratégies vectorielles :

L'approche vectorielle utilise directement, et de façon globale, l'information vectorielle présente dans l'image (**figure 2.4**). La corrélation entre composantes est ainsi prise en compte.

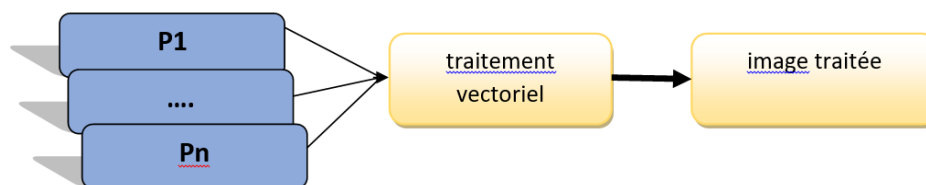


Figure. II. 4 : Les stratégies vectorielles.

3.4. Les Stratégie hybride :

Le mélange des deux stratégies marginales et vectorielles résulte la stratégie hybride Elle est couramment utilisée dans la segmentation par analyse d'histogrammes des images couleur.[17]

4. Les méthodes de segmentation :

4.1 Approche Contour :

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un Changement brutal de l'intensité lumineuse. [12] Dans l'approche " **contour** ", on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes. En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière

entre les régions. Il existe plusieurs méthodes de segmentation par contour qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, les méthodes Analytiques et les méthodes déformables.

4.1.1. Le processus « classique » de détection de contours :

Le processus classique de détecteur de contours suit les étapes suivantes:



Figure .II. 5 : le processus classique de détecteur de contours.

1. **La mise en évidence des contours** : C'est une étape important, elle permet de marquer les contours. Cette mise en évidence s'obtient par exemple par une différentiation (dérivation) de l'image.
2. **La réduction des contours**: Elle agit de manière à ce que les contours mise en évidence ne fassent qu'un seul pixel d'épaisseur.
3. **La binarisation des contours** : Elle permet d'obtenir une image contours binaire. La binarisation est une étape clef. Elle définit quels sont les contours que l'on considère comme importants et quels sont ceux que l'on rejette.
4. **La description des contours** : Elle permet d'organiser les points de contours en structures simples tels les segments de droites, arcs de cercle, etc., et de détecter les contours fermés afin de les séparer.

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes utilisant l'approche contours, dans ce qui suit, nous allons présenter les plus importantes.

4.1.2. Les méthodes d'approche Contour :

a. Méthodes dérivatives :

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

a.1. Calcul du Gradient :

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

Le gradient d'une image donne les taux de changement de niveau de gris par unité de distance dans les directions des axes de coordonnées. Il est défini comme un vecteur caractérisé par son amplitude et sa direction, tels que :

- L'amplitude est liée à la quantité de variation locale des pixels.
 - La direction du gradient est orthogonale à la frontière qui passe au point considéré.
- [15]

Le gradient d'une image dans un point $p(x, y)$ est le vecteur $\nabla I(x, y)$ qui est défini par :

$$\nabla I(x, y) = \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} \right)^t \tag{2.1}$$

Et pour calculer ce gradient, on effectue généralement, le produit de convolution de l'image avec un opérateur de dérivation fournissant deux masques M1 et M2 tels que:

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} = M1 \times f(x, y) \tag{2.2}$$

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial y} = M2 \times f(x, y) \tag{2.3}$$

Le module m de gradient est défini par :

$$\sqrt{\frac{\partial I(x,y)^2}{\partial y} + \frac{\partial I(x,y)^2}{\partial x}} \tag{2.4}$$

Tandis que sa direction est défini par :

$$\phi = \arctan \left(\frac{\partial I(x,y)^2}{\partial y} + \frac{\partial I(x,y)^2}{\partial x} \right) \tag{2.5}$$

- La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle.
- La dérivée de $I(x, y)$ dans une direction donnée \mathbf{d} s'écrit :

$$\nabla I(x, y) * \mathbf{d} \tag{2.6}$$

Il existe plusieurs opérations permettant l'approximation du gradient, on peut citer :

	0°	45°	90°	135°
Robert	$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$		$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$	
Prewit	$\begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 & -1 & 1 \\ -1 & -2 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ -1 & -2 & 1 \\ -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$
sobel	$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ -2 & 1 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & -1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{pmatrix}$
kirsch	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & 0 \\ -3 & 0 & 0 \\ -3 & -3 & -1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & 5 & 5 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -3 & -3 & -3 \\ 3 & 0 & -3 \\ 5 & 5 & 5 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -3 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & -3 \end{pmatrix}$

Table 1 -1: Principaux masques de calcul de gradient.

Cette approche permet une approximation des passages par zéro de la dérivée seconde de l'image qui détermine les transitions des intensités des pixels. [20]

a.2. L'approche du laplacien :

L'opérateur gradient de second ordre (Laplacien) peut être calculé par convolution d'un des deux masques M1, M2 qui utilisent respectivement 4 et 8 voisinages connectés. [5]

$$M1 = \begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix} \tag{2.7}$$

$$M2 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix} \tag{2.8}$$

b. Les modèles déformables :

Les algorithmes de segmentation fondés sur les modèles déformables ont l'avantage, par rapport aux méthodes dérivatives, de fournir des contours ou surfaces fermés, parmi ces méthodes, on trouve les contours actifs et les ensembles de niveaux. [13]

- Les contours actifs à forme libre appelés « snakes » : proposés par Kass en 1987 dans leur article: “Snakes: Active Contour Models” , Le snake est modélisé par une courbe paramétrée C tel que:

$$C = \{v_s = (x, y; s \in [a, b])\} \quad (2.9)$$

S : est l'abscisse curviligne.

Le contour initial est initialisé par l'utilisateur près des frontières de l'objet à détecter. la courbe est ensuite déplacée et déformée au cours de processus itératif cherchant à minimiser une fonction d'énergie E (Energie d'un contour actif (Ω représente la région).) :

$$E(v(s)) = \int_{\Omega} \alpha v'(s)^2 ds + \int_{\Omega} \beta v''(s)^2 ds - \lambda + \int_{\Omega} |\nabla I(v(s)^2) ds| \quad (2.10)$$

E_{int} : L'énergie interne dépend uniquement de la forme du snake .Elle regroupe des notions comme la courbure du contour ou la régularité d'espacement des points. Elle est constituée de $v'(s)$ et $v''(s)$ les dérivées premières et secondaires du contour, Avec les constantes réelles α et β sont respectivement les coefficients d'élasticité et de rigidité de la courbe.

E_{ext} : L'énergie externe est définie par l'utilisateur selon les spécificités du problème et associe le contour aux données de l'image, Elle est constituée de $\nabla I(v(s))$ un gradient de luminance de l'image, Avec la constante réelle λ permettant de pondérer l'influence extérieure.

Il est nécessaire que le contour possède toujours suffisamment de points, C'est la raison pour laquelle il faut rajouter ou de supprimer des points à chaque itération si des contraintes ne sont pas suffisamment respectées. Par exemple, on pourra rajouter un point au snake si ses voisins sont trop éloignés. A l'inverse, on pourra supprimer un point s'il est trop près de ses voisins.[14]

c. Méthodes analytiques :

c.1. Approche de Canny :

Canny [9] a proposé un filtre déterminé analytiquement à partir de trois critères :

1. **Une bonne détection** : l'opérateur donne une réponse au voisinage d'un contour.
2. **Une bonne localisation** : optimisation de la précision avec laquelle le contour est détecté.
3. **Unicité de la réponse** : le contour doit provoquer une réponse unique de l'opérateur.

La solution qui vérifie ces trois critères, proposée par Canny est la suivante:

$$f(x) = a_1 e^{x/\sigma} \sin(wx) + a_2 e^{x/\sigma} \sin(wx) + a_3 e^{-x/\sigma} \sin(wx) + a_4 e^{-x/\sigma} \sin(wx) \quad (2.11)$$

Où les coefficients **a_i** et **w** sont déterminés à partir de la taille du filtre. Le paramètre est un paramètre de grande importance que nous retrouverons dans tous les autres filtres dérivé de l'approche de Canny. C'est un paramètre d'échelle qui indique en-deçà de quelle distance deux contours parallèles seront confondus en un seul. Canny montre que la dérivée d'une gaussienne est une bonne approximation de son filtre. [20]

c.2. Approche de Deriche :

Au filtre de Canny, nous préférons souvent le détecteur de Deriche [21], qui répond exactement aux mêmes critères de qualité que celui de Canny, mais qui possède une réponse impulsionnelle finie. Il a pu donc être synthétisé de façon récursive particulièrement efficace. Le filtre de Deriche a une expression générale de la forme :

$$f(x) = -ce^{-ax} \sin(wx) \quad (2.12)$$

a , **w** , et **c** sont des réels positifs.[13]

4.1.3. Les limites de segmentation par contour :

Les principales limites des méthodes de détection de contour sont les suivantes :

- Les contours extraits selon les méthodes classiques souvent ne correspondent pas Nécessairement à la limite des objets. Dans des nombreuses images de basse qualité, quelques-unes des méthodes produisent des faux contours.
- Les techniques de détection de contour dépendent de l'information contenue dans le Voisinage local de l'image. Il n'y a pas d'information globale.
- Dans la plupart des cas, les stratégies de détection des contours ignorent L'organisation d'ordre supérieur qui peut être utilement présent dans l'image
- Après l'extraction des points de contours, ces derniers sont reliés afin de déterminer Les frontières. Le processus de fermeture des contours peut parfois conduire à des discontinuités et des lacunes dans l'image.
- Il est souvent difficile d'identifier et de classer les contours parasites.[23]

4.2. L'approche régions :

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

principalement les critères de décision pour segmenter l'image en différentes régions selon la similarité des pixels. Nous proposons dans la suite les différentes méthodes de segmentation de type région.[16]

4.2.1. Segmentation par fusion de régions (Merge) :

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

4.2.2. Segmentation par division de régions (Split) :

La division consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon un critère donné. Le principe de cette technique est de considérer l'image elle-même comme région initiale, qui par la suite est divisée en régions. Le processus de division est réitéré sur chaque nouvelle région jusqu'à l'obtention de classes homogènes [24].

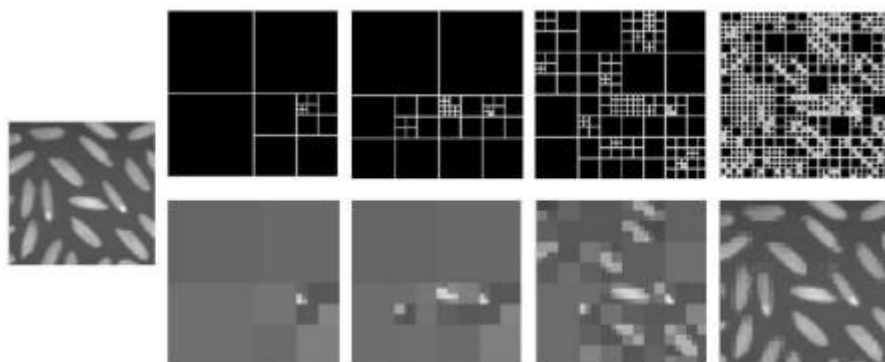


Figure. II. 6 : Décompositions successives des blocs.

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

Son principe est de combiner les deux dernières méthodes présentées afin de pallier à leurs inconvénients de la manière suivante : une première étape de division donne comme résultat, une image divisée en plusieurs régions (figure 1-7). Par la suite, une étape de fusion intervient afin de corriger le résultat obtenu par la première étape, en regroupant les régions similaires (figure 1-8). Ce procédé est répété jusqu'à l'obtention d'une segmentation. [13]

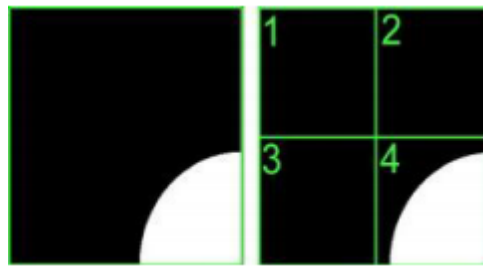


Figure II. 7 : La décomposition en 4 peut faire apparaître des blocs similaires.

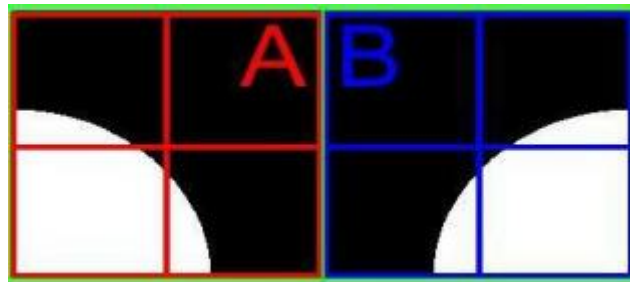


Figure .II. 8 : Les décompositions successives peuvent faire apparaître des blocs similaires

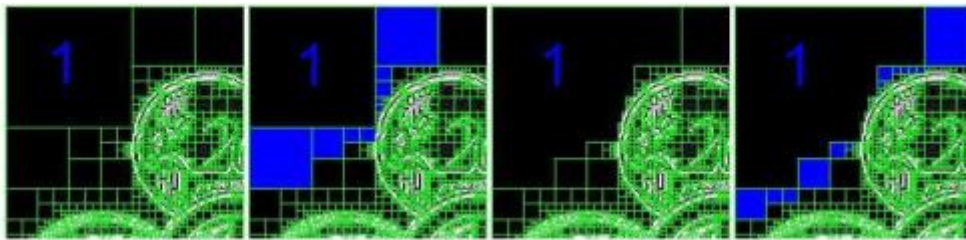


Figure. II. 9 : Agrégation itérative des blocs similaires au bloc 1.

4.2.4. Croissance des régions :

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

- Les limites de cette technique : L'influence du choix des germes initiaux et le critère d'homogénéité sur le résultat de la segmentation.
- Une mauvaise sélection des germes ou un choix du critère de similarité mal adapté peuvent entraîner des phénomènes de sous-segmentation ou de sur-segmentation.

- Il peut y avoir des pixels qui ne peuvent pas être classés. [26]

4.2.5. Segmentation par classification :

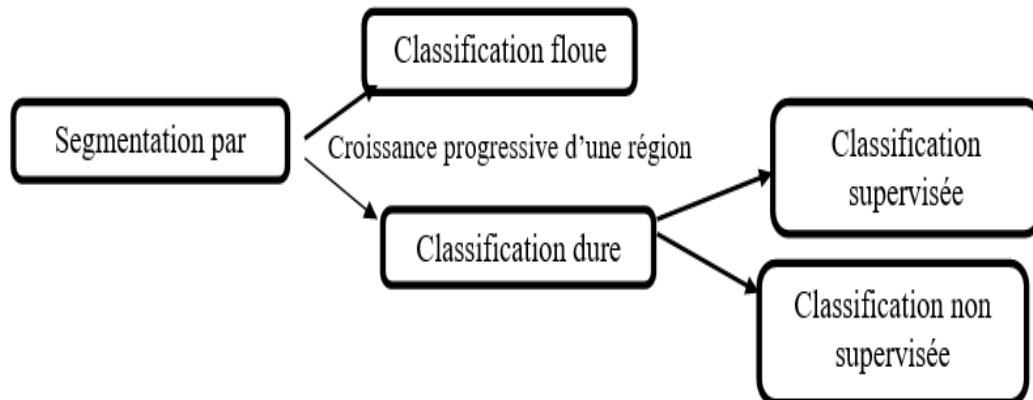


Figure.II. 10 : Les méthodes de segmentation par classification

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

a. Classification floue :

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

b. Classification dure :

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

b.1. Classification supervisée :

Dans la classification supervisée, le nombre de classes est connu et on dispose d'un ensemble de pixels déjà étiquetés, servant d'ensemble d'apprentissage. Il s'agit alors de pouvoir associer chaque nouveau pixel à la classe la plus adaptée en se servant des pixels déjà étiquetés. [26]

Permet les méthodes de cette classification :

- ❖ **Les réseaux de neurones :** Un "neurone formel" est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la

valeur de la fonction est appelée sa "sortie". La période d'apprentissage consiste à calculer les différents coefficients, de sorte à ce que les sorties du réseau soient égales aux valeurs souhaitées (à un seuil d'erreur près) pour les exemples utilisés. [27]

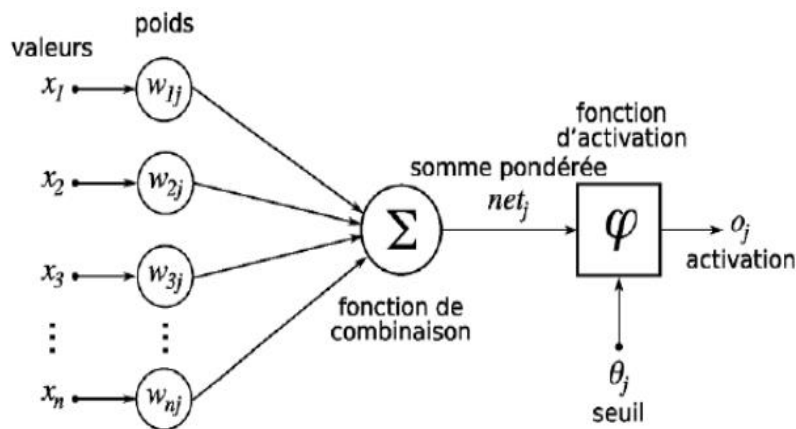


Figure. II. 11 : Structure d'un neurone artificiel.

b.2. La classification non supervisée :

Dans la classification non supervisée, aucune information sur le nombre et le contenu des classes possible n'est fourni. L'objectif est alors de pouvoir regrouper automatiquement des pixels considérés similaires dans une même classe. Dans ce cas il s'agira de définir une fonction de similarité entre pixels qui sera maximum entre les pixels d'une même classe et minimum avec ceux des autres classes. [26] Permet les méthodes de cette classification :

La méthode k-moyennes (K-means) : L'algorithme des K-moyennes est une méthode de classification automatique, qui a pour objectif le partitionnement des données d'une image (pixels) en K classes (ou clusters). Chaque pixel étant caractérisé par un vecteur de I

attributs. À partir d'une partition initiale on améliore itérativement la partition de l'espace en minimisant la variance intra-classe et en maximisant l'écartement entre les classes. [17]

4.2.6. Segmentation par classification :

4.2.6.1. Définition du seuillage :

Le seuillage représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'image pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil. Tout problème de seuillage consiste alors à rechercher la valeur du seuil. La plupart des méthodes de seuillage déterminent le seuil en optimisant une fonction objective. On distingue le seuillage de base (simple) (2 classes) où le résultat du seuillage est une image binaire (0 : 1, parfois en 0 :255 pour l'affichage), et le multi-seuillage qui est utile quand on a affaire à des images qui contiennent plusieurs objets

ayant des luminances différentes. Pour extraire ces objets, plusieurs seuils sont nécessaires. Le résultat du seuillage est une image avec $n+1$ classes pour n seuils.

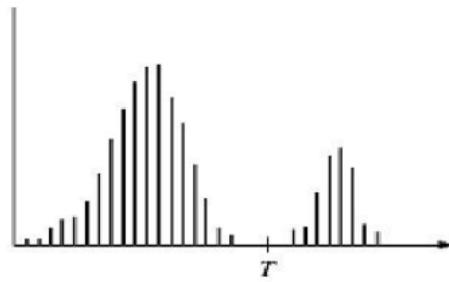


Figure .II. 12 : Seuillage simple d'un histogramme

$$G(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } f(x, y) \geq T \\ 0 & \text{si } f(x, y) < T \end{cases} \quad (2.13)$$

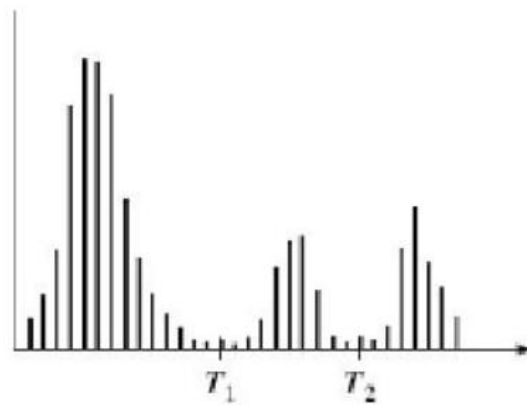


Figure .II. 13 : Seuillage multiple d'un histogramme.

$$G(x, y) = \begin{cases} 2 & \text{si } f(x, y) \geq T_2 \\ 1 & \text{si } T_1 \leq f(x, y) < T_2 \\ 0 & \text{si } f(x, y) < T_1 \end{cases} \quad (2.14)$$

La segmentation par seuillage d'histogramme constitue un cas particulier de la segmentation par classification. Elle permet de répartir les pixels en classes en fonction de leurs niveaux de gris. Les classes sont alors délimitées par des seuils. [22]

4.2.6.2. Les Méthodes de seuillage :

Les méthodes de seuillage peuvent être réparties en deux catégories : Seuillage globale et seuillage local ou adaptatif.

a. Méthodes de seuillage globale :

Les méthodes de seuillage globale reposent sur l'exploitation de l'histogramme de toute l'image. L'histogramme est une courbe monodimensionnelle qui caractérise la distribution des niveaux de gris, il est décrit par une fonction mono variable discrète $h(i)$ ou $p(i)$ qui représente respectivement la fréquence ou la probabilité d'apparition du niveau de gris i , tel que :

$$p(i) = \frac{h(i)}{N} \quad (2.15)$$

$h(i)$: étant le nombre de pixels ayant le niveau de gris i et N le nombre total de pixels dans l'image.

A partir de l'allure de l'histogramme, on peut déduire le nombre de classes ainsi que la position relative des seuils (Figure 2.16). L'histogramme est unimodal, s'il est formé d'un seul pic représentant les pixels de l'objet ou ceux du fond. Il est bimodal s'il est caractérisé par deux modes séparés par une vallée, il indique l'existence d'un objet sur un fond. L'histogramme multimodal comporte plus de deux modes séparés par des vallées, il indique la présence de plusieurs classes dans image (chaque mode correspond à une classe). 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.[28]

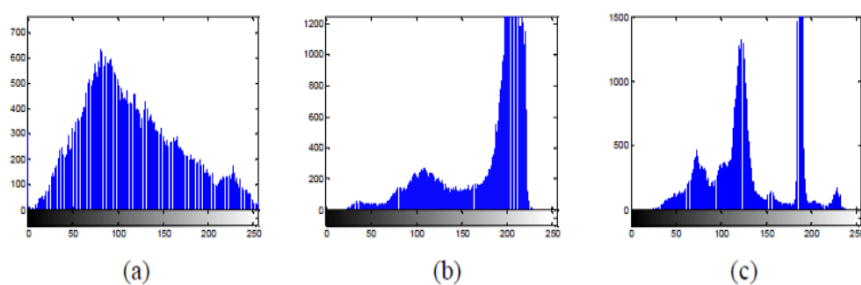


Figure .II. 14 : Allures idéales d'un histogramme. (a): unimodal, (b): bimodal et (c) multimodal

Il existe toute une panoplie de méthodes de seuillages globales qu'on peut répartir en deux catégories : méthodes paramétriques et méthodes non paramétriques.

a.1. Méthodes paramétriques :

Les méthodes de seuillage paramétrique supposent l'histogramme ($p(i)$) peut être approximé par une combinaison linéaire de fonctions de densité de probabilité (fdp) ($p_a(i)$) dont le modèle est connu à priori tel que :

$$p_a(i) = \sum_{k=1}^k P_k p(i, \theta_k) \tag{2.16}$$

Où $p(i, \theta_k)$ est la fonction de probabilité de la classe C_k ayant les paramètres statistiques θ_k et P_k la probabilité à priori de la classe C_k et qui peut être estimé par le nombre de pixels de la classe C_k sur le nombre total N de pixels.

$$P_k = \frac{h(i)}{N} | i \in C_k$$

$$P_k = \frac{h(i)}{N} | i \in C_k \tag{2.18}$$

Le problème du seuillage revient donc à estimer les probabilités à priori P_k et les paramètres statistiques θ_k de chaque fdp ou les seuils t_k en minimisant l'erreur quadratique moyenne suivante :

$$j(T) \cong j(\theta) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^{L-1} [p(i) - p_a(i)]^2 \tag{2.19}$$

Souvent, les fonctions de densités de probabilité sont supposées suivre un modèle gaussien de moyenne μ_k et de variance σ_k tel que :

$$p(i, \theta_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_k} e^{-\left(\frac{i - \mu_k}{\sigma_k}\right)^2} \tag{2.20}$$

P_k, μ_k et σ_k Peuvent être estimés par :

$$P_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} h(i), \mu_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} ih(i), \sigma_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_k-1} (i - \mu_k)^2 h(i) \tag{2.21}$$

Le vecteur paramètre recherché est défini par : $\theta = \{ P_k, \mu_k, \sigma_k \}$ avec $k = 1, 2, \dots, k$. [28]

a.2. Méthodes non paramétriques :

Les méthodes non paramétriques de seuillage permettent de trouver les seuils optimaux sans tenir compte d'aucune hypothèse sur la forme de l'histogramme. Ces méthodes sont très nombreuses, elles constituent la grande majorité des méthodes de seuillage et sont

généralement basées sur l'optimisation d'une fonction objective. Nous présenterons dans ce qui suit quelques-unes d'entre elles.

❖ **Méthode d'entropie exponentielle :**

L'entropie exponentielle est définie par :

$$H^a(t) = (\sum_i (P_i)^a)^{\frac{1}{1-a}} \quad (2.22)$$

Où $a \in R$ et $a \neq 1$ est un paramètre.

Les entropies exponentielles de deux classes (fond et objet) sont données respectivement par les deux relations suivantes :

L'entropie exponentielle 1D de la classe 1 est donnée par :

$$H_1^a(t) = (\sum_{i=s}^L (\frac{P_i}{P_1})^a)^{\frac{1}{1-a}} \quad (2.23)$$

L'entropie exponentielle 1D de la classe 2 :

$$H_2^a(t) = (\sum_{i=t+1}^L (\frac{P_i}{P_2})^a)^{\frac{1}{1-a}} \quad (2.24)$$

L'entropie totale est :

$$H^a(t) = H_1^a(t) + H_2^a(t) \quad (2.25)$$

Le seuil optimal t^* peut être déterminé en maximisant l'entropie exponentielle relative à la classe fond et à celle de l'objet:

$$t^* = \mathbf{arg\ max} (H^a(t)) \quad (2.26)$$

Une extension de cette méthode au cas du multi seuillage consiste à déterminer l'ensemble des seuils $T = \{t_1, t_2, \dots, t_{k-1}\}$ qui maximise la fonction critère suivante :

$$J(T) = \sum_{i=t_k-1}^{t_k-1} H_T^a \quad (2.27)$$

$$H_T^a = \left(\sum_{i=t_k-1}^{t_1-1} \left(\frac{p_i}{p_k} \right) \right)^{\frac{1}{1-\alpha}} \text{ et } P_k = \frac{1}{N} \sum_{i=t_k-1}^{t_1-1} h(i) \quad (2.28)$$

b. Méthodes de seuillage locale ou adaptatif :

A l'inverse des méthodes globales qui ne considèrent que la valeur du pixel, les méthodes locales prennent en considération la valeur des pixels voisins pour le calcul des seuils. Les méthodes de seuillage locale sont confrontées au choix de la taille de la fenêtre de voisinage. Celle-ci doit être suffisamment petite pour préserver les détails locaux et suffisamment larges pour supprimer le bruit. [28]

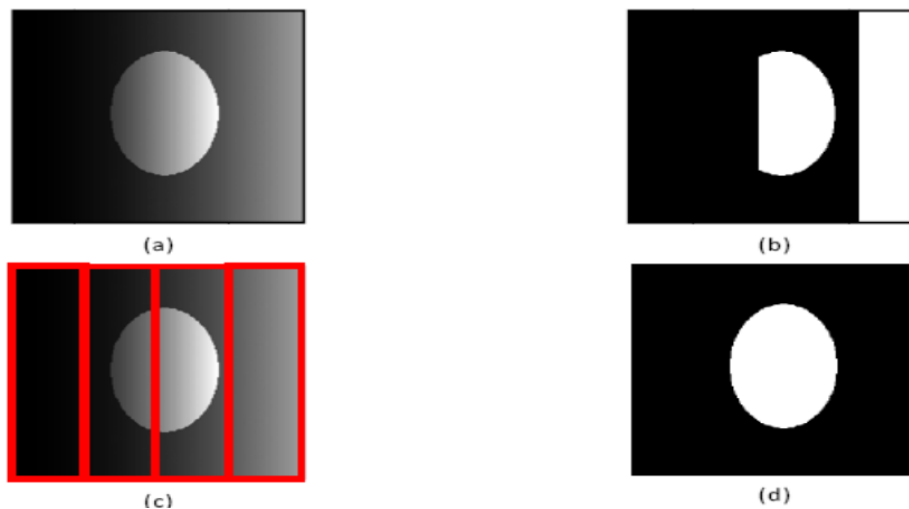


Figure .II. 15 : Illustration du seuillage adaptatif. (a) Image originale avec un fond non uniforme , (b)Image segmentée avec un seuil global, (c) Image originale découpée en sous images, (d)Image segmentée avec un seuillage adaptatif

4.3. Approche coopérative :

Un contour doit être situé sur la totalité de la frontière commune entre deux régions. Cette dualité à donner naissance à la coopération dans la segmentation d'image. Selon la manière de faire coopérer deux processus de segmentation région et contour, on peut distinguer trois approches différentes : La coopération séquentielle, la coopération par fusion de résultats et la coopération mutuelle [13].

4.3.1. Coopération Séquentielle :

Le principe général de la coopération séquentielle est que l'une des techniques, par région ou par contour, est exécuté en premier lieu. Puis son résultat est exploité par la deuxième approche. L'utilisation de l'information venant de la segmentation par contour dans une segmentation par région est l'une des formes de coopération les plus courantes Mais l'information sur les régions peut aussi être utilisée dans une segmentation par contour. [30]

Nous allons présenter certaines formes de coopération séquentielle.

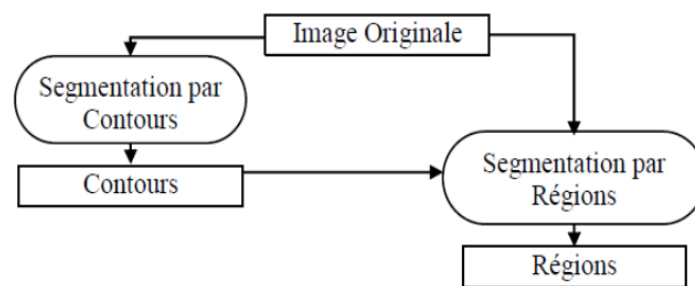


Figure .II. 16 : Principe de la coopération séquentielle.

4.3.1.1. Formes de coopération séquentielle :

La coopération séquentielle peut s'apparaitre dans la détermination ou l'ajustement des paramètres de segmentation. L'information fournie par cette coopération permet d'éliminer les faux segments et de gagner en temps de traitement [30].

a. Contrôle de critère de décision :

Les contours représentent une contrainte pour la croissance de régions. Par conséquent, la méthode de croissance de régions va être guidée par des informations de type contours, préalablement extraites. [13]

a-1- Méthodes basés sur la méthode division-fusion :

Le critère d'homogénéité est généralement basé sur l'analyse chromatique de la région. Une région est homogène lorsque l'intensité de ses pixels a un écart type suffisamment petit. Cependant, l'intégration d'information de contour permet à un nouveau critère d'être défini : une région est considérée homogène quand elle est totalement exempte de découpes. Ce concept peut être substitué ou ajouté au critère d'homogénéité généralement utilisé. Bonnin et al (1989) ont proposé un algorithme split-merge guider par un détecteur de contour, Le critère d'homogénéité est complet quand les contraintes.

a-2-Méthodes basés sur la méthode de croissance de région :

Les méthodes de croissance de régions sont basées sur le critère d'homogénéité du pixel courant avec la région. Cependant, il n'est pas facile de décider quand la différence est assez petite (ou grande) pour prendre une décision. Dans ce cas, la carte de contour fournit un critère supplémentaire pour la prise de décision. Un schéma de cette approche est montré dans la Figure 1.19. La technique détermine si le pixel choisi est un pixel contour ou non .

La présence d'un contour est un critère d'arrêt pour le processus de croissance et le pixel ne doit donc pas être agrégé. Par conséquent, la croissance de région s'arrête.

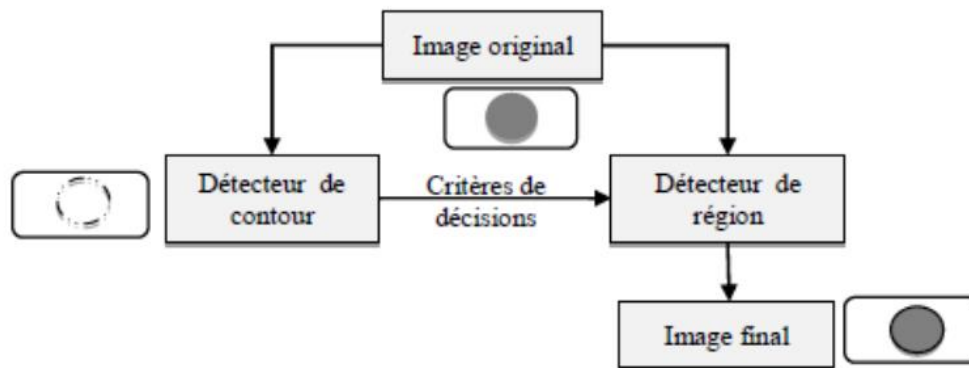


Figure .II. 17 : Placement du germe initial.

b. Ajustement des paramètres de segmentation :

L'information sur les contours peut aussi servir à ajuster les paramètres de segmentation par région. L'analyse d'échantillons de pixels (germes) de part et d'autre de chaque contour permet d'affiner le critère d'homogénéité

par rapport aux caractéristiques des régions [31]. Aussi, les résultats d'une segmentation par région peuvent être utilisés par un détecteur de contours. Par exemple, les limites obtenues par une segmentation par région peuvent être considérées comme point de départ d'un détecteur de contours de type « snakes ». Le contour initial est progressivement déformé, guidé par la minimisation d'une fonction d'énergie. Le détecteur de contour peut ainsi localiser plus précisément les limites entre les régions.

c. Élimination des faux segments :

La coopération entre régions-contours peut pallier au problème de fausses détections obtenues par une approche de segmentation, et ce en éliminant les faux segments. Ce type de coopération se base sur le principe que deux régions sont séparées par un contour. L'information sur les régions de part et d'autre d'un contour peut servir, avec d'autres informations, à détecter les faux contours. La possibilité d'une fusion entre deux régions adjacentes similaires se base sur l'information donnée par le contour. L'exemple suivant

illustre ce principe : les paramètres d'une détection de contours sont ajustés afin d'obtenir une image sur-segmentée. Cette dernière constitue le point de départ pour un processus de fusion entre les régions adjacentes selon leur degré d'homogénéité. Le résultat de cette fusion est utilisé pour éliminer les fausses détections de la segmentation par contours.

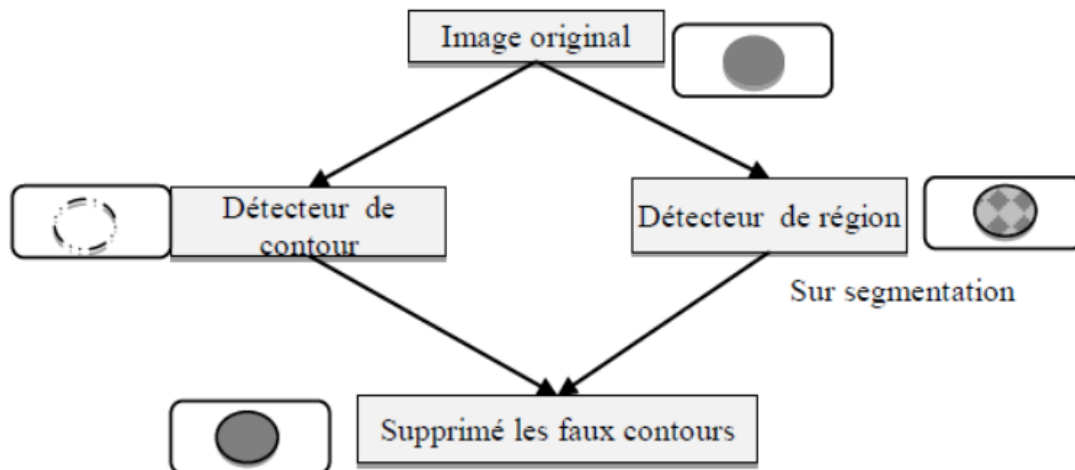


Figure .II. 18 : Un schéma pour éliminer des frontières fausses.

Dans la **figur2.21** les paramètres de la méthode de détection de régions choisis donnent un résultat sur-segmenté. L'information de contour est alors employée pour éliminer ces fausses frontières. De même, l'information de région est utilisée pour supprimer les faux contours.

4.3.2. Coopération des Résultats :

Dans la coopération des résultats, les deux types de segmentation sont exécutés parallèlement et indépendamment. La coopération est faite au niveau des résultats respectifs (voir Figure 1.22). Ils sont intégrés dans le but d'atteindre une meilleure segmentation que celle obtenue par une seule des approches. Cette intégration peut être faite sous forme de complémentarité ou de recherche de consensus [30]

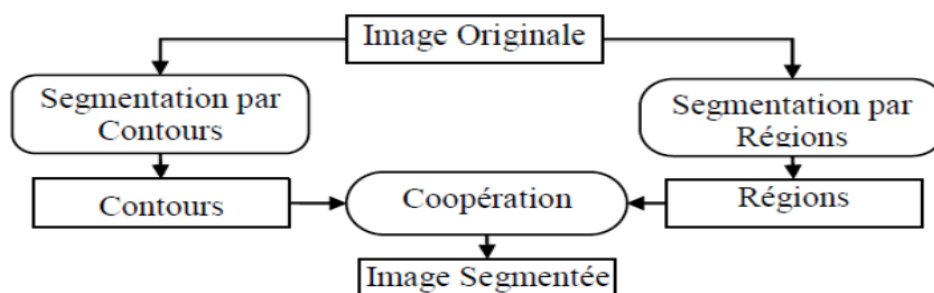


Figure .II. 19 : Principe de la coopération des résultats.

4.3.2.1. Formes de coopération des résultats :

Cette catégorie de coopération exploite les résultats de plusieurs segmentations afin d'aboutir à un meilleur résultat. Diverses formes de coopération se présentent : Complémentarité ou consensus entre les segmentations, définition ou ajustement des paramètres de segmentation et évaluation des résultats de segmentation.

a. Complémentarité entre les segmentations :

Les résultats des deux types de segmentation sont combinés pour obtenir une segmentation plus complète. Un exemple de ce type de coopération est la combinaison entre les pixels contours provenant d'une segmentation à l'aide d'un opérateur de gradient et les pixels des limites de régions obtenus à l'aide d'une croissance de région. Ces deux informations se complètent afin d'obtenir plus de contours détectés et d'assurer le raccordement entre les contours.

b. Consensus entre plusieurs segmentations :

Le but de cette forme de coopération est d'arriver à un consensus entre les résultats de diverses segmentations. Un exemple de cette approche est proposé par Cho et Meer. Les résultats de ces segmentations permettent la construction d'un graphe d'adjacence entre les régions indiquant, pour chaque paire de pixels, la probabilité d'appartenance à la même région (probabilité de concurrence). Les couples de pixels ayant une grande probabilité de concurrence sont ensuite groupés ensemble. Le résultat est un ensemble de régions contiguës. Ce consensus peut être utilisé entre les résultats de la segmentation par régions et par contours. Chu et Aggarwal, proposent un algorithme dans ce sens. Des pondérations sont attribuées à chaque segmentation en fonction de leur degré de fiabilité. Toutes les segmentations sont transformées en cartes contours. Une procédure itérative, utilisant un estimateur de maximum de vraisemblance, est appliquée afin de converger vers un consensus

c. Ajout d'un critère additionnel aux résultats de segmentation :

Les deux types de segmentation peuvent coopérer en ajoutant un critère additionnel aux résultats de segmentation obtenus. Le résultat de la segmentation par région peut être amélioré, par exemple, en intégrant le résultat de la segmentation par contours [31]. Les régions sont subdivisées suivant la carte de contours de sorte qu'aucune région ne contienne de contours. Les régions subdivisées ayant les mêmes caractéristiques sont par la suite fusionnées en exploitant les informations sur les régions et sur les contours. Organigramme de la méthode proposée par Saber, Tekalp et Bozdagi.

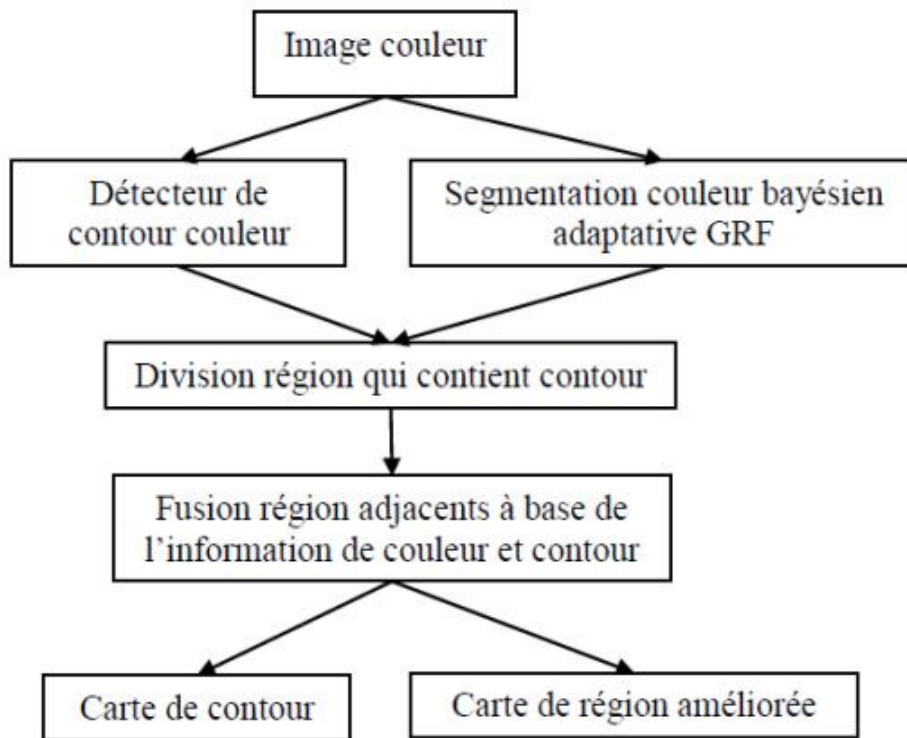


Figure .II. 20 : Organigramme de la méthode proposée par Saber, Tekalp et Bozdagi.

Dans la **figure 2.20**, une première carte de segmentation est calculée. Puis, les régions sont optimisées par des procédures division-fusion pour imposer la compatibilité avec la carte contour.

d. Ajustement des paramètres de segmentation :

La coopération peut être utilisée pour ajuster les paramètres de segmentation par comparaison des résultats de différentes techniques de segmentation. Cet ajustement peut être intégré dans un processus itératif. Les itérations sont faites avec des critères de plus en plus tolérants jusqu'à obtenir des résultats cohérents et stables (figure 2.24). La vérification de la cohérence est basée sur la minimisation de la dissimilarité entre les contours et les régions, jusqu'à la compatibilité entre les résultats contours et régions.

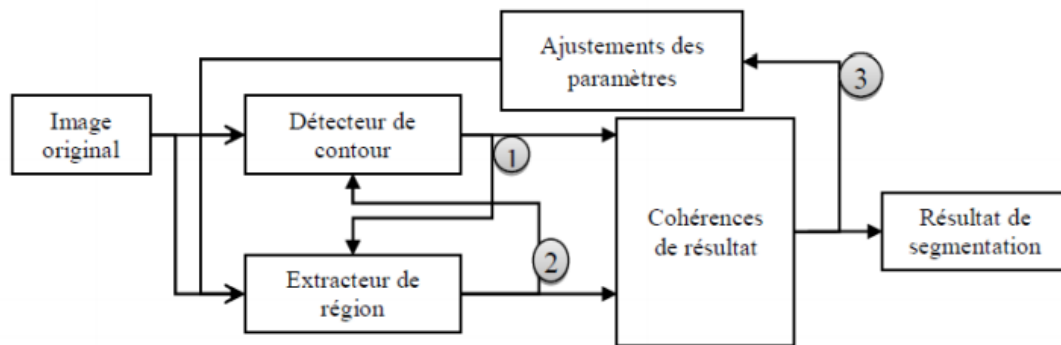


Figure .II. 21 : Synthèse de système de segmentation

4.3.3. Coopération mutuelle :

Dans l'approche de coopération mutuelle, les différentes techniques de segmentation sont exécutées en parallèle, tout en échangeant mutuellement des informations (figure2.22). L'information échangée va aider la technique de segmentation dans sa prise de décision. Elle est utile lorsqu'il y a manque. La coopération permet de prendre des décisions plus sûres. Si le détecteur de contour et le détecteur de région n'arrivent pas à agréger un pixel, on peut diminuer le seuil de similarité par exemple : [13]

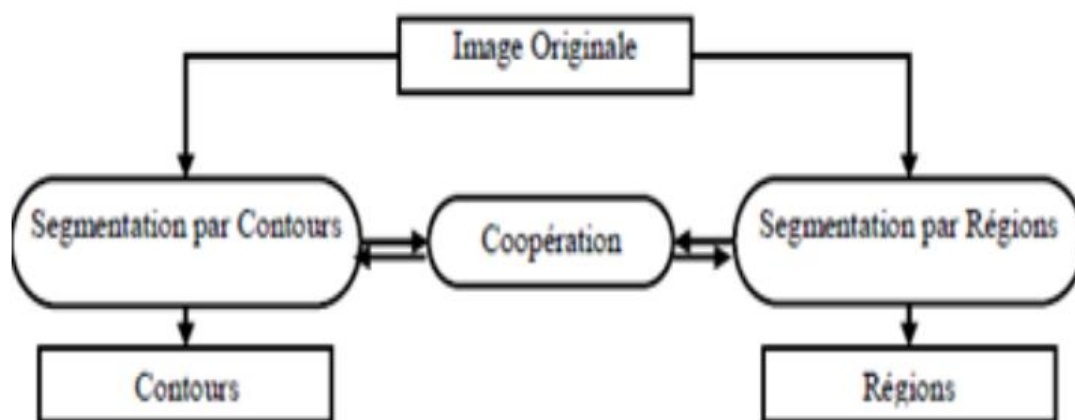


Figure .II. 22 : principe de la coopération mutuelle.

4.3.3.1. Formes de coopération mutuelle :

L'exemple suivant illustre le principe de la coopération mutuelle. C'est une coopération entre un détecteur de contours et un détecteur de régions (croissance de régions) [30]. Ces derniers commencent par choisir leur germe en collaborant.

Le travail est basé sur une décision heuristique de plusieurs informations de l'image. Un détecteur de contour décide d'intégrer un pixel candidat en fonction de ses informations locales (valeur du gradient, type marche/Trait du gradient) et les informations sur son

voisinage (écart-type et moyenne de région voisine, valeur et direction du gradient pixel voisin). S'il y a assez d'informations la décision est prise et le pixel est intégré. Dans le cas contraire, l'analyse des régions de part et d'autre du contour donne une information additionnelle : un nouveau seuil adapté à cette partie de l'image à faibles valeurs du gradient est calculé. De même, dans la segmentation par croissance de régions, la décision d'agrégation des pixels est prise à partir des informations de type région et celles données par un détecteur de contours (figure 2.26). [13]

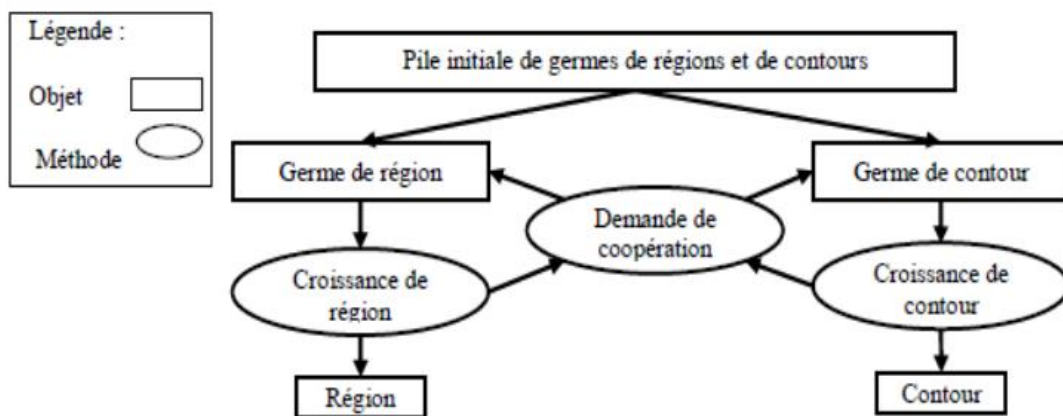


Figure .II. 23 : Contrôle incrémental de la coopération.

a. Détecteur de contours utilisant les informations de type région :

Lorsqu'aucune décision n'a pu être prise concernant le pixel candidat au cours de la phase de croissance, le processus a besoin d'informations supplémentaires. Par exemple, un contour ne trouvant plus de pixels avec un gradient suffisant pour poursuivre la croissance. Dans ce cas, le détecteur de contour doit adapter le seuillage appliqué sur la norme du gradient si des régions existent dans la périphérie de ce contour, ou suspendre son activité et solliciter le système pour la création de trois processus fils : deux pour chaque région de part et d'autre du contour, un pour le contour qui lui renvoie de l'information.

Le processus contour peut éventuellement fusionner avec un contour détecté dans le voisinage de l'extrémité. A la fin du cycle de croissance élémentaire, trois tests sont effectués. Un contour de trop mauvaise qualité conduit à supprimer le primitif contour et à terminer le processus. En effet, chaque processus vérifie, avant de manipuler une primitive image, que celle-ci existe effectivement dans les données globales du système.

b. Détecteur de régions utilisant les informations de type contour :

Le fonctionnement de ce détecteur repose sur l'hypothèse de l'existence d'un réseau de contours entourant une région. Son principe est d'anticiper la création de contours qui ont pour but de bloquer son avancé (construction de la région). Ce détecteur s'exécute sous forme d'un cycle de 3 étapes successives :

- 1- Croissance de la région tant que les pixels candidats ont une bonne évaluation.
- 2- Lancement de processus de type contour dans le voisinage de la région, et mise en attente jusqu'à la terminaison de ces processus.
- 3- Ajustement des seuils utilisés par le processus de type région, pour permettre d'incorporer de nouveaux pixels.

Pour la deuxième étape, l'initialisation des processus fils contour dans les fenêtres de focalisations se fait (les fenêtres de focalisation sont placées à une distance D des pixels dans une direction déterminée par la courbure de la frontière de la région). A la troisième étape une opération de chaînage de contours engendrés par la deuxième étape peut être nécessaire.

c. Coopération des deux détecteurs de même type (fusion des primitives)

La méthode présentée engendre souvent une sur-segmentation et des contours non fermés, et cela est dû à sa nature : Les détecteurs de contours créent conjointement des germes de détection de régions au sein d'un même objet de l'image .Les détecteurs de régions lancent plusieurs germes contours, qui sont supposés détecter un seul contour. Pour résoudre ce problème, une étape de fusion des régions et chaînage de contours est nécessaire. La coopération se

Manifeste ici dans le fait que deux régions homogènes sont fusionnées si elles ne sont pas séparées par un contour. Deux contours suffisamment proches et similaires sont chaînés s'ils ne coupent pas une région.

5. Segmentation des bassins versants

Un bassin versant est un relief semblable à un bassin défini par des points culminants et des lignes de crête qui descendent vers des altitudes plus basses et des vallées de cours d'eau. Intuitivement, une goutte d'eau tombant sur un relief topographique coule vers le minimum "le plus proche". Le minimum "le plus proche" est le minimum qui se trouve à la fin du chemin de descente la plus raide. En termes de topographie, cela se produit si le point se situe dans le bassin versant de ce minimum. L'image de niveau de gris peut être considérée comme

un relief topographique, où le niveau de gris d'un pixel est interprété comme son altitude dans le relief. Une goutte d'eau tombant sur un relief topographique s'écoule le long d'un chemin pour finalement atteindre un minimum local. Intuitivement, le bassin versant d'un relief correspond aux limites des bassins versants adjacents des gouttes d'eau. Dans le traitement de l'image, différentes lignes de partage des eaux peuvent être calculées. Dans les graphes, certains peuvent être définis sur les nœuds, sur les arêtes, ou des lignes hybrides sur les nœuds et les arêtes. Les bassins versants peuvent également être définis dans le domaine continu [41].

Il existe également de nombreux algorithmes différents pour calculer les bassins versants. Il existe également de nombreux algorithmes différents pour calculer les bassins versants. L'un des algorithmes de bassin versant les plus courants a été introduit par F. Meyer au début des années 90 s'appelle Meyer's flooding Watershed Algorithm. Voici les étapes qui décrivent brièvement l'algorithme :

1. Un ensemble de marqueurs, les pixels où l'inondation doit commencer, sont choisis. Chacun reçoit une étiquette différente.
2. Les pixels voisins de chaque zone marquée sont insérés dans une file d'attente prioritaire avec un niveau de priorité correspondant au niveau de gris du pixel
3. Le pixel avec le niveau de priorité le plus élevé est extrait de la file d'attente prioritaire. Si les voisins du pixel extrait qui ont déjà été étiquetés ont tous la même étiquette, alors le pixel est étiqueté avec leur étiquette. Tous les voisins non marqués qui ne sont pas encore dans la file d'attente prioritaire sont placés dans la file d'attente prioritaire.
4. Répétez l'étape 3 jusqu'à ce que la file d'attente prioritaire soit vide. Les pixels non étiquetés sont les lignes de partage des eaux.

L'algorithme fonctionne sur une image en niveaux de gris. Lors de l'inondation successive du relief de valeur grise, des bassins versants avec des bassins versants adjacents sont construits. Ce processus d'inondation est effectué sur l'image de gradient, c'est-à-dire que les bassins doivent émerger le long des bords.

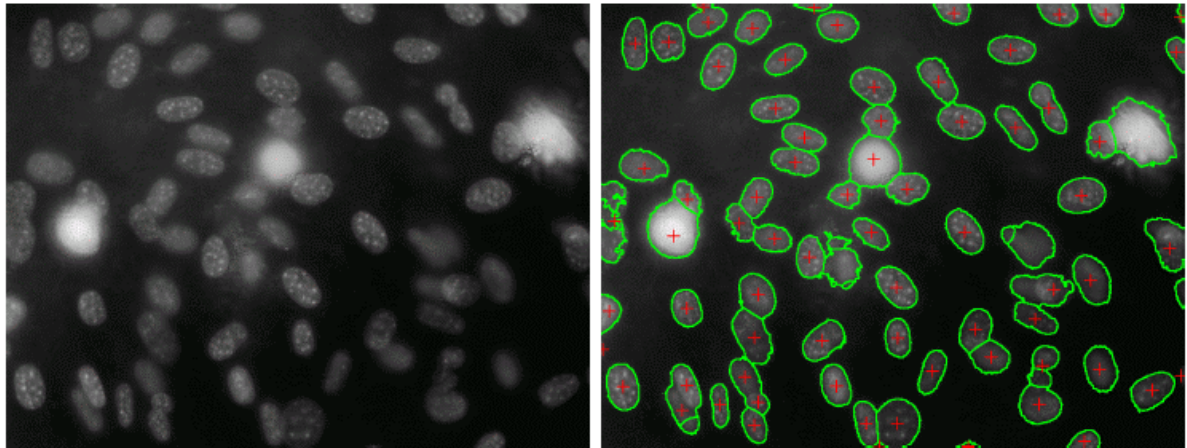


Figure. II. 24: image exemplaire de bassin versant

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté la segmentation d'image en se concentrant sur les Méthodes et les stratégies de segmentation d'image les plus connues, C'est une présentation générale à savoir celles de l'approche contour, de l'approche région et de l'approche coopérative et définition de bassin versant.

Chapitre III:

Simulation et résultats

I. INTRODUCTION

L'image IRM de la prostate se compose de deux régions d'intérêt ; La zone de transition (TZ), la zone périphérique (PZ) et seule la région PZ sont prises en compte car la majorité des cancers de la prostate surviennent dans la PZ. Le prétraitement de l'image est le terme utilisé pour les opérations sur les images au niveau le plus bas d'abstraction. Ces opérations n'augmentent pas le contenu informationnel de l'image, mais le diminuent si l'entropie est une mesure informationnelle. L'objectif du prétraitement est une amélioration des données d'image qui supprime les distorsions indésirables ou améliore certaines caractéristiques de l'image pertinentes pour une tâche de traitement et d'analyse ultérieure. Le prétraitement des images IRM est la principale étape de l'analyse d'image qui effectue l'amélioration de l'image. et des techniques de réduction du bruit qui sont utilisées pour améliorer la qualité de l'image, puis certaines opérations morphologiques sont appliquées pour détecter les cellules cancéreuses dans l'image. Les opérations morphologiques sont essentiellement appliquées sur certaines hypothèses concernant la taille et la forme du cancer et à la fin, les cellules cancéreuses sont mappées sur l'image originale en niveaux de gris avec une intensité de 255 pour rendre visible le cancer sur l'image. L'algorithme a été testé sur un certain nombre de données d'IRM de patients d'images de cancer de la prostate. L'organisation du document est la suivante. La section II décrit la méthodologie proposée, en détail avec le prétraitement de l'image IRM de la prostate à l'aide des méthodes de filtrage passe-haut et médiane, de seuil et de segmentation des bassins versants pour la segmentation d'une image donnée et le calcul de certaines opérations morphologiques pour identifier les cellules cancéreuses dans une image IRM de la prostate donnée. La section III montre les résultats des expériences proposées Extraction de cellules cancéreuses à partir d'une image IRM de la prostate à l'aide de MATLAB

II.MÉTHODOLOGIE

La conception du système de la méthode proposée est illustrée à la figure 1.

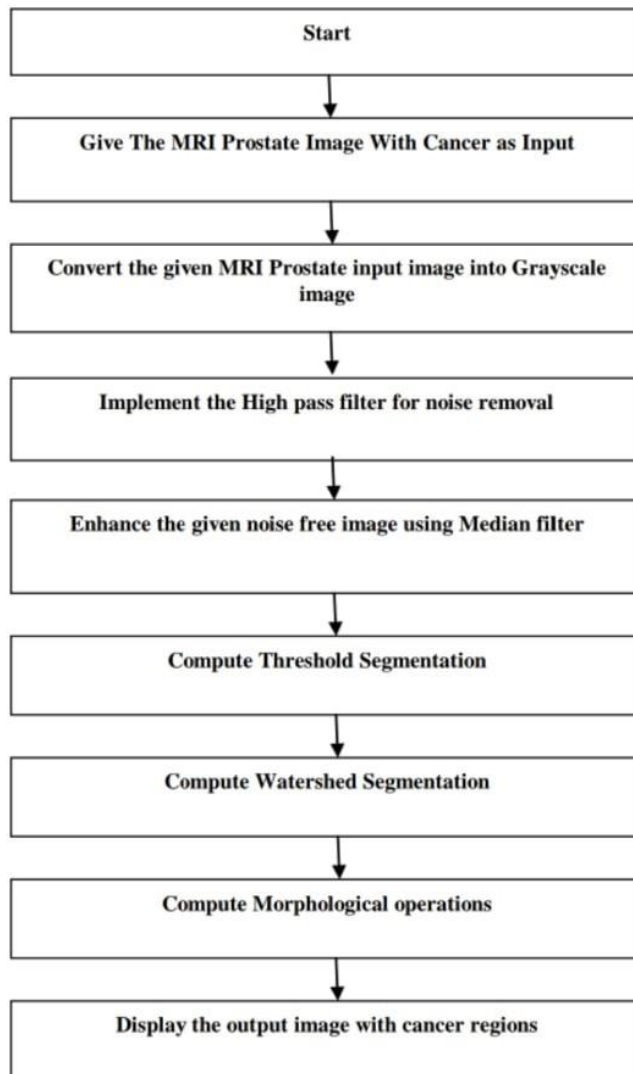


Figure. III 1 : . Conception du système

La conception du système pour la méthode proposée dans la figure 1 est expliquée ci-dessous en détail.

A. Ensemble de données

Environ 70 % de la prostate est) composée de tissu glandulaire et 30 % de tissu non glandulaire. Pour la division anatomique de la prostate, le système de compartiment zonal développé par MC Neal est largement accepté [38], [39]. Selon ce système, le tissu glandulaire est subdivisé en glande centrale et glande périphérique. La glande centrale est composée d'une zone de transition et de tissu péri-urétral, et la glande périphérique est composée de zones périphérique et centrale (Fig2). La zone périphérique comprend les aspects postérieurs et latéraux de la prostate et représente la majeure partie du tissu glandulaire (70 %). C'est la zone dans laquelle surviennent 70 % des cancers de la prostate. La zone de transition représente 5 à 10 % du tissu glandulaire de la prostate. La prolifération cellulaire dans la zone de transition entraîne une hyperplasie bénigne de la prostate. De plus, 20% des cancers de la prostate surviennent dans la zone de transition

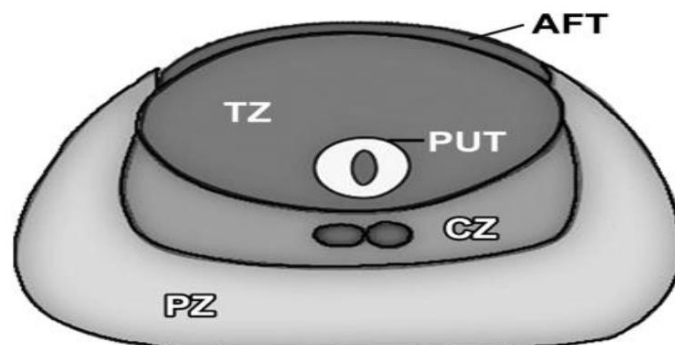


Figure. III 2 : Les schémas montrent l'anatomie des plans de la traversée de la prostate (A) et sagittal (B).

AFT = Tissu fibromusculaire antérieur, CZ = Zone centrale, ED = Conduit éjaculatoire, NVB = Faisceau vasculaire Nero, PUT = Tissu péri-urétral, PZ = Zone périphérique, U = Urètre, TZ = Zone de transition.

B. Imagerie en niveaux de gris

Les images IRM sont des images par résonance magnétique qui peuvent être acquises sur ordinateur lorsqu'un patient est scanné par un appareil IRM. Nous pouvons acquérir des images IRM de la partie du corps qui est à tester ou souhaitée. Généralement, lorsque nous voyons des images IRM sur ordinateur, elles ressemblent à des images en noir et blanc. Dans la pratique

analogique, l'imagerie en niveaux de gris est parfois appelée « noir et blanc », mais techniquement, c'est un terme impropre. En vrai noir et blanc, également appelé demi-teinte, les seules nuances possibles sont le noir pur et le blanc pur. Une image en niveaux de gris (ou niveau de gris) est simplement une image dans laquelle les seules couleurs sont des nuances de gris. La raison de différencier ces images de tout autre type d'image couleur est qu'il faut fournir moins d'informations pour chaque pixel. En fait, une couleur "grise" est une couleur dans laquelle les composantes rouge, verte et bleue ont toutes une intensité égale dans l'espace RVB, (les niveaux de luminosité des composantes rouge (R), vert (V) et bleu (B) sont chacun représentés par un nombre de 0 décimal à 255, ou de 00000000 binaire à 11111111). Pour chaque pixel d'une image en niveaux de gris Rouge-Vert-Bleu (RVB), $R = G = B$. La luminosité du gris est directement proportionnelle au nombre représentant la luminosité niveaux des couleurs primaires. Le noir est représenté par $R = G = B = 0$ ou $R = G = B = 00000000$, et le blanc est représenté par $R = G = B = 255$ ou $R = G = B = 11111111$) et ainsi il est seulement nécessaire de spécifier une seule valeur d'intensité pour chaque pixel, par opposition aux trois intensités nécessaires pour spécifier chaque pixel dans une image en couleur. Les niveaux de gris sont une gamme de nuances de gris sans couleur apparente. La teinte la plus foncée possible est le noir, ce qui correspond à l'absence totale de lumière transmise ou réfléchi. La teinte la plus claire possible est le blanc, la transmission ou la réflexion totale de la lumière à toutes les longueurs d'onde visibles. Donc, pour les raisons ci-dessus, nous convertissons d'abord notre image IRM pour qu'elle soit prétraitée en image en niveaux de gris.

C. Netteté d'une image à l'aide d'un filtre passe-haut

Un filtre passe-haut est la base de la plupart des méthodes de netteté. Une image est accentuée lorsque le contraste est amélioré entre des zones adjacentes avec peu de variation de luminosité ou d'obscurité. Un filtre passe-haut a tendance à retenir les informations à haute fréquence dans une image tout en réduisant les informations à basse fréquence. Le noyau du filtre passe-haut est conçu pour augmenter la luminosité du pixel central par rapport aux pixels voisins. Le tableau du noyau contient généralement une seule valeur positive en son centre, qui est complètement entourée de valeurs négatives .

D. Filtre médian pour l'amélioration de l'image

Cette méthode est utilisée pour éliminer les bruits de type sel et poivre. Bruit sel et poivre L'équation est donnée dans l'équation (1). Chaque pixel d'une image a la probabilité que $p/2$ ($0 < p < 1$) soit contaminé par un point blanc (sel) ou un point noir (poivre)

255, probabilité ($p/2$)

$Y(i, j) = 0$, probabilité ($p/2$)

$X(i, j)$, probabilité ($1-p$)

X : image sans bruit, Y : image bruitée

Ce type de bruit consiste en des pixels aléatoires définis sur noir ou blanc (les extrêmes de la plage de données). Le filtrage médian est similaire à l'utilisation d'un filtre de moyenne, en ce sens que chaque pixel de sortie est défini sur une « moyenne » des valeurs de pixels dans le voisinage du pixel d'entrée correspondant. Dans le filtrage médian, la valeur d'un pixel de sortie est déterminée par la médiane des pixels du voisinage, plutôt que par la moyenne. La médiane est beaucoup moins sensible que la moyenne aux valeurs extrêmes (appelées valeurs aberrantes). Le filtrage médian est donc mieux à même de supprimer ces valeurs aberrantes sans réduire la netteté de l'image. [40]

E. Segmentation par méthode de seuil

La segmentation d'image est le processus de partitionnement de l'image numérique/médicale en plusieurs régions qui peuvent être associées aux propriétés d'un ou plusieurs critères. Il s'agit d'une étape initiale et vitale de la reconnaissance des formes, une série de processus visant à la compréhension globale de l'image. Plus précisément, la segmentation d'image est le processus d'attribution d'une étiquette à chaque pixel d'une image de telle sorte que les pixels avec la même étiquette partagent certaines caractéristiques visuelles. Le résultat de la segmentation d'image est un ensemble de segments qui couvrent collectivement l'image entière, ou un ensemble de contours extraits de l'image. Chacun des pixels d'une région est similaire en ce qui concerne une caractéristique ou une propriété calculée, telle que la couleur, l'intensité, ou texture. Les régions adjacentes sont significativement différentes par rapport à la ou aux mêmes caractéristiques [41]. Le seuillage est la méthode de segmentation d'image la plus simple. Cette méthode est basée sur une valeur seuil pour convertir l'image de niveau de gris en une image binaire. La clé de cette

méthode est de sélectionner la valeur seuil (ou les valeurs lorsque plusieurs niveaux sont sélectionnés). Plusieurs méthodes populaires sont utilisées dans l'industrie, notamment la méthode d'entropie maximale, la méthode d'Otsu (variance maximale) et le clustering et *alk-means* utilisé.

F. Opérations morphologiques

Le traitement d'images morphologiques est un ensemble d'opérations non linéaires liées à la forme ou à la morphologie des caractéristiques d'une image. Selon la déclaration de Wikipédia, les opérations morphologiques reposent uniquement sur l'ordre relatif des valeurs de pixels, pas sur leurs valeurs numériques, et sont donc particulièrement adaptées au traitement d'images binaires. Les techniques morphologiques sondent une image avec une petite forme ou un modèle appelé élément structurant. L'élément structurant est positionné à tous les emplacements possibles de l'image et il est comparé au voisinage de pixels correspondant. Certaines opérations testent si l'élément « rentre » dans le voisinage, tandis que d'autres testent s'il « frappe » ou coupe le voisinage : L'opération morphologique sur une image binaire crée une nouvelle image binaire dans laquelle le pixel a une valeur non nulle uniquement si le test est réussi à cet endroit dans l'image d'entrée. L'élément structurant est une petite image binaire, c'est-à-dire une petite matrice de pixels, chacun avec une valeur de zéro ou un :

1. Les dimensions de la matrice précisent la taille de l'élément structurant.
2. Le motif des uns et des zéros précise la forme de l'élément structurant
3. Une origine de l'élément structurant est généralement l'un de ses pixels, bien que généralement l'origine puisse être à l'extérieur de l'élément structurant

III. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX ET DISCUSSIONS

Pour la mise en œuvre de ce système proposé, les données des patients en temps réel sont prises pour analyse. Comme le cancer dans l'image IRM a une intensité supérieure à celle de son arrière-plan, il devient donc très facile de le localiser et de l'extraire d'une image IRM. Les résultats obtenus à partir de chaque module sont discutés en détail dans les sous-sections suivantes :

a. Prétraitement utilisant le filtrage passe-haut et médian

Le diagramme de flux de travail pour le prétraitement de la méthode proposée est donné dans la figure 3.

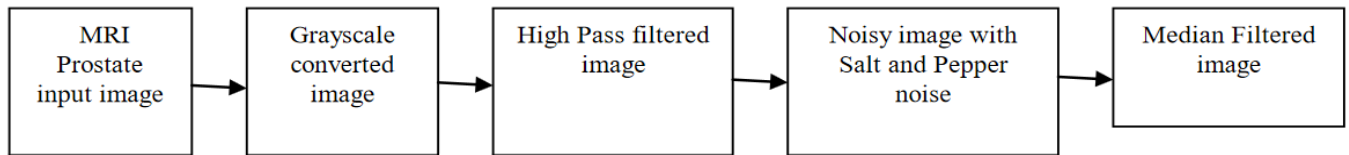


Figure. III 3 : Diagramme de flux de travail pour le prétraitement de l'image IRM bruyante..
L'image IRM de la prostate avec la région de la zone périphérique (PZ) clairement mentionnée est donnée sur la figure 4.

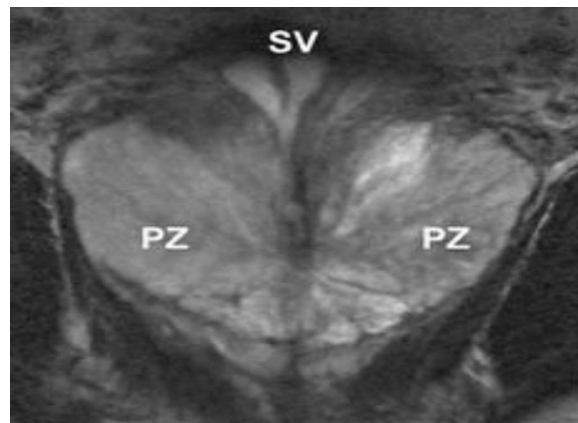


Figure. III 4 : Image de la prostate IRM avec région PZ

L'image d'entrée IRM de la prostate pour le système proposé est donnée sur la figure 5

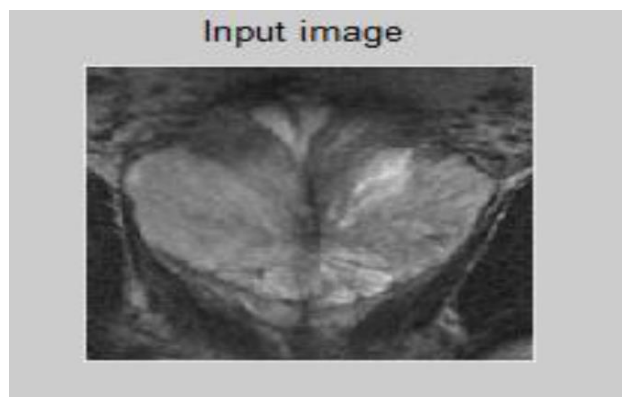


Figure. III 5 : Image de la prostate IRM d'entrée

L'image convertie en niveaux de gris à partir de l'image d'entrée IRM de la prostate donnée est donnée dans la figure 6

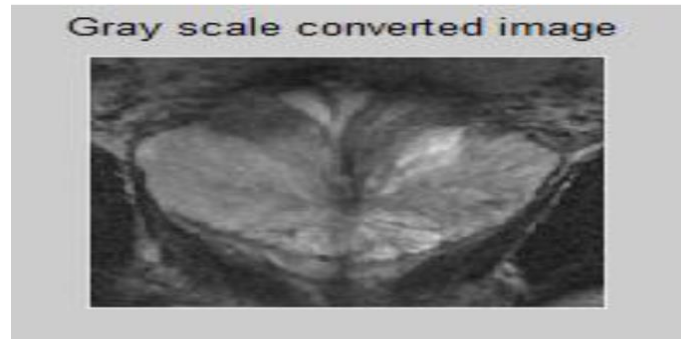


Figure. III 6 : Image IRM de la prostate convertie en niveaux de gris.

Le résultat de l'image IRM de la prostate filtrée passe-haut est donné sur la figure 7. Ceci est mis en œuvre pour supprimer le bruit qui est présent dans l'image d'entrée IRM de la prostate donnée.

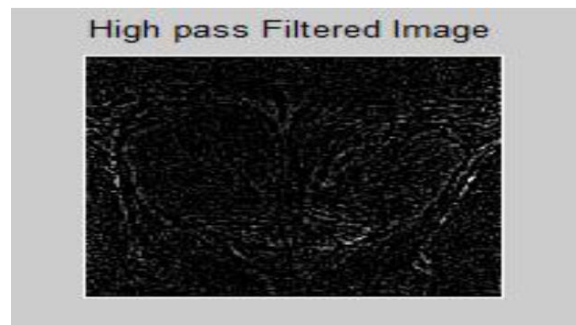


Figure. III 7 : IRM de la prostate filtrée passe-haut

L'étape suivante est le prétraitement qui consiste à améliorer l'image d'entrée de l'IRM de la prostate donnée. Pour ce processus d'amélioration, le système proposé utilise la méthode de filtrage médian. Dans cette méthode, le type de bruit Sel et Poivre est ajouté à l'image d'entrée donnée pour supprimer différents types de bruit et également pour produire une image d'entrée sans bruit

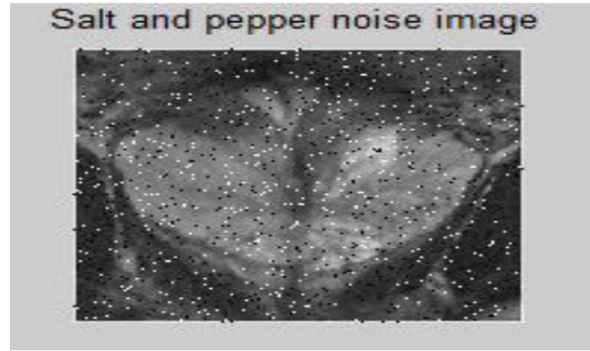


Figure. III 8 : Image IRM de la prostate avec bruit de sel et de poivre

La figure 8 mentionnée ci-dessus montre l'image d'entrée de l'IRM de la prostate avec un bruit de sel et de poivre.



Figure. III 9 : Image médiane de la prostate IRM filtrée.

L'image médiane de la prostate IRM filtrée est donnée à la figure 9. De la figure 1 à la figure 9, la première étape du système proposé, c'est-à-dire le prétraitement de l'image d'entrée de l'IRM de la prostate donnée est mise en œuvre et les résultats sont affichés à chaque étape.

b. Résultats de la segmentation

Le diagramme de flux de travail pour le prétraitement de la méthode proposée est donné dans la figure 10.

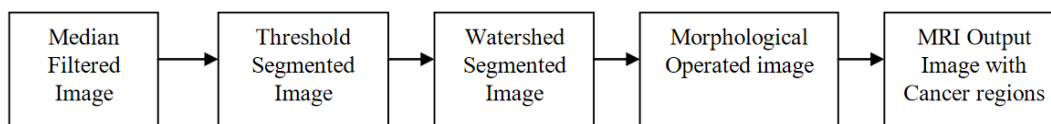


Figure. III 10 : Diagramme de flux de travail pour la segmentation de l'image IRM

La mise en œuvre et le résultat de la deuxième étape du système proposé, c'est-à-dire la segmentation, sont présentés comme suit :



Figure. III 11 : Image IRM de la prostate segmentée seuil

L'image médiane de la prostate IRM filtrée est fournie en entrée pour le processus de segmentation basé sur la méthode de seuil. La sortie de la méthode de segmentation de seuil est illustrée à la figure 11.

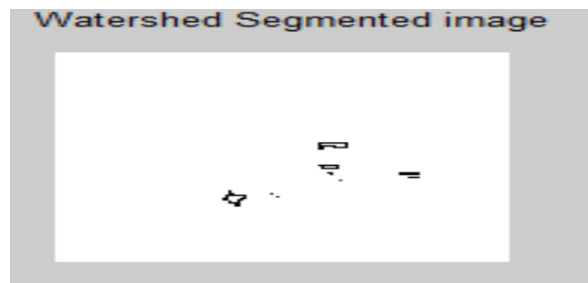


Figure. III 12 : Image IRM de la prostate segmentée du bassin versant

La sortie de la méthode de segmentation des bassins versants est illustrée à la figure 12. Cette sortie montre clairement les pixels non étiquetés sous la forme de lignes de partage des eaux dans l'image IRM de la prostate d'entrée donnée.

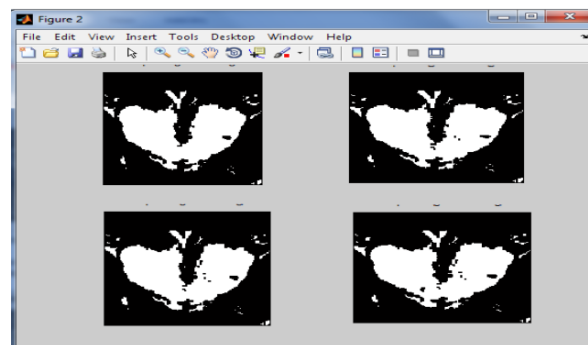


Figure. III 13 : Image de la prostate IRM opérée morphologiquement

La figure 13 montre la sortie de l'image IRM de la prostate mise en œuvre par des opérations morphologiques. L'élément structurant avec les valeurs d'intensité de pixel de 0 sont représentés sous forme de régions de couleur noire entourées par les pixels de voisinage avec les valeurs d'intensité de 1 dans la région PZ de l'image d'entrée de prostate IRM donnée. La figure 13 représente clairement qu'un plus grand nombre de cellules cancéreuses sont présentes dans la région PZ du côté droit par rapport à la région PZ du côté gauche de l'image IRM de la prostate donnée.

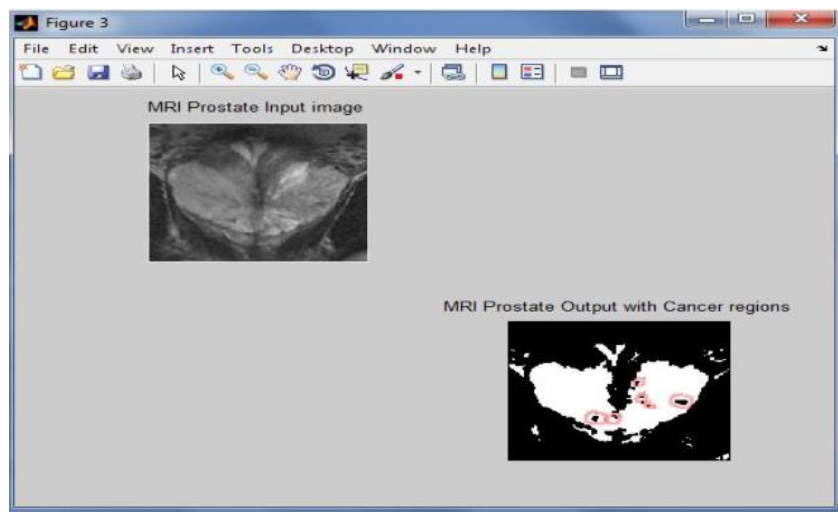


Figure. III.14 : image d'entrée et de sortie de la prostate IRM

Les images d'entrée et de sortie de l'IRM de la prostate du système proposé sont illustrées à la figure 14. Les régions des cellules cancéreuses présentes dans l'image de l'IRM de la prostate donnée sont mises en évidence dans l'image de sortie de l'IRM de la prostate.

IV.CONCLUSION

La méthode proposée se déroule en deux séquences d'étapes. Il s'agit du prétraitement de l'image d'entrée bruyante à l'aide d'un filtrage passe-haut et médian et d'une segmentation par segmentation de seuil, segmentation de bassin versant et opérations morphologiques sur une image IRM de la prostate donnée. Les régions de cellules cancéreuses extraites de l'image donnée sont mises en évidence dans la sortie finale de l'image IRM de la prostate. Le système proposé peut être étendu à d'autres modalités d'images telles que CT, Ultra Sound, etc., pour différents organes humains tels que le sein, Cerveau et ainsi de suite. Ce système proposé trouve son application dans le domaine médical et d'autres domaines de recherche

Conclusion Générale

Tout au long de la préparation de notre projet de fin d'études, nous avons essayé de mettre en pratique les connaissances acquises durant nos études universitaires et cela dans le but d'Etude et réalisation d'un dispositif de détection de cancer de prostate par image numérique. Objectif de notre travail. le premier chapitre était une étude théorique sur le traitement d'image on a expliqué comment traiter les images avec les filtre en MATLAB suivie par le second chapitre qui parle à la segmentation des images en MATLAB, Dans le dernier chapitre, on a clarifié les étapes de la réalisation, l'algorithme et l'utilisation les deux méthodes (traitement et segmentation).

Comme perspective, nous souhaitons pour les prochains projets de fin d'études de notre travail sur détection de cancer de prostate par image numérique la réalisation pratique de notre algorithme et cela ne reste qu'une recherche et une référence au sujet.

Bibliographie

- [1] B. Pesquet-Popescu, D. Matignon, F. Schmitt, H. Maitre, I. Bloch, M. Sigelle, Y. Gousseau, Le traitement des images/tome 2/. Tupin/version 5.0 .
- [2] Matlab User's Guide. The Math works Inc .
- [3] Gilles Burel, Introduction au traitement d'images - simulation sous matlab .
- [4] Jean-Thierry, Laprest, Introduction à MATLAB, Ellipses .
- [5] M. Mokhtari et A. Mesbah Apprendre et maîtriser Matlab, Springer Verlag.
- [6] Sym function [archive] Documentation for the MATLAB Symbolic Toolbox .
- [7] <http://www.mathworks.com/products/simulink-coder> [archive] Simulink Coder .
- [8] Richard Goering, "Matlab edges closer to electronic design automation world[archive]," EE Times.
- [9] http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/techdoc/matlab_oop/brqzfut-1.html .
- [10] A. Krähenbühl. 2014 "Segmentation et analyse géométrique : application aux images tomodensitométriques de bois". Thèse de doctorat , École doctorale IAEM Lorraine.
- [11] J.-P. Cocquerez And S. Philipp, 1995 , Analyse d'Images : filtrage et segmentation, Masson .
- [12] M. Meliani 2012 "Segmentation d'Image par Coopération Régions-Contours". Thèse de magister, Ecole nationale Supérieure en Informatique, Oued-Smar Alger, Ecole Doctorale STIC.
- [13] A. MEZIANE .2011 "étude et comparaison des méthodes de segmentation d'image cérébrales. Thèse de magister, Université Abou-Bakr Belkaid-Tlemcen.
- [14] L. Lechlek, M. Ghoulal. 2012 "la segmentation d'image médicale par la méthode d'ensemble de niveaux (level sets)". Thèse de Master, Université Larbi Ben M'hidi Oum El Bouaghi.
- [15] A. Bitam 2013 "analyse et segmentation d'image multispectrales, application aux images MSG" Thèse de doctorat, UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU.
- [16] H. RAMI. 2016 "Contribution au développement de descripteurs LBP pour le suivi d'objet en mouvement". Thèse de doctorat, Faculté des Sciences, 4 Avenue Ibn Battouta B.P. 1014 RP, Rabat – Maroc.
- [17] M. Kass, A. Witkin et D. Terzopoulos : « Snakes : Active contour models ». International Journal of Computer Vision.

- [18] J. Canny, A computational approach to edge detection, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, n°6, pp. 679-698.
- [19] Bloch, Y. Gousseau, H. Maitre, D. Matignon, B. Pesquet-Popescu, F. Schmitt, M. Sigelle And F. Tupin, Le traitement des images, Polycopie du cours ANIM Département TSI - Télécom-Paris .
- [20] R. Deriche, Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector, International Journal of Computer Vision, pp. 167-187, 1987.
- [21] M. Sandeli. 2014 '' Traitement d'images par des approches bio-inspirées''. Thèse de magister, Université Constantine 2.
- [22] H. MAITRE Le traitement des images.
- [23] J.C. Baillie (2003). Cours de Segmentation Module D9 : traitement d'images et vision artificielle. ENSA.
- [24], H. BELHAMRA & MELZI, S. (2010). La segmentation image par croissance de région. ESI.
- [25] Mr HOUASSINE. 2012 ''Segmentation d'images par une approche biomimétique hybride''. Thèse de magister, UNIVERSITE M'HAMED BOUGARABOUMERDES.
- [26] Mr BENNAI. 2013 ''Réalisation d'un système multi-agents adaptatifs pour l'imagerie médicale''. Thèse de magister, UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA- BOUMERDES.
- [27] W.ABDELLI OUARDIA. 2011''Segmentation d'images par seuillage d'histogrammes bidimensionnels''. Thèse de magister, UNIVERSITE MOULOUDE MAMMERI DE TIZI-OUZOU.
- [28].A. Nakib, S. Roman, H. Oulhadj, and P. Siarry, Fast MRI segmentation based on two dimensional survival exponential entropy and particle swarm optimization. In proc.of the 29th Annual Int. Conf. on the IEEE. EMBS. Lyon, pp.5563-5565, 2007.
- [29] SEBARI, I. (2007). Les approches de segmentation d'image par coopération région contour.
- [30] Munoz X, C. X. (2000). A new approach to segmentation based on fusing circumscribed contours, region growing and clustering. IEEE International Conference on Image Processing, (pp. 800- 803).
- [31] , E. a. Saber (1998). Integration of color, edge, shape, and texture features .

- [32] Rajesh C. Patil et Dr A. S. Bhalchandra, « Extraction de tumeur cérébrale à partir d'images IRM à l'aide de MATLAB », IJECSCSE, ISSN : 2277-9477, volume 2, numéro 1.
- [33] Sam Lister (11 février 2009). « Un test d'urine pourrait accélérer le traitement du cancer de la prostate ». Londres : le Sunday Times. Récupéré le 9 août 2010 .
- [34] Olga Miljkovi, « Image pre-processing Tool », College of Computer Science, Megatrend University of Belgrade, 11000 Novi Beograd, Serbie .
- [35] S. Murugavalli, V. Rajamani, « A high speed parallel fuzzy c-mean algorithm for brain tumor segmentation », « BIME Journal », Vol. n° : 06, numéro (1), déc. 2006 .
- [36] Yusuf Artan, Masoom A. Haider, Deanne L. Langer, Imam Samil Yetik, (2010) « Semi Supervised Prostate Cancer Segmentation with Multiple MRI Images », Imagerie biomédicale : du nano au macro, IEEE International Symposium, IEEE Transaction .
- [37] Y. Artan, I.S. Yetik, et al. (2009) « Segmentation du cancer de la prostate avec IRM multispectrale utilisant des champs aléatoires conditionnels sensibles aux coûts », ISBI .
- [38] Hricak H, Thoeni RF. Anatomie de la prostate. Dans : Pollack HM. Urographie clinique. 2e éd. Philadelphie, Pennsylvanie : Saunders, 2000 ; 1669-1670 .
- [39] Hricak H, Dooks GC, McNeal JE, et al. Imagerie IRM de la prostate : anatomie normale. AJR Am J Roentgenol 1987;148:51-58 .
- [40] P. F. Felzenszwalb, D. P. Huttenlocher, (2004) « Efficient Graph-based Image Segmentation », International Journal. Vision par ordinateur .
- [41] W. Gonzalez, « Digital Image Processing », 2e éd. Prentice Hall, année de publication 2008, page no 378.
- [42] L. Najman et M. Schmitt. Bassin versant d'une fonction continue. Dans Signal Processing (Numéro spécial sur la morphologie mathématique.), Vol. 38 (1994), pages 99-112.