

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

N° :



DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE

FILIERE : TELECOMMUNICATION

OPTION : SYSTEME DES
TELECOMMUNICATION

Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique

Par: Bouguerra Hind

Reguieg Saoussen

Intitulé

**Segmentation d'image computationnelle et
analyse morphologique dans les couche de
peau humaine**

Soutenu devant le jury composé de:

Mr. khalfa Ali	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Président
Mr.Lalaoui Lahouaoui	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Rapporteur
Mme.Zardoumi Zohra	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Examineur

Année universitaire : 2022 / 2023



Remerciements

-Nous remercions, en premier, notre dieu qui a bien voulu nous donner la volonté, La force, la patience et le courage pour terminer ce travail.

*- En second lieu, nous tenons à remercier notre encadreur Mr **LALAOUI lahouaoui** Pour son soutien, ses conseils judicieux et ses orientations durant cette période.*

-Merci aussi à tous les membres de jury qui nous font l'honneur de présider Et examiner ce modeste travail .

-A la fin, nous remercions toutes les personnes qui nous ont aidés De prêt ou de loin a la réalisation de notre projet.

Hind et saoussan





Dédicace

Je dédie ce travail à ceux qui m'ont tout donné sans rien me demander Mes très chers parents.

*A mon très cher père **Ahmed**, qui a toujours fait preuve d'amour et de courage pour assurer à tous une bonne éducation, qu'il puisse jouir de ce qui a été le fruit de ses encouragements et de ses sacrifices, il a toujours été pour moi l'un de ces extraordinaires pères aux talents multiples, je n'ai rien de plus cher à lui dédié que ce modeste mémoire en témoignage de ma gratitude.*

*A ma très chère mère **Barkahoum** qui m'a toujours été d'un grand soutien moral, par ses encouragements, elle a toujours demeuré dévouée à mon bien être, ce témoignage est en guise de reconnaissance de ma part.*

Ce modeste travail est le fruit de tous les sacrifices que vous avez déployés pour mon éducation et ma formation. Puisse dieu, vous procure santé, bonheur et longue vie.

*A mes sœurs : **Ahlem ,djahida ,aida , moufida** et mon frère **mahiedine** Je vous remercie pour tout le soutien et l'amour que vous me portez et encouragement, merci d'être toujours là pour moi, en témoignage de mon affection fraternelle, de ma profonde tendresse, je vous soutien une vie pleine de bonheur et de succès que dieu, le tout puissant, vous protège et vous garde.*

A mes belles amis qui je porte les plus beaux souvenirs :ismahane ,sawsen .

Hind





Dédicace

*Merci Allah (mon dieu) de m'avoir donné la capacité d'écrire et de réfléchir, la force d'y croire, la patience d'aller jusqu'au bout du rêve
Premièrement et avant tout je dédie ce modeste travail a ma grand mère Rokaya et mon grand père Aissa Mercie pour tous vos efforts sur moi .*

Ma Chère Maman fatna

Je dédie ce travail à celle qui m'a donné la vie, à ma mère, Tu représentes pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager et de prier pour moi, ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études.

Merci pour tous les sacrifices que tu n'as cessé de me donner depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte.

A mon très cher père jahid

Tu as toujours été pour moi un exemple du père respectueux, honnête, de la personne méticuleuse, grâce à toi papa j'ai appris le sens du travail et de la responsabilité. Je voudrais te remercier pour ton amour, ta générosité, ta compréhension... Ton soutien fut une lumière dans tout mon parcours.

A mes chers frères sami ,aymen et chrif

A tous les moments d'enfance passés avec vous, en gage de ma profonde estime pour l'aide que vous m'as apporté. Vous m'as soutenu, réconforté et encouragé. Puissent nos liens fraternels se consolider et se pérenniser encore plus, que dieu, le tout puissant, vous protège et vous garde.

A ma très chère sœur souzan

Ton encouragement et ton soutien étaient la bouffée d'oxygène qui me ressourçait dans les moments pénible, merci d'être toujours a mes coté, par ta présence, par ton amour et ta tendresse, pour donner du gout à notre vie je prie dieu le tout puissant pour qu'il te donne bonheur, réussite et prospérité.

*A walid marwan , ahmed amine et ma petite fille sawsan alaa
À mon binôme et la plus belle sœur bouggeurra hind*

SAOUSSAN

Résumé:

La segmentation d'image est importante dans plusieurs domaines: la médecine, science sociale, industrie, marketing, météorologieetc.

Le travail effectué et présenté dans ce mémoire se situe dans le domaine du traitement d'images et plus particulièrement, la segmentation d'images en contours, c'est-à-dire détecter les frontières qui séparent les différentes régions de l'image. La segmentation d'images est généralement l'étape la plus importante dans un système d'analyse d'image.

Les méthodes de segmentation sont nombreuses, Pour ce projet, nous implémentons un algorithme de contour actif suivant le modèle de Chan-Vese et snakes et contour région k-means sur d'image de la peau humaine

Nous avons testé cette méthode sur différentes image et différentes formes et nombre de classe.

Ensuite, nous avons utilisé l'image IRM (image binaire) cérébrale pour valider notre algorithme de segmentation (k-means) et chan-veese .

Abstract:

Image segmentation is important in several fields: medicine ,science ,social, industry marketing,meteorology..ect.

The work carried out and presented in this thesis is in the field of image processing and more particularly, the segmentation of images into contours, ie detecting the borders which separate the different regions of the image. Image segmentation is usually the most important step in an image analysis system.

There are many segmentation methods. for this project ,we implement an active contour algorithm following the Chan-Vese model and snakes and K-means region contour on an image of human skin

We tested this method on different image and different shapes and number of class.

Then, we used the cerebral MRI image (binary image) to validate our segmentation algorithm (k-means) and Chan-Vese.

ملخص : تجزئة الصور مهم في عدة مجالات: الطب والعلوم الاجتماعية ، والصناعة ، والتسويق ، والأرصاد الجوية ... إلخ.

العمل الذي تم تنفيذه وتقديمه في هذه الأطروحة هو في مجال معالجة الصور وبشكل أكثر تحديداً ، تقسيم الصور إلى ملامح ، أي اكتشاف الحدود التي تفصل بين مناطق مختلفة من الصورة. عادةً ما يكون تجزئة الصورة أهم خطوة في نظام تحليل الصور. هناك العديد من طرق التجزئة ، لهذا المشروع نقوم بتنفيذ خوارزمية كفاف نشطة تتبع نموذج Chan-Vese والشعابين ومحيط المنطقة k على صورة الجلد البشري.

اخذنا هذه الطريقة على صور مختلفة وأشكال مختلفة وعدد الصفوف، بعد ذلك استخدمنا صورة التصوير بالرنين المغناطيسي الدماغية (صورة ثنائية) للتحقق من صحة خوارزمية التجزئة (الوسائل k) والتغييرات

SOMMAIRE:

INTRODUCTION GENERALE.....	1
----------------------------	---

CHAPITRE I

GÉNÉRALITÉS SUR LA TRAITEMENT D'IMAGE

I.1 INTRODUCTION :	2
I.2 DEFINITION D'UNE IMAGE:	2
I.3 IMAGE NUMERIQUE :(NUMERISEE) :.....	2
I.4 ACQUISITION D'UNE IMAGE	3
I. 5 CARACTERISTIQUES D'UNE IMAGE NUMERIQUE:	3
I.5.1 Dimension.....	3
I.5.2 Résolution :	4
I.5.3 Bruit.....	4
I.5.4 Histogramme.....	4
I.5.5 Contraste	5
I.5.6 La texture	5
I.5.7 Luminance.....	5
I.5.8 Contours et textures	6
I. 6 TYPES D'IMAGES ON DISTINGUE TROIS TYPES D'IMAGES	6
I.6.1 Image binaire	6
I.6.2 Image en niveau de gris.....	7
I.6.3 Image couleur	7
I.7 QUALITE DE L'IMAGE NUMERIQUE	8
I.8 IMAGES BITMAP ET IMAGES VECTORIELLES	8
I.9 SYSTEME DE TRAITEMENT D'IMAGES :	8
I.10 ACQUISITION ET NUMÉRISATION :	9
I.11 VISUALISATION :	9
I.12 TRAITEMENT D'IMAGE :	9
I.12.1 Pré traitement d'images.....	10
I.12.2 Filtrage Numérique	10
I.12.3 Filtres linéaires	11
I.13 FILTRES NON LINÉAIRES	11
I.13.1 Filtre médian.....	12
I.13.2 Filtre maximum	12
I.13.3 Filtre minimum.....	12
I.14 OBJECTIF DE TRAITEMENT D'IMAGES	13
I.15 DOMAINES D'APPLICATION	13
I.16 CONCLUSION.....	13

CHAPITRE II

LA SEGMENTATION DES IMAGES

II.1 INTRODUCTION.....	15
II.2 DEFINITION DE LA SEGMENTATION	16
II.3 DEFINITION FORMELLE DE LA SEGMENTATION	16
II.4 OBJECTIFS DE LA SEGMENTATION.....	17
II.5 APPLICATIONS DE LA SEGMENTATION	17
II.6 LES ÉTAPES DE SEGMENTATION D’IMAGES	17
II.7. LE CHOIX D’UNE TECHNIQUE DE SEGMENTATION.....	18
II.8 DIFFERENTES APPROCHES DE SEGMENTATION	18
II.9 TECHNIQUES DE SEGMENTATION	18
II.9.1 Approche Contour	18
II.9.2 Méthodes dérivatives	19
II.9.3 L’approche Gradient.....	19
II.9.4 L’approche Laplacien.....	19
II.10 METHODES ANALYTIQUES	20
II.10.1 Approche de Canny	20
II.10.2 Approche de Deriche	20
II.10.3 Méthodes déformables.....	21
II.11 LES LIMITES DE SEGMENTATION PAR CONTOUR:.....	21
II.12 ON DISTINGUE QUATRE TYPES DE MÉTHODES	21
II.12.1 Croissance de régions	21
II.12.2 Division des régions	22
II.12.3 Le Quadtree.....	22
II.12.4 Division / Fusion.....	23
II.13 SEGMENTATION PAR CLASSIFICATION	23
II.13.1 La classification non supervisée.....	23
II.13.2 La classification supervisée	24
II.14 SEGMENTATION PAR SEUILLAGE	24
II.14.1 Définition du seuillage	24
II.14.2 Les méthodes de seuillage.....	25
II.15 CONCLUSION	25

CHAPITRE III

LA METHODE DE SEGMENTATION DES IMAGES

III.1 INTRODUCTION	27
III.2 LES METHODES DE LA SEGMENTATION.....	27
III.2.1 Approches par régions:.....	27
III.2.1.1 Méthodes par fusion de régions	27
III.2.1.2 Méthodes par division de région:.....	28
III.2.1.3 Méthodes par division\fusion de région:	28
III.2.1.4 Segmentation par classification.....	29
III.3 SEGMENTATION CLASSIQUE	31
III.3.1 La méthode de contour	31
III.3.2 Contour actif.....	34
III.4 MODELE DE CHAN & VESE.....	37
III.4.2 Algorithme du modèle chan et vese :	38

III.5 L'ENTROPIE:	39
III.5.1 Pourquoi l'entropie?	39
III.5.2 Entropie comme critère de segmentation	40
III.5.3 Estimation de l'entropie:	41
III.6 CONCLUSION :	41

CHAPITRE IV:

EVALUATION ET DISCUSSION DES RESULTAT

IV.1 INTRODUCTION	43
IV.2 MATERIEL UTILISE	43
IV.3 RESULTATS DE SEGMENTATION DES IMAGES	43
IV.4 DISCUSSION DES RESULTATS :	49
IV.6 CONCLUSION :	50
conclusion générale	52
BIBLIOGRAPHIES :	54

LA LISTE DES FIGURES

FIGURE I-1:REPRÉSENTATION D'IMAGE NUMÉRIQUE.	2
FIGURE I.2 : LA TAILLE D'IMAGE.....	3
FIGURE I.3 : EXEMPLES DE RÉOLUTION D'UNE IMAGE.....	4
FIGURE I-4: IMAGE SANS BRUIT.....	4
FIGURE I-5: IMAGE AVEC BRUIT.....	4
FIGURE I-6: IMAGE AVEC HISTOGRAMME.....	5
FIGURE I-7: CONTOUR D'UNE IMAGE.....	6
FIGURE I.8 : IMAGE BINAIRE	7
FIGURE I.9 : IMAGE EN NIVEAU DE GRIS.....	7
FIGURE I.10: (A) IMAGE NUMÉRIQUE COULEUR, (B) IMAGE IRM COULEUR.....	8
FIGURE I.11: SCHÉMA D'UN SYSTÈME DE TRAITEMENT D'IMAGES	8
FIGURE I.12 : SCHÉMA D'UN SYSTÈME DE TRAITEMENT D'IMAGES	9
FIGURE I.13 : CHAINE DE SEGMENTATION D'IMAGES	10
FIGURE I.14 : PRINCIPE D'APPLICATION DU FILTRE MÉDIAN.....	12
FIGURE I.15 : PRINCIPE DU FILTRE MAXIMUM.....	12
FIGURE I.16 : PRINCIPE DU FILTRE MINIMUM	13
FIGUREII.1 : ANALYSE DE L'IMAGE.	15
FIGURE II-2: EXEMPLE DE SEGMENTATION D'IMAGE.....	16
FIGURE II.3: EXEMPLE D'UNE SEGMENTATION : (A) IMAGE ORIGINALE, (B) IMAGE SEGMENTÉE.....	17
FIGURE II.4 TECHNIQUES DE SEGMENTATION D'IMAGE.....	18
FIGURE II.5 PROCESSUS DE DIVISION DE L'IMAGE I UTILISANT LE QUAD- TREE.....	22
FIGURE II.6 LA SEGMENTATION PAR DIVISION / FUSION	23
FIGURE II.7: SEUILLAGE SIMPLE D'UN HISTOGRAMME.	25
FIGURE II.7.1: SEUILLAGE MULTIPLE D'UN HISTOGRAMME.	25
FIGURE III.1 : EXEMPLE DE SEGMENTATION PAR DIVISION DE RÉGION	28
FIGUREIII.2: L'ALGORITHME DES KMEANS.....	30
FIGURE III.3: EXEMPLE D'APPLICATION DE L'OPÉRATEUR DE ROBERTS	32
FIGURE III. 4:EXEMPLE D'APPLICATION DU FILTRE SOBEL	33
FIGUREIII.5: EXEMPLES DE COORDONNÉES CARTÉSIENNES ET ABSCISSES CURVILIGNES D'UN CONTOUR	35

FIGUREIII.6: SEGMENTATION PAR CONTOUR ACTIF	35
FIGUREIII.7:ÉVOLUTION DES CONTOURS ACTIFS PAR LA MÉTHODE DE CV... 39	39
FIGURE IV.1 IMAGE ORIGINALE.....	43
FIGUREIV.2 IMAGE SEGMENTÉE PAR K-MEANS	44
FIGURE IV.3 IMAGE SEGMENTÉE PAR CONTOUR ACTIF	44
FIGUREIV.4 IMAGE SEGMENTÉE PAR CHAN-VASE, 400 ITÉRATIONS	44
FIGUREIV.5 IMAGE SEGMENTÉE PAR CHAN-VASE,600 ITÉRATIONS	45
FIGUREIV.6 IMAGE SEGMENTÉE PAR CHAN-VASE, 800 ITÉRATIONS	45
FIGURE IV.8 IMAGE ORIGINALE.....	46
FIGUREIV.9 IMAGE SEGMENTÉE PAR K-MEANS	46
FIGURE IV.10 IMAGE SEGMENTÉE PAR CONTOUR ACTIF	47
FIGUREIV.12 IMAGE SEGMENTÉE PAR CHAN-VASE, 800 ITÉRATIONS	48
FIGUREIV.13 IMAGE SEGMENTÉE PAR CHAN-VASE, 1000 ITÉRATIONS	48

DES TABLEAUX

TABLE IV.1: LES VALEURS DES TROIS CRITÈRES D'ÉVALUATION DES RÉSULTATS DE SEGMENTATION DE L'IMAGE SKIN	48
TABLE IV.2: LES VALEURS DES TROIS CRITÈRES D'ÉVALUATION DES RÉSULTATS DE SEGMENTATION BRAIN.....	48



INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

La segmentation d'images est un problème important dans le domaine de l'analyse d'images. Par exemple, en imagerie médicale, il est utilisé pour analyser et quantifier diverses structures anatomiques présentes dans une image. Les techniques de segmentation peuvent être classées en fonction des objectifs qu'elles atteignent. Il existe des moyens de déterminer une région dans une image et des moyens d'essayer de déterminer ses limites.

La segmentation d'image est le processus le plus important dans les systèmes de traitement d'image car elle se situe à l'interface entre le traitement d'image et l'analyse d'image. L'avantage de la segmentation est de diviser l'image en plusieurs régions homogènes selon des critères définis a priori. L'avantage des régions uniformes est qu'elles fournissent des données simplifiées qui facilitent la tâche des systèmes de reconnaissance de formes ou d'autres systèmes qui extraient les objets contenus dans les images.

Les techniques de segmentation d'image sont généralement basées sur la recherche de discontinuités locales (détection de contour) ou la détection de régions d'image qui présentent des caractéristiques d'homogénéité (extraction de région). Divisez l'image en une série de régions. Chaque région définit un ou plusieurs objets associés. Cependant, ces approches tendent à déformer les frontières naturelles des objets. L'utilisation d'une combinaison de différentes méthodes donnera les meilleurs résultats de segmentation. Ce sont des approches plus efficaces car les inconvénients d'une méthode peuvent l'emporter sur les avantages d'une autre.

Dans ce mémoire, nous avons porté une attention particulière aux méthodes de contour actif telles que Chan-Vese et Snakes, ainsi qu'à la méthode de contour régional, à savoir k-Means. Notre objectif principal était de concevoir des algorithmes basés sur les principes de contour actif et de contour régional pour déterminer le contour d'un objet dans une image.

Le cadre général dans lequel s'inscrit ce mémoire est justement celui de l'évaluation de la segmentation d'image, pour cela nous avons organisé ce mémoire comme suit :

Le premier chapitre est une généralité sur le traitement d'images, il présente la définition de quelques concepts fondamentaux tels que la numérisation, codification d'une image numérique, luminance, contraste, contour, région, texture, etc.



Chapitre I
Généralités sur la traitement d'image

I.1 Introduction :

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain. Dans ce chapitre nous présentons quelques notions de base du domaine de traitement d'image numérique tels que : la définition d'image, les types d'image, caractéristiques d'image, système de traitement d'image, analyse élémentaire, filtrage, La convolution, segmentation et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

I.2 Définition d'une 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. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ 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. [05]

I.3 Image numérique :(numérisée) :

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs. [05] La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x,y)$, comme la montre la figure où : x,y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image. $f(x, y)$: niveau d'intensité. La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.

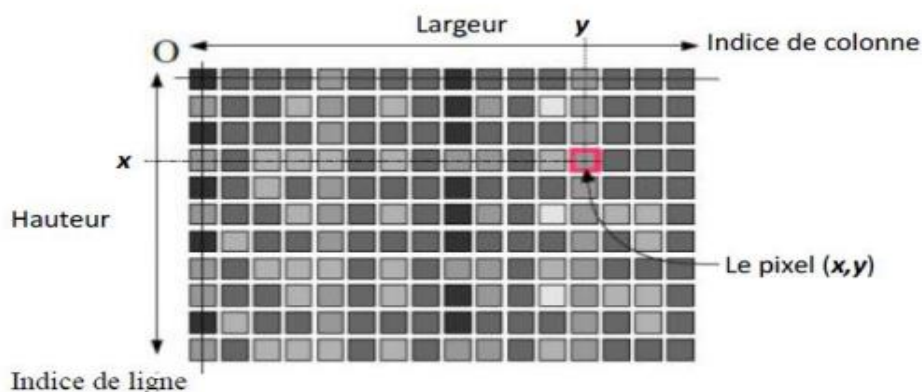


Figure I-1: Représentation d'image numérique.

I.4 Acquisition d'une image

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales :

- les caméras numériques,
- et les scanners.

A ce niveau, notons que le principe utilisé par le scanner est de plus en plus adapté aux domaines professionnels utilisant le traitement de l'image comme la télédétection, les arts graphiques, la médecine, etc. Le développement technologique a permis l'apparition de nouveaux périphériques d'acquisition appelés cartes d'acquisition, qui fonctionnent à l'instar des caméras vidéo, grâce à un capteur C.C.D. (Charge Coupled Device). La carte d'acquisition reçoit les images de la camera, de la T.V. ou du scanner afin de les convertir en informations binaires qui seront stockées dans un fichier. L'une des caractéristiques intéressantes de ces capteurs est la taille du plus petit élément (pixel), mais aussi l'intercorrélation de deux éléments voisins : plus cette intercorrélation est faible, meilleure est l'image.

I.5 Caractéristiques d'une image numérique:

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

I.5.1 Dimension

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 (pixels).

Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image. [18]

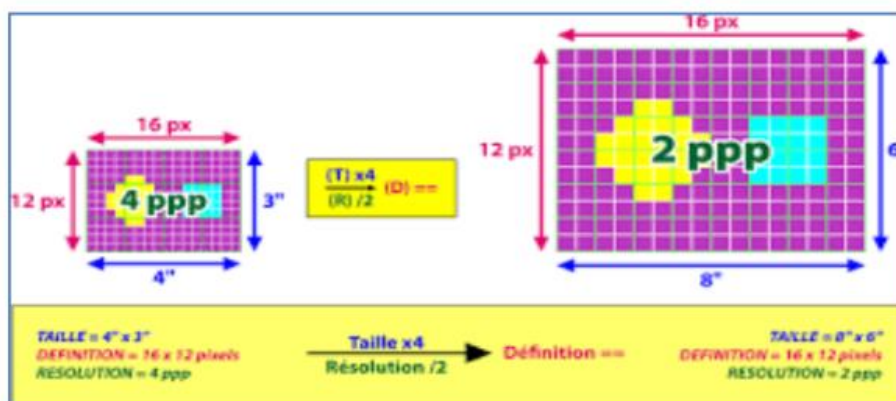


Figure I.2 : La taille d'image

I.5.2 Résolution :

C'est le nombre de points (pixels) contenu dans une longueur donnée (en pouce). Elle est exprimée en points par pouce (PPP, en anglais: DPI : Dots Per Inch). Rappel : un pouce mesure (ou inch) 2,54 cm, c'est une unité de mesure britannique. Plus la résolution est élevée, plus les points sont petits et nombreux, est plus image est fine.[19]

Résolution = définition (largeur) / dimension (largeur)

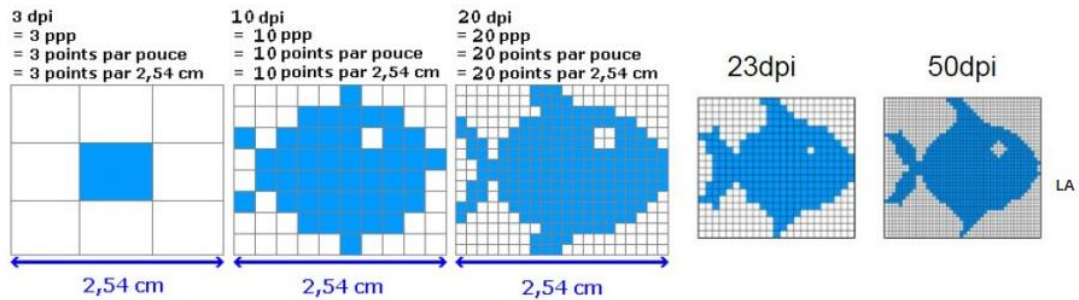


Figure I.3 : Exemples de résolution d'une image

I.5.3 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.[2]



Figure I-4: Image sans bruit.

Figure I-5: Image avec bruit.

I.5.4 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. Pour diminuer l'erreur de

quantification, pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image. Il permet de donner un grand nombre d'information 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. La figure (1-6) montre une image avec son histogramme. [05]

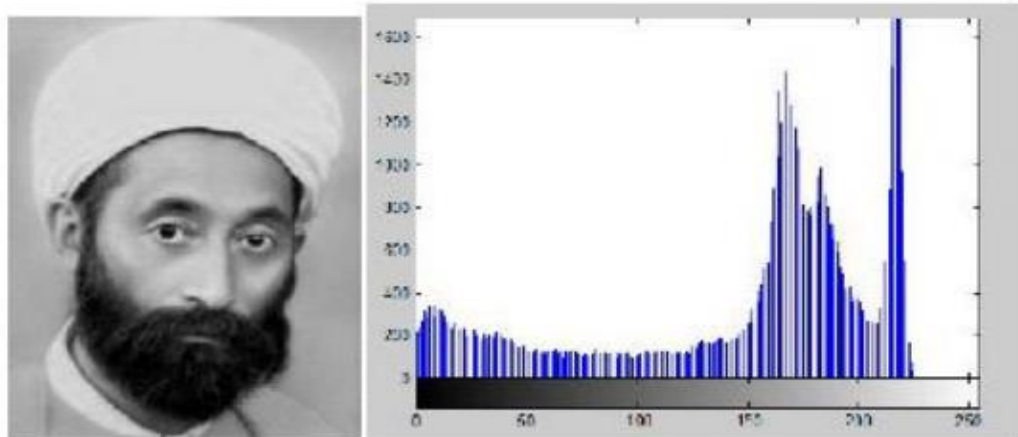


Figure I-6: Image avec histogramme.

I.5.5 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. Si L_1 et L_2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A_1 et A_2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport

$$C = \frac{L_1 - L_2}{L_1 + L_2}$$

I.5.6 La texture

Une texture est une région dans une image numérique qui a des caractéristiques homogènes. Ces caractéristiques sont par exemple un motif basique qui se répète. La texture est composée de Texel, l'équivalent des pixels.[6]

I.5.7 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 :

- ♣ Des images lumineuses (brillantes);
- ♣ 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.
- ♣ L'absence de parasites.

I.5.8 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative. Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.[6]



Figure I-7: Contour d'une image.

I. 6 Types d'images On distingue trois types d'images

- Binaire : 2 couleurs (arrière-plan et avant-plan).
- Monochrome : variations d'une même teinte.
- Polychrome : " vraies " couleurs. [05]

I.6.1 Image binaire

Une image binaire est une image $M \times N$ où chaque point peut prendre uniquement la valeur 0 ou 1. Les pixels sont noirs (0) ou blancs (1). Le niveau de gris est codé sur un bit.[24]



Figure I.8 : Image binaire

I.6.2 Image en niveau de gris

Chaque pixel est un niveau de gris, allant de 0 (noir) à 255 (blanc). Cet intervalle de valeurs signifie que chaque pixel est codé sur huit bits un octet, où la valeur 0 représente la brillance minimale (le noir) et 255 la brillance maximale (le blanc). 256 niveaux de gris sont généralement suffisants pour la reconnaissance de la plus part des objets d'une scène. [16]



Figure I.9 : Image en niveau de gris

I.6.3 Image couleur

L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est-à-dire que le mélange entre différentes couleurs donne une nouvelle couleur. La plupart des images couleurs sont basées sur trois couleurs primaires : Rouge, Vert et Bleu (RVB) (RGB en anglais), et utilisent typiquement 8 bits pour chaque composante de couleur, donc chaque pixel nécessite $3 * 8 = 24$ bits pour coder les trois composantes, et chaque composante de couleur peut prendre l'une des valeurs de l'intervalle [0 ... 255]. [02]

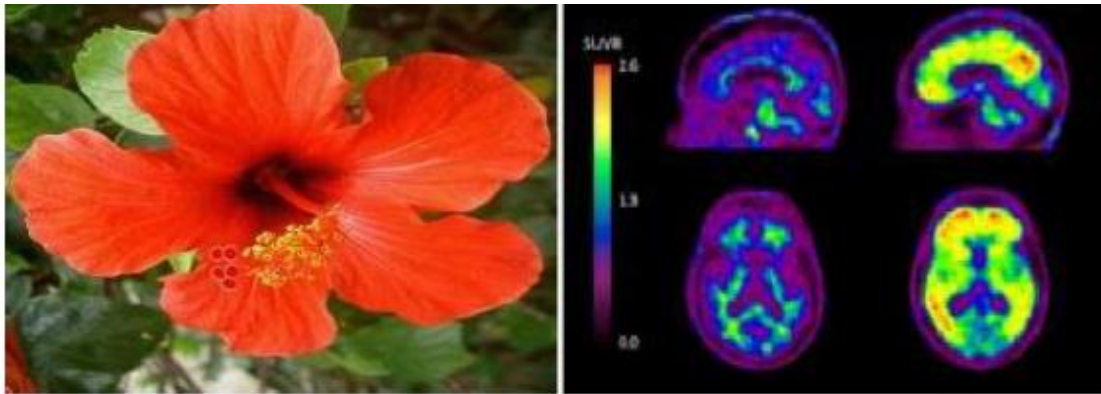


Figure I.10: (a) Image numérique couleur, (b) Image IRM couleur

I.7 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. [09]

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). [05]

I.8 Images bitmap et images vectorielles

Les images appartiennent à deux grandes familles : bitmap (image-bit) et vectorielle. Alors qu'une image vectorielle est décrite à l'aide de courbes et d'équations mathématiques, une image bitmap est constituée de pixels et se réduit donc à une matrice de points. Si les images vectorielles peuvent être manipulées avec beaucoup de facilité, les modifications de taille, par exemple, apportées à une image bitmap ne sont pas sans incidence.

I.9 Système de traitement d'images :

Un système de traitement numérique d'images est composé de :

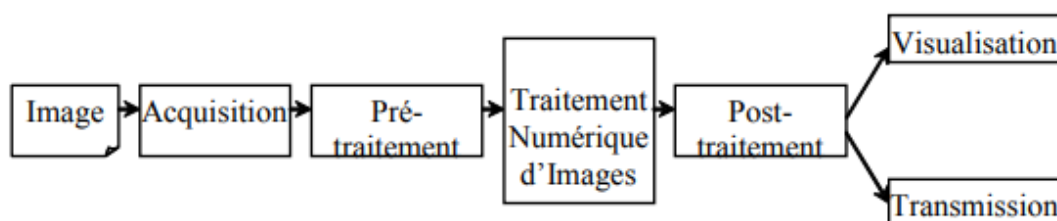


Figure I.11: Schéma d'un système de traitement d'images

I.10 Acquisition et numérisation :

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners.

I.11 Visualisation :

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images.

L'utilisation de différents types de reconstituteurs permet de transformer le signal numérique qu'est la matrice image en un signal analogique visible par l'œil de l'observateur. Pour cela, différents types de supports peuvent être employés : moniteur vidéo, clichés photographiques, impression sur papier. Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée un nouvel élément d'image ou un nouveau pixel dont on choisit la forme de façon à reconstituer une image analogique qui soit la plus proche possible de l'image avant numérisation compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission .[13]

I.12 Traitement d'image :

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.[25]

Une chaîne de traitement commence par [25]:

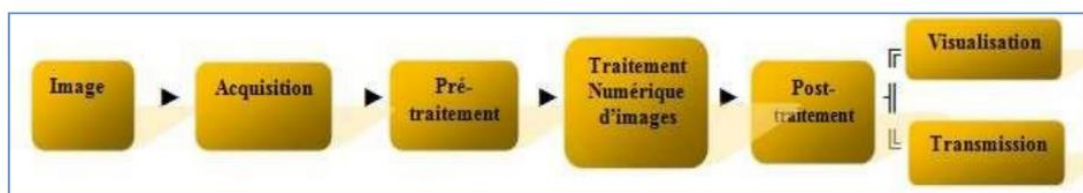


Figure I.12 : Schéma d'un système de traitement d'images

L'acquisition : permet d'acquérir des données physiques sous la forme d'une image.

Cette image peut être :

✚ Soit numérique obtenue par des systèmes d'acquisition numériques (caméra, capteur...,etc.),

✚ Soit analogique d'où la nécessité de passer par l'étape de numérisation avant tout traitement.

Prétraitement : qui consiste à améliorer la qualité de l'image acquise [26]. Il peut s'agir de la réduction du bruit par filtrage, ou rehaussement du contraste de l'image.[23]

Segmentation : Cette étape peut être suivie par une étape de post-traitement qui consiste à raffiner la segmentation afin d'améliorer les résultats obtenus [26].

Dans ce travail, nous avons opté pour la segmentation par approche classification qui se décompose à son tour en trois étapes [13] :

Extraction de caractéristiques : l'image est représentée dans l'algorithme de segmentation par son vecteur de caractéristiques, nommé souvent vecteur d'attributs. Ce vecteur, selon le sujet traité, peut être formé par les niveaux de gris de l'image, des mesures locales (moyenne, variance, ...), coordonnées spatiales des pixels ... etc.

Classification : (ou clustering) est le processus de regroupement d'objets similaires en une classe (cluster) unique, et les objets dissimilaires en des classes différents. Ceci selon un critère de similarité donné.

Post-traitement : visualisation, stockage,

Interprétation : qui consiste à étiqueter les régions détectées.

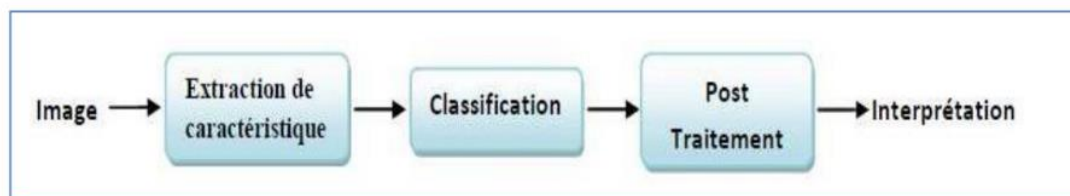


Figure I.13 : Chaîne de segmentation d'images

I.12.1 Pré traitement d'images

Le prétraitement regroupe toutes les techniques visant à améliorer la qualité d'une image. De ce fait, la donnée de départ est l'image initiale et le résultat est également une image. La notion de qualité est une notion très subjective à la réalisation d'un objectif. C'est la raison pour laquelle les techniques ne sont pas les mêmes.[16]

I.12.2 Filtrage Numérique

Les images numériques telles qu'elles sont acquises, sont très souvent inexploitable pour le traitement d'images. Elles contiennent des signaux bruités. Pour remédier à cela, différents prétraitements pour l'amélioration ou la correction sont effectués. [26] On peut scinder les filtres en deux grandes catégories :

I.12.3 Filtres linéaires

Les filtres linéaires transforment un ensemble de données d'entrée en un ensemble de données de sortie par une convolution bidimensionnelle qui est une opération mathématique. Ils permettent de supprimer le bruit dans l'image. Chaque filtre a une taille $N \times N$ avec N impair. [2] Les filtres linéaires les plus connus sont les filtres passe-bas, passe-haut.

I.12.3.1 Filtre passe-bas (lissage)

Ce filtre n'affecte pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence. L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs. [1]

$$\frac{1}{9}^*$$

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Masque du filtre

I.12.3.2 Filtre Passe-haut (Accentuation)

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence. [1]

$$H =$$

-1	-1	-1
-1	9	-1
-1	-1	-1

Masque de filtre

I.13 Filtres non linéaires

Ils sont conçus pour régler les problèmes des filtres linéaires, surtout pour ce qui concerne la mauvaise conservation des contours. Leur principe est le même que celui des filtres linéaires, il s'agit toujours de remplacer la valeur de chaque pixel par la valeur d'une fonction calculée dans son voisinage. La différence majeure, est que cette fonction n'est plus linéaire mais une fonction quelconque (elle peut inclure des opérateurs de comparaisons ou de classification). [27] Les filtres non linéaires les plus connus sont : Filtre médian, Filtre maximum et filtre minimum.

I.13.1 Filtre médian

Ce filtre est très utilisé pour éliminer le bruit sur une image qui peut être de différentes origines (poussières, petits nuages, baisse momentanée de l'intensité électrique sur les capteurs, ...)

L'avantage de ce filtre réside dans le fait qu'il conserve les contours alors que les autres types de filtres ont tendance à les adoucir. [26]

L'algorithme de filtre médian est le suivant :

1. Trier les valeurs par ordre croissant.
2. Remplacer la valeur du pixel centrale par la valeur située au milieu de la triée.
3. Répéter cette opération pour tous les pixels de l'image.

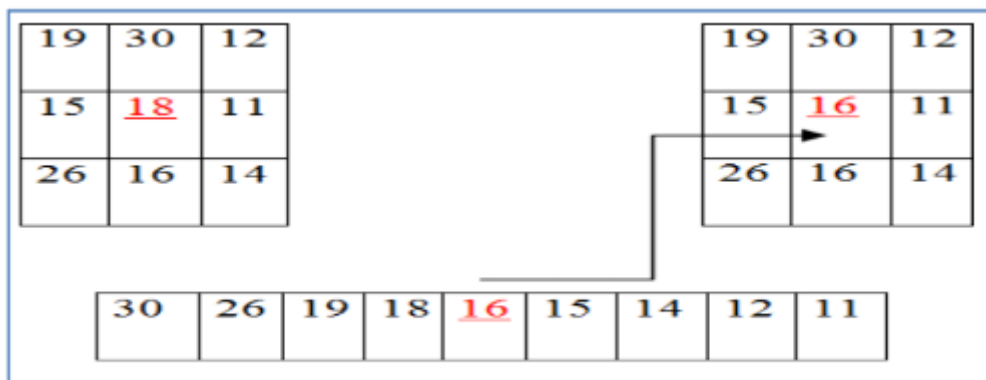


Figure I.14 : Principe d'application du filtre médian

I.13.2 Filtre maximum

On applique le même traitement que celui du filtre médian mais la valeur du pixel du centre va être changée par le maximum. [27]

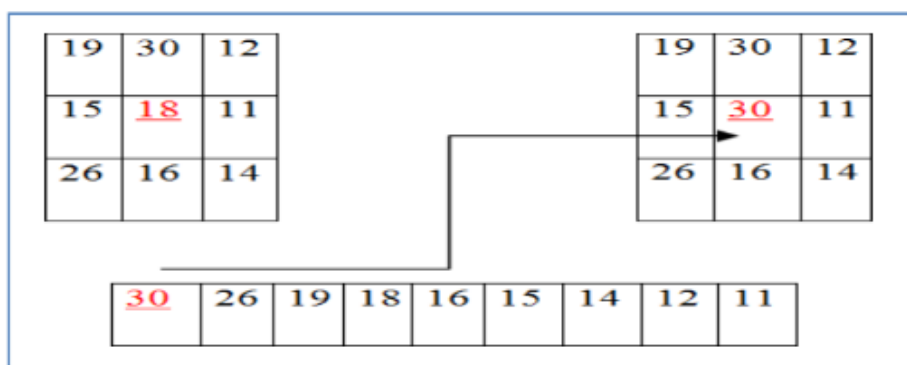


Figure I.15 : Principe du filtre maximum

I.13.3 Filtre minimum

On applique le même traitement que celui du filtre maximum mais, cette fois, la valeur du pixel du centre comme la montre la figure va être remplacée par le minimum. [24]

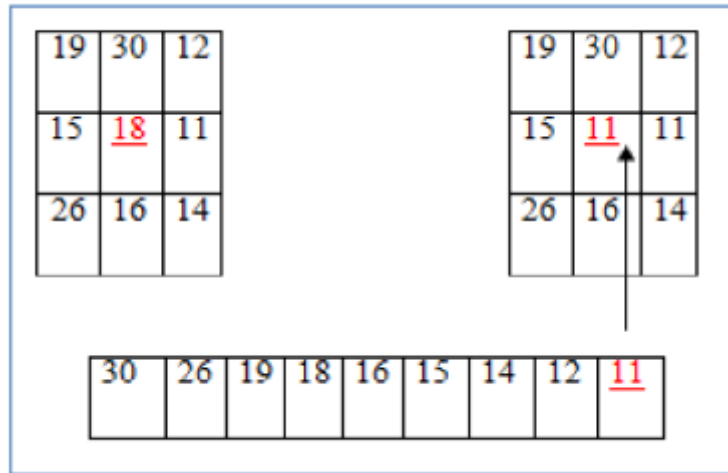


Figure I.16 : Principe du filtre minimum

I.14 Objectif de traitement d'images

Le but de traitement d'image est d'extraire des informations noyées dans le bruit ou abimées par les défauts optiques des instruments. Plus récemment on introduit des techniques qui améliorent l'aspect visuel des images, par exemple pour réduire le bruit granuleux ou équilibrer les variations de la luminosité dues au vignettage. Pour cela avant d'extraire les objets, il est donc nécessaire d'améliorer la qualité de l'image. [26]

I.15 Domaines d'application

Le traitement d'images possède l'aspect multidisciplinaire. On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que les télécommunications (T.V., vidéo, publicité,...), la médecine (radiographie, ultrasons,...), biologie, astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, l'armement (application militaire). De nouvelles applications pratiques sont possibles aujourd'hui et touchent tous les domaines d'activités, tels que : métiers du spectacle, de la radio, créations artistiques,... [09]

I.16 Conclusion

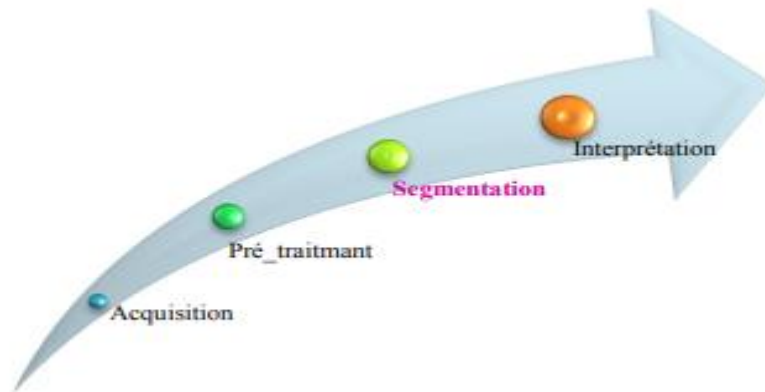
Dans ce chapitre, nous l'avons voulu à ce qu'il soit une brève introduction aux concepts liés au domaine du traitement d'images. Les différentes définitions qui y sont développées sont celles des connaissances élémentaires de cette discipline, mais combien même elles sont essentielles pour l'initiation aux traitements approfondis des images. Nous pouvons, à présent, aborder au prochain chapitre les techniques de la segmentation d'image.



CHAPITRE II
LA SEGMENTATION DES IMAGES

II.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.



FigureII.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 [07].

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).

II.2 Définition de la segmentation

La segmentation est une des étapes critiques de l'analyse d'images qui conditionne la qualité des mesures effectuées ultérieurement. C'est généralement une première étape d'un traitement plus complexe comme la reconnaissance de formes. Elle permet de cerner les formes des objets sur lesquels doit porter l'analyse. de délimiter des régions l'intérêt et d'extraire du fond. Une bonne méthode de segmentation sera celle qui permettra d'arriver à une bonne interprétation. Elle devra donc avoir simplifié l'image sans pour autant en avoir trop réduit le contenu.

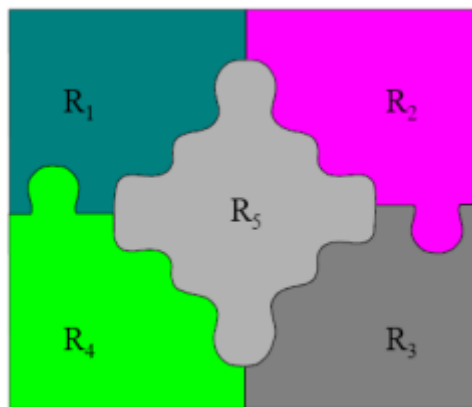


Figure II-2: Exemple de segmentation d'image.

À ce jour, il existe (les nombreuses méthodes de segmentation qui sont pratiquement toutes sensibles au bruit. il est donc nécessaire (le commencer par nettoyer l'image en appliquant les filtres usuels d'atténuation le bruit. Parmi les approches (le segmentation les plus connues), on peut citer : la segmentation basée sur le seuillage. La segmentation basée sur les régions et la segmentation basée sur les contours. [09]

II.3 Définition formelle de la segmentation

Formellement, la segmentation d'une image A en régions R_i , $i = 1..n$, est définie par les propriétés suivantes :[15]

1. $U_{i=1}^n R_i = I$
2. $R_i \cap R_j = \emptyset ; \forall i, j$ telle que $i \neq j$
3. $P(R_i) = \text{vrai} ; \forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$
4. $P(R_i \cap R_j) = \text{faux} ; \forall i, j$ telle que $i \neq j$
5. R_i est un composant connexe ; $\forall i \in [1, 2, \dots, n]$

P est un prédicat d'homogénéité.

- La première condition indique que l'union des régions nous ramène à l'image de départ.
- La deuxième indique que deux régions différentes sont disjointes.

- La troisième exprime que les pixels appartenant à une région doivent satisfaire le critère d'homogénéité.
- La quatrième exprime le critère d'homogénéité pour la segmentation en régions disjointes.

II.4 Objectifs de la segmentation

- L'extraction d'éléments et d'informations qualitatives de l'image.
- Fournir des régions homogènes
- Localiser les contours de région.
- Fournir une description de haut niveau : représentation par un graphe dont les nœuds sont des régions, chaque région est connectée à ses voisines et chaque région porte une étiquette qui donne des informations comme taille, la couleur, la forme,.
- Réduire le bruit.[22]

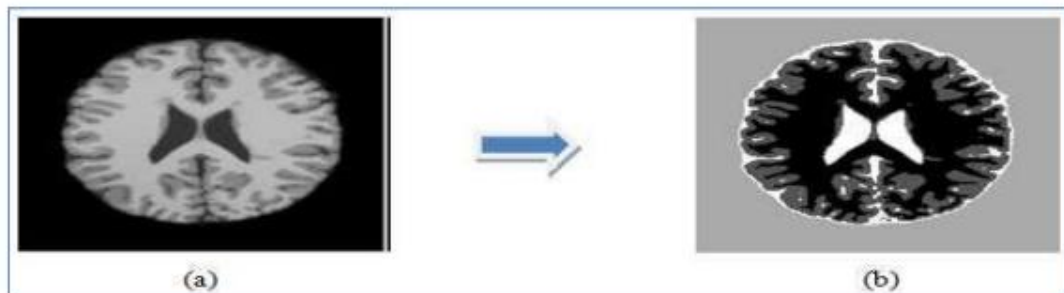


Figure II.3: Exemple d'une segmentation : (a) image originale, (b) image segmentée

II.5 Applications de la segmentation

Les applications plus importantes de la segmentation sont :

- Segmentation d'images IRM cérébrales
- Segmentation d'images satellitaires
- Segmentation d'images faciales

II.6 Les étapes de segmentation d'images

Les différentes étapes permettant la segmentation d'une image sont résumées comme suit :

- Le prétraitement concerne les images acquises.
- La classification, pour que l'image étant formée d'un certain nombre de propriétés qu'on classera selon des critères appropriés.
- La segmentation est obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à la même classe.

- Analyse des images : extraire des paramètres ou des fonctions représentatives de l'image ou des régions

II.7. 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).

II.8 Différentes approches de segmentation

La segmentation est une étape primordiale en traitement d'image. À ce jour, il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en trois principales classes :

1. Segmentation fondée sur les régions (en anglais : régions-based segmentation).
2. Segmentation fondée sur les contours (en anglais : edge-based segmentation)
3. Segmentation fondée sur le seuillage[09].

II.9 Techniques de segmentation

Les techniques de segmentations existantes sont nombreuses, mais elles sont généralement regroupées en trois principales approches qui sont l'approche contour, l'approche région et l'approche coopérative. Une classification de ces méthodes est montrée dans la figure 2.1

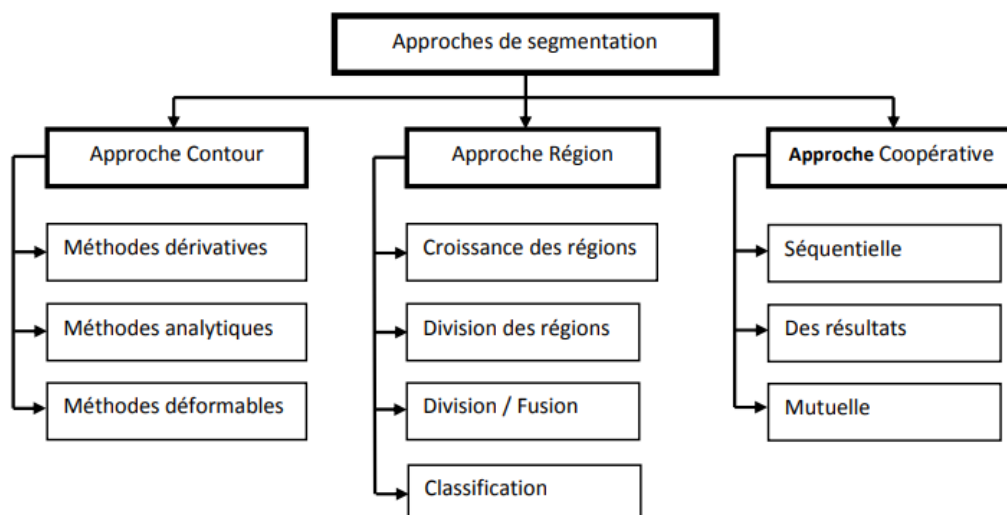


Figure II.4 Techniques de segmentation d'image.

II.9.1 Approche Contour

Un contour est un ensemble des points d'une image numérique qui correspond à un changement brutal de l'intensité lumineuse. Figure 2.13 Techniques de segmentation d'image. Approche Contour Approche Région Approche Coopérative Approches de segmentation d'image Méthodes dérivatives Méthodes analytiques Méthodes déformables Croissance des régions Division des régions Division / Fusion Séquentielle Des résultats Mutuelle Classification

30 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. Dans l'approche de segmentation basée contour Il existe plusieurs méthodes qu'on peut regrouper en trois catégories : les méthodes dérivatives, les méthodes Analytiques et les méthodes déformables.

II.9.2 Méthodes dérivatives

Elles consistent à calculer la dérivée en chaque point de l'image afin de mettre en évidence les variations de niveau de gris. On peut classer les méthodes dérivatives en deux groupes selon qu'on utilise la dérivée première (approche Gradient) ou dérivée seconde (approche Laplacien).

II.9.3 L'approche Gradient

Ce type de détecteur se base sur la première dérivée de l'image I en chacun de ces points dans les deux directions horizontale et verticale. Un point de contours aura une amplitude $A(i,j)$ et une direction

$$\frac{\delta I(i,j)}{\delta x} = I_x(i,j) ; \quad \frac{\delta I(i,j)}{\delta y} = I_y(i,j);$$

$$A(i,j) = \sqrt{(I_x(i,j) * I_x(i,j)) + (I_y(i,j) * I_y(i,j))}$$

$$\text{Dir}(i,j) = \text{arctg}(I_y(i,j)/I_x(i,j))$$

Dans un premier temps, la détermination des points contours est ramenée à la recherche de filtre linéaire permettant d'estimer le gradient en chaque point. De nombreux opérateurs sont ainsi apparus dans la littérature parmi lesquels nous pouvons citer les masques de Sobel, Prewit, Robert ... etc. La valeur du gradient est ainsi disponible en tout point de l'image permettant d'effectuer une recherche des maxima locaux. Ceux-ci correspondent aux passages par zéro de la dérivée seconde dans la direction du gradient ou encore aux points contours recherchés.

II.9.4 L'approche Laplacien

On utilise le deuxième dérivé pour calculer le Laplacien. Les points de contour sont situés aux passages par zéro du Laplacien

$$\Delta f(i, j) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(i, j) + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

En faisant une approximation par différences finies, on trouve les masques suivants :

Masque isotrope pour une rotation :

$$\pi/2 \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Masque isotrope pour une rotation

$$\pi/4 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Le Laplacien permet d'obtenir des contours fermés et d'un pixel d'épaisseur, par contre il a l'inconvénient d'être plus sensible au bruit que le gradient

II.10 Méthodes analytiques

II.10.1 Approche de Canny

Canny 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 :

$$F(x) = \alpha_1 e^{x/\sigma} \sin wx + \alpha_2 e^{x/\sigma} \sin wx + \alpha_3 e^{-x/\sigma} \sin wx + \alpha_4 e^{-x/\sigma} \sin wx$$

Où les coefficients α_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 dérivés de l'approche de Canny. C'est un paramètre d'échelle qui indique en-deça 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.

II.10.2 Approche de Deriche

Au filtre de Canny, nous préférons souvent le détecteur de Deriche, 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[11] :

a, w et c sont des réels positifs [14]

$$F(x) = -c e^{-ax} \sin(wx)$$

II.10.3 Méthodes déformables

Les modèles déformables, introduits par Kass sont aussi connus sous les noms de «snakes» ou «contours actifs». Ils se présentent comme un modèle pour l'extraction des caractéristiques visuelles dans une image comme les contours d'objet ou les éléments de frontières. L'idée de base est de positionner une courbe qui sera l'initialisation du contour actif et de la déformer successivement jusqu'à ce qu'elle coïncide avec la frontière de l'objet.

II.11 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 de 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.

Approche région

Contrairement à la segmentation par contours dont le principe est la recherche des points essentiels qui donnent la forme des objets composant l'image, la segmentation en régions consiste à décomposer l'image en des régions homogènes [Gonzalez, 92; Jain, 00; Fuh, 00]. Une région est composée de l'ensemble des pixels connexes possédant les mêmes propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné.

II.12 On distingue quatre types de méthodes

II.12.1 Croissance de régions

Cette technique consiste à faire progressivement grossir les régions autour de leur point de départ. L'initialisation de cette méthode consiste à considérer chaque pixel comme une

région. On va essayer de les regrouper entre elles avec un double critère de similarité des niveaux de gris et d'adjacence. Le critère de similarité peut par exemple être : la variance des niveaux de gris de la région R est inférieure à un seuil. Le principe de l'agrégation de pixel est le suivant : on choisit un germe (Le point de départ est le choix d'un ensemble de pixels appelés « germes ») et on fait croître ce germe tant que des pixels de son voisinage vérifient le test d'homogénéité. Lorsqu'il n'y a plus de pixels candidats dans le voisinage, on choisit un nouveau germe et on itère le processus.

II.12.2 Division des régions

L'image est divisée d'une manière récursive tant que le critère d'homogénéité n'est pas vérifié. Le critère d'homogénéité est validé d'une manière globale sur l'image originale. Si le critère est vérifié l'algorithme s'arrête. Sinon, on divise l'image en des zones. Chaque zone est testée et redivisée si elle ne valide pas le critère. L'algorithme se termine lorsque toutes les régions sont homogènes ou bien leur taille est en dessous d'un seuil de taille minimal fixé. La division de l'image est réalisée selon une structure géométrique. Citons par exemple l'arbre quaternaire (structure 'Quadtree').

II.12.3 Le Quadtree

Est une arborescence dont la racine est l'image tout entière et dont chaque nœud parent (sauf les nœuds terminaux) possède exactement 4 fils. Il est défini de manière récursive: l'image est partagée d'abord en quatre blocs. À chacun de ces blocs est ensuite associé un nœud fils de la racine. Puis le processus de découpage en quatre est itéré pour chacun des fils sans chevauchement des blocs. L'analyse récursive s'arrête lorsque chaque sous-bloc respecte un prédicat d'homogénéité.

Après cette phase de division des petites régions, certains blocs adjacents présentent des caractéristiques identiques d'où la nécessité de les fusionner. Cette fusion s'arrête lorsqu'il n'existe plus de couples qui respectent le prédicat de fusion.

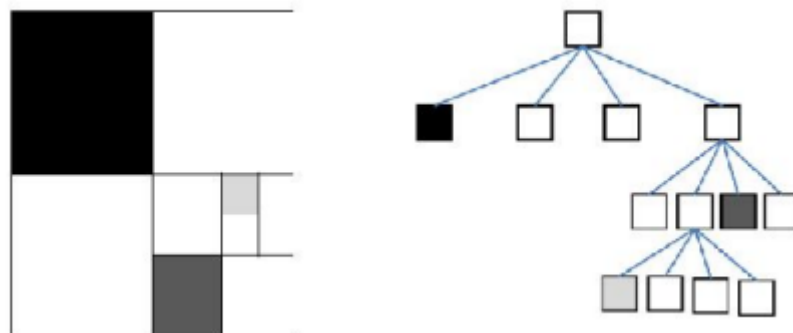


Figure II.5 Processus de division de l'image I utilisant le quad-tree

II.12.4 Division / Fusion

Ces méthodes combinent les deux méthodes décrites précédemment, la division de l'image en des petites régions homogènes, puis la fusion des régions connexes et similaires au sens d'un prédicat de regroupement. Horowitz et Pavlidis sont les premiers à avoir proposé une telle approche de segmentation [Horowitz, 76]. Le processus de segmentation utilise la structure pyramidale du Quadtree est peut être décrit comme suit: en premier lieu chaque bloc associé à un nœud du Quadtree est analysé de façon réursive afin de décider s'il doit être divisé en quatre sous-blocs. L'analyse réursive s'arrête lorsque chaque sous-bloc respecte un prédicat d'homogénéité. Ensuite, à chaque fois que 4 sous-blocs satisfont un critère d'homogénéité ils sont regroupés à un niveau supérieur du Quadtree. La fusion continue tant qu'il est possible de le faire, c'est à dire tant que le critère d'homogénéité est satisfait. Lorsqu'il n'est plus possible de fusionner, il reste encore une étape pour examiner les blocs adjacents qui n'étaient pas au même niveau dans le Quadtree et les fusionner s'ils satisfont le critère d'homogénéité. La figure 2.15 illustre le principe de la division / fusion.

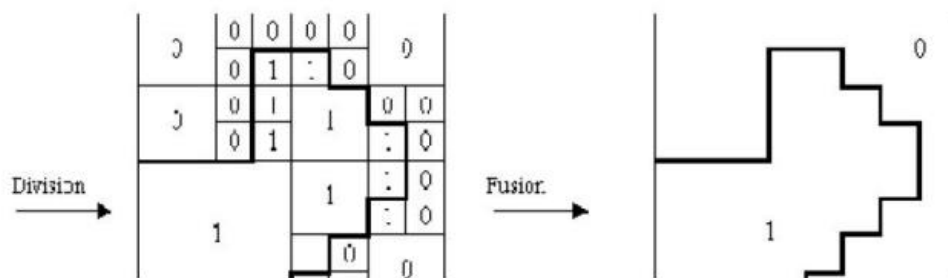


Figure II.6 La segmentation par division / fusion .

II.13 Segmentation par classification

La classification permet de partitionner un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble de k classes disjointes. En segmentation d'image, les données multidimensionnelles correspondent aux pixels de l'image ou chaque pixel est caractérisé par un vecteur d'attributs tels que les attributs de texture ou les composantes couleurs. Chaque classe regroupe des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques aussi similaires que possible. Sachant que les pixels de deux classes distinctes ont des attributs très différents .

Donc la classification est définie comme une procédure dans laquelle les pixels similaires d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe. Il existe deux grandes tendances:

II.13.1 La classification non supervisée

Elle vise à séparer automatiquement l'image en clusters sans aucune connaissance a priori sur les classes. Elle se base sur une mesure de distance entre les vecteurs d'attributs. Les algorithmes les plus fréquemment cités dans la littérature pour cette catégorie sont K-means, Isodata, et Fuzzy c-mean.

La forme générale de la fonction d'évaluation ou de similarité dans la classification non supervisée peut être représentée comme suit:

$$\text{Similarity} = h(x,y)$$

ou :

- x et y sont deux instances de données à comparer .
- h est une fonction qui évalue la similarité ou la dissimilarité entre x et y.

II.13.2 La classification supervisée

Elle s'opère à partir de la connaissance de chacune des classes définies par une approche probabiliste. Elle se base sur l'apprentissage de propriétés discriminantes sur un échantillon de données déjà classées. Les algorithmes de cette catégorie sont Minimum-Distance-to-Means, Likelihood et Parallelopiped. L'inconvénient des méthodes de classification est qu'elles sont très sensibles au bruit

La forme générale de la fonction de décision dans la classification supervisée peut être représentée comme suit :

$$Y = g(f(x))$$

Ou :

- x représente les variables d'entrée ou les caractéristiques de l'instance .
- f est une fonction de transformation ou une combinaison linéaire des caractéristiques d'entrée .Elle peut inclure des opérations telles que la pondération ,la multiplication matricielle,les fonction de seuil ou de décision qui convertit la sortie de f en une étiquette prédite y.

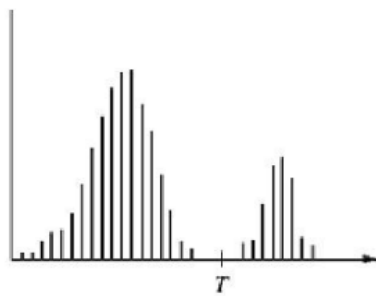
II.14 Segmentation par seuillage

II.14.1 Définition du seuillage

Le seuillage (thresholding en Anglais) 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.

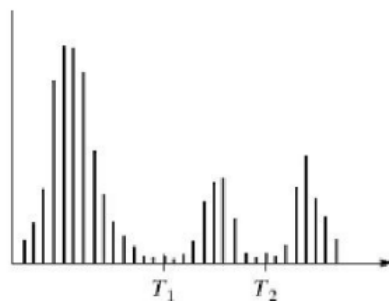
On distingue le Seuillage de base (simple) (2 classes) où le résultat du seuillage est une image binaire (Figure 2.19), et le multi-seuillage (multi-level thresholding en Anglais) qui est utile quand on a affaire à des images qui contiennent plusieurs objets ayant des luminances

différentes. Pour extraire ces objets, plusieurs seuils sont nécessaires. Le résultat du seuillage est une image avec $n+1$ classes pour n seuils (Figure 2.20).[32]



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

Figure II.7: Seuillage simple d'un histogramme.



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

Figure II.7.1: Seuillage multiple d'un histogramme.

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.

II.14.2 Les méthodes de seuillage

Il existe deux types seuillage globale et seuillage local, manuelle.

II.14.2.1 seuillage globale

Un seuil pour toute l'image, elle consiste à comparer le niveau de gris de chaque pixel x_i de l'image avec un seuil global fixe T (par exemple 127). On note b_i la nouvelle valeur du pixel, le seuillage est donné par l'expression suivante : $b_i = 255$ si $x_i \geq T$ et $b_i = 0$ si $x_i < T$

II.14.2.2 seuillage locale

Seuillage local ou adaptatif : un seuil pour une portion de l'image. Les méthodes de seuillage locale prennent en considération la valeur des pixels voisins pour le calcul des seuils.[33]

II.15 CONCLUSION

La segmentation est une étape essentielle du traitement d'image car elle conditionne l'interprétation de l'image. Plusieurs méthodes de segmentation ont été développées au cours des dernières décennies, et les chercheurs pensent qu'il est nécessaire de disposer d'une métrique de qualité de segmentation pour évaluer et comparer la diversité des procédures disponibles. Mais comme on le sait, il n'y a pas une méthode de segmentation qui convient à tous les types d'images, chaque méthode est plus ou moins adaptée à un type d'image spécifique. Le problème de la mesure de la qualité des résultats fournis par les algorithmes de segmentation n'est pas toujours entièrement résolu.

Beaucoup d'efforts ont été et continueront d'être faits pour trouver des critères objectifs pour caractériser les résultats de segmentation et les performances des algorithmes de segmentation implicites, donc le choix d'une bonne méthode de segmentation est toujours basé sur l'évaluation.



Chapitre III

La méthode de segmentation des images

III.1 Introduction

La segmentation des images constitue le cœur de tout système de vision et une étape importante dans le processus d'analyse des images. Cette technologie est utilisée dans de nombreux domaines tels que la vision par ordinateur, l'analyse d'images, la reconnaissance de formes et la robotique. Une multitude de techniques de segmentation est présentée dans la littérature. On peut les regrouper en trois grandes familles : l'approche de segmentation par contour, l'approche de segmentation par région et l'approche coopérative [1].

la segmentation d'images en région et contour est un processus clé dans le traitement d'images, permettant de diviser une image en régions homogènes et de détecter les frontières entre elles. Cette approche fournit des informations essentielles pour l'analyse, la compréhension et le traitement des images dans de nombreux domaines d'application, tels que la vision par ordinateur, la robotique, la médecine et bien d'autres.

III.2 Les méthodes de la segmentation

Ce chapitre présente la segmentation sous ses deux aspects les plus connus : L'approche par région et l'approche par contours. De nombreuses méthodes ont été proposées et il est impossible de les citer toutes. D'autre part, la complémentarité de ces approches a suscité le développement de technique de coopération.

III.2.1 Approches par régions:

Cette approche fusionne directement les pixels et les régions voisines ayant une certaine propriété commune. Une autre approche consiste à démarrer avec de grande région puis à la partitionner jusqu'à obtenir des régions homogènes. La segmentation par région comprend trois catégories des méthodes:

- ✓ La segmentation par division de régions,
- ✓ La segmentation par fusion de régions,
- ✓ La segmentation par division et fusion (split and merge).

III.2.1.1 Méthodes par fusion de régions

La fusion de régions est une approche basée sur le regroupement itératif d'une série de régions homogènes d'une image. La fusion la plus simple vérifie essentiellement une contrainte sur la similarité des forces moyennes. Le processus de collage se traduit par des zones homogènes de plus en plus grandes compte tenu d'un certain critère d'homogénéité[8].

Cette classe d'algorithmes combine généralement des régions d'une image. Elle est réalisée à l'aide d'un graphe d'adjacence. Un nœud représente une zone. Un arrêt entre deux nœuds signifie que les deux régions représentées par les deux nœuds sont adjacentes dans l'image.

III.2.1.2 Méthodes par division de région:

Ce type de méthode consiste à diviser l'image en région homogènes au sens d'un critère donné. Si le critère est valide, l'image est considérée comme segmentée. On divise l'image en quatre blocs de taille réduits à chaque fois, le processus de divisions peut-être représenté par un arbre quaternaire.

C'est une arborescence dont la racine est l'image tout entière et tous les nœuds possèdent quatre fils.

L'algorithme de découpage récursif s'arrête lorsque toutes les régions respectent le prédicat de l'homogénéité [3]. Un exemple de segmentation par division de région est donné sur la figure qui suit.

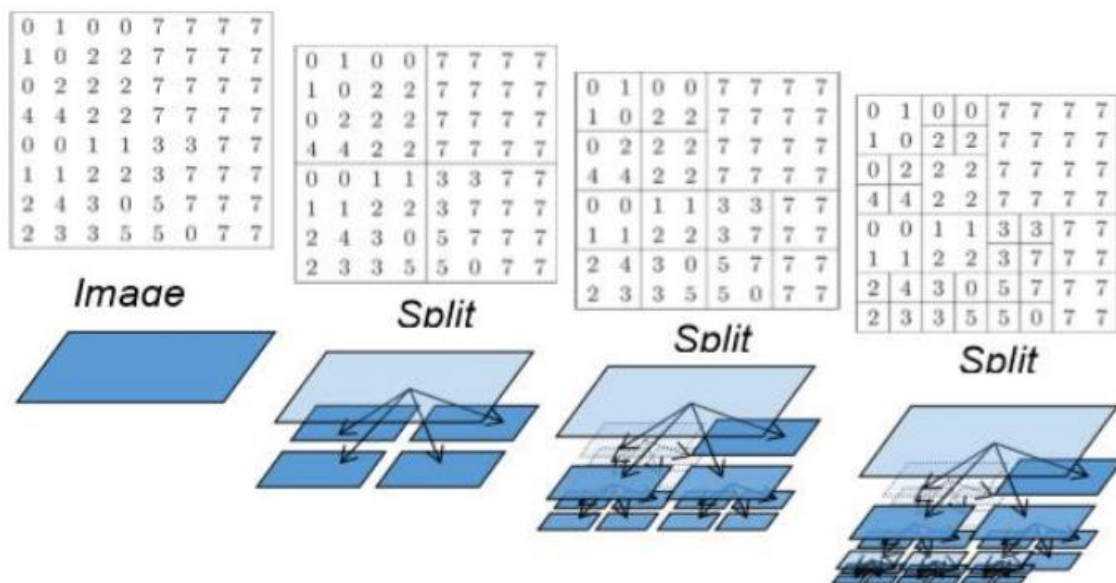


Figure III.1 : Exemple de segmentation par division de région

III.2.1.3 Méthodes par division\fusion de région:

Cette approche est basée sur la combinaison des méthodes précédentes. En première étape, l'image est divisée jusqu'à obtenir des portions homogènes. Ce résultat est le point de départ à la méthode de fusion qui rassemble les régions semblables selon un critère donné.

III.2.1.4 Segmentation par classification

III.2.1.4.1 Quelques méthodes de classification

Comme on le sait, la classification est une discipline directement ou indirectement liée à une discipline. sous des noms différents (classification, clustering, segmentation, etc.) selon l'objet traité et son contenu objectifs que vous souhaitez atteindre. Pour donner une définition au terme « classement », il faut : Définissez d'abord l'étymologie. Il vient du verbe "classer", qui décrit une action plutôt qu'un domaine. ou, Ce n'est pas une théorie unifiée, mais un ensemble de méthodologies.

III.2.1.4.1.1 Segmentation avec l'algorithme des K-means

K-means est un outil de classification classique qui peut diviser un jeu de données en classes homogènes. La plupart des images vérifient localement les propriétés d'uniformité, notamment en ce qui concerne l'intensité lumineuse. Par conséquent, l'algorithme k-means peut fournir une solution pour la segmentation d'image. Il a été introduit par J. McQueen en 1971 et mis en œuvre sous sa forme E actuelle. Forg[13].

Dans le contexte de la classification non supervisée, on tente couramment de diviser l'espace en classes ciblées et isolées. Dans cette optique, l'algorithme k-means vise à minimiser la variance intra-classe, ce qui conduit à la minimisation énergétique suivante :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{c \in C} \sum_{x \in c} \|x - mc\|^2$$

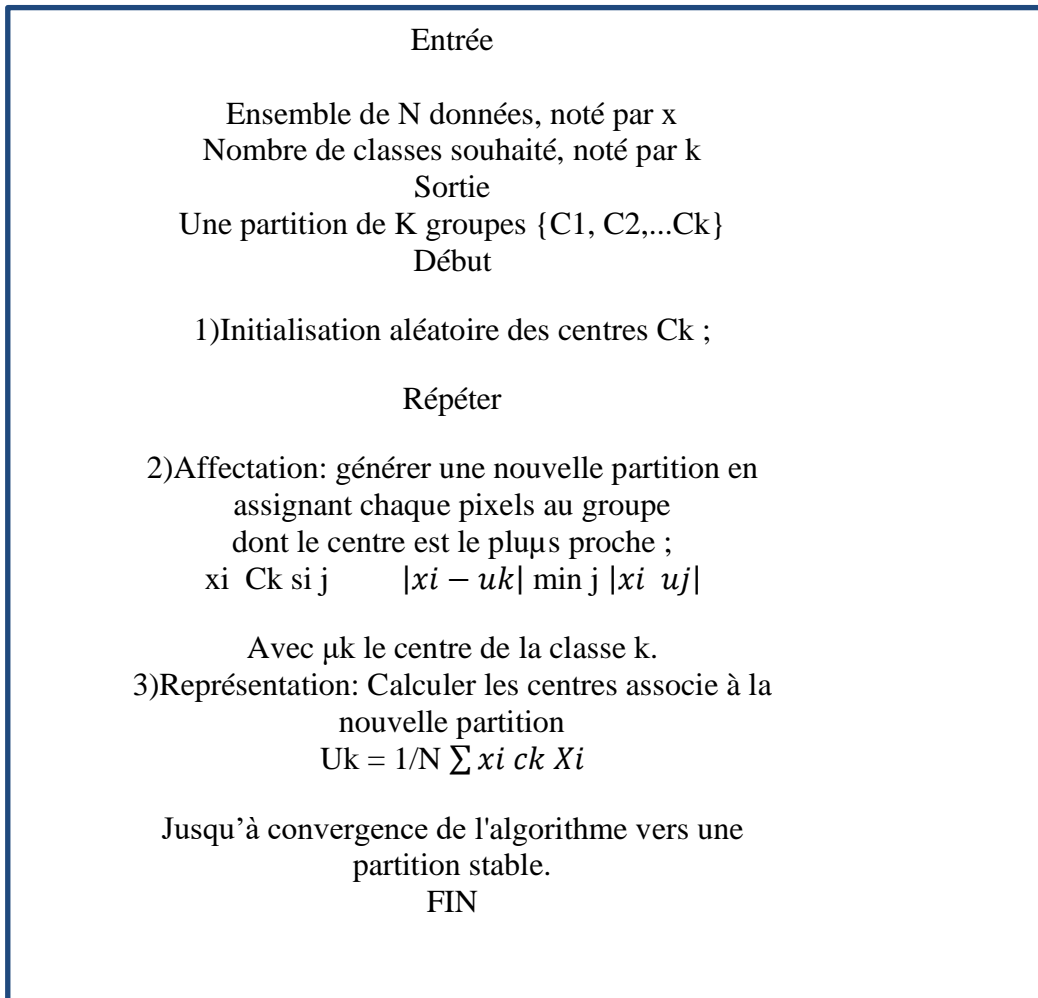
$$E = \frac{1}{2} \sum_{c \in C} \#C \times V(c)$$

$$E = \frac{1}{2} \sum_{c \in C} \min \sum_{x \in c} \|x - mc\|^2$$

La minimisation de l'énergie est obtenue par descente de gradient de noyaux dont les propriétés de convergence ont été étudiées, où C'est l'ensemble des amas, c pour chaque amas, mc son centre (appelé le noyau), et v(c) sa variance [13].

III.2.1.4.1.2 Algorithme des k-moyennes

L'algorithme K-means est donné ci-dessous [5]



FigureIII.2: L'algorithme des KMeans

III.3 Segmentation classique

III.3.1 La méthode de contour

La détection des contours peut être réalisé grâce à des filtres dont les coefficients sont soigneusement choisis. Nous aborderons dans ce chapitre 5 jeux de filtres particuliers : Filtre de Gradient, Filtre de Roberts et de Prewitt, Filtre de Sobel et Filtre de Canny.

III.3.1.1 Filtre de Gradient:

La dérivée première est utilisée pour calculer le gradient. Le dégradé de pixels est un vecteur caractérisé par l'amplitude et la direction. Une approximation des deux dérivées est donnée par la relation

$$\frac{\partial I(x,y)}{\partial x} = I(x+1,y) - I(x,y), \quad \frac{\partial I(x,y)}{\partial y} = I(x,y+1) - I(x,y)$$

Le module:

$$G(x,y) = \|\nabla I(x,y)\| = \sqrt{G_x(x,y)^2 + G_y(x,y)^2}$$

La direction (argument):

$$\arg G(x,y) = \arctan\left(\frac{G_y(x,y)}{G_x(x,y)}\right)$$

Il existe plusieurs opérateurs de gradient. Parmi ses opérateurs, il y a les masques de Roberts, de Prewitt et de Sobel...etc. [2]

III.3.1.2 Filtre de Roberts

Roberts approxime les dérivées directionnelles suivant les axes orientés à 45 degrés à l'aide d'une convolution de l'image $I[i,j]$ avec les masques suivants :

$$H_0 = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad H_1 = \begin{pmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Soient:

$$I_j[i,j] = H_0 * I[i,j] \quad \text{et} \quad I_i[i,j] = H_1 * I[i,j]$$

Ensuite, une image avec un contour amélioré I_a est obtenue en tant qu'image dans laquelle la norme du gradient est approchée. Application de cet opérateur à des images réelles nous donne le résultat représenté sur la figure (5-c). I_a à l'expression :

$$I_a = |\nabla I[i,j]|$$

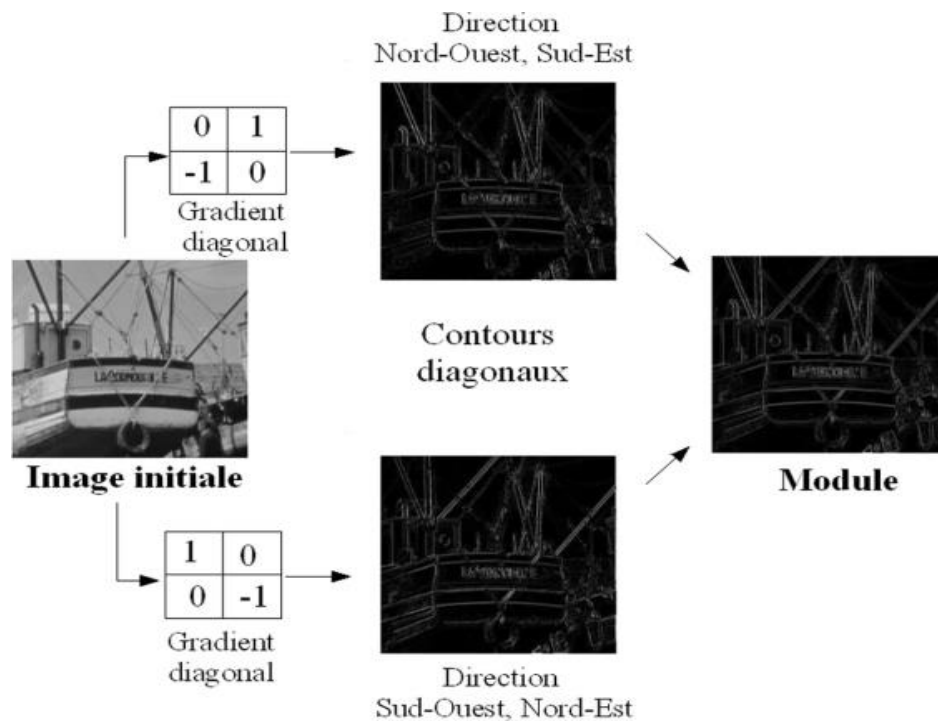


Figure III.3: exemple d'application de l'opérateur de Roberts

III.3.1.3 Opérateurs de Sobel et Prewitt

Prewitt et Sobel utilisent la convolution d'une image $I[i, j]$ avec un masque 3*3 pour approximer les dérivées directionnelles le long des axes O_x et O_y .

$$H = \begin{pmatrix} 1 & c & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -c & -1 \end{pmatrix}$$

Les masques de Prewitt sont définis pour $c= 1$

Les masques de Sobel sont définis pour $c= 2$

III.3.1.3.1 Filtre sobel

Le filtre Sobel détecte les bords horizontaux et verticaux séparément dans les images en niveaux de gris. Les images couleur sont converties de RVB en niveaux de gris. L'application du

filtre donne une image transparente avec de fines lignes noires et une couleur résiduelle, comme un filtre Laplace, mais avec des lignes plus épaisses et plus sombres.

Les filtres de sobel sont les suivants :

Filtre horizontal :

$$h = \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{pmatrix}$$

Filtre vertical: $v = \begin{pmatrix} -1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

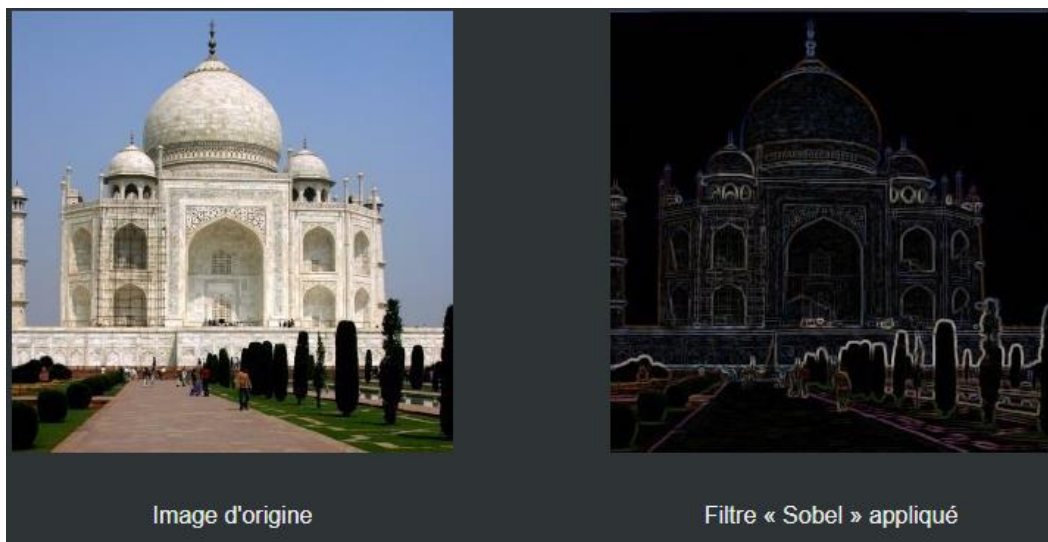


Image d'origine

Filtre « Sobel » appliqué

Figure III. 4:exemple d'application du filtre sobel

III.3.1.3.2 Filtre prewitt

Le filtre Prewitt est utilisé dans le traitement d'image pour la détection des contours. Il porte le nom de Judith M.S Prewitt.

Les filtres de prewitt sont les suivants :

Filtre horizontal : $H = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$

filtre vertical : $V = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

III.3.1.4 Filtre canny :

Dans son approche, Canny considère le cas des images unidimensionnelles. Un contour est un changement brusque de niveau de gris qui peut être décrit par la fonction :

$$U(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$$

$$U(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$$

Ce type de contour (type marche avec bruit blanc moyen nul) est courant. On obtient également la formule suivante :

Le signal d'entrée est donné par l'expression :

$$I(x) = U_0 U(x) + b(x)$$

$U(x)$: échelon unité

U_0 : amplitude de la marche

$b(x)$: bruit blanc gaussien de moyenne nulle et de variance σ^2 constante.

Le signal de sortie est donné par l'expression:

$$C(x) = I * h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} I(t) \cdot h(x - t) dt$$

où $h(x)$ est la réponse impulsionnelle du filtre optimal.

La détection des bords est effectuée en convoluant l'image d'entrée $I(x)$ avec la fonction spatiale $h(x)$. Les contours sont identifiés par la valeur maximale de la sortie $C(x)$.

III.3.2 Contour actif

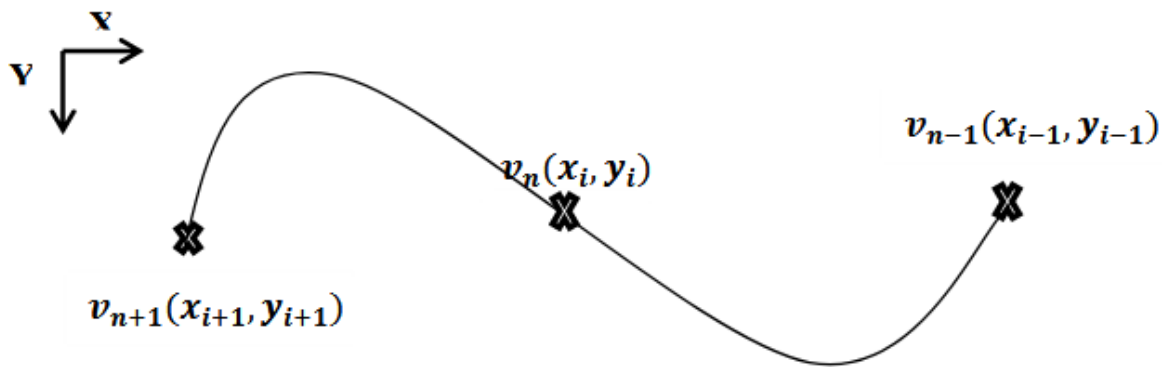
III.3.2.1 Définition d'un contour actif

Les contours actifs sont définis par des courbes continues, fermées ou non. Que ce soit un bord solide. Ils se déforment à partir de leur position initiale à proximité de l'objet cible. Des forces agissent sur le modèle, le déforment et le déplacent dans l'image. Les énergies du modèle comprennent un terme de régularisation ou de lissage d'énergie interne correspondant à la fonction de Tikhonov et un terme d'énergie externe ou d'ajustement aux données auquel des contraintes d'énergie peuvent être appliquées. Ajoutée.

Un contour est défini par une représentation paramétrique.

$$V: \Omega = [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}^2$$

Soit C une courbe spatialement et temporellement déformable [10]. L'aire de la courbe est normalisée à $[0,1]$ et le paramètre est l'abscisse de la courbe. Avec s nous pouvons trouver le paramètre de position spatiale le long de la courbe dans l'image et t Pour l'évolution temporelle de la courbe dans l'image, la courbe est affichée comme sur la Fig.



FigureIII.5: Exemples de coordonnées cartésiennes et abscisses curvilignes d'un contour



FigureIII.6: segmentation par contour actif

III.3.2.1.1Energies

La fonctionnelle énergétique associée au contour actif est constituée de 3 énergies

$$\emptyset(v): v \rightarrow E_{interne}(v) + E_{externe}(v) + E_{contexte}(v)$$

III.3.2.1.2Energie interne

L'énergie interne assure la cohérence de la courbe.

Les connexions ponctuelles et la rigidité de la courbe sont conservées. Le modèle physique "membrane mince" est utilisé comme terme de régularisation. H. Les deux premiers termes de régularisation de Tikhonov [29]

$$E_{interne}(v) = \int_0^1 \frac{\alpha}{2}(s) \|\dot{v}(s)\|^2 + \frac{\beta}{2}(s) \|v''(s)\|^2 ds$$

Les termes v' et v'' sont les dérivées premières et secondes de v à s .

Le terme de premier ordre correspond à la tension (se comporte comme une fine membrane).

Au fur et à mesure que la courbe s'étire, elle devient une valeur significative. Lorsque $\alpha=0$, la courbe peut présenter des discontinuités. Par conséquent, nous parlons de l'énergie de continuation.

Le terme de second ordre correspond à la courbure (comportement des plaques minces). Cela a une valeur importante lorsque la courbe tourne brusquement, c'est-à-dire à l'entrée d'un virage. Pour $0 = \beta$, la courbe peut être fortement convexe. Inversement, lorsque β est grand, il a tendance à être circulaire lorsqu'il est fermé et linéaire lorsqu'il est ouvert.

III.3.2.1.3 Energie externe

L'énergie interne régit la régularisation des contours actifs, tandis que l'énergie externe tient compte des caractéristiques de l'image et correspond à l'appariement des données.

Notez que la forme recherche des contours, c'est-à-dire des points avec de forts dégradés ou des points avec des propriétés de position liées à des couleurs spécifiques.

✓ Gradient

Cette fonction est utilisée pour trouver des zones à fort contraste dans une image.

$$E_{externe} = - \int_0^1 \|\nabla(g\delta * I)v(s)\|^2 ds$$

Où $\nabla I(v(s))$ représente le gradient de l'image I en $v(s)$ très souvent, c'est le gradient gaussien qui est utilisé :

$$E_{externe} = - \int_0^1 \|\nabla(g\delta * I)v(s)\|^2 ds$$

Où $g\sigma$ est la gaussienne centrée d'écart type σ .

✓ Intensité

Cette énergie, au contraire, permet de sélectionner les zones sombres ou claires selon le signe choisi.

$$E_{\text{intensité}} = \pm \int_0^1 (I(v(s)) - i0)^2 ds$$

III.3.2.1.4 Énergie de contexte

L'énergie de contexte, également connue sous le nom d'énergie de contrainte, permet d'incorporer des connaissances préalables dans notre recherche. Parmi ces connaissances, nous incluons l'énergie du ballon proposée par Laurent D. Cohen. Les snakes ont naturellement tendance à se rétracter. Minimiser l'énergie implique donc une réduction de la distance. La force du ballon va gonfler le contour actif ou accélérer sa rétraction en fonction du signe de la force appliquée. De plus, cette force permettra de contourner les contours présentant un faible gradient et ainsi de sortir du bruit afin d'atteindre une frontière plus nettement définie. En d'autres termes, cette force agit perpendiculairement au contour en chaque point.

$$F_{\text{ballon}}(vs) = Kn(s)$$

Où $n(s)$ est un vecteur unitaire normal à la courbe en $v(s)$.

de l'énergie ballon est un scalaire généralement négatif (expansion du ballon) proportionnel à l'aire intérieure du contour. Elle devient :

$$E_{\text{ballon}} = \pm \delta \iint \Omega dx dy$$

La combinaison de ces différentes énergies permet de définir un problème dont la solution est le contour recherché. De nombreuses implémentations ont été réalisées pour mettre en œuvre une telle approche.

III.4 Modelé de chan & vese

Le modèle CV est un modèle de segmentation d'image basé sur la fonction. par Mumford _ Shah. En fait, le modèle CV, appelé "modèle sans bords", peut être appliqué à des images dont les bords ne sont pas définis par des gradients. Ce modèle a été publié sous un format en deux phases dans sa première version. L'image est donc divisée en deux régions. Nous avons ensuite étendu cette méthode à plusieurs étapes pour diviser l'image en plusieurs régions. Étant donné que ce modèle est basé sur la fonctionnelle de Mumford _ Shah, il est formulé à l'aide d'équations aux dérivées partielles et nécessite un temps de calcul important pour être résolu. Pour réduire ce temps, des alternatives basées sur la dérivation de la topologie ont été proposées,

qui peuvent être appliquées aux modèles CV pour éviter de résoudre des équations aux dérivées partielles et développer des algorithmes de segmentation plus rapides.[47] [48] [49]

III.4.1 Principe de la méthode de chan & vese:

La méthode de chan et vese est une méthode de segmentation d'image qui vise à séparer une image en deux régions distinctes en utilisant un modèle de contours actifs sans frontières.

Le principe de cette méthode repose sur la minimisation d'une fonction d'énergie qui mesure la différence entre les valeurs de pixels à l'intérieur et à l'extérieur d'une région, et la régularité du contour de cette région. plus précisément, la fonction d'énergie comporte deux termes :

Un terme d'adéquation qui mesure la différence entre les valeurs de pixels à l'intérieur et à l'extérieur de la région.

Ce terme permet de distinguer les pixels qui appartiennent à une région de ceux qui n'en font pas partie. Un terme de régularisation qui mesure la régularité du contour de la région. Ce terme permet de favoriser le contour lisse et régulier. La méthode consiste à itérer l'optimisation de la fonction d'énergie en alternant entre la mise à jour de la région intérieure et de la région extérieure, jusqu'à ce qu'un équilibre soit atteint.

En pratique, la méthode de Chan et Vese est souvent utilisée pour segmenter des images en deux régions de niveau de gris distinctes, mais elle peut également être étendue pour la segmentation de couleurs et d'images en niveaux de gris multiples. Le modèle chan et vese utilise le fonctionnel d'énergie suivant

$$F(c_1, c_2, C) = u \cdot \text{Length}(C) + v \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda \int_{\text{inside}} |f(x) - c_1| dx + \lambda \int_{\text{outside}} |f(x) - c_2| dx$$

III.4.2 Algorithme du modèle chan et vese :

L'algorithme qui implémente cette méthode est:

Initialisation des fonctions level set ϕ_i et construction des fonctions Heaviside Associées H_i .

- calcul des intensités moyennes I_k des régions et de la fonctionnelle énergie.

- Pour chaque pixel de l'image:

On calcule la variation d'énergie induite si ce pixel change de région. Si le résultat est négatif, le déplacement de ce point est rendu effectif en changeant le signe de la fonction level set ϕ .

- Mise à jour des I_k

- Calcul de la nouvelle énergie.

- Tant que l'énergie décroît (ou le nombre d'itération fixé n'est pas atteint) aller à l'étape 3

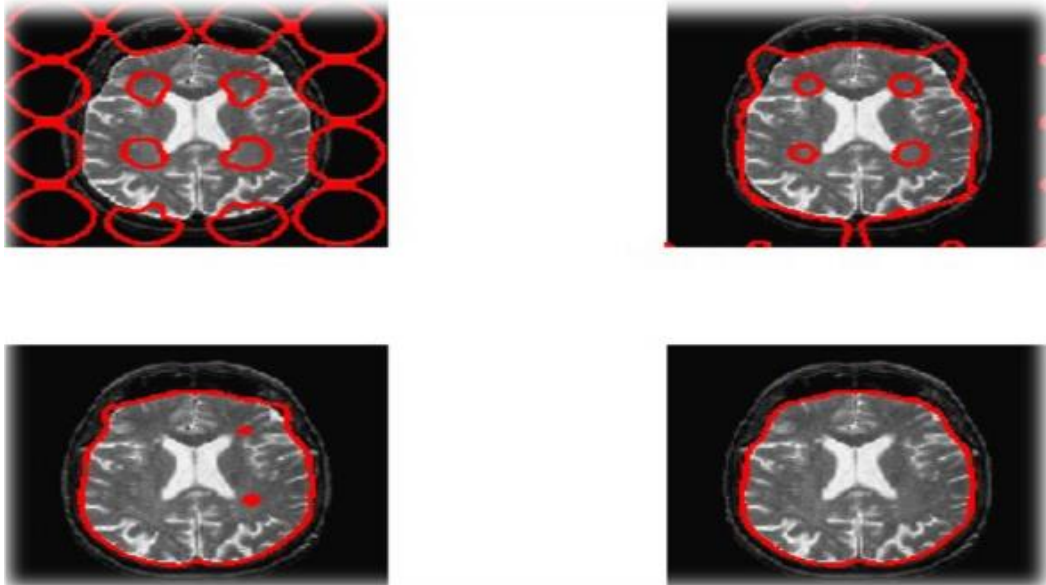


Figure III.7: Évolution des contours actifs par la méthode de CV

III.5 L'entropie:

III.5.1 Pourquoi l'entropie?

En théorie de l'information, il existe plusieurs mesures pour quantifier l'information contenue dans un signal.[35][36] L'une de ces mesures fondamentales est l'entropie. L'entropie est une mesure de la quantité d'incertitude ou d'imprévisibilité présente dans un signal ou une source d'information.

L'entropie permet de déterminer la quantité moyenne d'information nécessaire pour représenter ou transmettre efficacement un signal. Plus l'entropie est élevée, plus le signal est complexe et imprévisible, nécessitant donc davantage d'information pour le représenter. En revanche, une entropie faible indique un signal plus prévisible et moins complexe.

Historiquement, Claude Shannon a introduit en 1948 [36] le concept d'entropie en théorie de l'information, également connue sous le nom d'entropie de Shannon. Cette mesure d'entropie diffère de celle utilisée en thermodynamique, mais elle tire son nom de cette dernière en raison de certaines propriétés similaires.

L'entropie d'une variable aléatoire est une mesure de la quantité moyenne d'incertitude associée à cette variable aléatoire.

Elle permet de quantifier le nombre moyen de bits nécessaires pour représenter cette variable aléatoire. Dans le contexte des signaux, l'entropie correspond à la quantité d'information contenue dans le signal. En compression, elle représente le nombre minimum de bits requis pour coder un signal sans perte d'information. Un signal avec une redondance élevée aura une entropie

plus faible, tandis qu'une source dont toutes les valeurs sont équiprobables aura une entropie maximale.

III.5.2 Entropie comme critère de segmentation

L'entropie peut être utilisée comme critère de segmentation dans divers domaines, tels que le traitement d'images, la vision par ordinateur, la reconnaissance de formes, l'apprentissage automatique, etc. En utilisant l'entropie comme critère, on cherche à diviser une image, un ensemble de données ou une région en sous-groupes homogènes ou cohérents.

Le principe de base consiste à mesurer l'incertitude ou la variabilité des données au sein de chaque segment. Plus l'entropie est élevée, plus les données sont dispersées ou hétérogènes. En revanche, une faible entropie indique une plus grande cohérence ou similarité entre les données.

Voici comment l'entropie peut être utilisée comme critère de segmentation :

- **Segmentation d'images**

Dans le domaine du traitement d'images, l'entropie peut être utilisée pour diviser une image en régions ou en objets significatifs. En calculant l'entropie dans différentes régions de l'image, on peut identifier les zones de haute variabilité ou de transition entre les objets, ce qui peut servir de base pour la segmentation.

- **Segmentation de vidéos**

L'entropie peut également être appliquée à la segmentation de vidéos en analysant les différences entre les images successives. Les régions de la vidéo avec une faible entropie indiquent des objets ou des régions qui sont stables ou peu sujets au changement, tandis que les régions avec une entropie élevée indiquent des mouvements ou des transitions.

- **Classification de données**

Dans l'apprentissage automatique et la reconnaissance de formes, l'entropie peut être utilisée comme mesure de la dispersion des données dans différentes classes ou catégories. En minimisant l'entropie, on cherche à regrouper les données similaires et à maximiser la séparation entre les classes.

- **Méthodes de clustering**

L'entropie peut être utilisée comme critère pour évaluer la qualité des clusters formés par des algorithmes de clustering. En minimisant l'entropie intra-cluster (entropie à l'intérieur des clusters) et en maximisant l'entropie inter-cluster (entropie entre les clusters), on obtient des regroupements plus cohérents et distincts.

III.5.3 Estimation de l'entropie:

Pour estimer l'entropie de Shannon d'une densité de probabilité p , vous pouvez utiliser la formule suivante :

$$H(p) = - \sum [p(x) * \log_2(p(x))]$$

où $H(p)$ est l'entropie de Shannon, $p(x)$ est la probabilité d'occurrence de l'événement x , et la somme est effectuée sur tous les événements possibles x .

Vous devez calculer la probabilité de chaque événement x à partir de la densité de probabilité p , puis effectuer la somme de $p(x)$ multipliée par le logarithme en base 2 de $p(x)$ pour chaque événement x . Le résultat sera l'estimation de l'entropie de Shannon pour la densité de probabilité donnée.

L'estimateur de Ahmad-Lin de l'entropie de la densité de probabilité p , basé sur un estimateur à noyaux de la densité, peut s'écrire comme suit :

$$\hat{H}_{AL}(p, \Omega) = - \int_{\Omega} [\hat{p}_{AL}(x) * \log_2(\hat{p}_{AL}(x))] dx$$

où $\hat{H}_{AL}(p, \Omega)$ est l'estimation de l'entropie de Shannon de la densité de probabilité p sur la région Ω de l'image, $\hat{p}_{AL}(x)$ est l'estimation de la densité de probabilité à l'emplacement x basée sur l'estimateur de Ahmad-Lin, et l'intégrale est calculée sur la région Ω de l'image.

Dans le contexte de la segmentation d'images, si l'on considère la caractéristique f de l'image et sa densité de probabilité p sur une région Ω de l'image, l'expression de l'entropie de p sur la région Ω peut être donnée par :

$$H(p, \Omega) = - \int_{\Omega} [p(x) * \log_2(p(x))] dx$$

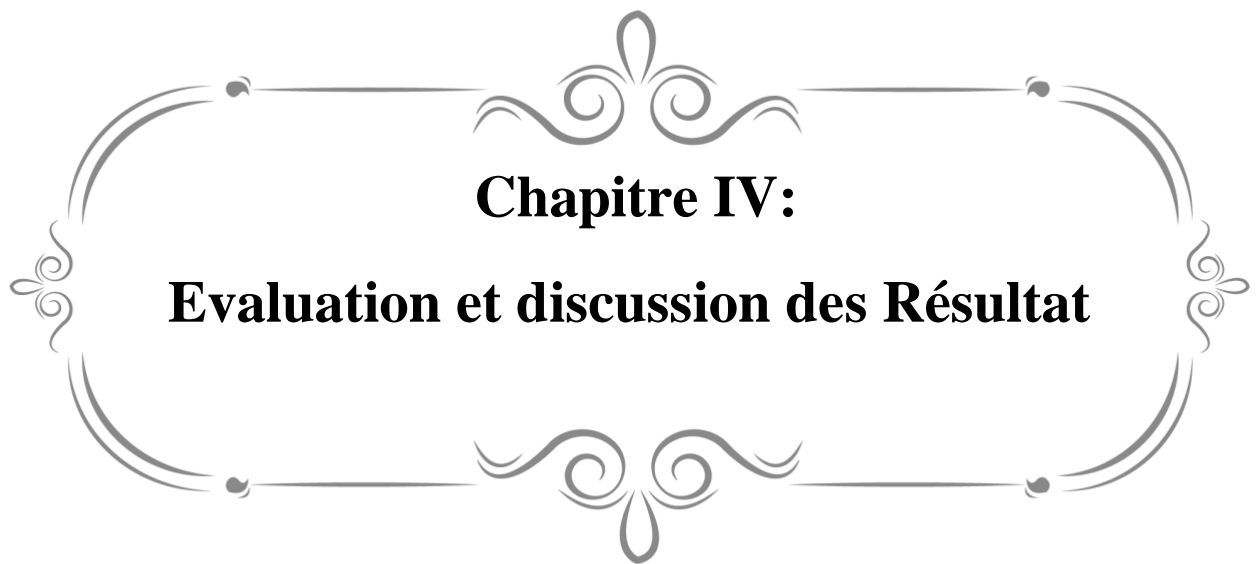
où $H(p, \Omega)$ est l'entropie de Shannon de la densité de probabilité p sur la région Ω de l'image, $p(x)$ est la densité de probabilité de la caractéristique f à l'emplacement x dans la région Ω , et l'intégrale est calculée sur la région Ω de l'image.

Cette expression mesure l'incertitude ou le niveau d'information contenu dans la distribution de probabilité p de la caractéristique f sur la région Ω de l'image. Elle est calculée en multipliant la densité de probabilité $p(x)$ par le logarithme en base 2 de $p(x)$ pour chaque emplacement x dans la région Ω , puis en intégrant le résultat sur la région Ω .

III.6 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes de segmentation, notamment les méthodes de segmentation par contour on se base sur le modèle de Chan-Vese. Les méthodes de segmentation par régions tel que la segmentation par classification et la méthode de segmentation basée sur l'entropie d'image.

Chacune de ces méthodes présente ses propres avantages et limitations. Le choix de la méthode dépend des caractéristiques spécifiques de l'image, des objectifs de segmentation et des contraintes de l'application.



Chapitre IV:
Evaluation et discussion des Résultat

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de notre travail de segmentation des images de la peau humaine. Nous avons utilisé MATLAB pour programmer et comparer les différentes méthodes de segmentation, notamment les méthodes par contours (Snakes, Chan-Vese) et par régions et K-Means.

Pour évaluer les résultats de segmentation, nous avons proposé trois critères : l'écart-type (standard deviation) et l'entropie et distance euclidienne. Ces critères permettent de mesurer la qualité de la segmentation et de quantifier la similarité entre les régions segmentées et les véritables régions de la peau humaine.

Nous avons présenté les valeurs des critères de validation, à savoir l'écart-type et l'entropie, dans des tableaux (Table IV.1), pour chaque méthode de segmentation étudiée. Ces tableaux fournissent une comparaison des performances des différentes méthodes

IV.2 Matériel utilisé

Un micro-ordinateur «asus» avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur :Intel® core™ i5 CPU M480@ 2.67Hz 2.67GHz
- RAM 4 Go
- type de système : Système d'exploitation 64 bit
- OS: Microsoft windows 7

IV.3 Résultats de segmentation des images

Dans cette partie nous avons présenté un exemple d'image Skin ou nous appliqués les méthodes tel que K-Means, contour actif et chan vese.

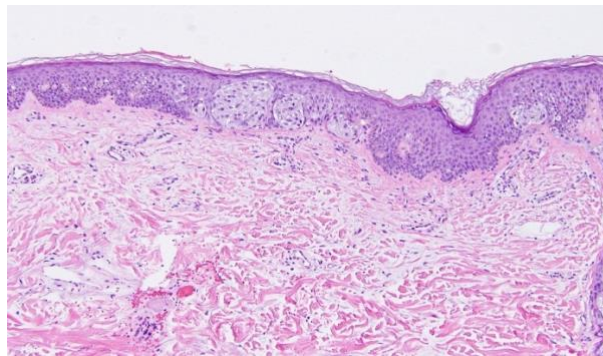
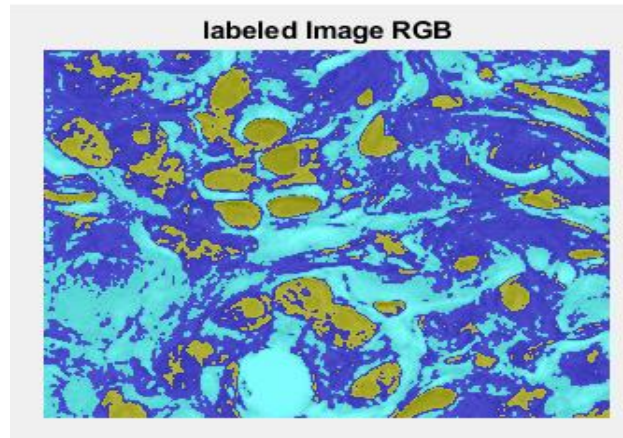


Figure IV.1 Image originale

Nous avons appliqué la méthode K-Means a une image réelle de la peau humaine et avons obtenu une segmentation de l'image la figure suivante présente l'image segmentée:



FigureIV.2 Image segmentée par k-means

Nous avons appliqué la deuxième méthode contours actif sur une image réelle de la peau humaine Figure IV.3 Image segmentée par contour actif.

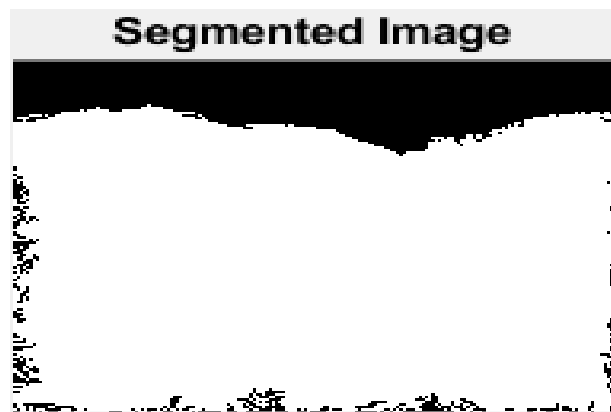
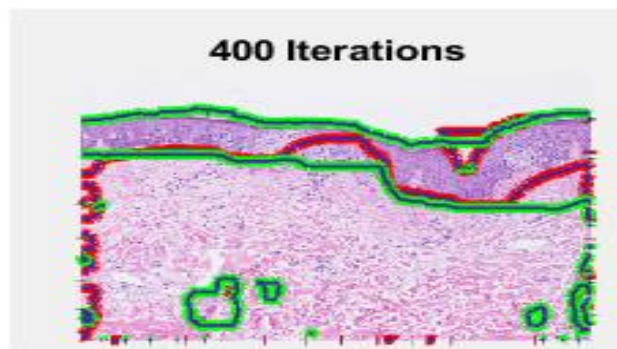
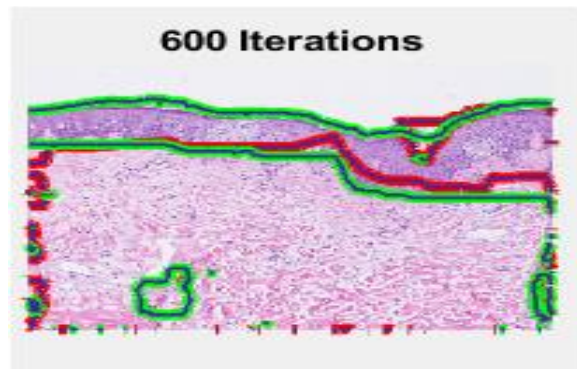


Figure IV.3 Image segmentée par contour actif

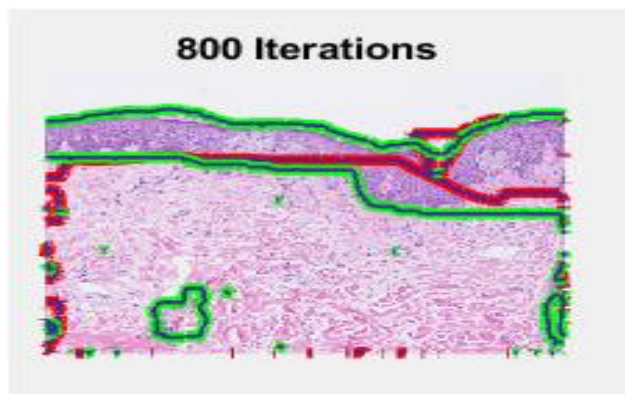
Enfin appliqué la troisième méthode chan- vese,(400,600,800,1000) Itérations:



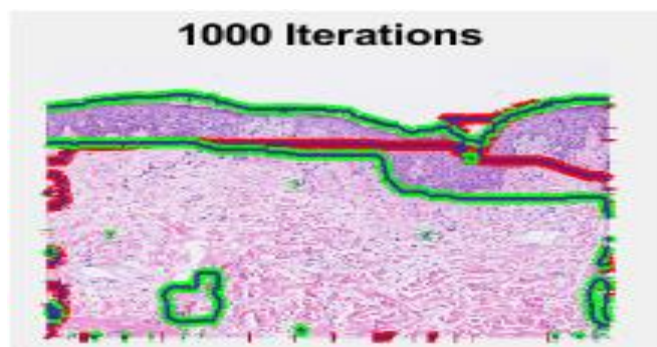
FigureIV.4 Image segmentée par chan-vase, 400 Itérations



FigureIV.5 Image segmentée par chan-vase,600 Itérations



FigureIV.6 Image segmentée par chan-vase, 800 Itérations



FigureIV.7 Image segmentée par chan-vase, 1000 Itérations.

- ✓ nous avons présenté un exemple d'image brain ou nous appliqués les méthodes tel que K-Means, contour actif et chan vese.

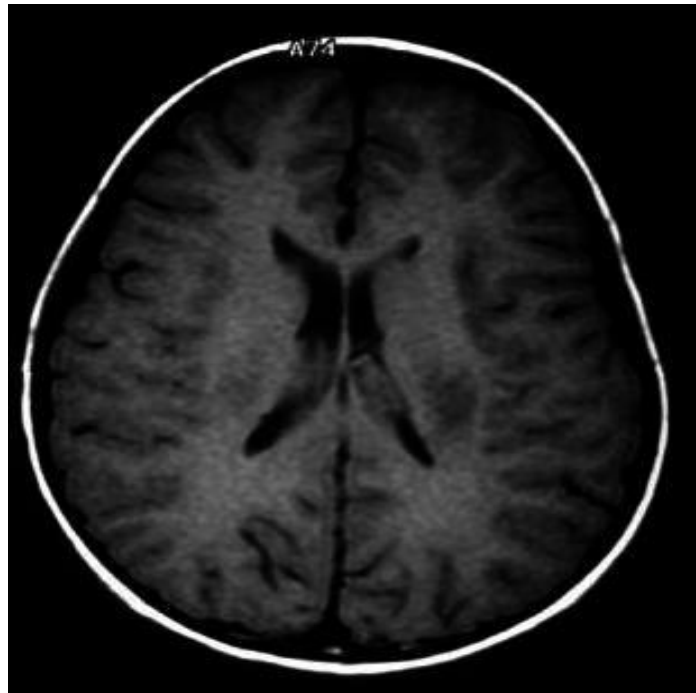
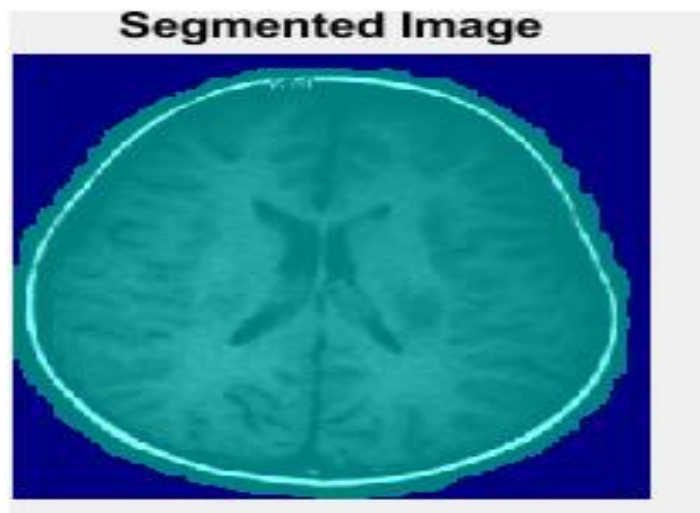


Figure IV.8 Image originale

Nous avons appliqué la méthode k_means à une image réelle IRM avec présentation l'image segmentée sur la figure IV.9:



FigureIV.9 Image segmentée par k-means

Nous avons appliqué la deuxième méthode contours actif sur une image réelle IRM avec présentation l'image segmentée sur la figure suivante:

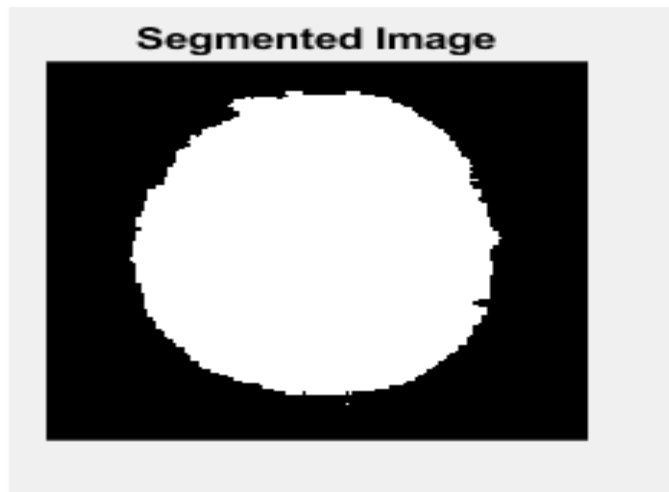
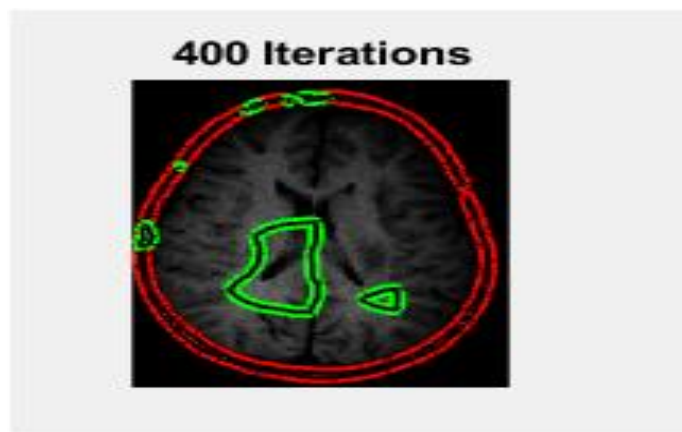
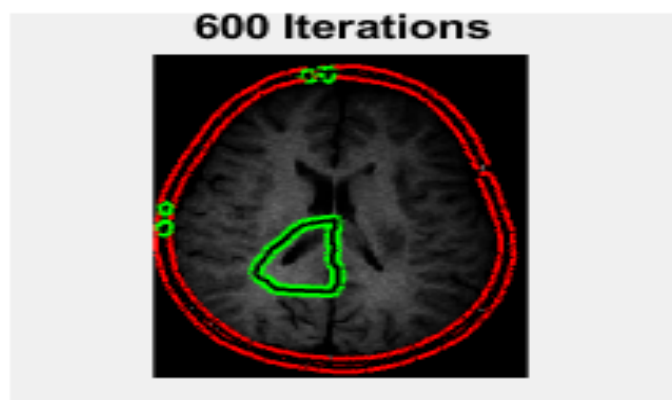


Figure IV.10 Image segmentée par contour actif

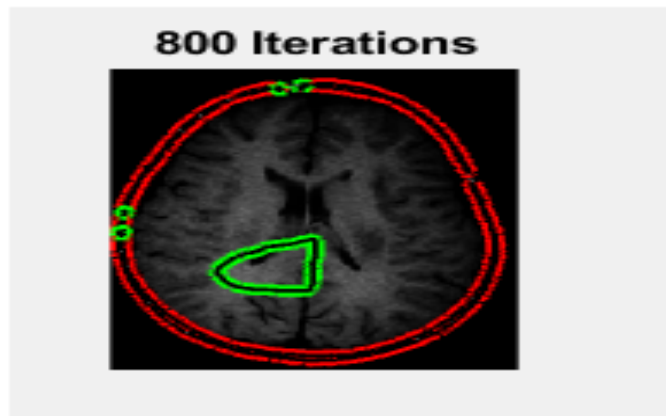
Enfin appliqué la troisième méthode chan- vese, (400, 600, 800, 1000) Itérations:



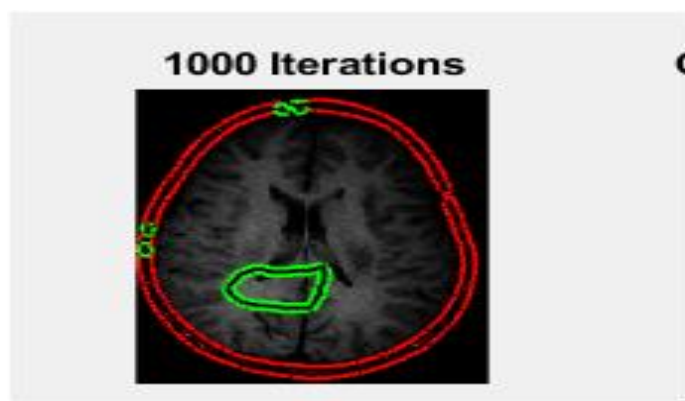
FigureIV.11 Image segmentée par chan-vase, 400 Itérations



FigureIV.12 Image segmentée par chan-vase,600 Itérations



FigureIV.12 Image segmentée par chan-vase, 800 Itérations



FigureIV.13 Image segmentée par chan-vase, 1000 Itérations

Les Critères /les Méthodes	Std (l'écart-type)	l'entropie	Distance euclidienne
K_Means	18.7069	4.6817	1.7100e+03
Contour actif	18.7363	4.5112	1.7100e+03
Chan-vese	18.7363	4.5112	1.7100e+03

Table IV.1: Les valeurs des trois critères d'évaluation des résultats de segmentation de l'image skin

Les Critères /les Méthodes	Std (l'écart-type)	l'Entropie	Distance Euclidienne
K_Means	16.6401	3.1920	1.7804e+03
Contour actif	14.3904	3.0474	1.7804e+03
Chan-vese	14.3904	3.0474	1.7804e+03

Table IV.2: Les valeurs des trois critères d'évaluation des résultats de segmentation brain.

IV.4 Discussion des résultats :

A partir des tableaux et de figures précédentes, nous avons remarqué plusieurs observations concernant

1. Pour les critères d'évaluation tels que l'écart-type (std) et l'entropie, nous avons constaté que les méthodes du contour actif et de Chan-Vese ont généralement obtenu de meilleurs résultats que la méthode k-means. Cela suggère que les méthodes de contour actif et de Chan-Vese sont plus efficaces pour capturer les détails et les contours précis de la peau humaine.
2. En termes de distance euclidienne, qui mesure la similarité entre les régions segmentées et les véritables régions de la peau, nous avons observé que les méthodes du contour actif et de Chan-Vese ont également montré de meilleures performances par rapport à la méthode k-means. Ces méthodes ont réussi à mieux ajuster les contours des régions de la peau.
3. Il est important de noter que les résultats de segmentation peuvent varier en fonction des paramètres utilisés pour chaque méthode, tels que le nombre d'itérations, les valeurs de seuil ou le nombre de clusters pour la méthode k-means. L'optimisation de ces paramètres peut conduire à de meilleures performances de segmentation.
4. Les tableaux présentant les valeurs des critères d'évaluation par rapport à la vérité terrain fournissent une comparaison quantitative des performances des différentes méthodes. Ils permettent de prendre des décisions éclairées sur le choix de la méthode de segmentation la plus appropriée pour la sous-base d'images de la peau humaine.

En ce qui concerne la distance euclidienne, nous avons observé que la méthode K-Means a obtenu de bons résultats, indiquant sa capacité à regrouper les pixels en fonction de leur similitude d'intensité. Cependant, les méthodes de contour actif et de Chan-Vese ont également montré des performances acceptables en termes de distance euclidienne, ce qui souligne leur capacité à segmenter les régions d'intérêt dans l'image IRM.

5. Dans l'ensemble, les méthodes de contour actif et de Chan-Vese ont tendance à fournir des résultats plus précis et plus détaillés en termes de segmentation d'image par rapport à la méthode k-means. Cependant, il convient de noter que chaque méthode présente ses propres avantages et limitations, et le choix de la méthode appropriée dépend du contexte spécifique de l'application et des objectifs de segmentation.

4. Il est important de prendre en compte le compromis entre la complexité de mise en œuvre et les performances obtenues lors du choix d'une méthode de segmentation. Les méthodes de contour actif et de Chan-Vese nécessitent généralement une initialisation soignée et peuvent être plus computationnellement intensives, tandis que la méthode k-means est relativement simple à implémenter mais peut être moins précise dans certaines situations.

IV.6 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons utilisés le méthode de la segmentation par région(K means),et contour(snakes , chan-veese) pour segmentée.

L'application de ces critères est démontré dans le tableau ces dessous que les meilleurs valeurs des critères.

L'évaluation des performances des méthodes de segmentation d'image est essentielle pour choisir la méthode la plus adaptée à l'application spécifique et aux critères d'évaluation pertinents tels que l'écart-type, l'entropie et la distance euclidienne. Les résultats et observations précédentes peuvent fournir des indications utiles pour guider la sélection de la méthode appropriée dans le contexte de la sous-base d'images.

En remarque, les résultats dans La première image obtenus montrent que les méthodes de contour actif et de Chan-Vese semblent mieux convenir à la segmentation de la peau humaine dans cette sous-base d'images, en termes de précision et de correspondance avec la vérité terrain. Cependant, il est important de considérer les spécificités de chaque méthode et de les ajuster en fonction des besoins et des caractéristiques de l'application de segmentation.

En remarque, les résultats obtenus sur l'image montrent que les méthodes de Chan-Vese et k-means semblent mieux convenir à la segmentation de brain(IRM) dans cette sous-base d'images, en termes de précision. Cependant, il est important de considérer les spécificités de chaque méthode et de les ajuster en fonction des besoins et des caractéristiques de l'application de segmentation.



CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

La segmentation d'images constitue une phase importante du processus d'analyse d'image. L'évaluation de la segmentation est indispensable pour classer les algorithmes développés et de connaître leur puissance. Certains opérateurs d'évaluation mesurent la qualité d'une segmentation, d'autres mesurent la différence entre l'image segmentée et une image de référence faites par des experts humains ou automatiquement par une autre méthode de segmentation. Mais cette référence est subjective car elle peut différer d'un expert à l'autre suivant les domaines d'intérêts de chacun, et d'une méthode de segmentation à une autre.

D'après les travaux faits par les chercheurs qui ont essayés de comparer plusieurs algorithmes de la segmentation constaté une disparité entre les résultats trouvés. Au cours de notre étude, nous avons appliqué différentes méthodes de segmentation, notamment le contour actif (Snakes et Chan-Vese) et le contour régional (k-means), sur deux images distinctes. Les résultats obtenus ont montré des variations significatives d'une méthode à l'autre, en termes évaluation par des critères tels que l'écart-type, l'entropie et la distance euclidienne.

En conclusion, notre étude a mis en évidence la variabilité des résultats des méthodes de segmentation (contour actif et contour région) en fonction des images utilisées. Cette observation souligne l'importance de l'analyse comparative et de l'évaluation approfondie des méthodes de segmentation pour sélectionner celle qui convient le mieux à chaque situation. Notre projet nous a été d'un grand bénéfice et intérêt. Il nous a permis d'enrichir nos connaissances dans le domaine de traitement d'image et la vision par ordinateur.

A decorative frame with ornate scrollwork and flourishes, centered on the page. The frame is composed of two horizontal lines with curved ends, and two vertical lines with curved ends, all connected by intricate scrollwork at the corners and midpoints.

Bibliographies

Bibliographies :

- [1] M .T.CHIKH , amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base), université abou-bakr belkaid tlemcen.2011
- [2] C.HOUASSINE, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride. université universite m'hamed bougara- boumerdes. 2012.
- [3] HAYET MEDROUK ET SOUAD TOUCHERIFT, segmentation par classification d'une partie de l'image, mémoire de fin d'étude, ummto, 2010.
- [4] l'Imagerie par Résonance Magnétique(IRM) ". Diplôme de Master, Université Abderrahmane MIRA -Bejaia,2015.
- [5] M SANDELI, traitement d'images par des approches bio-inspirées application à la segmentation d'images, université Constantine 2. 2014.
- [6] N MERABET,M MAHLIA, recherche d'images par le contenu, université abou bakrbelkaid–tlemcen.2011
- [7] A.KRÄHENBÜHL. "Segmentation et analyse géométrique: application aux images tomodensitométriques de bois". Thèse de doctorat , École doctorale IAEM Lorraine. 2014
- [8] C.Houassine, segmentation d'images par une approche biomimétique hybride. université M'hamed bougara-boumerdes. 2012.
- [9] K. AOUNALLAH, les approches de segmentation d'image par coopération régions_contours,2010.
- [10] HAYET MEDROUK ET SOUAD TOUCHERIFT, segmentation par classification d'une partie de l'image, mémoire de fin d'étude, ummto, 2010.

- [11] R. DERICHE, Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector, *International Journal of Computer Vision*, pp. 167-187, 1987.
- [12] Z.GUELLIL et L.ZAOUI, proposition d'une solution au problème d'initialisation cas du k-means, université des sciences et de la technologie d'Oran MB, université Mohamed Boudiaf usto -BP 1505 el mnaouer -Oran –Algérie.
- [13] N. NASRI."Segmentation d'images IRM". Mémoire diplôme de Magister, Université Abderrahmane Mira de bejaia. 2010.
- [14] H. MAITRE, *Le traitement des images.* , (2004).
- [15] M. MELLIANI, segmentation d'image par cooperation regions-contours, magistère en informatique, ecole national supérieur d'informatique, 2012.
- [16] Z. AISSA, S.NABIL,« Traitement d'images monochromes : Détection de contours, Filtrage (Spatial et fréquentiel) segmentation Réseaux de Neurones »,Mémoire de master, Université Larbi Ben M'hidi, Oum El Bouaghi, 2017.
- [17]SALIMAN EBTI. optimisation par écosystèmes artificiel application a la segmentation d'images.
- [18] En pédagogie.institut Supérieur Pédagogique de Bukavu. Option : informatique de Gestion.2008.
- [19] B. MOHAMMED HABIB, « Développement de méthodes d'extraction de contours sur des images à niveaux de gris », mémoire du doctorat, Université de sciences de technologies d'Oran Mohammed Boudiaf.2017.
- [20] J.M. CHASSERY , MONTONVERT A., «Géométrie discrète en analyse d'image»

- [21] SAYAH NOR EL HOUDA ET DJELTI SARAH, études des méthodes d'analyse de la texture des images médicales arm, Université Abou Bakr Belkaïd de Tlemcen, 18 septembre 2017
- [22] N. JOURNET, «Introduction au traitement d'images- Histogrammes et opérations binaires »,
12 janvier2011.
- [23] E. MOHAMMED,G. KATIA, « Segmentation automatique 3D du sinus sphénoïdale parla méthode k-moyenne floue », Mémoire Master. Béjaia 2016-2017.
- [24] K. MOKRANI, « Segmentation d'images par classifieurs non supervisés : Application à l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM) », Mémoire de Magister, Université A.Mira de Bejaia.2008.
- [25] B.SARRA ET H.ASMA, Segmentation d'image par Coopération région-contours, Université Kasdi Merbah-Ouargla.2016.
- [26] M .T.CHIKH, amélioration des images par un modèle de réseau de neurones (comparaison avec les filtres de base), université abou-bakrbelkaid tlemcen.2011.
- [27] S. MOUSSA, T.LYAZID, M.ABDELOUAHEB, « Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d'Ambiguïté : Application à la segmentation d'images IRM », 4th International Conférence on Computer Integrated ManufacturingCIP'2007 03-04, université de Sétif, Novembre.2007.
- [28] THESEDE J.J.ROUSSELLE,<<Les contours actifs, une méthode des segmentation>>,thèse de docteur la boratoire d'informatique de TOURS,2003.
- [29] R. M. GRAY. Entropy and Information Theory. Springer-Verlag, New York, New York, 1990.

[30] C.E. SHANNON. A mathematical theory of communication. Bell System Technical Journal, 27:379-423 and 623-656, juillet et octobre 1948

[31] .L. HE, S. OSHER, Solving the Chan-Vese model by a multiphase level set algorithm based on the topological derivative, Scale Space and Variational Method sin Computer Vision, vol. 4485, 777-788,2007.

[32] .B. SONG, T. CHAN, A fast algorithm for level set based optimization, Technical Report,UCLA, CAM 02-68, 2002.

[33]. M. BURGER, B. HACKL, W. RING, Incorporating topological derivatives into level setmethods, J. Comp. Phys., 194, 344-362, 2004.