République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique
Université Dr YAHIA FARES de MEDEA



Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique et de l'Informatique
Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master
Génie électronique
Option : Systèmes de Télécommunication

THME

segmentation d'image couleur par les méthodes de seuillage

Proposé par :
Laidi Kamel

Etudié par :
Barki Fella
Bouhali Rabab

Promotion 2012/2013

Remerciement

Merci à Dieu, qui nous protège et nous aide dans les épreuves de la vie et qui nous donne le courage et l'ardeur nécessaire pour l'accomplissement de ce travail

Puis je tiens à remercier dans un premier temps, toute l'équipe pédagogique de l'université Yahia Farès de Médéa et les intervenants professionnels responsables de la formation du département de Génie électrique et informatique.

Je remercie également Monsieur le promoteur ***LAIDI Kemal*** *pour l'aide et les conseils concernant les missions évoquées dans ce rapport, qu'il m'a apporté lors des différents suivis En effet, c'est grâce aux missions que l'on m'a confiées que j'ai choisi d'aborder ce sujet.*

Je souhaite remercier tout particulièrement et à témoigner toute ma reconnaissance aux personnes qui m'ont aidé, pour l'expérience enrichissante et pleine d'intérêt qu'elles m'ont fait vivre durant ces Cinque année dans l'université.

Je tiens aussi à exprimer ma reconnaissance à toute Ma famille, pour le soutien et la patience qu'elle m'a témoignée

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

À mes chers parents qui ont toujours été là pour moi, et qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance. Qu'Allah me les garde

A mes grandes mère

A ma tente Bahia

A mes chers frères et sœurs :

Rym ,Marwa,Fares,Walid

A mes amies : Fati,Zaho, Imen,Hadjer

A tout la famille " Barki" et " Benchacha"

A *mes* camarades de promotion 2012 /2013 et surtout à mon binôme « Rabab » qui a partagé avec moi les bons et les mauvais moments ça m'a fait plaisir de trouver en lui l'amie avant le binôme.

Je dédie ce mémoire à tous ceux qui m'aiment et que j'aime

Fella

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail :

À mes chers parents qui ont toujours été là pour moi, et qui m'ont donné un magnifique modèle de labeur et de persévérance.

A mes grandes mère

A mon marie « Ismail »

A mes chers frères et ma sœur :

Mohamed,Zakaria, Ishak et Anfel

A mes amies : Fati,Zaho, Imen

A tout la famille " Bouhali" et " Kadik"

***A mes* camarades de promotion 2012 /2013 et surtout à mon binôme « Fella »**

qui a partagé avec moi les bons et les mauvais moments ça m'a fait plaisir de trouver en lui l'amie avant le binôme.

Je dédie ce mémoire à tous ceux qui m'aiment et que j'aime

Rabab

ملخص:

غالبا ما تعتبر أساليب مستوى العتبة من أفضل الطرق لتجزئة الصور. وتستند هذه الأساليب على استغلال الرسم البياني للصورة التي تميز توزيع مستوي الرمادي.

والهدف من هذه المذكرة هو تطبيق طرق مختلفة لمستوى العتبة بهدف تجزئة الصورة.

الكلمات المفتاحية: صورة, مستوى العتبة، الرسم البياني ، تجزئة.....

Résumé :

Les méthodes de seuillage sont souvent considérées comme des méthodes de segmentation. Ces méthodes reposent sur l'exploitation de l'histogramme de l'image qui caractérise la distribution des niveaux de gris.

L'objectif de ce mémoire consiste à appliquer les différentes méthodes de seuillage pour la segmentation d'image.

Mots clés : image ; seuillage ; histogramme ; segmentation ……

Abstract :

The thresholding methods are often considered segmentation methods . These methods are based on the exploitation of the histogram of the image that characterizes the distribution of gray levels.

The objective of this memorie is to apply different thresholding methods for image segmentation.

Keys word: image; thresholding ; histogram; segmentation.....

Sommaire

SOMMAIRE

Dédicace
Remerciement
Résumé
Sommaire
Liste des figures
Liste des tableaux

Introduction générale…….. 01

Chapitre I : Généralités sur le traitement d'image

Introduction…….. 03

1.1 Définition de L'image…… 03

1.2 Pixel……... 04

1.3 Image numérique……... 05

1.3.1 L'image en pixel (Bitmap)…….. 05

1.3.2 L'image vectorielle…… 05

1.3.3 Caractéristiques d'une image numérique…… 06

1.4 Traitements généraux……. 10

1.4.1 Amélioration ou retouche de l'image…….. 10

1.4.2 La Compression…….. 10

I.5 Les Systèmes de traitement d'images…… …… 11

I.5.1 Acquisition des données image……... 11

I.5.2 Dispositifs de numérisation d'images ……..... 12

I.5.3 Prétraitement et post-traitement …….. 12

Conclusion …….. 13

Chapitre II : Segmentation par seuillage

Introduction…….. 14

II.1 Définition de la segmentation d'image…… 15

II.2 Techniques de segmentation……. 15

II.2.1 Approche contour…….. 18

II.2.2 Approche Région…….. 18

II.2.3. Approches coopérative……..... 21

II.3 Segmentation par seuillage…….. 24

II.3.1 Définition du seuillage…….. 26

II. 3. 2 Détection automatique du seuil…… 27

II.4 Méthodes de seuillage globale……. 28

II.4.1 Méthodes paramétriques……... 29

II.4.2 Méthodes non paramétriques…… 30

II.4.3 Méthodes de seuillage locale ou adaptatif……. 37

Conclusion…… 40

Chapitre III : implémentation et résultat

Introduction……... 42

III.1 Pourquoi le choisi de Matlab……. 42

III.3 Limitations…… 42

III.4Les étapes de notre programme …… 42

III.5 Principe des méthodes utilisé…… 43

III.5.1 Méthode d'Otsu …….. 43

III.5.2 méthode entropique……... 44

III.6 Résultats ……... 46

Conclusion ……... 50

Conclusion général …… 52

Annexe

Bibliographie

Liste des figures

LISTE DES FIGURES

N° de figure	*Titre*	*page*
Figure I.1	Représentation de pixel.	03
Figure I.2	L'image comme un groupe de pixels.	04
Figure I.3	Exemple de l'image en Bitmap	05
Figure I.4	Exemple de l'image vectorielle	05
Figure I.5	Histogramme d'image	07
Figure I.6	Echantillonnage.	08
Figure I.7	Synthèse Additive.	10
Figure I.8	Système de traitement numérique d'images.	11
Figure II.1	Dérivées première et seconde d'un contour de type "saut d'amplitude".	15
Figure II.2	Illustration de détection de contours,	16
Figure II.3	Evolution du contour actif Γ avec la vitesse vers l'objet d'intérêt.	17
Figure II.4	Principe de la segmentation par division des régions (Structure quaternaire).	19
Figure II.5	Exemple de résultat obtenu par la méthode de division des régions	19
Figure II.6	Principe de la segmentation par division-fusion.	20
Figure II.7	Principe de la coopération séquentielle	22
Figure II.8	Principe de la coopération des résultats	23
Figure II.9	Principe de la coopération mutuelle	23
Figure II.10	Seuillage optimal.	24
Figure II.11	Exemple de seuillage manuel de l'image Lenna.	25
Figure II.12	Allures idéales d'un histogramme.	28
Figure II.13	Illustration du seuillage adaptatif.	38
Figure II.14	exemple sur la méthode du seuillage adaptatif	39
Figure III.1	exemple sur la méthode d'Otsu	44

Figure III.2	Image original	47
Figure III.3	Image de seuillage obtenu par la méthode d'Otsu	47
Figure III.4	Image de seuillage obtenu par la méthode LE	47
Figure III.5	Image de seuillage obtenu par la méthode JE	48
Figure III.6	Image de seuillage obtenu par la méthode GE	48
Figure III.7	Image de seuillage obtenu par la méthode LRE	48
Figure III.8	Image de seuillage obtenu par la méthode JRE	49
Figure III.9	Image de seuillage obtenu par la méthode GRE	49

introduction général

introduction général

Introduction générale

La segmentation d'images est l'opération la plus importante dans un système de traitement des images, car elle est située à l'articulation entre le traitement et l'analyse des images. L'intérêt de la segmentation est de partitionner une image en plusieurs régions homogènes, au sens d'un critère fixé a priori. L'intérêt de disposer de régions homogènes est de fournir des données simplifiées, qui facilitent la tâche d'un système de reconnaissance de formes, ou autre système d'extractions des objets contenus dans l'image.

Le seuillage (thresholding en Anglais) représente un outil largement utilisé dans la segmentation d'images pour extraire des objets de leurs fonds en fonction d'un seuil. Tout problème de seuillage consiste alors à rechercher la valeur du seuil. De par sa simplicité, il occupe une place prépondérante dans plusieurs applications telles : l'analyse de documents, analyse d'images biomédicales etc. La plus part des méthodes de seuillage déterminent le seuil en optimisant une fonction objective, elles sont basées sur l'histogramme monodimensionnel de l'image. Cependant, ces méthodes ne tiennent pas en compte des relations spatiales entre les pixels et peuvent être dans certaines situations (bruit, mauvais contraste) peu performantes.

Afin d'améliorer les résultats de segmentation, des méthodes basées sur des histogrammes ont été alors proposées dans la littérature. Ces méthodes ne sont que des extensions simples. Elles consistent à chercher un couple de seuils dans le cas des histogrammes de seuils .

Les techniques de seuillage des histogrammes ont été également généralisées dans le cas du multi-seuillage (multi-level thresholding en Anglais). Le multi-seuillage est utile quand on a affaire à des images qui continent plusieurs objets ayant des luminances différentes. Pour extraire ces objets, plusieurs seuils sont nécessaires.

L'opération de segmentation est souvent confrontée aux problèmes d'ambiguïtés et du bruit qui affectent certains pixels de l'image. C'est la raison pour laquelle, plusieurs techniques de segmentation ont été proposées.

Nous proposons dans ce mémoire d'étudier certaines méthodes de seuillage, et de les appliquer sur des images couleurs.

Nous avons envisagé d’organiser notre mémoire comme suit:

- Dans le premier chapitre, on donne quelques notions sur le traitement d’image.
- Le Chapitre 2 est contient quelques notions de segmentation et méthodes de seuillage.
- Le chapitre 3 est réservé à la présentation des résultats.
- Finalement on terminera par une conclusion générale.

Chapitre - I

Généralités et Notions

de Base sur l'image

introduction

Dans ce chapitre nous allons parler de quelques concepts concernantl'image et ses différents types, afin d'étudier la segmentation et la classification d'image d'une façon générale.

I.1 Définition de L'image

L'image est une Représentation d'un objet par les arts graphiques ouplastiques : la sculpture, la photographie, le dessin, le film, etc. [10].

C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage surl'écran, ont une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction F(x, y) de brillanceanalogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et F est une fonctiond'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image estinexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation [2].

I.2 Pixel

Contraction de l'expression anglaise "Picture elements": éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entitécalculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bitest la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression [3].

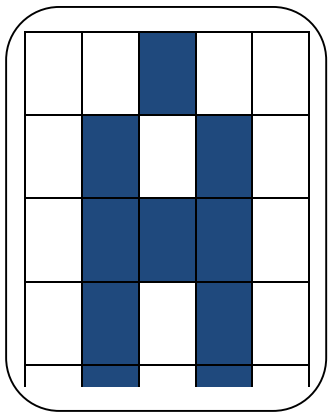


Figure I.1 représentation de pixel

La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci dessous :



Figure I.2 L'image comme un groupe de pixels

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuancesentre images monochromes et images couleur. Dans le cas d'une imagemonochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessairepour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R. V. B), un pixel peut être représenté sur troisoctets : un octet pour chacune des couleurs : rouge (R), vert (V) et bleu (B)[10].

I.3 Image numérique

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo oudessinées sur du papier, les images manipulées par un ordinateur sontnumériques (représentées par une série de bits). L'image numérique estl'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appeléscellules ou pixels, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter [2].

La numérisation d'une image peut s'effectuer selon deux procédésdifférents de codage, ayant chacun leurs applications propres et produisant deuxmodes d'images : en pixel ou vectoriel.

1.3.1 L'image en pixel (Bitmap)

L'image bitmap est représentée par une trame de points que l'on appellepixels. Ce ne sont pas des formules mathématiques qui définissent les formes,mais un ensemble de pixels qui agissent comme un tableau pointilliste [4].

Exemple

Une image (comme un cercle par exemple) de petite taille, que l'on agranditdix fois, Cette opération peut entraîner une perte dans la qualité des couleurs ou lanetteté. Alors l'image devient déformée .

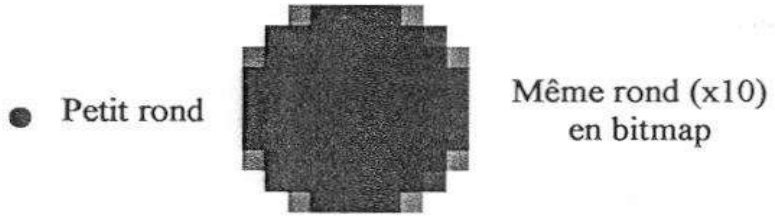


Figure I.3 Exemple de l'image en Bitmap

1.3.2 L'image vectorielle

L'image vectorielle est une représentation conceptuelle de forme calculéepar des formules mathématiques, (exemple, un cercle n'est pas déterminé par despixels mais par une formule mathématique qui détermine sa forme, sa taille et son emplacement) [4].

Exemple

Une image (comme un cercle par exemple) de petite taille que l'on grossitdix fois, le cercle est agrandit mais facteur d'agrandissement (contrairement au bitmap).il n'est pas déformé car la précision del'image ne dépend pas du



Figure I.4 Exemple de l'image vectorielle

1.3.3 Caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisées par les paramètres suivants: [2].

1.3.3.1 Dimension

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme dematrice 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 [10].

1.3.3.2 Résolution

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou uneimprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre) [4].

1.3.3.3 Bruit

Le bruit d'image est la présence d'informations parasites qui s'ajoutent de façon aléatoire aux détails de la scène photographiée numériquement. Il est plus particulièrement visible dans les zones peu éclairées, où le rapport signal/bruit est faible, mais aussi dans les parties uniformes telles qu'un ciel bleu. Il a pour conséquence la perte de netteté dans les détails **[10]**.

Visuellement, on distingue en général deux types de bruit d'image qui s'accumulent :

- le bruit de chrominance, qui est la composante colorée des pixels bruités : il est visible sous la forme de taches de couleurs aléatoires,
- le bruit de luminance, qui est la composante lumineuse des pixels bruités : il est visible

sous la forme de taches plus foncées ou plus claires donnant un aspect granuleux à l'image.

Le bruit est une perturbation qui peut affecter une image provenant :

- du dispositif d'acquisition (camera, amplificateur, quantificateur),
- bruit lié à l'échantillonnage,
- de la scène elle-même (poussière, brouillard,…) **[07]**.

1.3.3.4 Histogramme

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

L'histogramme d'une image monocanal est un graphique qui donne la distribution des CN de cette image, c'est-à-dire le nombre ou pourcentage de pixels ayant un CN donné. Par convention un histogramme représente le niveau d'intensité en abscisse en allant du plus faible (à gauche) au plus élevé (à droite). Ainsi, l'histogramme d'une image dont les comptes numériques vont de 0 à 255 est un graphique possédant 256 valeurs en abscisses, et le nombre de pixels de l'image en ordonnées.

L'histogramme qui contient uniquement un objet (*i.e.*, population de pixels connexes avec des CN "similaires") de teinte assez uniforme sur un fond d'image uniforme a en général un aspect uni modal de type gaussien. Un histogramme avec plusieurs modes peut être du à la présence de différents types de population dans l'image ou à différentes configurations d'éclairement ou d'observation d'une même population.

Toute image multicanaux est caractérisée par plusieurs histogrammes. Ainsi, une image codée en RGB a 3 histogrammes qui donnent la distribution des CN de ses composantes rouges, bleues et vertes.

L'histogramme cumulé C(i) représente la distribution cumulée des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels ayant une intensité lumineuse supérieure à i.

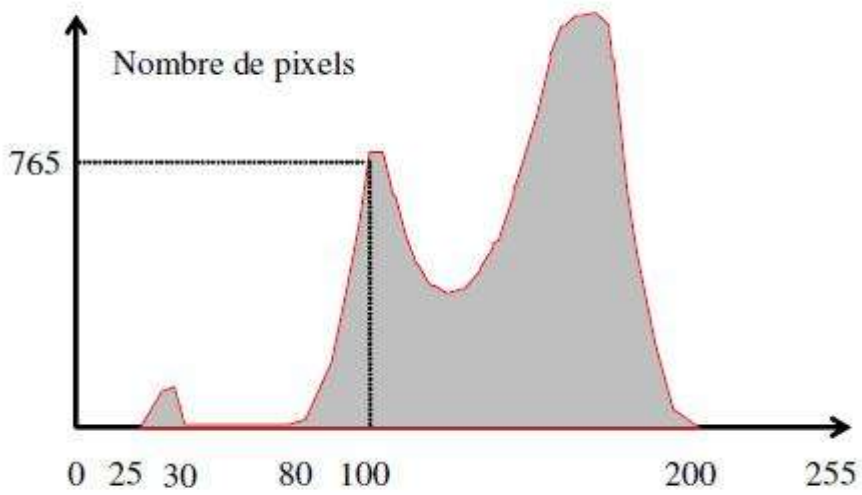


Figure1.5 Histogramme d'image

1.3.3.5 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou lalimite 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.

1.3.3.6 Luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image.

I.3.3.7 La segmentation

On est conduit pour analyser une image à la partager en un certain nombre de domaines connexes .ce processus joue un rôle de plus en plus important en traitement numérique des images **[09]**.

Deux points appartiennent à un même domaine s'ils possèdent une même propriété Caractéristique .et si on peut les joindre par une chaîne continue de points voisins ayant cette Propriété. Une segmentation est donc définie par le type de propriété et par la définition de Voisinage.

I.3.3.8 Echantillonnage

L'échantillonnage est une étape fondamentale qui doit tenir compte du contenu informationnel pertinent de l'image à analyser, elle est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire R(x,y) d'une image continue une unique valeur I(x,y).

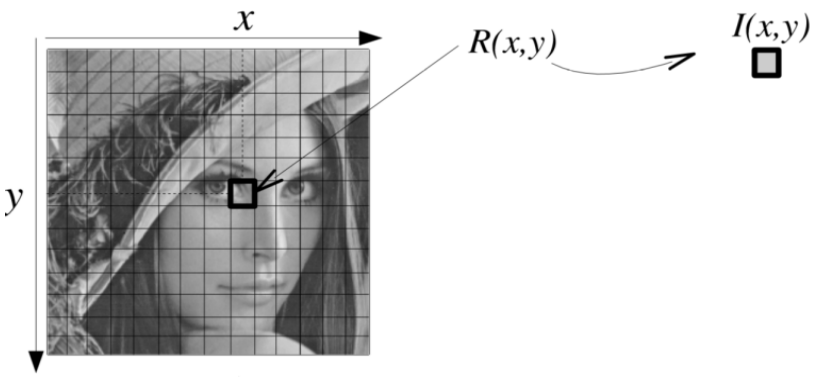


Figure 1.6 Echantillonnage

I.3.3.9 Quantification

Transformation d'une amplitude à valeurs continues en une amplitude qui ne peut prendre qu'un nombre fini de valeurs distinctes. Pour une image à 256 niveaux de gris, chaque amplitude est codée sur un octet (8 bits).

I.3.3.10 Le seuillage

Une image numérique, pour pouvoir être exploitée a généralement besoin d'être simplifiée, c'est le but du seuillage. Ce dernier consiste à transformer l'image codée sur 6, 8 ou 16 bits, en une image binaire ou les pixels à 1 correspondent aux objets et les pixels à 0 au fond de l'image.

1.3.3.11 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plusprécisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image.

1.3.3.12 Images à niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. Lacouleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires [3].

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pourdécrire la " couleur " de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre estimportant, plus les niveaux possibles sont nombreux.

1.3.3.13 Images en couleurs

La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, ilfaut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs,...) sont basés sur le principe de la synthèse additive : les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B.)[2], [6], [3].

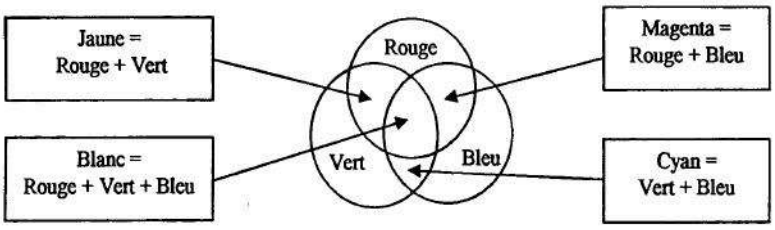


Figure 1.7 Synthèse Additive

1.4 Traitements généraux

Les traitements généralement appliqués aux images sont 2 types :

1.4.1 Amélioration ou retouche de l'image

Le traitement de l'image informatique correspond à toutes les possibilités de travail, retouches ou modifications que l'on peut réaliser avec un ordinateur sur une image (enregistrée) quand elle est affichée à l'écran.

Les logiciels de traitement d'image en pixels permettent de réaliser des modifications sur ces images pour obtenir des effets précis :

- recadrer une image
- modifier la taille (à l'écran ou à l'impression)
- retoucher des couleurs
- intégrer un texte
- changer un fond
- effacer une partie de l'image...

1.4.2 La Compression

La qualité d'une image dépend de sa résolution (nombre de pixels) et dunombre de couleurs utilisées pour coder chaque pixel [4].

En général IMAGE =GROS FICHIER.

Le volume d'une image numérisée est égal à la quantité d'octets utilisés

pour la coder.

Exemples

800 x 600 pixels représentent 480 000 points à mémoriser

C'est-à-dire 480 000 octets pour une image en noir et blanc avec 256 nuances de gris et 480 000 x 3 = 1,4 MO pour une image en couleur avec nuancier de 16 millions de couleurs. Pour diminuer le volume des fichiers, on peut soit:

- Modifier le nombre de couleurs
- Sauvegarder dans un format dit de compression.

I.5 Les Systèmes de traitement d'images

Un système de traitement numérique d'images est composé de [06] :

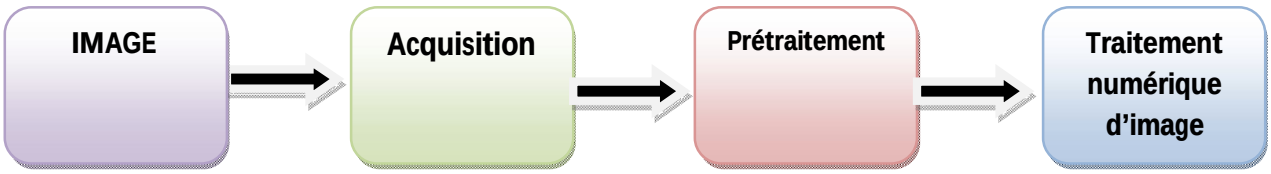


Figure I-8 : Système de traitement numérique d'images

I.5.1 Acquisition des données 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 **[07]**.

I.5.2 Dispositifs de numérisation d'images

Suivant l'objet ou le document à numériser et le domaine d'application dans lequel l'image va être utilisée, il existe divers dispositifs de numérisation d'images allant du simple scanner à main au satellite de télédétection **[08]**.

I.5.3 Prétraitement et post-traitement

Le prétraitement concerne les images acquises tandis que le post-traitement concerne les images traitées **[08]**. Dans les deux cas, les images ne peuvent échapper aux effets de dégradations dus essentiellement aux phénomènes physiques tels que :

■ La diffraction (déviation) du système optique.

■ Le flou dû au mouvement de l'image durant son acquisition. Pour pallier à ces dégradations on utilise en général le filtrage. Les types de filtrage qui utilise sont :

I.5.4 Filtrage numérique

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage **[09]**.

Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données. Le système linéaire utilisé est appelé filtre numérique.

Parmi ces systèmes, nous distinguons : les filtres passe-bas (lissage), filtres passe-haut (accentuation), filtres passe-bande (différenciation) et filtres directionnels.

I.5.4.1 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 **[09]**.

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.

I.5.4.2 Filtre passe-haut (Accentuation)

Le renfoncement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut **[09]**.

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.

I.5.4.3 Filtrage passe-bande (différentiation)

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d’information entre l’image originale et l’image obtenue par filtrage passe-bas. Seule la différence entre l’image source et l’image traitée est conservée **[09]**.

I.5.4.4 Filtre directionnel

Dans certains cas, on cherche à faire apparaître des détails de l’image dans une direction bien déterminée. Pour cela, on utilise des filtres qui opèrent suivant des directions(horizontales, verticales et diagonales)**.**

Conclusion

On trouve ses applications dans des domaines très variés tels que la télécommunication (T.V., vidéo, publicité,...), médecine (radiographie, ultrasons,...), biologie, l’astronomie, géologie, l’industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l’architecture, l’imprimerie, et l’application militaire**.**

Dans ce mémoire le traitement d'image nous serons plus utiles pour la segmentation d’image par seuillage.

Chapitre - II

Segmentation par seuillage

Introduction

L'analyse et l'interprétation des images sont actuellement très utilisées dans différents domaines allant de l'aide au diagnostic, en médecine, à la navigation autonome des véhicules en passant par la reconnaissance des visages, des empreintes, de l'iris, le contrôle de qualité des produits manufacturables (bois, tissus, verre, pièces mécaniques)..., etc. Dans un système d'analyse d'images, la segmentation apparaît comme l'étape la plus importante car toutes les tâches ultérieures comme l'extraction de primitives, la détection d'une position d'un objet, ou la reconnaissance d'un objet dépendent fortement de la qualité de la segmentation. Le but de la segmentation d'image est de faciliter l'extraction des éléments qui la composent. Pour cela, plusieurs approches ont été proposées. Nous présenterons dans ce chapitre une brève revue de ces approches puis nous détaillerons quelques méthodes de seuillage.

II.1 Définition de la segmentation d'image

La segmentation permet d'isoler dans l'image les objets sur les quels doit porter l'analyse ou de séparer les régions d'intérêt de son fond. Autrement dit, elle permet de partitionner l'image en zones homogènes ayant des caractéristiques (niveau de gris, couleur, texture) identiques où une zone peut correspondre un objet ou une partie d'un objet. Mathématiquement, la segmentation est définie par Zucker de la manière suivante [01]

Segmenter une image I en n régions, revient à la partitionner en n sous ensembles $R_1 R_2, \ldots, R_X$ tels que :

1. $I = U R_i$.
2. R_i est constituée de pixels connexes pour tout i.
3. $P(R_i)$ = Vrai pour tout i.
4. $\prod(Ri \cup Rj$= faux pour tous i,j, R_i et R_j étant adjacentes dans I.

La première condition indique que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région Ri et l'union de toutes les régions forme l'image entière. La deuxième condition est relative à la structure des régions, elle définit une région comme un ensemble de pixels qui doivent être connexes. La troisième condition exprime que chaque région doit respecter un prédicat d'uniformité. La dernière condition implique la non réalisation de ce même prédicat pour la réunion de deux régions adjacentes.

L'opération de segmentation est souvent confrontée aux problèmes d'ambiguïtés et du bruit qui affectent certains pixels de l'image. C'est la raison pour laquelle, plusieurs techniques de segmentation ont été proposées.

II.2 Techniques de segmentation

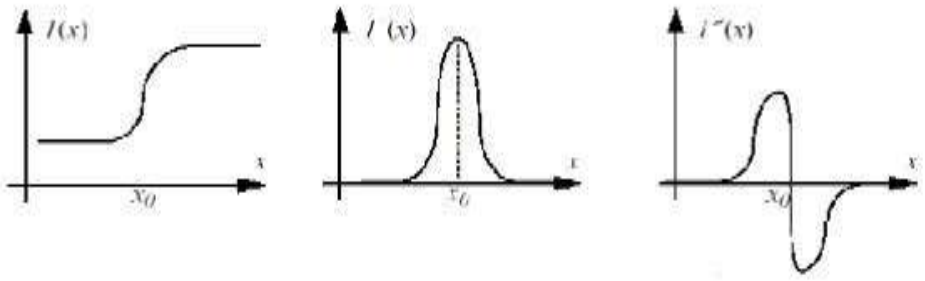
On peut distinguer trois grandes approches de segmentation : contour, région et hybride.

II.2.1 Approche contour

Il s'agit dans cette approche de rechercher les contours qui délimitent les régions homogènes de l'image. Un contour est un ensemble de pixels formant une frontière entre deux ou plusieurs régions voisines, il est défini par une variation "rapide" du caractéristique niveau de gris, couleur ou texture. La recherche des contours dans une image a été étudiée depuis l'origine des travaux sur l'imagerie numérique.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation basées sur l'approche contour qu'on peut regrouper en trois catégories: les méthodes dérivatives, par filtrage optimal et les contours actifs.

Les méthodes dérivatives sont les plus utilisées dans la détection des transitions d'intensités. 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 la dérivée seconde (approche Laplacien). L'allure de la dérivée première et de la dérivée seconde d'un signal de type « saut d'amplitude », qui peut correspondre à une variation locale et dans une seule direction du niveau de gris, est donnée par la figure (II.1) suivante.



(a) profil d'un échelon (b) dérivée première (c)dérivée seconde

Figure.II.1: Dérivées première et seconde d'un contour de type "saut d'amplitude"

Une zone de transition dans le signal correspond à un maximum (ou un minimum) local de la dérivée première et un passage par zéro de la dérivée seconde. L'identification d'une zone de transition dans l'image peut être ainsi faite par seuillage de la norme de sa dérivée première ou du passage par zéro de sa dérivée seconde. Parmi les opérateurs gradient les plus connus, on trouve les masques de Robert [43], de Prewit [42], de Sobel [46], de Kirsh [30],

Les méthodes dérivatives sont faciles à implémenter, rapides en termes de temps de calcul et donnent généralement de bons résultats sur des images non bruitées. Elles restent cependant sensibles aux petites variations non significatives des niveaux de gris (bruit) et produisent des contours discontinus qu'il faut ensuite fermer. Pour améliorer la qualité des méthodes dérivatives et pallier aux problèmes de précision et de localisation des contours, des opérateurs de dérivation avec filtrages optimaux ont été introduits.

Un Filtre optimal est un filtre dérivateur qui permet de détecter des contours en respectant les 3 critères suivants [20]:

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

Plusieurs filtres optimaux sont apparus dans la littérature. Parmi eux, on trouve les filtres de Canny [13], de Deriche [21] et [22] et celui de Shen et Castan [47], [14],

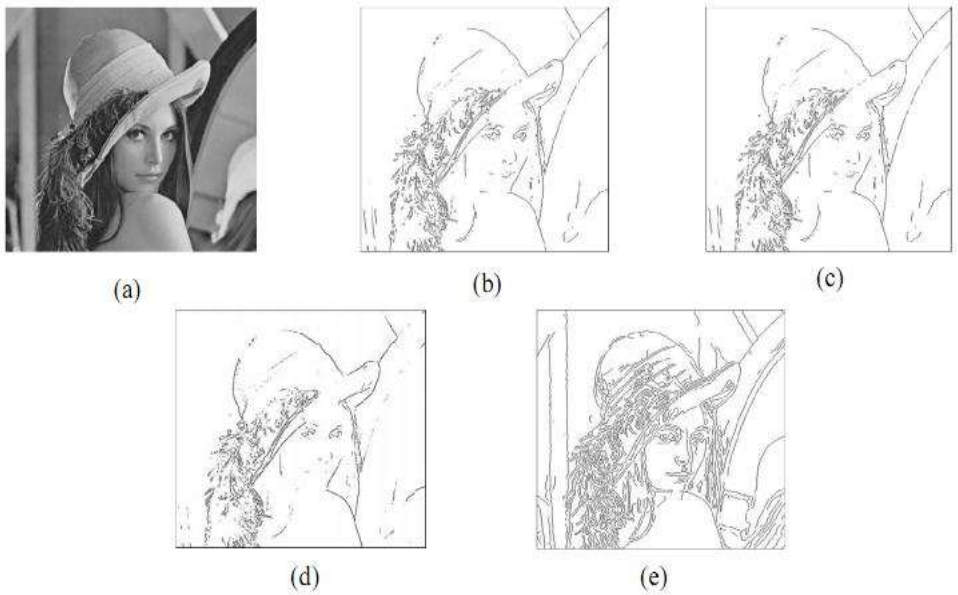


Figure II.2 Illustration de détection de contours,

a- Image Lenna originale;
b- Détection de contours par filtre de Sobel ;
c- Détection de contours par filtre de Prewitt ;
d- Détection de contours par filtre de Robcrts;
e- Détection de contours par filtre de Canny

Quant aux contours actifs (Snakes en anglais), ils sont plus récents, ils ont été introduits par Kass et al. [29] et sont définies comme des courbes capable de se déformer et de se déplacer pour épouser la forme des objets constituant l'image [53], L'idée de cette méthode est de déplacer les points de la courbe pour les rapprocher des zones de fort gradient tout en conservant des caractéristiques comme la courbure du contour ou la répartition des points sur le contour ou d'autres contraintes liées à la disposition des points [19], Les contours actifs permettent de détecter des contours fermés mais restent sensibles, à l'instar des méthodes dérivatives, aux variations locales des niveaux de gris. La figure (II.3) illustre l'évolution de contour actif avec Γ(t) est le contour initial qui peut être défini manuellement et v la vitesse d'évolution de la courbe.

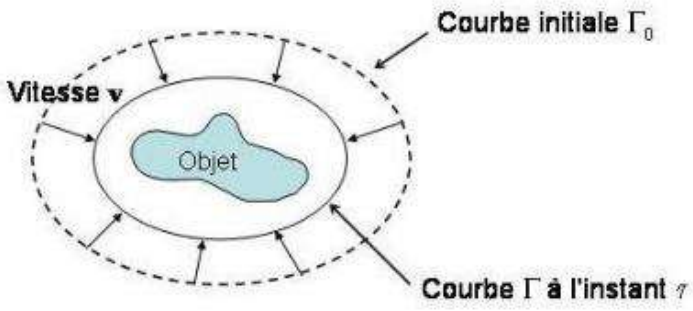


Fig.II.3 Evolution du contour actif Γ avec la vitesse v vers l'objet d'intérêt

II.2.2 Approche région

Contrairement à la segmentation d'images par l'approche contour, la segmentation par régions consiste à décomposer l'image en régions homogènes [24]
Ces régions sont composées d'ensemble des pixels connexes possédant des propriétés au sens d'un prédicat d'homogénéité donné. On distingue les méthodes qui tiennent compte de la connexité des pixels et celles qui n'utilisent pas cette information.

Dans le premier cas, en plus de l'information niveau de gris, l'information spatiale est automatiquement intégrée dans le processus de segmentation [40], le contrôle géométrique peut être aussi utilisé pour contrôler ce processus. Le problème fondamental associé à cette approche est lié à la définition du critère d'homogénéité utilisé dans le processus de segmentation de l'image. On distingue quatre types de méthodes.

II.2. 2.1. Croissance des régions

Cette approche consiste à choisir initialement un ensemble de pixels pour les considérer comme des germes ou noyaux des régions à partir desquels la croissance des régions s'effectuera. Chaque région doit respecter un critère d'uniformité ou d'homogénéité défini par exemple par la variance des niveaux de gris. La croissance des régions s'effectue par agrégation de nouveaux pixels aux germes initiaux. Elle consiste à fusionner successivement aux régions les pixels voisins qui sont similaires et à condition que les régions fusionnées continuent à vérifier le critère d'uniformité. Notant que des régions adjacentes peuvent être fusionnées si leur fusion vérifie le critère d'uniformité et que de nouveaux germes peuvent être crées dans les régions qu'elles ne pouvant pas être fusionnées avec les régions existantes [10].

II.2.2.2. Division des régions

Les modèles de division de régions consistent à diviser l'image d'une manière récursive tant qu'un critère d'homogénéité sur les régions n'est pas vérifié. Initialement, l'image est divisée en zones. Chaque zone ainsi crée est elle-même divisée si elle ne vérifie pas le critère d'homogénéité. Ce processus de division se poursuit pour toutes les zones nouvellement créées et s'arrête que lorsque toutes les zones sont homogènes ou bien leurs tailles sont en dessous d'un seuil fixé préalablement. La division de l'image est généralement représentée par une structure géométrique bien particulière telle que la structure à arbre quaternaire « quadtree » ou la structure de Voronoï. La figure (II.4) montre le principe de la segmentation par division suivant la structure d'arbre quaternaire.

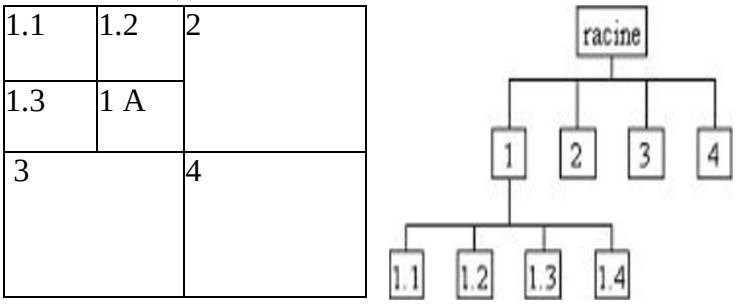


Fig. II.4: Principe de la segmentation par division des régions (Structure quaternaire)

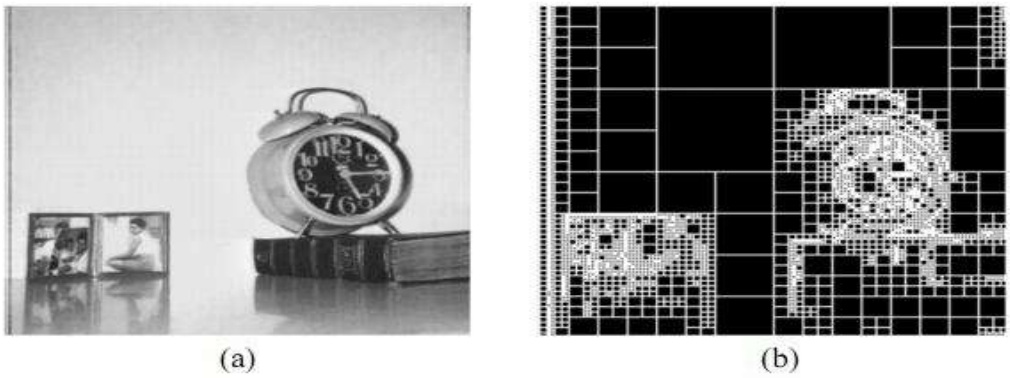


Figure II.5 : Exemple de résultat obtenu par la méthode de division des régions,

(a) Image Clock originale ;

(b) Blocs de devisions obtenus.

Le critère d'homogénéité peut être évalué par la variance des niveaux de gris ou peut être défini à partir de l'allure l'histogramme de niveau de gris. Par exemple dans [12], l'histogramme de chaque région est analysé, si il est unimodal (région homogène), la région reste inchangée, sinon elle est divisée. La division prend fin quand toutes les régions ont un histogramme unimodal.

II.2.2.3. Division/fusion

Ces méthodes combinent successivement une méthode de division de l'image en des petites régions homogènes comme celle décrite précédemment et une méthode de fusion des régions connexes et similaires au sens d'un prédicat de regroupement. Le processus de segmentation utilise la structure pyramidale telle que les arbres quaternaires. Au cours de la phase de fusion, on progresse de manière récursive vers le haut de l'arbre en fusionnant les régions qui forment au niveau supérieur une région homogène. Horowitz et Pavlidis [25], sont les premiers à avoir proposé une telle approche de segmentation à partir de laquelle de nouvelles variantes sont apparues dans la littérature [12], [49], [24], La figure (II. 6) illustre le principe de la division/fusion. Les résultats dépendent de l'ordre dans lequel les régions sont examinées pour être éventuellement regroupées.

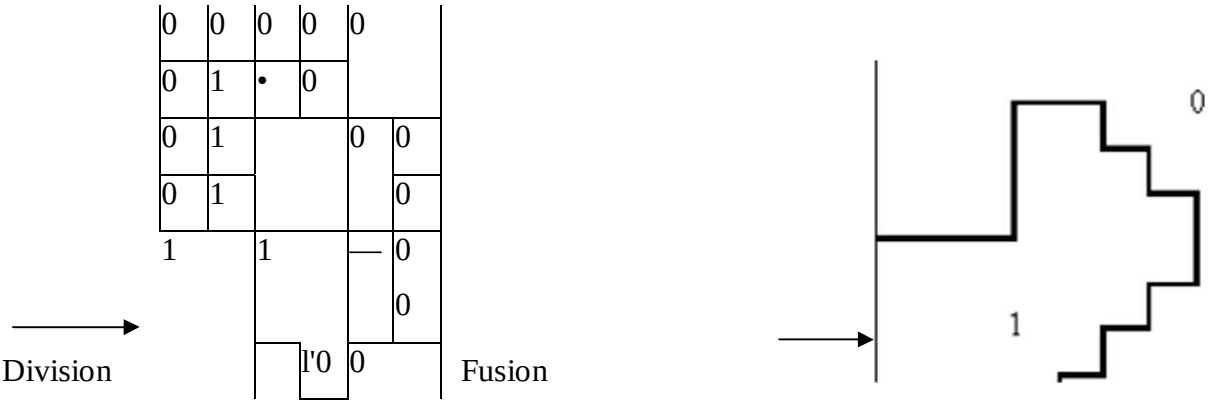


Fig. II.6: Principe de la segmentation par division-fusion.

II.2. 2.4. Segmentation d'image par classification

La classification est l'une des procédures les plus utilisées en analyse des données, elle permet de partitionner un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble de des classes disjointes. En segmentation d'images, 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 [54], Contrairement aux méthodes précédentes, les techniques de segmentation par classification ne prennent pas en

compte la disposition spatiale des pixels et ne considèrent que le vecteur de caractéristiques. Elles identifient les classes de pixels présentes dans l'image et affectent à chaque pixel une étiquette indiquant la classe à laquelle il appartient. Ainsi les pixels appartenant à une classe peuvent former plusieurs régions non adjacentes dans l'image mais partageant les mêmes propriétés. Une segmentation en régions n'est obtenue qu'après analyse de la connexité des pixels dans l'image étiquetée.

On trouve dans la littérature une multitude de méthodes de classification parmi lesquelles on peut citer :

a) La classification non supervisée

Elle vise à séparer automatiquement l'image en classe 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-means…

b) 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

II.2.3. Approches coopératives

L'approche contour et l'approche région sont en fait des approches duales, on peut alors les combiner afin d'aboutir à une segmentation plus efficace. Comme, il est possible de combiner plusieurs techniques d'une même approche. L'intérêt de faire coopérer plusieurs approches permet de définir automatiquement des ensembles de contraintes pour mieux guider le processus de segmentation. Dans une approche coopérative, la stratégie de résolution peut être séquentielle, c'est-à-dire les résultats d'une approche sont exploités successivement pour en guider une autre, ou bien itérative, De plus, des principes de fusion d'information peuvent être exploités pour renforcer des critères de décision et influencer les choix de segmentation [32], Dans le cadre de la classification, par exemple, la nécessité de définir une région d'intérêt est fondamentale pour réduire le nombre de classes à classifier. De même, le choix d'une stratégie de résolution, lorsqu'elle n'est pas guidée par un ensemble de connaissance à priori n'est pas évident.

Il existe de multiples façons d'envisager la coopération contour-régi on [40], Le terme de «coopération contour-région» signifie l'utilisation des informations des contours pour autoriser ou non la fusion de deux régions ou la division d'une région, réciproquement, il peut signifier l'utilisation d'informations sur les régions pour autoriser ou non la fusion de deux contours ou la croissance d'un contour.

Il existe aussi une coopération région-région quand deux régions coopèrent pour fusionner ou une coopération contour- contour quand deux contours coopèrent pour se connecter. Dans tous les cas, il existe de multiples critères possibles (par exemple, écart des niveaux de gris entre deux régions, pourcentage de points de contours à la frontière de deux régions,...) pour autoriser la coopération ainsi que de multiples manières permettant de les combiner [32],

Il existe également d'autres méthodes de segmentation qui n'appartiennent pas aux catégories citées précédemment et qui utilisent des formalismes différents. A titre d'exemple, on peut citer la méthode des contours actifs basée région [37], les réseaux de neurones comme les cartes organisatrices de Kohonen [31], connu sous le nom de SOM (Self Orgamsing Map), la morphologie mathématique représenté par l'algorithme de lignes de partage des eaux (Watershede) Digabel et al [23] [35] ...etc

Il existe trois formes de coopération région-contour :

II.2.3. 1 Coopération séquentielle

L'une des techniques de segmentation (région ou contour) est réalisée en premier lieu; son résultat va être exploité par l'autre technique pour renforcer la définition des critères ou des paramètres de la segmentation ; L'intégration de l'information provenant de la segmentation par contours dans une segmentation par régions est l'une des formes de coopération les plus courantes (Figure II.7).

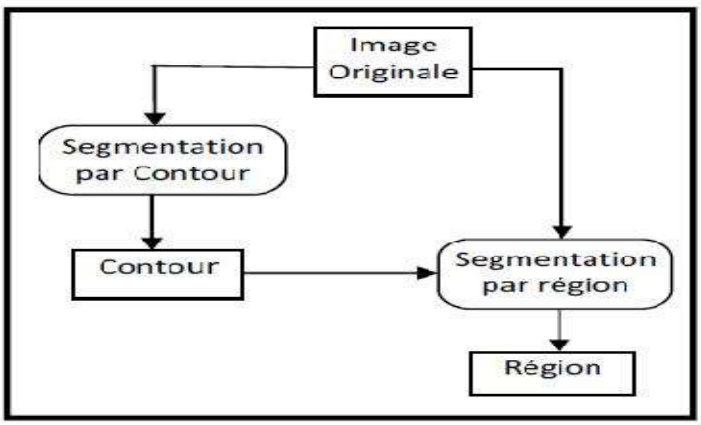


Figure II.7: Principe de la coopération séquentielle

II.2.3. 2 Coopération des résultats

Les deux types de segmentation seront réalisés indépendamment ; la coopération concernera leurs résultats qui seront intégrés afin d'atteindre une meilleure segmentation (Figure II.8).

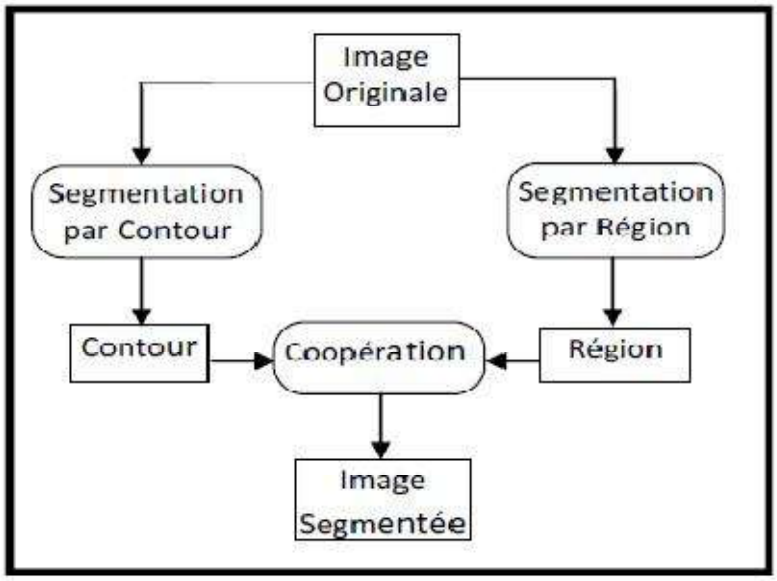


Figure II.8: Principe de la coopération des résultats

II.2.3. 3Coopération mutuelle

Les deux types de segmentation coopéreront mutuellement au cours de leur processus d'exécution (Figure II.9). La coopération permet de prendre des décisions plus sures et plus fiables.

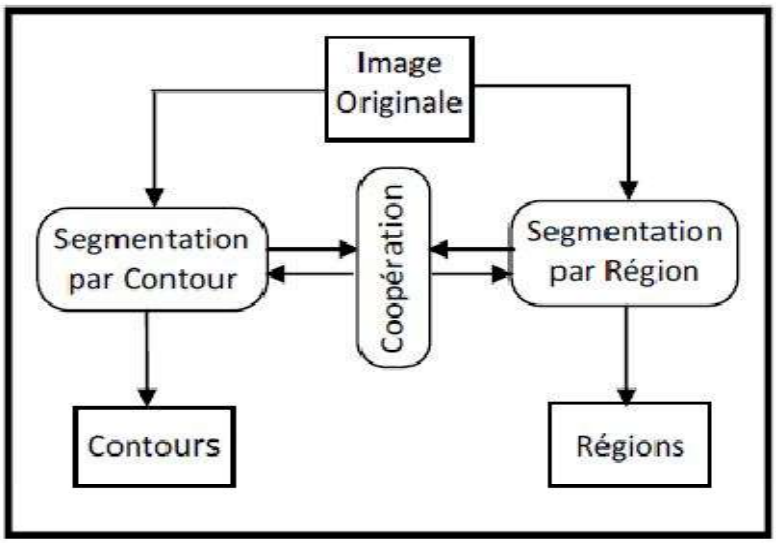


Figure II.9 : Principe de la coopération mutuelle

II.3 Segmentation par seuillage

Le seuillage est sûrement la méthode de segmentation la plus simple. Elle consiste à tester pour chaque pixel de l'image si sa valeur est supérieure ou inférieure à un certain seuil, et produit une image binaire regroupant les résultats. Il est aussi possible d'utiliser plusieurs seuils, voire de sélectionner les pixels appartenant à une plage spécifique de niveaux de gris.

Pour cette segmentation, chaque pixel est considéré individuellement. La classification peut s'opérer selon un seuil. Ainsi, les pixels appartenant à une même classe vont se regrouper pour former des régions de l'image.

Le seuillage d'une image à plusieurs niveaux est le procédé de segmentation le plus simple. L'hypothèse qui sous-tend l'approche consiste à dire que tout objet se différencie de l'arrière-fond. Elle aboutit à fournir une série d'objets extraits de l'arrière-plan.

Comme l'outil de segmentation par seuillage est conceptuellement simple, certains auteurs ont amélioré la segmentation en imaginant des techniques de détermination optimale du seuil. Cela aboutit par exemple à la détermination de seuils comme illustré à la figureII.10.

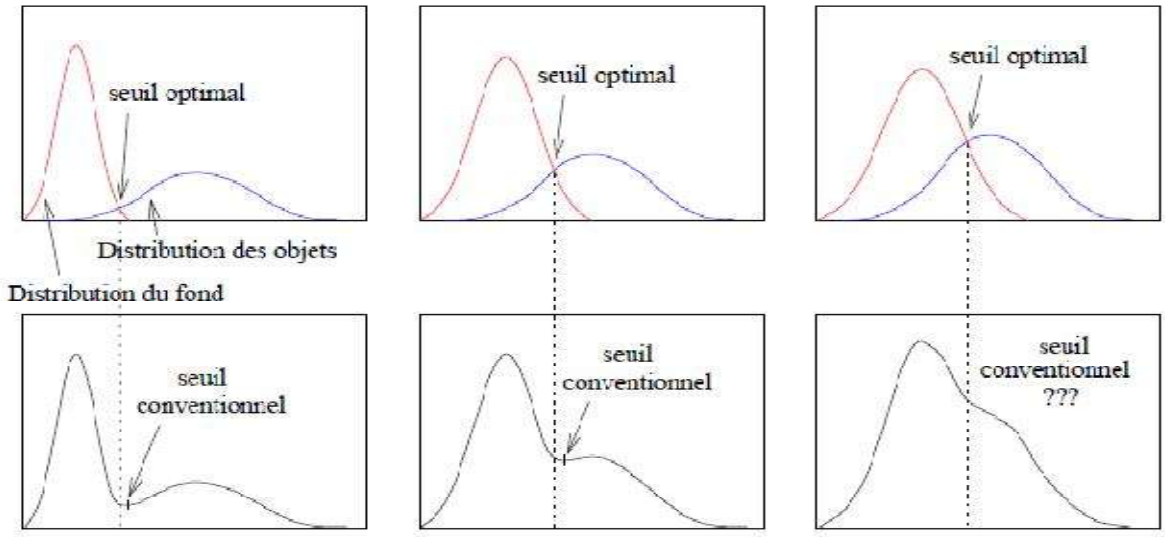


Figure. . II.10 Seuillage optimal (d'après M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle. Image processing, analysis, and machine vision. Brooks/Cole Publishing Company, second edition, 1999**).**

Dans beaucoup d'applications de traitement d'images, on considère que les niveaux de gris des pixels appartenant à un objet sont relativement différents de ceux du fond. Le seuillage est une technique simple et efficace pour séparer les objets du fond. Toutefois, la difficulté apparait dans le choix des seuils optimaux pour une séparation optimale.

Soit l'image originale et 'Is' l'image segmentée. Segmenter en .V classes revient à chercher N-l seuils. La classification de chaque pixel est définit comme suit:

ls(x,y)= ksi Sk < K(x.y) < Sk + 1 pour k = 0 (II.1)

Où x. y sont les coordonnées du pixel ; S_0,...: S_N sont les différents seuils de segmentation.

A titre d'exemple, nous allons présenter un seuillage manuel qui comporte quatre étapes:

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

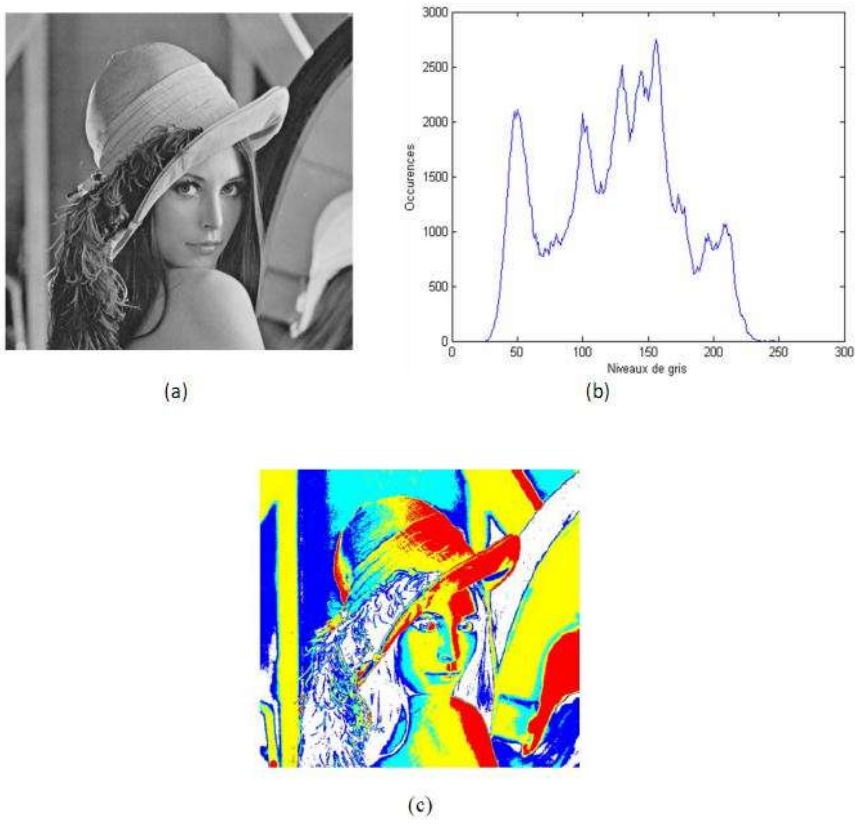


Figure II.11 : Exemple de seuillage manuel de l'image Lena.

(a) Image originale ;

(b)Histogramme de l'image ;

(c) Seuillage en 5 classes (Si, 60, 70, 136, 185,255)

Dans la littérature, on y trouve plusieurs classifications des méthodes de segmentation par seuillage .Les auteurs les ont classe en deux catégories :

1. les méthode global : contient 2 catégorie :

-Les méthodes non paramétriques : qui ont la réputation d'être robustes ; elles sont basées sur l'optimisation d'un ou plusieurs critères comme, par exemple, maximiser la variance interclasse. La plus connue d'entre elles est la méthode d'Otsu [39].

- Les méthodes paramétriques : qui sont basées sur l'hypothèse que les densités de probabilité des niveaux de gris des différentes classes sont gaussiennes, une approximation de l'histogramme de l'image à traiter par une combinaison linéaire de gaussiennes est toujours effectuée avant l'opération de seuillage, ou les seuils optimaux sont à l'intersection de ces dernières [9].

2. Les méthodes locales ou adaptatives

Donc la segmentation par seuillage 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.3.1 Définition du seuillage

Soit {0,1,2…L-1} l'ensemble des niveaux de gris d'une image, l(x,y) la luminance (niveau de gris) d'un pixel de coordonnées (x,y) ,L- 1 étant le niveau de gris maximal. (Souvent L = 256). La segmentation par seuillage est une opération qui consiste a répartir les pixels en K classes ($C1,C_{2..}$ …..C_k) à partir d'un ensemble de seilles $T =\{t_l,t_2,...t_{K-1}\}$ Par convenance, on utilise deux autres seuils, $t_0 =0$ et $t_k = L-1$. Un pixel de niveau de gris l(x,y),est affecté a la classe C_K si $t_k < l(x,y) < t_{k+1}$ avec k = 0,1,2 ,….,K- 1.

Pour une image comportant des objets clairs sur un fond sombre, le seuillage se résume à choisir un niveau de gris t (un seul seuil) et à affecter à chaque pixel de l'image le label objet ou fond selon le test suivant :

- Si l(x,y) < t alors le pixel est étiqueté «fond», sinon le pixel est étiqueté «objet». Dans ce cas, on parle du seuillage tout court (bilevel thresholding) et l'image segmentée ainsi obtenue est appelée image binaire.
- Si par contre, le nombre de seuils recherchés est supérieur à 1, on parle de multi seuillage ou multi-level thresholding.

Plusieurs techniques ont été proposées pour le calcul d'un seul seuil puis étendues au problème du multiseuillage. Cependant, en pratique cette extension peut engendrée des temps de calculs prohibitifs. En effet la recherche rapide d'un seul seuil d'une manière exhaustive est tout à fait possible. Cependant cette recherche exhaustive devient prohibitive lorsque le nombre de seuils augmente. Chang et Al notent que la complexité des calculs augmente

exponentiellement lorsque le nombre de seuils augmente [15], Pour K classes le nombre d'opérations nécessaires pour le calcul de K-l seuils est donné par :

$$N_0=\frac{(L+K)!}{L!K!} \qquad (II.2)$$

Pour résoudre ce problème plusieurs techniques ont été proposées. Parmi elles on peut citer l'algorithme itératif proposé par Yin et Chen [51], ou encore des techniques d'optimisation métaheuristi que [26],[27], Les méthodes de seuillage peuvent être reparties en deux catégories selon qu'on définit un même seuil pour tous les pixels de l'image (seuillage globale) ou un seuil pour chaque pixel (seuillage local ou adaptatif).

Objectif de seuillage

- affecter chaque pixel d'une image en niveaux de gris à une classe, classe = intervalle de niveaux de gris.

Principe

- Extraire des seuils à partir de l'histogramme.
- classification d'un pixel p par comparaison de son niveau de gris aux seuils.

II. 3. 2 Détection automatique du seuil

Il existe plusieurs méthodes pour calculer de manière automatique la valeur du seuil à appliquer. L'une des plus répandue est la méthode d'Otsu. Elle consiste à faire l'hypothèse que l'image contient deux classes, décrites chacune par une partie de l'histogramme de l'image. La qualité du seuillage est quantifiée en mesurant la variance des niveaux de gris de chaque classe. On cherche la valeur de seuil qui minimise les variances des deux classes.

Seuillage à hystérésis

Le seuillage à hystérésis est une méthode un peu plus perfectionnée, qui permet d'améliorer la détection des contours des zones contrastées, tout en évitant de détecter des zones du fond. Le principe est d'utiliser deux seuils : un seuil « haut » et un seuil « bas ». On sélectionne d'abord l'ensemble des pixels au dessus du seuil haut, puis l'ensemble des pixels au-dessus du seuil bas. On ne garde ensuite que les composantes connexes du seuil bas qui contiennent au moins un pixel au dessus du seuil haut. En pratique, cette détection peut se faire soit par reconstruction géodésique, soit par étiquetage des composantes connexes de l'image des seuils bas et détection des étiquettes présentes dans l'image des seuils hauts.

II.4 Méthodes de seuillage globale

La première solution pour fixer le seuil est de procéder par tâtonnement à partir de l'image en noir et blanc résultante censée mettre en évidence les contours. Le seuil correspond à une valeur réelle dans l'intervalle [0,1]. Au préalable, il est nécessaire de normaliser l'image du module du gradient afin que tous les pixels se trouvent également dans l'intervalle [0, 1]. Cette méthode est très simple mais peu efficace.

Les méthodes de seuillage globale reposent sur l'exploitation de l'histogramme de toute l'image. L'histogramme est une courbe monodimensionnelle qui caractérise la distribution des niveaux de gris, il est décrit par une fonction monovariable discrète h(i) ou p(i) qui représente respectivement la fréquence ou la probabilité d'apparition du niveau de gris i, tel que : $p(i)=\frac{h(i)}{N}$ (II.3)

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

A partir de l'allure de l'histogramme, on peut déduire le nombre de classes ainsi que la position relative des seuils (Fig. II.12). L'histogramme est unimodal, s'il est formé d'un seul pic représentant les pixels de l'objet ou ceux du fond. D est bimodal s'il est caractérisé par deux modes séparés par une vallée, il indique l'existence d'un objet sur un fond. L'histogramme multimodal comporte plus de deux modes séparés par des vallées, il indique la présence de plusieurs classes dans image (chaque mode correspond à une classe). Les seuils doivent être localisés dans les vallées.

En pratique, il est rare de trouver un histogramme qui présente des modes bien distincts. En effet, la plupart des images présentent des histogrammes bruités caractérisés par des modes non discernables

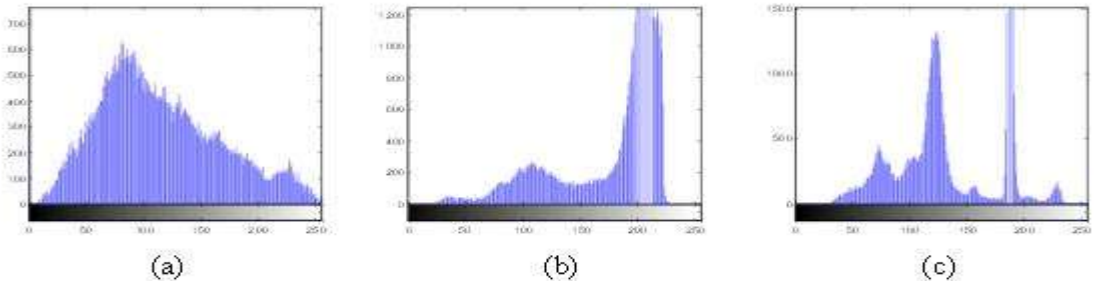


Figure II.12 Allures idéales d'un histogramme, (a): unimodal, (b): bimodal et (c) multimodal

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

II.4.1 Méthodes paramétriques

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

$$P_a(i)=\sum_{K=1}^{K} P_k \; p(i,\theta_k) \qquad \text{(II.4)}$$

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

$$P_K=\frac{h(i)}{N} \qquad \text{(II.5)}$$

Le problème du seuillage revient donc à estimer les probabilités à priori p_k les paramètres statistiquesθ_k de chaque fdp ou les seuils $t_K$en minimisant l'erreur quadratique moyenne suivante:

$$J(T)=J(\Theta)=\frac{I}{L}\sum_{I=0}^{L-1}[p(i)-P_a(i)]^2 \qquad \text{(II.6)}$$

Souvent, les fonctions de densités de probabilité sont supposées comme un modèle gaussien de moyenne μ_k et de variance $\sigma_k$tel que :

$$p(i,\theta_k)=\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k}} . e^{-\frac{(i-\mu_k)2}{\sigma_k 2}} \qquad \text{(II.7)}$$

P_k, μ_k, σ_k peuvent être estimé par :

$$P_k=\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{t_k-1} p_i \; ; \; \mu_k=\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{t_k-1} h(i) \; ; \; \sigma_k=\frac{1}{N}\sum_{i=0}^{t_k-1} \left(h\ (i)-\mu_k\right)^2 \qquad \text{(II.8)}$$

II.4.2 Méthodes non paramétriques

Les méthodes non paramétriques de seuillage permettent de trouver les seuils optimaux sans tenir compte d'aucune hypothèse sur la forme de l'histogramme. Ces méthodes sont très nombreuses, elles constituent la grande majorité des méthodes de seuillage et sont généralement basées sur l'optimisation d'une fonction objective. Nous présenterons dans ce qui suit quelques unes d'entre elles.

II.4.2.1 Méthode d'Otsu

Elle est considérée comme la méthode de référence dans le domaine du seuillage d'histogrammes. Dans cette méthode [39], l'opération de seuillage est vue comme une séparation (un partitionnement) des pixels d'une image en deux classes C1 (fond), C2 (objet) à partir d'un seuil t. La classe « fond» regroupe tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur au seuil t alors que la classe « objet» contient tous les pixels de niveau de gris supérieur à t. Ces deux classes peuvent être désignées en fonction du seuil t comme suit : $C_1=\{0,1,K\,(t)\}$ et $C_2=\{t+1,1,K\,(L-1)\}$

Soient σ_w^2 la variance d'une classe. la variance interclasse et la variance totale telles que

$$\sigma_\beta^2 = P_1\,P_2(\mu_2-\mu_1)^2 \qquad \text{(II.9)}$$

$$\sigma_T^2 = \sum_{i=1}^{L-1} p_i(i-\mu)^2 \qquad \text{(II.10)}$$

$$\sigma_w^2 = \sum_{i=0}^{t} p_1(i-\mu_1)^2 + \sum_{i=t+1}^{L-1} p_2(i-\mu_2)^2 \qquad \text{(II.11)}$$

$$\sigma_T^2 = \sigma_\beta^2 + \sigma_w^2 \qquad \text{(II.12)}$$

μ_1 , μ_2 et μ désigne respectivement les niveau de gris moyen des classes C1 et C2 et de l'image tels que:

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^{t} i\,\frac{p_i}{p_1} \qquad \text{(II.13)}$$

$$\mu_2 = \sum_{i=t+1}^{L-1} i\,\frac{p_i}{p_2} \qquad \text{(II.14)}$$

$$\mu = \sum_{i=1}^{L-1} i\,p_i \qquad \text{(II.15)}$$

P_1 et P_2 représentent respectivement les probabilités à priori des classes C1 et C2tels que :

$$p_1 = \sum_{i=1}^{t} p_i \qquad \text{(II.16)}$$

$$p_2 = \sum_{t+1}^{L-1} p_i \qquad \text{(II.17)}$$

et $p_1 + p_2 = 1$ (II.18)

Le seuil optimum t^* peut être déterminé en maximisant un des trois critère suivant :

$\lambda(t) = \frac{\sigma_\beta^2}{\sigma_w^2}$; $\eta(t) = \frac{\sigma_\beta^2}{\sigma_T^2}$, $\kappa(t) = \frac{\sigma_T^2}{\sigma_w^2}$

Les trois critères sont équivalents, mais pour des raisons de simplicité, la variance interclasse est la plus utilisée. Le seuil optimal t^* 'est celui qui maximise cette variance :

$$t^* = \arg \max_{0 \le t \le L-1} \sigma_\beta^2 \quad \text{(II.19)}$$

Dans le cas du multi seuillage. la méthode d'Otsu peut être étendue au calcul d'un ensemblede seuils $T^* = \{ t_1 , t_2 , \ldots . , t_k , \ldots , t_{k-1} \}$ en maximisant la variance interclasses de seuils :

$$T^* = \arg \max_{0 \le tk \le L-1} J(T) \quad \text{(II.20)}$$

ou :Ou $J(T) = \sigma_\beta^2 = \sum_{k=1}^{k} p_k \left(\mu_k - \mu\right)^2$ (II.21)

avec : p_k et μ_k les probabilités et la moyennes respectives de la classes C_k tels que :

$$p_k = \sum_{i=t_K-1}^{t_K-1} p_i \quad \text{(II.22)}$$

$$\mu_k = \sum_{i=t_K-1}^{t_K-1} i\, p_i \quad \text{(II.23)}$$

II.4.2.2 Méthode d'entropie exponentielle

L'entropie exponentielle est définie par : [28)]

$$H^\alpha = \left|\sum_i (p_i)^\alpha\right|^{\frac{1}{\alpha}} \quad \text{(II.24)}$$

Où $\alpha \in \Re$ et $\alpha \neq 1$ et est un paramètre.

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

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

$$H_1^{\alpha} = \left| \sum_{i=5}^{L} \left(\frac{p_i}{p_1} \right) \right| \quad \text{(II.25)}$$

L'entropie exponentielle 1D de la classe 2 :

$$H_2^{\alpha} = \left| \sum_{i=5}^{L} \left(\frac{p_i}{p_2} \right) \right| \quad \text{(II.26)}$$

L'entropie totale est :

$$H^{\alpha}(t) = H_1^{\alpha}(t) + H_2^{\alpha}(t) \quad \text{(II.27)}$$

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

$$t^* = \arg\max (H^{\alpha}(t)) \quad \text{(II.28)}$$

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

$$J(T) = \sum_{i=0}^{t-1} H_T^{\alpha} \quad \text{(II.29)}$$

II.4.2.3 Méthode d'entropie de Tsallis-Havrda-Charvat

L'entropie de Tsallis [44] d'un système physique non extensif est définie par :

$$S^q = \frac{1 - \sum_i^k p_i^q}{q-1} \quad \text{(II.30)}$$

où q est un paramètre réel appelé indice entropique et k le nombre de possibilités du système. L'application de cette mesure d'entropie pour le seuillage d'histogramme! consiste à maximiser l'entropie de Tsallis des classes « fond » et « objet » définies comme suit :

$$S_1^q(t) = \frac{1 - \sum_1^t \left| \frac{p_i}{p_1} \right|^q}{q-1} \quad \text{(II.31)}$$

$$S_2^q(t) = \frac{1 - \sum_{i=t+1}^{L-1} \left| \frac{p_i}{p_2} \right|^q}{q-1} \quad \text{(II.32)}$$

L'entropie totale de Tsallis s'exprime comme suit :

$$S^q(t) = [S_1^q + S_2^q + (1-q) S_1^q(t) S_2^q(t)] \quad \text{(II.33)}$$

Sa maximisation permet de déterminer le seuil optimal t^*

$$t^* = \arg \max_{0 \le t \le L-1} \{s^q(t)\} \quad \text{(II.34)}$$

La qualité de la segmentation est conditionnée par la valeur de q [36], [41], Une extension de cette méthode au cas du multi seuillage consiste à déterminer l'ensemble des seuils $T = \{t_1, t_2, K, t_{k-1}\}$ qui maximise la fonction critère suivante:

$$S^q = \frac{1 - \sum_{i=t}^{t-1} p_i^q}{q-1} \quad \text{(II.35)}$$

$$T^* = \{ t_1^*, t_2^*, K, t_{k-1}^* \} = \arg \max \{ S^q(t_1^*, t_2^*, K, t_{k-1}^*) \} \quad \text{(II.36)}$$

$$\text{Avec : } S^q(t_1, t_2, K, t_{k-1}) = [S_1^q + S_2^q + k + S_{k-1}^q + (1-q) S_1^q S_2^q k S_{k-1}^q] \quad \text{(II.37)}$$

II.4.2.4 Méthode de corrélation entropique

Proposée par Chang et al [15], cette méthode maximise la corrélation entropique entre les classes « objet » et « fond ». Soit X une variable aléatoire décrète, avec un rang, $\beta = x_0, x_1, \ldots\ldots$, fini ou infini et P_s la probabilité de $X = x_i$. La corrélation de A" est définie comme suit :

$$R_x(t) = -\ln(\sum_{i \ge 0} p_i^2) \quad \text{(II.38)}$$

En se basant sur cette définition, les corrélations associées aux classes C,(fond) et C_2 (objet) sont données par les relations suivantes :

$$R_1(t) = -\ln(\sum_{i=0}^{t} \left|\frac{p_i}{p_1}\right|^2) \quad \text{(II.39)}$$

$$R_2(t) = -\ln(\sum_{i=t+1}^{l-1} \left|\frac{p_i}{p_2}\right|^2) \quad \text{(II.40)}$$

La corrélation totale associée aux deux classes est alors :

$$J(t) = R_1(t) + R_2(t) = -\ln \sum_{i=0}^{t} \left|\frac{p_i}{p_1}\right|^2 - -\ln \sum_{i=t+1}^{l-1} \left|\frac{p_i}{p_2}\right|^2$$

$$= -\ln \left|\frac{G_1(t)\, G_2(t)}{p_1^2 p_2^2}\right| = -\ln (G_1(t)\, G_2(t)) + 2 \ln (p_1\, p_2) \quad \text{(II.41)}$$

Avec :

$G_1(t) = \sum_{i=0}^{t} p_i^2$, $G_2(t) = \sum_{i=t+1}^{l-1} p_i$, $p_1 = \sum_{i=0}^{t} p_i$ et $p_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} p_i$

Le seuil optimal t est déterminé en maximisant la fonction J(t)

$$t^* = \arg \max_{0 \le t \le L-1} \{J(t)\} \quad \text{(II.42)}$$

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

$$J(T) = -\ln \prod_{k=1}^{k}(G_K) + 2\ln \prod_{k=1}^{k}(P_K) \qquad \text{(II.43)}$$

avec : $G_k(t)=\sum_{i=t_K-1}^{t_K-1} p_i^2$, et $P_K = \sum_{i=t_K-1}^{t_K-1} p_i$

II.4.2.5 Méthode de Kapur

La méthode de Kapur[28] est basée sur le principe de maximisation de l'entropie de Shannon. Elle suppose que les classes « objet»
possèdent deux densités de probabilité indépendantes.

$C_1 : \frac{P_0}{P_1}, \frac{P_2}{P_1}, \ldots, \frac{P_t}{P_1}$

$C_2 : \frac{P_{t+1}}{P_2}, \frac{P_{t+2}}{P_2}, \ldots, \frac{P_{l-1}}{P_2}$

Ou : $P_i=\frac{h(i)}{N}$ (II.44)

$p_1 =\sum_{i=0}^{t} p_i$ (II.45)

$p_2 =\sum_{i=t+1}^{l-1} p_i$ (II.46)

avec : $p_1 + p_2 = 1$

Les entropies de Shannon associées aux deux distributions sont :

$H_1 = -\sum_{i=0}^{t} \frac{p_i}{p_1} \log\left|\frac{p_i}{p_1}\right|$ (II.47)

$H_2 = -\sum_{i=t+1}^{l-1} \frac{p_i}{p_2} \log\left|\frac{p_i}{p_2}\right|$ (II.48)

Le seuil optimal t est alors défini comme étant le niveau de gris qui maximise les deux entropies, c'est-à-dire que :

$$t^* = \arg\max_{0\le t\le L-1}\{H_1(t) + H_2(t)\} \qquad \text{(II.49)}$$

Cette méthode peut être également étendue au calcul de plusieurs seuils T= $\{t_1, t_2, K, t_{k-1}, \}$ Il s'agira alors de maximiser le critère suivant :

$$J(T)= \sum_{k=1}^{k} H_k \qquad \text{(II.50)}$$

avec : $H_k = \sum_{i=t_K-1}^{t_K} \frac{p_i}{p_2} \log\left|\frac{p_i}{p_k}\right|$ et $p_k= \frac{1}{N} \sum_{i=t_K-1}^{t_K} h(i)$.

II.4.2.6 Méthode de cross entropie

Cette méthode [33], consiste à minimiser l'entropie entre l'image et sa version binaire, également appelée « cross entropie ». Le seuil optimal t* peut être obtenu en maximisant les cross entropies des deux classes;« objet» et « fond »

$$t^* = \arg max_{0\le t\le L-1}\{H_1(t) + H_2(t)\} \quad (II.51)$$

avec :$H_1 = \sum_{i=0}^{t} ih(i)\, log\frac{i}{\mu_1}$ $H_1 = \sum_{i=t+1}^{l-1} ih(i)\, log\frac{i}{\mu_2}$

correspondent aux cross entropies des deux classes :

μ_1 et μ_2 correspondent aux moyennes de chaque classe tels que :

$$\mu_1 = \sum_{i=0}^{t} ih(i) \quad (II.52)$$

$$\mu_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} ih(i) \quad (II.53)$$

après quelques modifications, l'expression de J(t) deviendra :

$$H_1(t) + H_2(t) = N^2(P_1 m_1 \log(m_1)) + P_2 m_2 \log(m_2) \quad (II.54)$$

Avec : $p_1 = \sum_{i=0}^{t} p_i$, $p_2 = \sum_{i=t+1}^{l-1} p_i$, $m_1 = \sum_{i=0}^{t} i\frac{p_i}{\omega_0}$ et $m_1 = \sum_{i=t+1}^{t} i\frac{p_i}{\omega_1}$

Dans le cas du multi seuillage , le critère à maximiser est :

$$J(T) = N^2 \sum_{i=t_K-1}^{t_K-1} p_k m_k \, log(m_k) \quad (II.55)$$

Avec : $P_K = \sum_{i=t_K-1}^{t_K-1} p_i$, et $m_k = \sum_{i=t_K-1}^{t_K-1} i\frac{p_i}{\omega_k} = \frac{\mu_k}{\omega_k}$

II.4.2.7 Méthode d'entropie de Renyi

Proposée par Sahoo, [45], cette méthode est une extension de la méthode de Kapur et celle de Chung [16]. Elle utilise deux distributions de probabilités (objet et fond) tirés de la distribution originale

$C_0 : \frac{p_0}{p(c_0)}, \frac{p_1}{p(c_0)}, \dots\dots, \frac{p_t}{p(c_0)}$, $C_1 : \frac{p_{t+1}}{p(c_1)}, \frac{p_{t+2}}{p(c_1)}, \dots\dots, \frac{p_{l-1}}{p(c_1)}$

Avec : $p(c_0) = \sum_{i=0}^{t} p_i$, $p(c_1) = \sum_{i=t+1}^{l-1} p_i$ et $p(c_0) + p(c_1) = 1$

L' entropie a priori de Renyi d'ordre α est définie par :

$$H_T^{\alpha} = \frac{1}{1-\alpha} ln \sum_{i=0}^{l-1} (p_i)^{\alpha} \quad (II.56)$$

$\alpha\ (\neq 1)$ un paramètre réel positif :

L'entropie de Renyi constitue une généralisation de l'entropie de Shannon puisque $lim_{\alpha\to 1} H_T^{\alpha} = H_T$ Les entropies de Renyi associés aux classes fond et obje sont :

$$H_{co}^{\alpha}(t) = \frac{1}{1-\alpha} ln \sum_{i=0}^{l-1} \left|\frac{p_i}{p(c_0)}\right|^{\alpha} \quad (II.57)$$

$$H_{c1}^{\alpha}(t) = \frac{1}{1-\alpha} ln \sum_{i=t+1}^{l-1} \left| \frac{p_i}{p(c_1)} \right|^{\alpha} \quad \text{(II.58)}$$

Soit t^* la valeur qui maximise $H_{co}^{\alpha}(t) + H_{c1}^{\alpha}(t)$ tel que :

$$t^* = \arg \max_{t=1} \{H_{co}^{\alpha}(t) + H_{c1}^{\alpha}(t)\} \quad \text{(II.59)}$$

$T = \{t_1, t_2, K, t_{k-1}\}$

$$J(T) = \sum_{i=t_{k-1}}^{t_{k-1}} H_T^{\alpha} \quad \text{(II.60)}$$

Avec :

$H_T^{\alpha} = \frac{1}{1-\alpha} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_{k-1}} \left| \frac{p_i}{p(c_0)} \right|^{\alpha}$ et $(p_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=t_{k-1}}^{t_{k-1}} h(i)$

$\{t_1, t_2, K, t_{k-1}\} = \arg \max\{J(T)\}$

II.4.2.8 Méthode de Cheng et Chen

La méthode de Cheng et Chen [55] est basée sur le principe d'entropie maximale et la partition floue, pour le choix du seuil. Considérons deux ensembles flous objet et fond dont les fonctions d'appartenance sont définis par :

$$\mu_{objet} = \begin{cases} 1, & x \le a \\ (x-c)/(a-c) & a < x < c \\ 0, & x \ge c \end{cases} \qquad \mu_{fond} = \begin{cases} 0, & x \le a \\ (x-a)/(c-a) & a < x < c \\ 1, & x \ge c \end{cases}$$

Dans cette méthode, le seuil est choisi comme le niveau de gris dont la fonction d'appartenance=0.5, et donc c'est le centre de l'intervalle [aopt, copt], tel que aopt et copt sont les valeurs de a et c maximisant l'entropie de la division.

Cheng et Chen proposent un algorithme pour trouver les valeurs optimales de a et c correspondants à l'entropie maximale de partitionnement. L'entropie de partitionnement est donnée par :

H= -P(objet) log (P(objet))-P(fond) log (P(fond))

II.4.2.9 Méthode de Li-Lee

Li et Lee [56] ont proposé une méthode de seuillage d'images où le regroupement des niveaux de gris en deux classes est fondé sur la minimisation de l'entropie croisée. Notons $\mu_1(t)$ et $\mu_2(t)$ les moyennes des deux classes en fonction du niveau de gris t, et h_i l'histogramme au niveau de gris i. Li et Lee ont établie que le seuil optimal T est calculé de façon à minimiser .

II.4.3 Méthodes de seuillage locale ou adaptatif

Il existe des images pour lesquelles il est difficile d'effectuer une bonne binarisation au moyen d'un seul seuil, si celui-ci est le même pour chaque point de l'image. Ceci peut être dû à une non uniformité de l'éclairage de l'image ou au fait que les différents objets qui composent l'image ont des dynamiques de luminances différentes. Pour cela, les méthodes de binarisation locales sont mieux adaptées.

A l'inverse des méthodes globales qui ne considèrent que la valeur du pixel, les méthodes locales prennent en considération la valeur des pixels voisins pour le calcul des seuils. Deux stratégies sont souvent employées. La première consiste à diviser, en premier lieu, l'image en fenêtres non chevauchantes [17] et [18], Dans un deuxième temps, un seuil est déterminé dans chaque fenêtre selon la nature de l'histogramme local. Un seuil égal à zéro est affecté à la fenêtre possédant un histogramme unimodal tandis q'une procédure de seuillage est appliqué pour déterminer un seul seuil dans le cas d'un histogramme bimodal ou multimodal. Les seuils nuls sont finalement remplacés par les autres seuils non nuls par interpolation ou par moyennage. La figure (II.11) illustre le principe du seuillage local ou adaptatif [36].

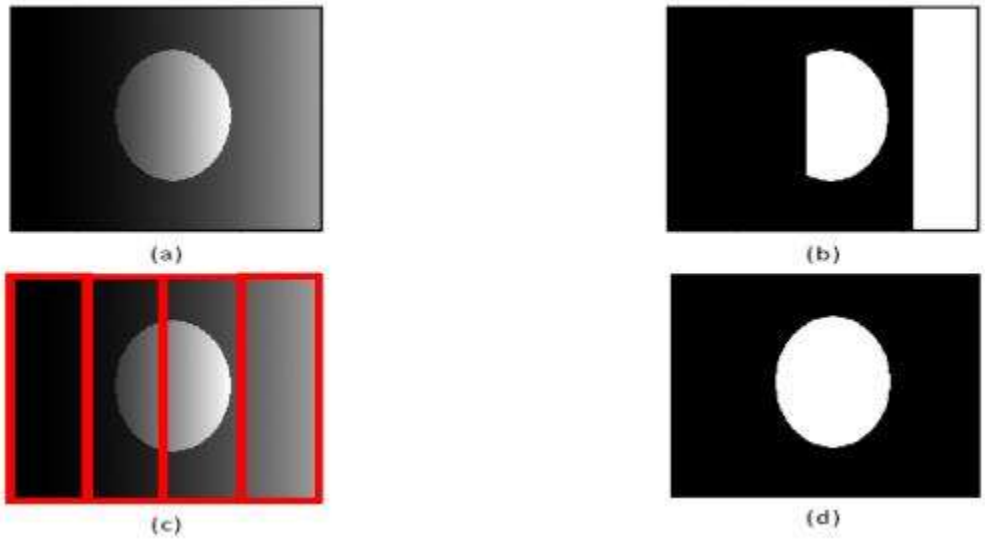


Fig. II.13 Illustration du seuillage adaptatif, (a) Image originale avec un fond non uniforme, (b) Image segmentée avec un seuil global, (c) Image originale découpée en sous images, (d)Image segmentée avec un seuillage adaptatif

En ce qui concerne la deuxième stratégie, il s'agit de déterminer un seuil pour chaque pixel en fonction des niveaux de gris de ses pixels voisins situés dans une fenêtre de voisinage centrée sur le pixel courant. Parmi les méthodes utilisant cette stratégie, on peut citer les méthodes de venkateswarlu [50], de Bernsen [11], de mardi a et Hainsworth [34] et celle de Niblack [38].

Dans cette dernière méthode, le calcul du seuil t(x,y) de chaque pixel de l'image en niveau de gris (x,y) centré dans une fenêtre de voisinage de taille(WxW), est basé sur l'évaluation de la moyenne locale i et l'écart type a à partir des niveaux de gris des pixels de cette fenêtre tel que :

$$t(x,y)= \mu(x,y) + \alpha\sigma(x,y) \qquad \text{(II.61)}$$

Les méthodes de seuillage locale sont confrontées au choix de la taille de la fenêtre de voisinage. Celle ci doit être suffisamment petite pour préserver les détails locaux et suffisamment larges pour supprimer le bruit.

Cette méthode(adaptatif) présente de nombreuses caractéristiques :

a. L'image de sortie présente une résolution spatiale ainsi qu'un contraste supérieur à l'image en niveau de gris (originale). Le contraste de l'image originale doit être rehaussé bien qu'il y ait une perte d'information au niveau des intensités du fond de l'image.

b. Bien que l'entropie de l'image de sortie soit relativement faible, l'image binarisée peut être compressée par les mêmes techniques qui permettent de stocker les données, telles que le texte ou les graphiques alors que les images en niveau de gris ne peuvent pas être compressées par ces techniques (cf. Jpeg).

c. L'algorithme du seuillage dynamique peut être implémenté en hardware à moindre coût.

d. Ce même algorithme peut être aussi appliqué à du texte ou à des informations graphiques avec une qualité garantie, pour les images résultantes.

e. Tout le problème réside dans le choix de la décision, lors de la binarisation, d'affecter la valeur 1 ou 0 aux différents pixels de l'image.

Cette méthode (adaptatif)ne donne pas de bons résultats sur les images contenant de nombreuses teintes de gris. Un histogramme uniformément réparti sur l'ensemble des niveaux de gris ne permettra pas l'obtention de bons résultats de binarisation.

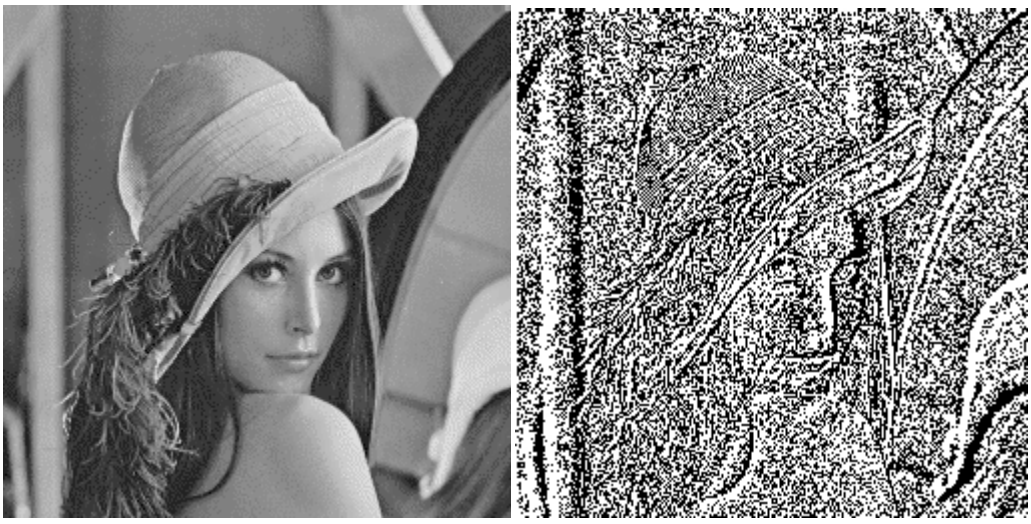


Fig. II.14 : exemple sur la méthode du seuillage adaptatif

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques notions sur la segmentation d'images. Il ressort que le domaine de la segmentation est tellement riche et diversifié qu'il est difficile de donner une étude exhaustive. Celles ci se déclinent en trois grandes approches. Nous nous sommes particulièrement intéressés à l'approche région dans laquelle les méthodes basées sur la classification et plus précisément de seuillage ont attiré notre attention. Les méthodes de seuillage sont nombreuses, nous avons détaillé que quelques une.

Chapitre - III

Implémentation et résultats

Introduction

Dans ce dernier chapitre, nous présentons tous d'abord notre collection de test sur laquelle nous avons appliqué les méthodes de seuillage, ensuite les résultats obtenus.

Les programmes que nous avons réalisé ont été écrits sous MATLAB 2009 a .

Notre programme est appliqué sur les images couleur.

III.1 Pourquoi le choisi de Matlab

MATLAB permet le travail interactif soit en mode commande, soit en mode programmation, tout en ayant toujours la possibilité de faire des visualisations graphiques. Il possède les particularités suivantes :

- Puissance de calcul
- la continuité parmi les valeurs entières, réelles et complexes
- l'étendue de gamme des nombres et leurs précisions
- la compréhension de la bibliothèque mathématique
- l'inclusion des fonctions d'interface graphique et des utilitaires dans l'outil graphique
- La possibilité de liaison avec les autres langages classiques de programmations

Pour l'interface graphique, des représentations scientifiques et même artistiques des objets peuvent être créées sur l'écran en utilisant les expressions mathématiques ou bien directement en utilisant un outil graphique.

III.2 Limitations

Fondamentalement, le système saisit une image de couleur avec des formats reconnaissables par le MATLAB, tels que JPG, Et il produit une image seuillée de couleur.

Dans ce programme, on peut choisi les méthodes suivantes: seuillage la méthode d'Otsu, Méthode entropie locale (LE), Méthode entropie conjointe (JE), Global Méthode entropie (GE), section locale Méthode d'entropie relative (LRE), Méthode entropie relative conjoint (JRE), et Global méthode d'entropie relative (GRE).

III.3 Les étapes de notre programmes

1. tous les programmes sont écrits sous forme de fractions et mis dans le même répertoire.

2. couleur threshold.m la principale fonction de la couleur seuillage.
3. otsu.m la fonction de seuil l'image en niveaux de gris en utilisant la méthode d'Otsu.
4. hist2D.m la fonction afin de générer l'histogramme 2D sur la base de la matrice de co-occurrence.
5. entropie 2D.m de seuil de la fonction de seuil en niveaux de gris image en utilisant des méthodes d'entropie locaux / commune / global.
6. rltentrpthreshold2D.m la fonction de seuil l'image en niveaux de gris en utilisant des méthodes d'entropie relative locales / conjointe / global.

III.4 Principe des méthodes utilisé

III.4.1 Méthode d'otsu

Dans la méthode d'Otsu nous recherchons exhaustive pour le seuil qui minimise la variance intra-classe (la variance au sein de la classe), définie comme la somme pondérée des variances des deux classes:

$$\sigma_w^2(t) = \omega_1(t)\sigma_1^2(t) + \omega_2(t)\sigma_2^2(t) \quad \text{(III.1)}$$

Poids ω_i sont les probabilités des deux classes séparées par un seuil t et $\sigma\ ^2_2$ variances de ces classes.

Otsu montre que minimiser la variance intra-classe est la même que la maximisation de la variance inter-classes :

$$\sigma_b^2(t) = \sigma^2 - \sigma_w^2(t) = \omega_1(t)\omega_2(t)\left[\mu_1(t) - \mu_2(t)\right]^2 \quad \text{(III.2)}$$

qui s'exprime en termes de probabilités de classe ω_i et classe signifie μ_i La probabilité de classeω (t) est calculée à partir de l'histogramme en tant que t :

$$\mu_1 = \sum_{i=1}^{t} p_i \quad \text{(III.3)}$$

tandis que la moyenne de classe μ_i (t) est:

$$\mu_1(t) = \left[\Sigma_0^t p(i)\,x(i)\right]/\omega_1 \quad \text{(III.4)}$$

Les probabilités de classe et les moyens de la classe peuvent être calculées de manière itérative. Cette idée donne un algorithme efficace.

Algorithme

1) Calculer l'histogramme et les probabilités de chaque niveau d'intensité.
2) Mettre en place initiale $\omega_i(0)$ et $\mu_i(0)$.
3) Étape par tous les seuils possibles t = 1 …..dots intensité maximale.

a)Renevlement de ω_i et μ_i.

b) compte σ_b^2 .

4) Seuil désiré correspond au maximum $\sigma_b^2(t)$
5) Vous pouvez calculer deux maxima (et deux seuils correspondants) $\sigma_{b1}^2(t)$ est le plus grand maximum et $\sigma_{b2}^2(t)$est la valeur maximale supérieure ou égale.

6) seuil désiré = $\frac{\text{seuil}(d_1 + d_2)}{2}$

exemple :



Image originale image seuillagé par la méthode d'Otsu

Figure III.1 exemple sur la méthode d'otsu

III.4.2 méthode entropique

Le seuillage par entropie consiste à trouver le meilleur seuil pour séparer populations, Trouver un seuil en séparant l'histogramme en deux classes itérativement avec la connaissance a priori des valeurs associées à chaque classe, on trouve aussi la

méthode entropie locale, Méthode entropie conjointe, Méthode entropie Global, d'entropie locale relative , entropie relative conjoint , Global d'entropie relative

Algorithme

On détermine l'intervalle [min, max] des valeurs non nulles de l'histogramme. Après, on fait une estimation des valeurs moyennes initiales en divisant l'intervalle en deux parties équidistantes et en prenant m1 et m2 comme la moyenne arithmétique de chaque classe si la densité de probabilité était uniforme.

A chaque itération on calcule le seuil T en prenant l'entier le plus proche de la moyenne des deux moyennes $T = \frac{M1+M2}{2}$ (III.5)

Puis, on met à jour des moyennes en calculant la moyenne statistique pour chaque classe :

$$M1 = \frac{\sum_{j=min}^{T} J\,h(j)}{\sum_{j=min}^{T} h(j)} \quad \text{(III.6)}$$

$$M2 = \frac{\sum_{j=T+1}^{max} J\,h(j)}{\sum_{j=T+1}^{max} h(j)} \quad \text{(III.7)}$$

- la méthode global est la 1er solution pour fixer le seuil est par tâtonnement à partir de l'image résultant censée mettre en évidence les contours, le seuil correspond à une à un valeur réel dans l'intervalle [0,1].

  Cette méthode reposent sur l'exploitation de l'histogramme . des niveaux de gris, il est décrit par une fonction monovariable discrète(i) oup(i) qui représente respectivement la fréquence ou la probabilité d'apparition du niveau de gris
- Pour les méthode : méthode entropie locale, Méthode entropie conjointe, Méthode entropie Global on va utilisé une fonction qui appelle « ENTROPYTHREHOLD » , le principe de cette méthode est :

1. Calculé l'intervalle min et max de valeur d'histogramme.
2. Calcule les probabilités des valeurs obtenues.
3. assurer qu'il n'y a pas de 0 pour le calcul de l'information.

- Pour les méthode : entropie locale relative, entropie relative conjoint , Globald'entropie relative on va utilisé une autre fonction qui appelle « RLTENTRPTHRESHOLD », la principe de cette méthode est :

1. soit l'image f(x,y) où on représente les niveaux de gris des pixels (x,y)
   $0 < f(x,y) < 255$
   h(i) : histogramme
   et t = seuil
   on a la sum $p_{max} + p_{min} = 1$.
   p_{max} : la probabilité d'occurrence du pixel le maximum d entropie essaie de maximiser l'information

   p_{min} : la probabilité d'occurrence du pixel le minimum d entropie essaie de minimiser l'information

2. Calculé l'intervalle min et après l'intervalle max de valeur d'histogramme.
3. Calcule les probabilités des valeurs obtenues.

III.5 Résultats

Nous avons appliqué les méthodes de seuillage sur notre images (image en couleurs), Nous présentons ici les résultats des différents tests, les résultats sont regroupes selon les déférentes méthodes :

- Méthode Otsu.
- Méthode LE : Méthode entropie locale.
- Méthode JE :Méthode entropie conjointe .
- Méthode GE : Méthode Global entropie.
- Méthode LRE : Méthode d'entropie locale relative .
- Méthode JRE :Méthode entropie relative conjoint .
- Méthode GRE : méthode Global d'entropie relative .





Figure III.2 Image original





Figure III.3 image de seuillage obtenu par la méthode d'Otsu



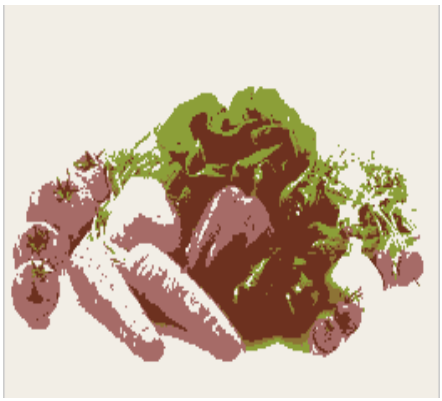


Figure III.4 image de seuillage obtenu par la méthode LE

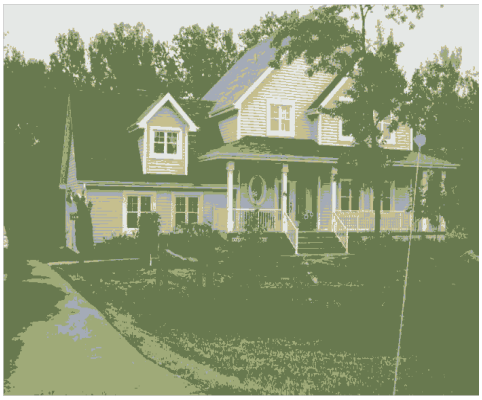




Figure III.5 image de seuillage obtenu par la méthode JE





Figure III.6 image de seuillage obtenu par la méthode GE





Figure III.7 image de seuillage obtenu par la méthode LRE





Figure III.8 image de seuillage obtenu par la méthode JRE





Figure III.9 image de seuillage obtenu par la méthode GRE

Remarques :

- D'après le programme utilisé le Seuil de couleur prend une couleur image 'im' en entrée, et laisse les Sélects de l'utilisateur de la méthode de seuillage.
- La méthode d'Otsu est la plus performante.
- La méthode « GRE » et « LRE » donne presque la même résultat.
- Le temps d'exécution est défère pour chaque méthode et pour chaque image.

Conclusion

Nous avons évalué dans ce chapitre quelques méthodes de seuillage sur trois images déférentes, les résultats de ces méthodes ont été illustrés sur des exemples d'image synthétique ou réelle. Il montre que l'intérêt d'utilisé le seuillage est d'affecter chaque pixel d'une image à une classe.

conclusion général

Conclusion général

On trouve l'application d'image dans des domaines très variés tels que la télécommunication (T.V., vidéo, publicité,...), médecine (radiographie, ultrasons,...), biologie, l'astronomie, géologie, l'industrie (robotique, sécurité), la météorologie, l'architecture, l'imprimerie, et application militaire**.**

Dans ce mémoire le traitement d'image nous serons plus utile pour la segmentation d'image par plusieurs méthode de seuillage.

Premièrement, on a parlé sur l'image d'une façon générale.

Cependant dans le 2eme chapitre quelques notions sur la segmentation d'images. Il ressort que le domaine de la segmentation est tellement riche et diversifié qu'il est difficile de donner une étude exhaustive. Celles ci se déclinent en trois grandes approches. Nous nous sommes particulièrement intéressés à l'approche région dans laquelle les méthodes basées sur la classification et plus précisément de seuillage ont attiré notre attention. Les méthodes de seuillage sont nombreuses, nous avons détaillé que quelques une.

Finalement dans le dernier chapitre on a appliqué quelques méthodes de seuillage sur des images couleurs et on a remarqué que la méthode d'Otsu et la méthode la plus performante de ces méthodes.

Annexe

Fonction principale

```
function [out,n,cts] = colorthreshold(im,thresholdmethod)
im=double(im);
co=size(im,1);
ro=size(im,2);

im1=im(:,:,1);
im2=im(:,:,2);
im3=im(:,:,3);

tmethod = 0;
if strcmpi(thresholdmethod,'otsu')
   tmethod = 1;
   rk=otsu(im1);
   gk=otsu(im2);
   bk=otsu(im3);
end;
if strcmpi(thresholdmethod,'le') | strcmpi(thresholdmethod,'Je') |
strcmpi(thresholdmethod,'Ge')
   tmethod = 2;
   [KL1,KJ1,KG1] = entropythreshold2D(im1);
   [KL2,KJ2,KG2] = entropythreshold2D(im2);
   [KL3,KJ3,KG3] = entropythreshold2D(im3);
   if strcmpi(thresholdmethod,'le')
      rk = KL1;
      gk = KL2;
      bk = KL3;
   end;
   if strcmpi(thresholdmethod,'je')
      rk = KJ1;
      gk = KJ2;
      bk = KJ3;
   end;
   if strcmpi(thresholdmethod,'ge')
      rk = KG1;
      gk = KG2;
      bk = KG3;
   end;
end;

if strcmpi(thresholdmethod,'lre') | strcmpi(thresholdmethod,'jre') |
strcmpi(thresholdmethod,'gre')
   tmethod = 3;
   [KL1,KJ1,KG1]=rltentrpthreshold2D(im1);
   [KL2,KJ2,KG2]=rltentrpthreshold2D(im2);
   [KL3,KJ3,KG3]=rltentrpthreshold2D(im3);
   if strcmpi(thresholdmethod,'lre')
      rk = KL1;
      gk = KL2;
      bk = KL3;
```

```
    end;
    if strcmpi(thresholdmethod,'jre')
        rk = KJ1;
        gk = KJ2;
        bk = KJ3;
    end;
    if strcmpi(thresholdmethod,'gre')
        rk = KG1;
        gk = KG2;
        bk = KG3;
    end;
end;

if tmethod == 0
    error('Seuillage non reconnu ');
end;
imt = zeros(co,ro,3);
imt(:,:,1)=(im2>rk);
imt(:,:,2)=(im2>gk);
imt(:,:,3)=(im3>bk);
[out, n, cts] = cluster3D(im,imt);
```

1.fonction d'Otsu

```
function [K] = otsu(im)

im = uint8(im);
h = imhist(im)'h = h/sum(h);
im = double(im);
mn = min(min(im))+1;
mx = max(max(im))+1;
j = 0:255;
ut=sum(h.*j);
dett=sum(h.*((j-ut).^2));
w0 = 0;
mxvalue = 0;
for i=mn:mx-1
   j=0:i-1;
   w0 = w0 + h(i);
   w1 = 1 - w0;
   u0 = sum(h(j+1).*j)/w0;
   u1=(ut-w0.*u0)/w1;
   detb=w0.*w1.*((u0-u1).^2);
   n = detb/dett;
   if (n > mxvalue)
      mxvalue = n;
      K=i-1;
  end;
end;
```

2. fonction entropythreshold

```
function [KL, KJ, KG] = entropythreshold2D (im)
ml=0;
mj=0;
mg=0;
his2 = hist2D(im);

mn = min(min(im))+1;
mx = max(max(im))+1;
for i=mn:mx-1
  hisa=zeros(i);
  hisb=zeros(i,256-i);
  hisc=zeros(256-i);
  hisd=zeros(256-i,i);
  Pa=sum(sum(his2(1:i,1:i)));
  Pb=sum(sum(his2(1:i,i+1:256)));
  Pc=sum(sum(his2(i+1:256,i+1:256)));
  Pd=sum(sum(his2(i+1:256,1:i)));

  Hl=0;
  Hj=0;
  Hg=0;
  if (Pa>0)
    hisa=his2(1:i,1:i)./Pa;
    hisa=(hisa==0)+hisa;
    Hl=sum(sum(-hisa.*log(hisa)));
    Hg=Hl;
   end;
  if (Pb>0)
    hisb=his2(1:i,i+1:256)./Pb;
    hisb=(hisb==0)+hisb;
    Hj=sum(sum(-hisb.*log(hisb)));
    Hg=Hg+Hj;
  end;
  if (Pc>0)
    hisc=his2(i+1:256,i+1:256)./Pc;
    hisc=(hisc==0)+hisc;
    tmp=sum(sum(-hisc.*log(hisc)));
    Hl=Hl+tmp;
    Hg=Hg+tmp;
 end;
 if (Pd>0)
    hisd=his2(i+1:256,1:i)./Pd;
    hisd=(hisd==0)+hisd;
    tmp=sum(sum(-hisd.*log(hisd)));
    Hj=Hj+tmp;
    Hg=Hg+tmp;
   end;

  if(Hl>ml)
```

```
    ml=Hl;
    KL=i-1;
    hhg=Hg;
  end;
  if(Hj>mj)
    mj=Hj;
    KJ=i-1;
    hhl=Hl;
  end;
  if(Hg>mg)
    mg=Hg;
    KG=i-1;
  end;
end;
```

3. fonction entropythreshold 2D

```
 function [KL, KJ, KG] = entropythreshold2D (im)
% Seuils de SEUIL ENTROPY niveaux de gris image à l'aide d'entropie locale,
Entropie conjointe et l'entropie globale
ml=0;
mj=0;
mg=0;
his2 = hist2D(im);

mn = min(min(im))+1;
mx = max(max(im))+1;
for i=mn:mx-1
  hisa=zeros(i);
  hisb=zeros(i,256-i);
  hisc=zeros(256-i);
  hisd=zeros(256-i,i);
  Pa=sum(sum(his2(1:i,1:i)));
  Pb=sum(sum(his2(1:i,i+1:256)));
  Pc=sum(sum(his2(i+1:256,i+1:256)));
  Pd=sum(sum(his2(i+1:256,1:i)));
  % cette partie pour s'assurer qu'il n'y a pas de 0 pour le calcul de l'information
  % calculer la nouvelle entropie locale, joint et relative
  Hl=0;
  Hj=0;
  Hg=0;
  if (Pa>0)
    hisa=his2(1:i,1:i)./Pa;
    hisa=(hisa==0)+hisa;
    Hl=sum(sum(-hisa.*log(hisa)));
    Hg=Hl;
   end;
  if (Pb>0)
    hisb=his2(1:i,i+1:256)./Pb;
    hisb=(hisb==0)+hisb;
    Hj=sum(sum(-hisb.*log(hisb)));
    Hg=Hg+Hj;
```

```
  end;
  if (Pc>0)
     hisc=his2(i+1:256,i+1:256)./Pc;
     hisc=(hisc==0)+hisc;
     tmp=sum(sum(-hisc.*log(hisc)));
     Hl=Hl+tmp;
     Hg=Hg+tmp;
  end;
  if (Pd>0)
     hisd=his2(i+1:256,1:i)./Pd;
     hisd=(hisd==0)+hisd;
     tmp=sum(sum(-hisd.*log(hisd)));
     Hj=Hj+tmp;
     Hg=Hg+tmp;
   end;

  if(Hl>ml)
     ml=Hl;
     KL=i-1;
     hhg=Hg;
  end;
  if(Hj>mj)
     mj=Hj;
     KJ=i-1;
     hhl=Hl;
  end;
  if(Hg>mg)
     mg=Hg;
     KG=i-1;
  end;
end;
```

4. fonction hist 2D

```
 function [his2]=hist2D(im)

his2=zeros(256); % de se rappeler l'histogramme 2-D

co=size(im,1);
ro=size(im,2);
% obtenir l'histogramme 2D
for i=1:co-1
   for j=1:ro-1
      his2(im(i,j)+1,im(i+1,j)+1)=his2(im(i,j)+1,im(i+1,j)+1)+1;
      his2(im(i,j)+1,im(i,j+1)+1)=his2(im(i,j)+1,im(i,j+1)+1)+1;
  end;
end;

for j = 1:ro-1
    his2(im(co,j)+1,im(co,j+1)+1)=his2(im(co,j)+1,im(co,j+1)+1)+1;
end;
```

5. fonction cluster

```
function [out, n, cts] = cluster3D(im,imt)
clast=zeros(8,3);
dist=ones(8,8,3)*5000000; % il s'agit d'enregistrer la distance entre la classe et au sein
de la classe.
co = size(imt, 1);
ro = size(imt, 2);
imap=zeros(co,ro);
imap=imt(:,:,1)*4+imt(:,:,2)*2+imt(:,:,3);
flag=zeros(8,1);
sm_ar=zeros(8,1);
for i=0:7
  sm=sum(sum(imap==i));
  sm_ar(i+1)=sm;
 if sm>0
  flag(i+1)=1;
  clast(i+1,1)=sum(sum((imap==i).*im(:,:,1)))/sm;
  clast(i+1,2)=sum(sum((imap==i).*im(:,:,2)))/sm;
  clast(i+1,3)=sum(sum((imap==i).*im(:,:,3)))/sm;
  dist(i+1,i+1,1)=sqrt(sum(sum(((imap==i).*im(:,:,1)-clast(i+1,1)).^2))/sm);
  dist(i+1,i+1,2)=sqrt(sum(sum(((imap==i).*im(:,:,2)-clast(i+1,2)).^2))/sm);
  dist(i+1,i+1,3)=sqrt(sum(sum(((imap==i).*im(:,:,3)-clast(i+1,3)).^2))/sm);
end;
end;

for i=0:6
   if flag(i+1)>0
    for j=i+1:7
        if flag(j+1)>0
        dist(i+1,j+1,1)=(clast(i+1,1)-clast(j+1,1)).^2;
        dist(i+1,j+1,2)=(clast(i+1,2)-clast(j+1,2)).^2;
        dist(i+1,j+1,3)=(clast(i+1,3)-clast(j+1,3)).^2;
        dist(j+1,i+1,:)=dist(i+1,j+1,:);
    end;
    end;
end;
end;

dist2=sqrt((dist(:,:,1).^2+dist(:,:,2).^2+dist(:,:,3).^2))/3;
shortdist=min(dist2);
d=zeros(8,1);
j=0;
for i=1:8
    if flag(i)==1
    d(i)=find(dist2(:,i)==shortdist(i) & dist(:,i) >0);
    end;
end;
flag=flag*9;
for i=1:8
```

```
    if flag(i)>0
        for j=1:8
            if flag(j)>0 & d(j)==i & j~=i & sm_ar(j)>0 & flag(i)~=j
                if flag(i)==9
                    flag(j)=i;
                    clast(i,:)=(clast(i,:)*sm_ar(i)+clast(j,:)*sm_ar(j))/(sm_ar(i)+sm_ar(j));
                    sm_ar(i)=sm_ar(i)+sm_ar(j);
                    sm_ar(j)=0;
                else
                    flag(j)=flag(i);

clast(flag(i),:)=(clast(flag(i),:)*sm_ar(flag(i))+clast(j,:)*sm_ar(j))/(sm_ar(flag(i))+sm_
ar(j));
                    sm_ar(flag(i))=sm_ar(flag(i))+sm_ar(j);
                    sm_ar(j)=0;
                end;
            end;
        end;
    end;
end;


% cette partie sera recluster le tout
j=0;
for i=1:8
    if flag(i)==9
        j=j+1;
       true_clast(j,:)=clast(i,:);
   end;
end;

dist_im=ones(co,ro).*500000000000000;
class_im=zeros(co,ro);
for i=1:j
    tp=((im(:,:,1)-true_clast(i,1)).^2+(im(:,:,2)-true_clast(i,2)).^2+(im(:,:,1)-
true_clast(i,1)).^2)/3;
    class_im=(tp<dist_im).*i+(tp>=dist_im).*class_im;
    dist_im=(tp>dist_im).*dist_im+(tp<=dist_im).*tp;
end;
nim=zeros(co,ro,3);
for i=1:j
    nim(:,:,1)=nim(:,:,1)+true_clast(i,1).*(class_im==i);
    nim(:,:,2)=nim(:,:,2)+true_clast(i,2).*(class_im==i);
    nim(:,:,3)=nim(:,:,3)+true_clast(i,3).*(class_im==i);
end;

n = j;
cts = true_clast;
out = nim;
clear ;
```

Bibliographie

BIBLIGRAPHIE

[1] Gastellu-Etchegorry ACQUISITION et TRAITEMENT D'IMAGE NUMERIQUE Université Paul Sabatier IUT - Département de Mesures Physiques J.P. Gastellu-Etchegorry. Avril 2008.

[2] livre. LES FORMATS D'IMAGES NUMERIQUES.

[3] site web: http://www.commentcamarche.net/contents/1216-traitement-d-images.

[4] La compression d'image. l'INSA de Toulous La compression d'image. Fernand LONE SANG Ricardo MUNIZ SOLAZ Anthony GAIDOT.

[5] Gastellu-Etchegorry ACQUISITION et TRAITEMENT D'IMAGE NUMERIQUE Université Paul Sabatier IUT - Département de Mesures Physiques J.P. Gastellu-Etchegorry. Avril 2008

[6] C. Lepec, Les Graphiques Sur Ordinateurs, N. RIMOUX & A. COLIN Editeurs. Paris, 1991.

[7] Wikipédia http://fr.wikipedia.org/wiki/Bruit_num%C3%A9rique, 6 août 2011.

[8] K.Chakib, A.B.Salim Compression des images fixes par Fract à les basé sur triangulation de Delaunay et la Quantification Vectorielle, 14 fev1999.

[9] M.HADAL-LAH ,Codage des images fixes par une méthode hybride basée sur la QV et les approximations fractales, PFE USTHB, 1997.

[10] A. Boucher, C. Garbay, "Des agents specialises pour la comprehension de sequences d'images ", RFIA. 98, vol.11, pp.275-284, 1998.

[11] J. Bernsen, Dynamic thresholding of gray level images, ICPR'86: Proc. Intl. Conf. Patt. Recog., pp. 1251-1255, 1986.

[12] J.R. Beveridge, J.G. Riffith. R. R. Kohler A.R. Hanson et E. M. Riseman Segmenting images using localized histograms and region merging HC. vol.2, pp. 311-347,1989.

[13] J. Canny, A computational approach to edge detection, IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, n°6, pp. 679-698, 1986.

[14] S.Castan, J. Zhao and J. Shen. Une famille de detecteurs de contours basee sur filtre exponentiel. optimal. In AFCET-RFIA, 1989.

[15] FJ.Chang, J.C.Yen and S.Chang, A new criterion for automatic multilevel thresholding, IEEE trans. Image process, vol 4. pp. 370-378, 1995.

Bibliographie

[16] F. Wang Shitong; L. Chung. Note on the equivalence relationship between Renyi-entropy based Tsallis-entropy based image thresholding. Pattern Recognition Letters, pp. 2309-2312, 2005.

[17] K. Chehdi and D. Coquin, Binarisation of various images by Detecting local Threshold with A Validation Test. IEEE Pacific RIM Conference on Communications Computers and Signal Processing, pp. 611-614, 1991.

[18] K. Chehdi and D. Coquin, Binarisation d'images par seuillage local optimal maximisant un critere d'homogeneite, Troisieme colloque GRETSI-Juan-les-pins, pp. 1096- 1072, 1991.

[19] O. Chilali. Classification automatique de donnees utilisant les modele deform able. These de magister, universite mouloud Mammeri, Tizi Ouzou, Algerie, 2006.

[20] J.P Cocquerez and S. Philipp. Analyse d'images: filtrage et segmentation. Masson, Paris, 1995.

[21] R. Deriche, Using Canny's criteria to derive a recursively implemented optimal edge detector, International Journal of Computer Vision, pp. 167-187, 1987.

[22] R. Deriche. Fast algorithms for low level vision. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence vol,12n°l. pp. 78-87.1990. 2009.

[23] H. Digabel et C. Lantuejoul. Iterative algorithms Dans J. L. Chermant, editeur, Proc. 2nd European Symp. Quantitative Analysis of Micro structures in Material Science, Biology and Medicine, Stuttgart, Riederer Verlag. pp.85-99, 1978.

[24] R. C. Gonzalez, and R. E. Woods, Digital image processing. Pearson Prentice Hall, 2002.

[25] S.L. Horowitz, and T. Pavlidis. Picture segmentation by a tree traversal algorithm. Journal of the association for computing matchinery, vol.23 n°2, pp. 368-388, 1976.

[Holland, 1975] J. Holland Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press MIT, 1975.

2010.

[26] M. H. Horng, , Ting-Wei Jiang and Jin-Yi Chen Member, IAENG Optimization, Proceedings of the International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists 2009, IMECS Hong Kong, vol. I pp. 18-20, 2009.

[27] M. Horng et R. Liou, Multilevel minimum Cross entropy thershold selection based on the firefly algorithm. Expert system with application, vol. 38, pp 14805-14811, 2011.

[28] J. N. Kapur, P. K. Sahoo, and A. C. K. Wong, A new method for gray-level picture

thresholding using the entropy of the histogram. Computer Vision, Graphics and Image Processing, vol. 29, pp. 273 - 285. 1985.

[29] M. Kass A Wikin, D, Terzopoulos " Snakes: Active contour models" computer vision, graphics and image processing: pp.321-331,1988.

[30] R. Kirsch. Computer determination of the constituent structures of biomedical images. Computer and Biomedical Research. USA, vol. 4, n° 3, pp 315-328, 1971.

[31] T. Kohonen Self-Organization and Associative Memory Springer-Verlag, 1984 [Laurence, 1999]

[32] G. Laurence. Trois principes de cooperation pour la segmentation en imagerie de resonnance magnetique cerebrale. PhD Thesis, Imag, Universite Joseph Fourier Grenoble I. TIMC,1999

[33] C. H. LI and C. K. Lee, Minimum cross entropy thresholding. Pattern recognition.vol 26 n°4, pp. 617-625, 1993.

[34] K.V. Mardia and T.J. Hainsworth, A special thresholding method for image segmentation, IEEE trans. Pattern analysis andMach. Intellegence, vol.10, n°6, pp.919- 927, 1988.

[35] L. Najman, and M. Couprie, Watershed algorithms and contrast preservation. Discrete geometry for computer imagery., vol. 2886, pp. 62-71. 2003.

[36] Nakib, A. Conception de metaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application a des images biomedicals these doctorat, 2007.

[37] H. Oulhadj, A. Nakib et P. Siarry. Segmentation d'images par maximization de l'entropie a deux dimensions basee sur le recuit microcanonique, Universite de Paris XII, Laboratoire Images, Signaux et Systemes Intelligents, (LISSI, E. A. 3956), 61 avenue du General De Gaulle, 94010 Creteil, France, 2007.

[38] W. Niblack, An Introduction to Image Processing, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, pp. 115-116, NJ, 1986.

[39] N. Otsu, A threshold selection method for grey level histograms. IEEE Transactionson System, Man and Cybernetics SMCvol. 9, n°l, pp. 62-66, 1979.

[40] Pavlidis and Y-T. Liow. "integrating region growing and edge detection" IEEE Trans. Pattern analysis and machine intelligence, vol. 12, n°3, pp. 225-233, 1990.

[41] M. portes de Albuquerque I.A esquef, A.R. Gesualdi mello M. portes de Albuquerque; image thresholding using tsallis entropy pattern recognition letters vol. 2, n°5, pp. 1059 D1065, 2004.

[42] J.M.S. Prewitt. Object enhancement and extraction. In PPP, vol. 70, pp 75- 149, 1970.

Bibliographie

[43] L.G. Roberts. Machine perception of 3-d solids. In OE-OIP, vol. 65, pp. 159-197, 1965.

[44] K. Sahoo, P. K. Prasanna and G. Arora, Image thresholding using two dimensional Tsallis-Havrda - Charvat entropy. Pattern Recognition Letters, vol. 27, pp. 520 - 528, 2006.

[45] P. K. Prasanna, K. Sahoo, Carrye Wilkins and Jerry Yeager, threshold selection using renyi,s entropy pattern recognition vol. 30. n°l PP. 71 , 84, 1997.

[46] I. Sobel. Neighbourhood coding of binary images for fast contour following and general array binary processing. Computer Graphics and Image Processing, vol.8, pp. 127-135, 1978.

[47] J. Shen and S. Castan. An optimal linear operator for edge detection. In Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'86), Miami Beach, Florida, pp. 109—114, USA, 1986.

[48] W. Synder, G. Bilbro, A. Logenthiran, and S. Rajala, Optimal thresholding A new approach. Pattern Recognition Letters, vol. 11, pp. 803 - 810, 1990.

[49] K. C. Strasters and J. J. Gerbrands, Three-dimensional image segmentation using a split, merge and group approach," Pattern Recognition Letters, vol. 12, pp. 307-325, 1991.

[50] N.B.Venkateswarlu, Implimentation of some image thresholding algorithms on a connection machine-200, Pattern recognition letters, vol 16, pp .759-768, 1995.

[51] P. Yin, and Y. Chen, L.-H.A fast iterative scheme for multi level thresholding methods. Signal Processing Vol. 60, pp. 305-313, 1997.

[52]Encyclopédie Microsoft® Encarta® 2002. © 1993-2001 Microsoft Corporation, Cd-Rom

[53] D. Azerradj et D. Kessoum. "Application des contours actifs geodesiques pour la segmentation de la video". PFE. INI. 2006/2007. Memoire de fin d'etudes, INI 2007.

[54] A. K. Jain, M. N. Murty and P. J. Flynn. Data clustering: a review. ACM Computing Surveys, vol. 31, n°3, pp.264, 322, 1999..

[55] H.D. Cheng, J. R. Chen and J. Li, « Threshold selection based on fuzzy c-partition entropy approach », Pattern Recognition, 31(7), p. 857-870, 1998.

[56] C.H. Li, C.K. Lee, « Minimum Cross Entropy Thresholding », Pattern Recognition, 26(4), p. 616-626, 1993.

[57] M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle. *Image processing, analysis, and machine vision*. Brooks/Cole Publishing Company, second edition, 1999.