الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR

ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DE LA TECHNOLOGIE

Département du Génie Électrique



Projet de Fin d'études

Présenté pour l'obtention du Diplôme de Master en Télécommunications

Spécialité : **Systèmes Intelligents et Communicants**

THEME

ETUDE ET IMPLEMENTATION DES TECHNIQUES D'EVALUATION SUPERVISEES DE LA SEGMENTATION D'IMAGE

Proposé et dirigé par,

M. MIMEN Bakhti

Préparé et présenté par,

Melle. YOUNGA Oumaima

Année Universitaire 2016-2017

الملخص

معالجة الصور هي واحدة من المجالات الأكثر تقدما في ألبحوث الصور لها مكان خاص في العديد من مجالات الحياة اليومية , و تقسيم الصور يلعب دورت هاما في معالجة الصور,و يتحقق دلك من خلال خطوات التحليل و اتخاذ القرارات في العديد من عمليات تحليل الصور , و لهذا قمنا بدراسة و تقييم التقنيات التي تشرف على تجزئة الصور الثابتة ومقارنتها مع الصور المرجعية.

الكلمات المفتاحية : صور, تقويم, تجزئة , حواف , منطقة, صور مرجعية.

Résumé

Le traitement d'image est l'un des domaines de recherche les plus avancés. L'image occupe une place particulière dans de nombreux domaines de la vie quotidienne. La segmentation joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image, car elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs processus d'analyse d'image. Pour cela, on a étudié et implémenté des techniques d'évaluation supervisée de la segmentation d'images en région et en contours en comparant les résultats obtenus par rapport à une image de référence (vérité terrain).

Mots clés : Images ; évaluation ; segmentation ; contours ; région; Image référence.

Abstract

The treatment of image is one of the most advanced areas of research. The image occupies a particular place in many areas of daily life. The segmentation plays a preponderant role in the treatment of the image. It was realize before the steps of analysis and decision-making in several process of image analysis. For this case, we studied and implemented the evaluation techniques of fixed image segmentation by regions or edges, with a use of references images.

Key words: image, evaluation; segmentation, edges, region, reference image.

Table des matières

Résumé I
Liste des Tableaux VI
Liste des figures VII
Introduction générale 1
Chapitre I : Généralités sur le traitement d'image 2
I.1. Introduction 2
I.2. Image et pixels 2
I.3. Les caractéristiques d'une image numérique 3
I.3.1. Pixel 3
I.3.2. La taille de l'image 3
I.3.3. Résolution 4
I.3.4. Intensité 4
I.3.5. Contraste 4
I.3.6. Contours 5
I.3.7. Texture 6
I.3.8. La couleur 6
I.3.9. La forme 7
I.3.10. Bruit 7
I.3.11. L'histogramme 8
I.3.11.1. L'histogramme classique 8
I.3.11.2. L'histogramme compact : 10
I.4. Les différents types d'images 11
I.4.1. Image noir et blanc 11
I.4.2. L'image en niveaux de gris 11
I.4.3. Images en couleurs 12
I.5. les traitements sur les images 12
I.5.1. Echantillonnage et Quantification 13
I.5.2. Segmentation d'images 14
I.5.2.1. Historique de Segmentation 14
I.5.2.2. Types de segmentation d'images 16
I.6. Conclusion 17
Chapitre II : La segmentation d'image 18
II.1. Introduction 18
II.2. La segmentation d'image 19

II.2.1. Définition 19
II.2.2. But de la segmentation 19
II.2.3. Segmentation par approche contour 20
II.2.3.2. Approche du gradient : 21
III.2.3.2. Approche du laplacien : 22
II.2.3.3. Les types des détecteurs 22
A. Les détecteurs de gradient par filtrage 22
B. Les détecteurs de gradient par masques 23
C. Pré- et post traitements 24
D. Les détecteurs de passage par zéro du laplacien 25
II.2.4. Segmentation par approche région 26
II.2.4.1. Etape de division (split) 27
II.2.4.2. Etape de fusion (merge) 28
II.2.4.3. Segmentation par croissance de régions 28
II.2.4.4. Segmentation par classification 29
II.2.4.4.1. La classification non supervisée 30
II.2.4.4.2. La classification supervisée 30
II.2.5. Les Approches statistiques 30
II.2.5.1. Seuillage 30
II.2.5.2. Algorithme des K-means 31
II.2.6. La classification pixellaire 32
II.4. Conclusion 33
Chapitre III: Etude des techniques d'Evaluation de la segmentation d'images fixes 34
III.1. Introduction 34
III.2. Critères d'évaluation 35
III.2.1. Ensemble de critères d'évaluation supervisée 35
III.2.1.1. Critère d'évaluation supervisée de la segmentation en régions 35
A . Critère d'évaluation de Vinet 35
B. Critère de Martin 36
C. Mesures de Yasnoff et al « Pixel mal segmenté » 37
D. Critère de Yasnoff 37
a- Critère de Yasnoff 1 : 37
b- Critère de Yasnoff 2 : 37
E. Distance de Baddeley 37
III.2.1.2. Critères d'évaluation supervisée de résultats de segmentation en contours 38
F. Critère de mesure sous segmentation classique 38

J. Critère de mesure sur segmentation classique 38
H. Critère de mesure d'erreur de localisation classique 38
I. Critère Lq 38
G. Critère de Bhattacharyya 39
K. Critère de Jensen 39
L. Critère de Kullback 39
M. Mesurede Pratt 39
N. Critère de Haussdorf 39
III.3. Conclusion 40
Chapitre IV : 41
Implémentation des Techniques d'évaluation 41
et discussion des résultats 41
IV.1. Introduction 41
IV.2. Mise en œuvre des algorithmes d'évaluation supervisée de la segmentation 41
IV.2.1. Algorithmes des Critères d'évaluation supervisée de segmentation en régions 41
A. Algorithme de Critère d'évaluation de Vinet 41
B. Algorithme de Critère d'évaluation de Martin 41
C. Algorithme de Critère d'évaluation de Yasnoff et al (Pixel mal segmenté) 42
IV.2.2. Algorithme de Critères d'évaluation supervisée de segmentation en contours 42
A. Algorithme de Critère de mesure sous segmentation classique 42
B. Algorithme de Critère de mesure sur segmentation classique 42
C. Algorithme de Critère mesure d'erreur de localisation classique 43
D. Algorithme de Critère Lq 43
E. Algorithme de Critère Bhattacharyya 43
F. Algorithme de Critère Jensen 44
G. Algorithme de Critère de Pratt 44
H. Algorithme de Critère de Houssdorf 45
IV.3. Présentation et discussion des résultats d'implémentation 45
IV.3.1. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions 45
A. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions homogène 45
B. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions homogène et avec bruit. 46
C. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions texturé 47
D. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions texturé et avec bruit 47
E. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions mixtes1 48
F. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions mixtes2 49
IV.3.2 Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en contour 50

IV.4. Conclusion 52
Conclusion générale 53
Bibliographie 54

Liste des figures

Figures	Sous-titre	Page
Fig. (I.1)	Exemple d'Intensité……..	4
Fig. (I.2)	Exemple de Contraste……	5
Fig. (I.3)	Exemple de Contour……..	5
Fig. (I.4)	Exemple de Texture……	6
Fig. (I.5)	Exemple de Texture……	7
Fig. (I.6)	Exemple de Bruit……	8
Fig. (I.7)	Histogramme 3D de l'image Lena……..	9
Fig. (I.8)	Histogramme R (a), Histogramme V (b), Histogramme B (c)……..	9
Fig. (I.9)	Histogrammes 2-dimensionnels de l'image Lena ……..	9
Fig. (I.10)	L'image Clown en codage RVB (a) et un extrait de son histogramme compact..	10
Fig. (I.11)	Image en Mode Monochrome…….	11
Fig. (I.12)	Images en Niveau de Gris……..	11
Fig. (I.13)	Images en Couleur……..	12
Fig. (I.14)	L'échantillonnage d'image…….	13
Fig.(I.14)	L'échantillonnage et quantification……	13
Fig. (II.1)	Segmentation d'image……	18
Fig. (II.2)	Exemple de la segmentation……..	19
Fig. (II.3)	Segmentation en contours et en régions……	20
Fig. (II.4)	Segmentation d'images par approche contour……	21
Fig. (II.5)	Filtrage de contours par hystérésis……..	25
Fig. (II.6)	Lapacien de gaussienne……..	26
Fig. (II.7)	Segmentation d'images par approche de région…….	27
Fig. (II.8)	Etape de division (split)……..	28
Fig. (II.9)	Etape de fusion (merge)……..	28
Fig. (II.10)	Segmentation par croissance de régions…….	29
Fig. (II.11)	Segmentation d'images par seuillage……..	31
Fig. (III.1)	Évaluation de la segmentation d'images……	34
Fig. (III.1)	Évaluation non supervisée d'un résultat de segmentation à l'aide des mesures statistiques……	40

Liste des Tableaux

Tableau IV.1: Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région homogène.....45

Tableau IV.2: Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région homogène et avec brui utilisées 46

Tableau IV.3: Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région texturé 47

Tableau IV.4: Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région texturé et bruité 48

Tableau IV.5: Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région mix1 49
Tableau IV.6: Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région mix2 50

Tableau IV.7: Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région contour.....51

.

Introduction générale

Introduction générale

La segmentation d'images est une tâche importante dans tous les processus de traitement et analyse d'images. Cette tâche est présentée dans plusieurs applications de vision par ordinateur, elle suscite un grand intérêt pour les chercheurs en imagerie ces trois dernières décennies. Cependant jusqu'à aujourd'hui, aucune méthode universelle pour la segmentation d'image n'existe. Chaque méthode proposée est bien souvent efficace pour un type d'image donné, et pour une application donnée. Les chercheurs ne cessent d'ouvrir de nouveaux horizons et d'explorer différentes techniques afin de créer des approches de plus en plus efficaces.

La segmentation d'images est un traitement à bas niveau, elle intervient au cœur de la discipline appelée « analyse ou traitement d'image ».

Il y a deux catégories d'évaluation de la segmentation « évaluation supervisée et évaluation non supervisée». Dans la première catégorie, l'évaluation de la segmentation utilise une image de référence dite image vérité terrain qui représente généralement une image segmentée manuellement par un expert. Dans la seconde catégorie, l'évaluation est basée sur l'image originale et n'a pas besoin d'une image de référence. Dans ce qui suit, nous allons décrire quelques techniques d'évaluation supervisée.

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

Dans le Chapitre1, nous allons donner quelques notions de base sur le traitement d'image.

Dans le Chapitre2, Nous allons présenter un aperçu sur les différentes techniques de segmentation d'image (segmentation en région et celle en contours).

Le Chapitre3, est consacré à la présentation des différents critères d'évaluation supervisée de segmentation en région et en contours.

Dans le Chapitre4, une implémentation des différents critères sera effectuée, où des résultats obtenus seront présenté et interprétés.

A la fin, nous terminerons par une conclusion générale.

Chapitre I

Généralité sur le traitement d'image

Chapitre I :

Généralités sur le traitement d'image

I.1. Introduction

L'information visuelle joue un rôle très important dans notre vie quotidienne, plusieurs domaines comme le journalisme, la publicité, l'architecture et la médecine utilisent des applications basées principalement sur l'information visuelle. On dit souvent qu'une image vaut mille mots, mais on sait moins à quel point la communication visuelle est plus puissante.

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

Donc , le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes.

Ce chapitre présent des généralités sur le traitement d'image et différentes techniques de traitement d'images.

I.2. Image et pixels

L'image est une représentation graphique tridimensionnelle du monde réel dans un espace bidimensionnelle. Les premières origines de l'image numérique remontent aux années 1920 et ce grâce à l'industrie du journal où les images étaient codées puis transmises par câble transatlantique (câbles sous-marin) d'un continent à un autre pour être décodées et reconstituées après réception. Puis c'est quelques années plus tard en 1957, que le chercheur Russell Kirsch et son équipe ont mis au point un scanner qui a donné naissance à la première image numérique faite sur ordinateur.

Depuis, le progrès imminent qu'a connu l'informatique, elle a permis la manipulation d'images de plus en plus complexe et leur utilisation s'est largement étendue à différents domaines. [8]

L'image peut être définie comme une fonction à deux dimension $I(x, y)$ où x et y représente des coordonnées spatiales et I représente l'intensité dans un tel point. L'image numérique est composée alors d'un ensemble d'élément ayant des coordonnées à qui on associe une ou plusieurs valeurs, cette élément est appelé pixel. Elle est donc considérée comme un tableau de pixels.

Le nombre de valeurs utilisées pour coder un pixel dépend du nombre d'informations qui sont utilisées pour le décrire :

- ✓ Dans le cas de l'image à niveau de gris le pixel aura une seul valeur qui est l'intensité.
- ✓ Dans le cas d'une image couleur le pixel sera codé en trois valeurs qui correspondent à des intensités de différentes composantes de couleur (par exemple Rouge, Vert et Bleu) ; la combinaison de ces trois intensités produira la couleur perçue par l'œil humain.

I.3. Les caractéristiques d'une image numérique

L'image est un ensemble structure d'information donc, ces informations ont des Caractéristiques définies par les paramètres suivantes :

I.3.1. Pixel

Le pixel est le plus petit élément que contient une image, et qui peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. La dimension, en pixels, détermine le format d'affichage à l'écran (la taille des pixels de l'écran étant fixe) [3].

Le Pixel est l'abréviation de « Picture Elément » La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleur. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un bit. Dans une image couleur (R.V.B.), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune de ces couleurs : Rouge, Vert ou Bleu.

I.3.2. La taille de l'image

La taille de l'image présente le nombre de pixels de celle-ci ; donné par le produit du nombre de lignes et le nombre de colonnes de la matrice associée à l'image.

I.3.3. Résolution

La résolution d'une image est définie par le nombre de points image ou "pixels" représentant l'image, par unité de longueur de la structure à numériser (l'image initiale), on exprime cette résolution en points ou pixels par pouce (ppp) ou "dots per inch" (dpi). Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de la structure à numériser, plus la quantité d'information qui décrit cette structure est importante et plus la résolution est élevée. La résolution, la définition (dimension de l'image), l'échantillonnage est la qualité de stockage [21]

I.3.4. Intensité

C'est le degré de luminosité des points (Pixels) de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface. [7]



Fig. (I.1) : *Exemple d'Intensité.*

I.3.5. Contraste

Le contraste est une propriété intrinsèque à une image qui permet de quantifier, la capacité de distinguer deux régions distinctes. Il s'agit dans ce cas de distinguer deux régions suffisamment grandes d'après l'intensité des points présentés par des niveaux de gris.[7]

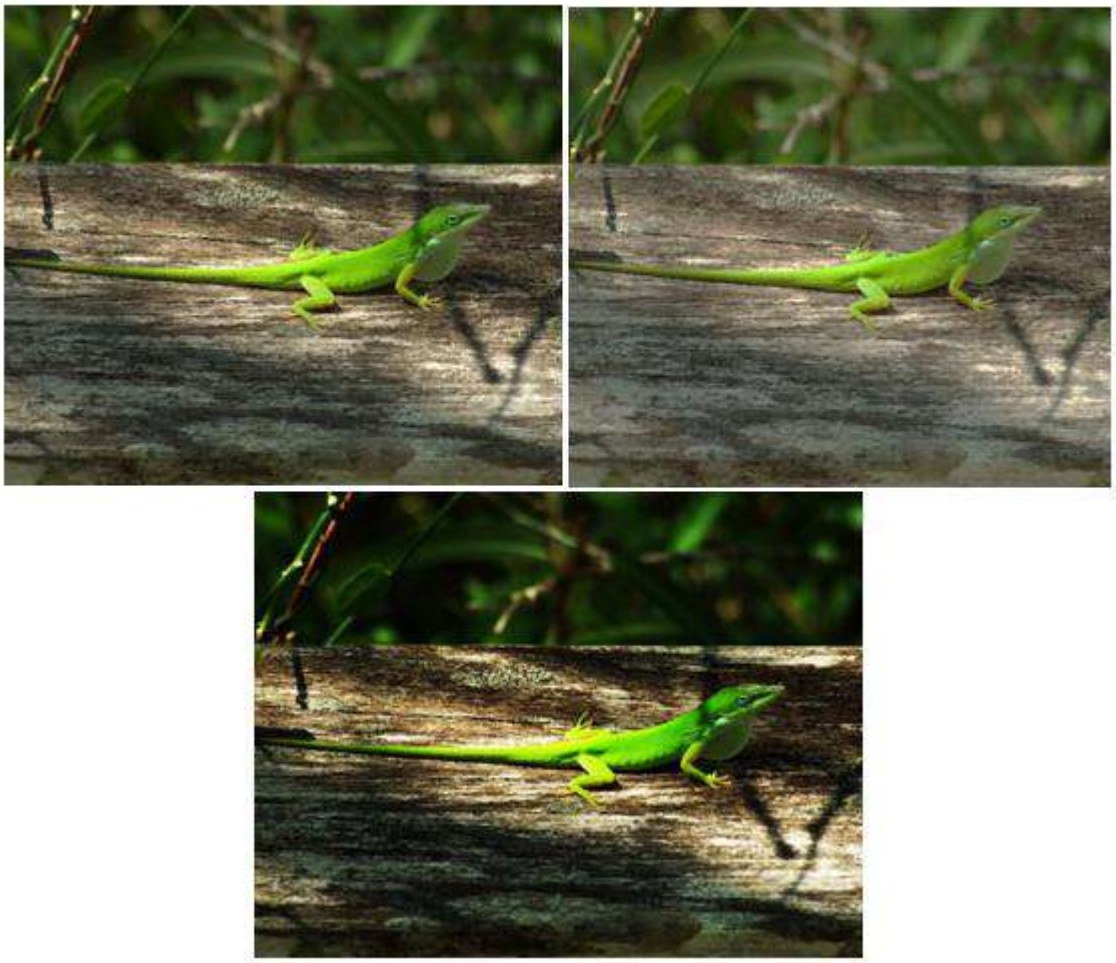


Fig. (I.2): *Exemple de Contraste.*

I.3.6. Contours

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris ou couleurs représentent une différence significative.[7]

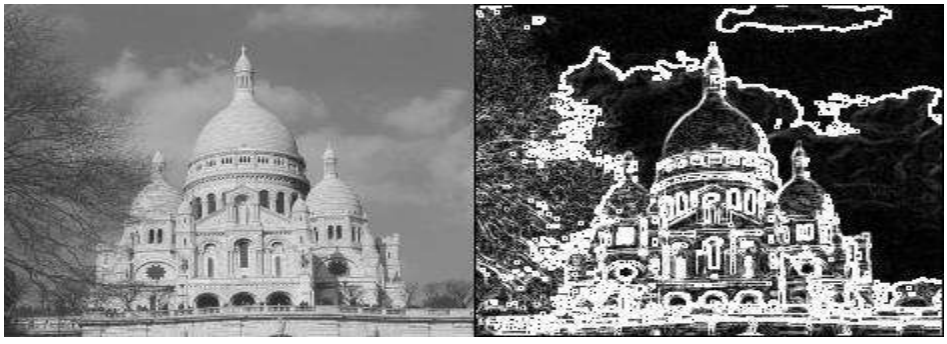


Fig. (I.3) : *Exemple de Contour.*

I.3.7. Texture

Les textures décrivent la structure de l'image. L'extraction de contour consiste identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes [3]

La texture est modélisée comme une structure spatiale constituée de l'organisation de primitives ayant chacune un aspect aléatoire ou définie comme une microstructure de la surface. Une texture peut avoir un aspect périodique ou bien aléatoire.



Fig. (I.4) : *Exemple de Texture.*

I.3.8. La couleur

La couleur est un des premiers descripteurs qui sont employés pour la recherche d'images. La couleur forme une partie significative de vision humaine, sans elle beaucoup de tâches journalières prouveraient très difficile. Nous pouvons distinguer efficacement les objets basés sur seule la couleur. Deux espaces de couleur le plus utilisée sont le RGB et HVS. La forme la plus simple de descripteur de couleur est l'histogramme de couleur [2]

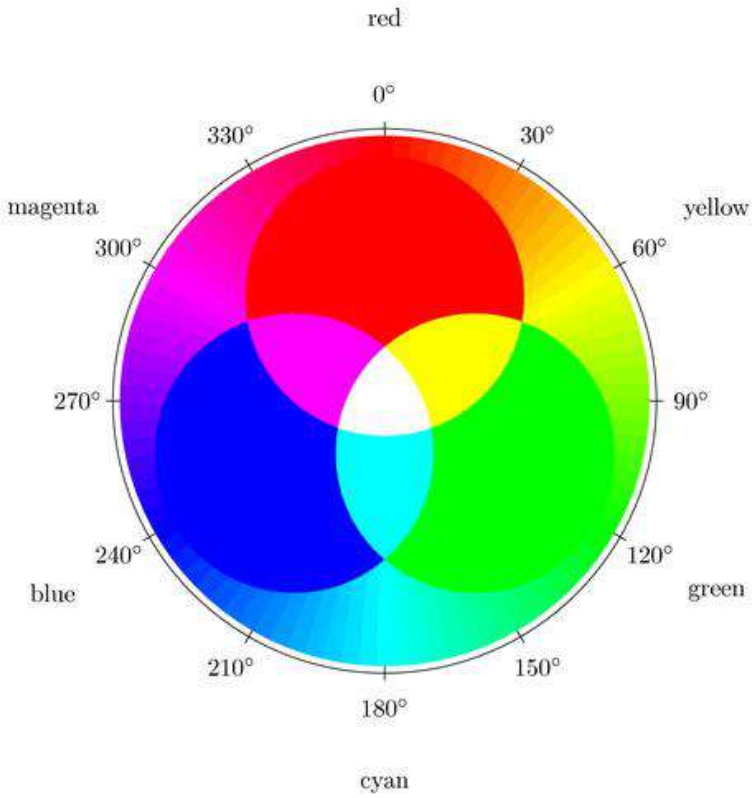


Fig. (I.5) : *Exemple de c*ouleur.

I.3.9. La forme

Au même titre que les caractéristiques de texture, les attributs de forme sont complémentaires de la description couleur. Les caractéristiques de forme sont extraites à partir des régions dans les images (contours), Nous distinguons deux catégories de descripteurs de formes [1]

- Les descripteurs à base des régions.
- Les descripteurs à base des frontières.

I.3.10.Bruit

C'est un signal qui lors de l'acquisition ou la transmission vient s'ajoutera l'image, Il se matérialise par la présence dans une région homogène des valeurs plus ou moins éloignées de l'intensité de la région. Le bruit est le résultat de certains défauts électroniques du capteur et de la qualité de numérisation [6].



Fig. (I.6) : *Exemple de Bruit.*

I.3.11. L'histogramme

L'histogramme des niveaux de gris ou de couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris ou couleur dans l'image. Il permet de donner un grand nombre d'informations sur la distribution des niveaux de gris ou des couleurs. [7]

I.3.11.1. L'histogramme classique

L'histogramme d'une image est la représentation de la fonction discrète $v(\vec{C})$ qui à chaque couleur$\vec{C}$ r de l'image associe le nombre $v(\vec{C})$ de pixels ayant cette couleur. Il peut être vu comme la densité de probabilité d'une variable aléatoire dont l'image est l'ensemble de réalisations. Pour les images couleurs, étant donné que les valeurs de l'image sont des vecteurs, on parle alors d'histogramme multidimensionnel.

En analyse d'images, les calculs d'histogrammes sont fréquents, depuis la mise au point de la chaîne d'acquisition jusqu'à l'indexation d'images dans une base, de nombreuses méthodes de prétraitement, de segmentation ou de mesures statistique nécessitent le calcul d'histogrammes. Cependant les histogrammes multidimensionnels ont l'inconvénient d'occuper en mémoire un volume gigantesque. Ce volume est de quelques dizaines ou centaines de mégaoctets pour les images couleur à trois composantes.

Partant du fait qu'une image couleur peut être décomposée en trois images unimodales indépendantes, certaines méthodes de traitement d'images utilisent les histogrammes monodimensionnels R, V et B de ces trois images.

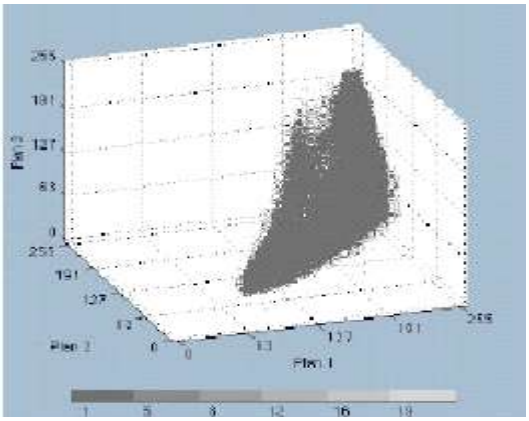
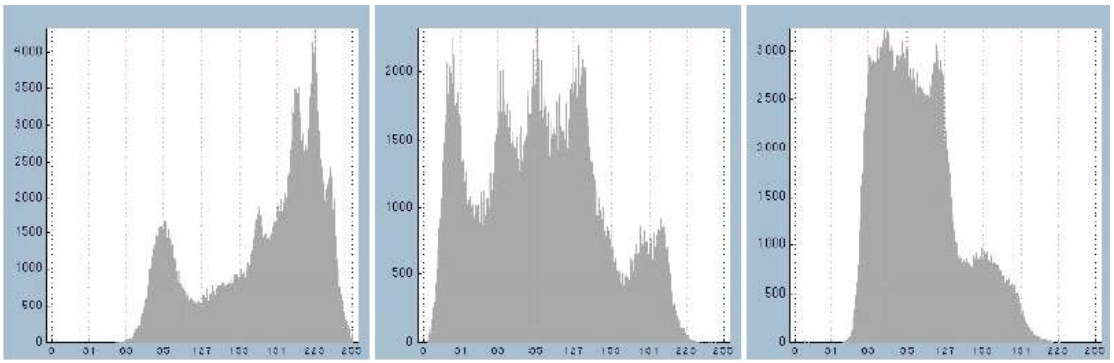


Fig. (I.7) : *histogramme 3D de l'image Lena*.



(a) **(b)** **(c)**

Fig. (I.8) : *histogramme R (a), Histogramme V (b), Histogramme B (c).*

D'autres méthodes utilisent les histogrammes bidimensionnels obtenus par projection de l'histogramme tridimensionnel dans les plans RV, RB et VB.

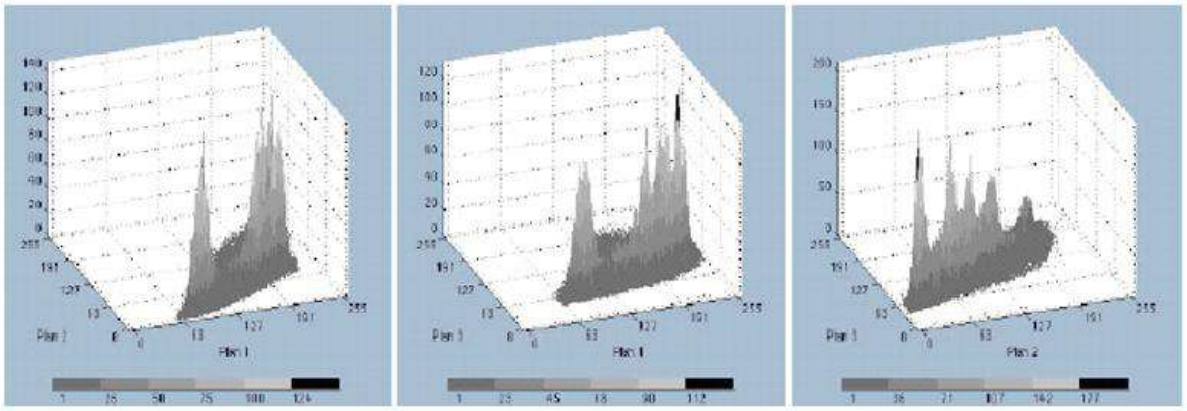


Fig. (I.9) : *Histogrammes 2-dimensionnels de l'image Lena.*

L'histogramme multidimensionnel d'une image de résolution M×N à q composantes colorimétriques codées chacune sur p bits est constitué par un tableau q-dimentionnel comportant $2^{p.q}$cellules. Chaque cellule de ce tableau est codée sur E bits tel que

E > Log^2 (M×N), ce qui fait que l'histogramme occupe $2^{p.q}$.E bits. [9]

I.3.11.2. L'histogramme compact :

Soit C le nombre de cellules occupées dans l'histogramme multidimensionnel d'une image de résolution M×N à q composantes colorimétriques codées chacune sur p bits. En pratique, Cest toujours très inférieur au nombre total $2^{p.q}$de cellules disponibles. À nombre de pixels M×N constant, plus le nombre p de composantes de l'image est important, plus le nombre de cellules inoccupées n'augmente. Le principe de l'histogramme multidimensionnel compact consiste à necoder que les C cellules effectivement occupées. L'histogramme compact sera représenté par untableau de dimensions$C \times q$ pour stocker les valeurs colorimétriques, et un tableau de dimensions $C \times 1$ pour les effectifs correspondants. L'espace mémoire occupé est de$C.E + C.p.q$ d'ou un facteur de compression de :

$$\frac{2^{pq}}{C\left(\frac{q.p}{E}+1\right)} \qquad \textbf{(I.1)}$$

par rapport au codage classique énoncé précédemment.[10]



R	G	B	v(C)
...	...	...	...
0	84	48	1
0	91	33	1
0	91	38	1
0	91	55	1
0	95	68	1
2	0	4	2
2	0	6	1
2	0	10	2
2	0	14	1
2	2	10	1
2	2	12	1
...	...	...	...

(a) (b)

Fig. (I.10) : *L'image Clown en codage RVB (a) et un extrait de son histogramme compact.*

I.4. Les différents types d'images

Il existe différentes catégories d'image selon le nombre de bits sur lequel est codée la valeur de chaque pixel.[7]

I.4.1. Image noir et blanc

Le mode le plus simple, chaque pixel y est soit allumé [Blanc] soit éteint [Noir], l'image obtenue n'est pas très nuancée. Alors, pour convertir une image couleur en mode noir et blanc il faut d'abord passer par le mode niveaux de gris.



Fig. (I.11) : *Image en Mode Monochrome.*

I.4.2. L'image en niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur de pixel prend des valeurs allant de noir au blanc en passent par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Les valeurs peuvent être comprises entre 0 et 255 ; les pixels sont alors codés non pas sur un bit mais sur un octet.



Fig. (I.12) : *Images en Niveau de Gris.*

I.4.3. Images en couleurs

Peut-être codée elle aussi sur 4 bits (image en 16 couleurs), 8 bits (image en 256 couleurs) ou davantage : 24 bits pour une image en 16 millions de couleurs (16777216=2^{24}) On obtient ainsi 256 x 256 x 256 = 16777216 (plus de 16 millions de couleurs différentes) [3]



Fig. (I.13) : *Images en Couleur.*

I.5. Les traitements sur les images

Au cours de son analyse, l'image passe par différents traitements qui se résument en trois niveaux (Zhou et al. 2010) :

- Dans le premier niveau l'image d'origine est transformée dans le but d'obtenir une image de meilleure qualité. L'image passe par un ensemble d'opérations dites de prétraitement tel que la compression, la restauration, le filtrage, ...afin de mieux la visualiser et de faciliter les traitements ultérieurs.
- Le second niveau vise à construire une description structurelle de l'image. Des opérations telles que la segmentation ou la détection de contour sont appliqués sur l'image dans l'intention d'en extraire les différentes caractéristiques quantitatives ou géométriques.
- Après l'extraction des différentes entités contenues dans l'image, le dernier niveau de traitement interprète l'image en associant à chaque objet extrait une sémantique. Ce niveau englobe tous les processus cognitifs tels que la reconnaissance de formes, le suivi de formes, la reconstruction 3D . . . etc.

I.5.1. Echantillonnage et Quantification

L'échantillonnage 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) .

On parle de sous-échantillonnage lorsque l'image est déjà discrétisée et qu'on diminue le nombre d'échantillons.

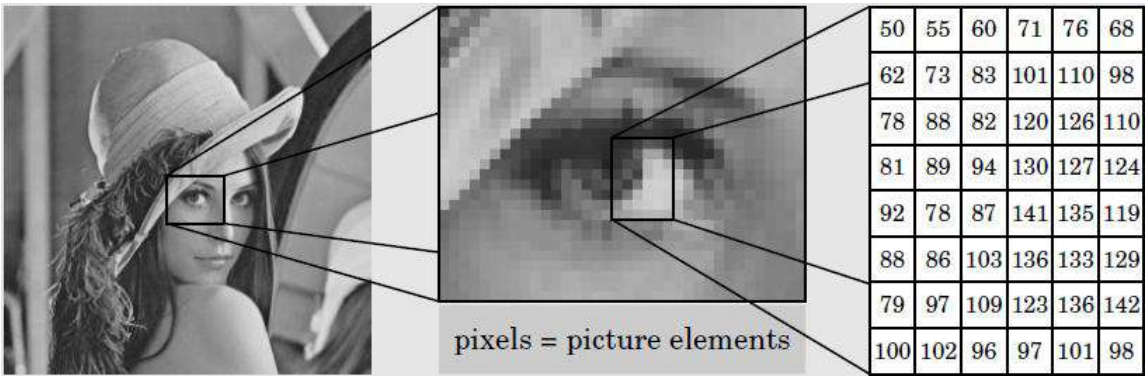


Fig. (I.14) : *L'échantillonnage d'imag.*

La quantification désigne la limitation du nombre de valeurs différentes que peut prendre I(x,y).

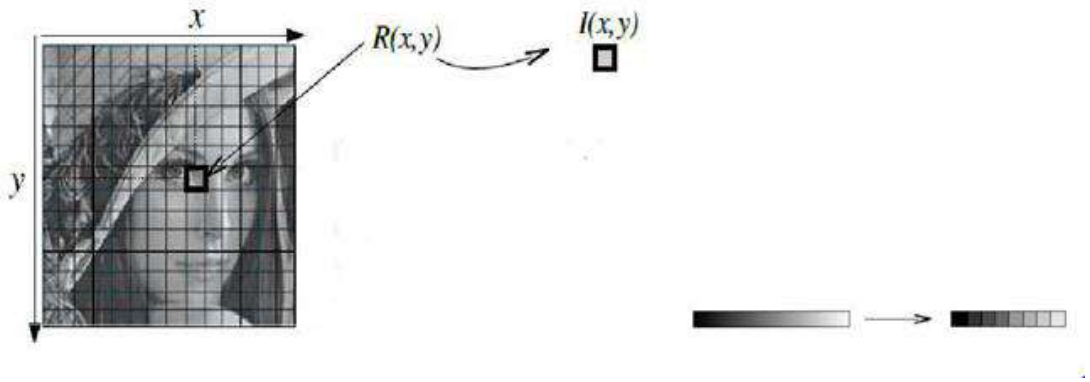


Fig.(I.14) : *L'échantillonnage et quantification.*

I.5.2. Segmentation d'images [8]

I.5.2.1. *Historique de Segmentation*

Afin de mieux appréhender la notion de segmentation d'images, nous allons essayer de répondre à quelques questions. La première qui nous viens à l'esprit est : *qu'est-ce que la segmentation ?* Si l'on se réfère au dictionnaire, la segmentation est définie comme étant la

division en segment. Ce dernier vient du mot latin segmentum qui désigne "*une portion bien délimitée, détachée d'une figure ou d'un ensemble*".

En analyse d'images, le terme segmentation reste extrêmement général et flou, il englobe pratiquement toutes les problématiques qui touchent à la délimitation de zones pertinentes (Guigues 2003). Elle est vue comme un problème mal défini comparé à d'autres tâches en vision artificielle qui ont un objectif bien précis (Tu et al. 2003).

Forsyth et Ponce attestent "*qu'il serait difficile d'avoir une théorie globale de la segmentation, notamment, parce que ce qui est intéressant et ce qui ne l'est pas dépend de l'application. Il n'y a à ce jour certainement aucune théorie globale écrite de la segmentation, le terme est utilisé de différentes manières par différents auteurs . . .* "(Forsyth and Ponce 2002), il en est difficile de créer une théorie unifiée. Selon Fu et Mui (Fu and Mui1981), le problème de segmentation d'image est essentiellement une question de perception psycho-physique, et, par conséquent, elle ne se prête pas à une solution purement analytique. Fréquemment, la segmentation ne possède pas une solution parfaite mais de multiples solutions acceptables et ce vue sa nature subjective. La notion de segmentation comme de nombreuses applications de vision par ordinateur complexes, reste donc informelle.

Selon Haralick et Shapiro (Haralick and Shapiro 1990), la segmentation d'image peut être définie comme étant "*un processus qui partitionne spécifiquementle domaine spatial d'une image en sous-ensembles mutuellementexclusives, appelées régions, chacune d'entre elles est uniforme et homogèneen respectant certaines propriétés tel que le ton, la teinte, le contraste ou latexture et dont la valeur de propriété diffère d'une manière significative de la valeur de propriété de chaque région voisine*".

Cheng et al. (Cheng et al. 2001) définissent la segmentation d'image comme le processus de division de l'image en différentes régions tel que chaque régions est homogène, cependant l'union de deux régions voisinent quelconque ne l'est pas.

De la même fa çon, Morris et al. (Morris et al. 1986) décrivent la segmentation comme étant le processus de partitionnement de l'image en régions qui sont à certain sens homogènes, mais différentes des régions voisines. Skarbek et Koschan (Skarbek and Koschan 1994) quant à eux proposent une définition plus simple qui est l'identification de régions homogènes.

En lisant toutes ces définitions, on remarque qu'elles ont une notion en commun qui est l'homogénéité. Une région dite homogène correspond à une région qui est caractérisé par une plus grande ressemblance entre les pixels qui la composent qu'avec les pixels appartenant à d'autres régions.

D'un point de vue mathématique, la segmentation peut avoir une définition formelle (Forsyth and Ponce 2002) : la segmentation est le partitionnement de l'image I en un ensemble de régions R. L'homogénéité de ces régions est décrite par un prédicat d'uniformité $P(Ri)$, celles-ci doivent respecter les règles suivantes :

- $I = Ui{=}1Ri$,
- $\forall(i, j)$, $i \neq j, Ri \cap Rj = \emptyset$,
- $\forall Ri$, $P(Ri) = Vrai$,
- $\forall$ (i, j), Ri spatialement adjacent à $Rj, P(Ri \cup Rj) = Faux$.
- Pour tout $i = 1, 2, ..., n, Ri$ est une composante connexe.

La première règle pointe le fait que l'union des régions segmentées doit inclure tous les pixels de l'image. La deuxième règle dit que l'intersection des régions doit être vide, celles-ci ne doivent en aucun cas se chevaucher. La troisième règle pointe le fait que les régions doivent être homogènes (i.e., les pixels d'une même région doivent avoir les mêmes propriétés).

La quatrième règle pointe le fait que l'union de deux régions doit être non uniforme (i.e., les pixels de deux régions différentes doivent avoir des propriétés non similaires). Et pour finir, la dernière règle pointe le fait que les pixels dans une même région sont connexes

Selon Haralick et Shapiro les régions résultantes d'une segmentation d'image doivent respecter un ensemble de conditions qui peuvent être résumées en quatre points :

- ✓ Une région doit être homogène et uniforme selon quelques caractéristiques,
- ✓ Son intérieur doit être simple et ne doit pas contenir de petits trous,
- ✓ Les régions adjacentes doivent avoir une différence significative de valeurs des caractéristiques selon lesquelles elles sont uniformes,
- ✓ Les contours de chaque segment doivent être simples, réguliers et spatialement précis.

Segmenter une image est face à une tâche colossale, le plus judicieux serais de la diviser en un ensemble de sous-tâches qui rendent son achèvement plus simple. L'analyse d'image

n'échappe à cette stratégie. Manipuler une image en entier demeure compliqué pour un ordinateur voire impossible, d'où la nécessité de la diviser en petites parties (régions). Cependant, cette division ne doit pas être anarchique, les régions doivent correspondre à des zones distinctes pouvant représenter des entités indépendantes. Le but de la segmentation est de simplifier l'image en segments ayant une forte corrélation avec les objets du monde réel afin de faciliter son analyse. En d'autre terme, segmenter une image revient à la changer en une représentation compréhensible par la machine [8]

I.5.2.2. *Types de segmentation d'images*

C'est une partition de l'ensemble des pixels de l'image en différents groupes. Chaque groupe est supposé correspondre à un "objet" de l'image.

Quand il s'agit de séparer les pixels en 2 groupes, on parle alors de binarisation. Il existe de nombreuses méthodes de segmentation, que l'on peut regrouper en deux principales classes:

- **La segmentation par approche régions :** L'approche région de la segmentation utilise des techniques d'identification et de localisation d'ensembles connexes de pixels. Ces méthodes ont pour but de partitionner l'image en plusieurs classes.

- **La segmentation par approche contours :** La détection de contour n'est en général qu'une étape préliminaire dans la reconnaissance d'objet car elle fournit plus des informations sur les régions que les régions elle-même et doit donc être complétée par un algorithme de segmentation région. Cependant on peut dire que les contours constituent des indices riches, au même titre que les points d'intérêts.

  La détection de contours dans les images a débuté de façon extrêmement empirique par des opérateurs locaux qui, soit estimaient un gradient, soit convolaient l'image par des masques caractéristiques des contours. Dans les années 80, des approches plus systématiques ont été mises en place par Marr, puis Canny, pour obtenir des contours plus significatifs. Ces travaux ont abouti à une bonne compréhension de ce qu'il faut faire pour détecter les contours, mais la d´définition même des contours demeure tr`es vague, ce qui rend ces techniques encore peu efficaces sur un problème concret. De plus, on a pu montrer que le problème de détection de contours est généralement mal posé (au sens de la résolution des systèmes). Les seuls modèles de contours utilisables sont ceux de contours idéalisés, comme ceux présentes sur, ils sont bien loin de la

réalité. C'est pourquoi, même si de tr`es gros progrès ont été accomplis dans ce domaine, les techniques empiriques d'estimation du gradient proposées dans les années 70-80 restent souvent encore employées en concurrence de techniques plus modernes. Une excellente référence à ce problème est l'ouvrage collectif.

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, on a essayé de présenter quelques notions de bases liées au images numériques ainsi que leurs traitements, en donnant quelques définitions élémentaires portant sur ce sujet, et qui seront sûrement des points essentiels dans la suite de notre travail, qui s'intéressera dans la prochaine phase, à aborder le sujet de La segmentation d'images, son état de l'art, ainsi que les différentes techniques utilisées.

Chapitre II

La segmentation des images

Chapitre II :

La segmentation d'image

II.1. Introduction

L'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises. De ce fait, le traitement d'image est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinentes.

La segmentation est le cœur d'un système d'analyse automatique d'images. Elle intervient dans de nombreuses applications importantes, comme l'indexation d'une base de données d'image, le suivi et l'estimation de mouvement dans une séquence vidéo, et l'interprétation automatique d'images biomédicales et satellitaires, etc.

Nous présentons dans ce chapitre une brève introduction aux concepts de base du domaine de traitement d'image, puis nous détaillerons les techniques de segmentation d'images.

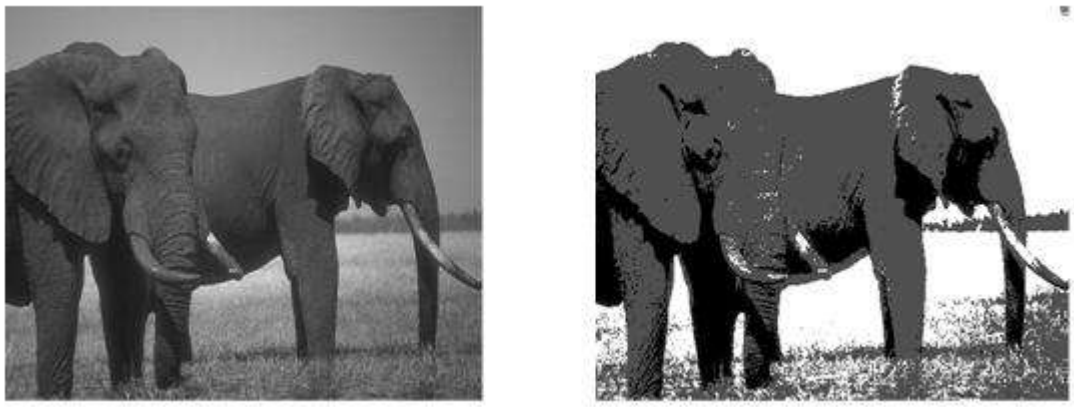


Fig. (II.1) : *Segmentation d'image.*

II.2. La segmentation d'image

II.2.1. Définition

La segmentation joue un rôle prépondérant dans le traitement d'image, elle est réalisée avant les étapes d'analyse et de prise de décision dans plusieurs processus d'analyse d'image, telle que la détection des objets. Elle facilite la localisation et la délimitation des entités présentes dans l'image.

La segmentation d'image est une opération de traitement d'images qui a pour but de rassembler des pixels entre eux suivant des critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent une partition de l'image. Il peut s'agir par exemple de séparer les objets du fond si le nombre de classes est égal à deux, elle est appelée aussi binarisation.

Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau. Mettre au point des algorithmes de segmentation de haut niveau (chaque région est un objet sémantique) est encore un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images [11].

II.2.2. But de la segmentation

- Extraire (séparer) les entités d'une image
  - Pour appliquer un traitement spécifique
  - Pour interpréter le contenu de l'image
- Dans la pratique : construire une image de masques
- Chaque masque est une composante connexe

Exemple :

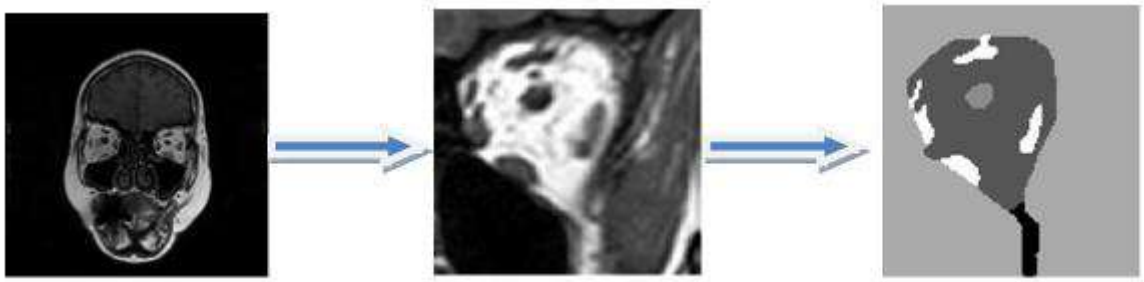


Fig. (II.2) : *Exemple de la segmentation.*

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

On distingue deux types de segmentations :

- Segmentation en contours.
- Segmentation en régions

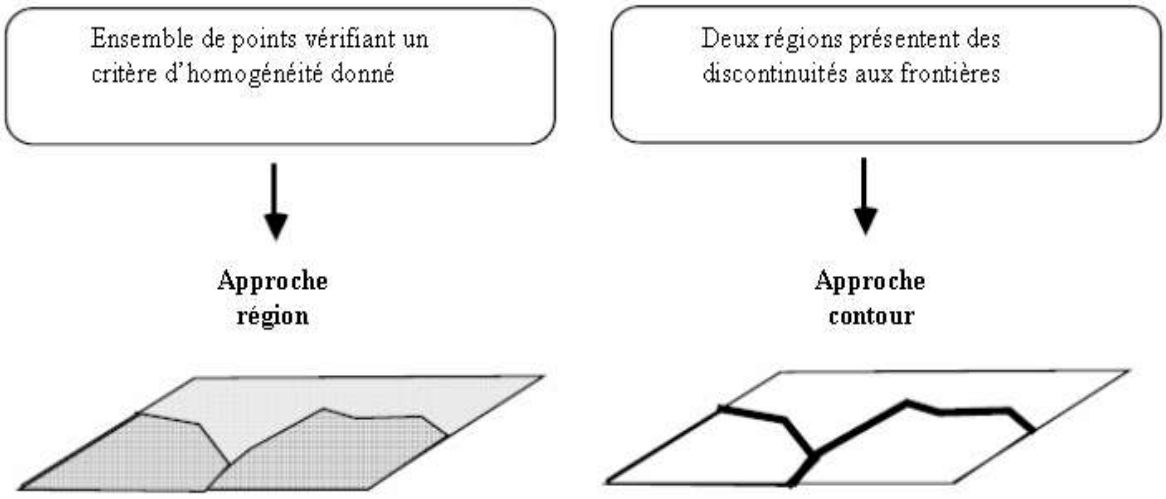


Fig. (II.3) : *Segmentation en contours et en régions.*

II.2.3. Segmentation par approche contour

La détection de contour et la segmentation des images sont probablement les domaines qui ont reçu la plus grande attention de la part de la communauté de traitement des images. On a pu recenser ainsi plus de 4000 références sur ce sujet depuis 1970. On ne sera donc pas surpris de trouver ici des méthodes extrêmement variées, s'appliquant parfois à des domaines bien précis. Ceci est en grande partie dû à la nature très intuitive du contour qui apparaît très naturellement comme l'indice visuel idéal dans la plus grande partie des situations.

Très schématiquement, les contours sont les lieux de variations significatives de l'information niveaux de gris. Dans cette approche, on suppose que l'image est une mosaïque de régions parfaitement homogènes. C'est à dire que les contours recherchés sont de type créneaux. De plus, la transition étant stricte, un contour doit être une chaîne de pixels d'épaisseur 1. Cette restriction sur la nature du contour a été imposée dans un premier temps pour des raisons de formalisation mathématique. Il est possible de construire des processus capables d'extraire d'autres types de contours comme par exemple des vallées ou des toits.

Cependant, il n'existe pas à l'heure actuelle de processus complet et général qui pourrait extraire tous les types de contour.



Fig. (II.4) : *Segmentation d'images par approche contour.*

II.2.3.2. Approche du gradient :

$$\nabla I = (g_x, g_y) = (\frac{\partial I}{\partial x}, \frac{\partial I}{\partial y}) \quad \text{(II.1)}$$

- Calcul de la norme et de l'orientation du gradient en chaque pixel (*x*, *y*) de *I* :

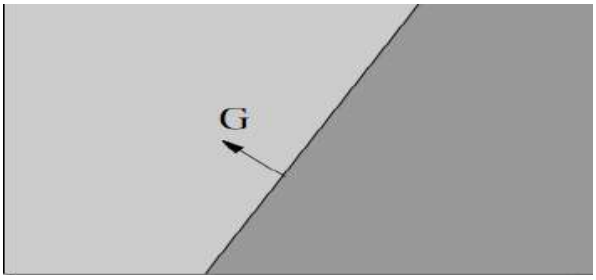
$$N(x,y)=\sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad \text{et} \quad \theta(x,y) = \arctan(\frac{g_x}{g_y}) \quad \text{(II.2)}$$

- La direction du gradient maximise la dérivée directionnelle.
- La dérivée de I dans une direction donnée d +s'écrit :

$$\nabla I . d \quad \text{(II.3)}$$

- Le gradient d'une image filtrée :

$$\nabla I' = \nabla(I * h) = \nabla I * h = I * \nabla h \text{(II.4)}$$



III.2.3.2. Approche du laplacien :

Le laplacien d'une image d'intensité I est défini par :

$$\Delta I = \frac{\partial^2 I}{\partial_{x^2}} + \frac{\partial^2 I}{\partial_{y^2}} \quad \text{(II.4)}$$

- Invariant aux rotations de l'image.
- Le laplacien est souvent utilisé en amélioration d'images pour accentuer l'effet de contour :

$$I' = I - c\nabla^2 I \quad \text{(II.5)}$$

- Sensibilité au bruit accrue par rapport au gradient.
- Le laplacien d'une image filtrée :

$$\Delta I' = \Delta I * h = I * \Delta h \,. \quad \text{(II.6)}$$

- Laplacien est la plupart du temps calculé par un masque 3 × 3, qui considère ou non les diagonales :

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \quad \text{Ou} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

II.2.3.3. *Les types des détecteurs [22]*

Cette section présente un ensemble de méthodes qui ont eu historiquement une grande importance en traitement des images. Bien que certaines soient encore régulièrement employées. *[22]*

A. Les détecteurs de gradient par filtrage

Ces détecteurs reposent tous sur une recherche d'un extremum de la dérivée première (ou d'un passage par zéro d'une dérivée seconde), celle-ci étant calculée de diverses manières, mais généralement par un filtrage passe-haut précédé d'un léger filtrage passe-bas pour s'affranchir des bruits. Ces approches par filtrage linéaire sur des critères très simples de sélection en fréquence ont reçu une base théorique dans [Modestino et Fries, 1977, Shanmugam et Green, 1979].

Ainsi, Modestino et Fries ont proposé de détecter les contours par un filtrage de Wiener, le but de ce filtrage étant d'effectuer sur l'image non bruitée une opération de laplacien qui sera suivie par la suite d'une détection de zéros alliée à un seuillage.

Le filtre de base de Modestino et Fries est un filtre récursif de la forme :

$$H_0(z_1, z_2) = \frac{\sum_i^n \sum_j^n b_{i,j}\, z_1^{-i} z_2^{-j}}{1+\sum\sum a_{i,j}\, z_1^{-i} z_2^{-j}} \qquad \text{(II.7)}$$

Où les coefficients $a_{i,j}$et $b_{i,j}$sont déterminés à partir de 3 paramètres spécifiques de l'image à traiter : ʎ, p et e

ʎ est le paramètre poissonnier de densité de contours, p la constante de la loi exponentielle de l'auto-corrélation de l'image, e la puissance du brui, Comme un tel filtre ne filtre que du coin supérieur gauche au coin inférieur droit, on lui associe les 3 autres filtres obtenus par rotation de$\pi/2$,pour obtenir un filtre final. Dans la pratique pour assurer des temps de calcul raisonnables, on choisit des filtres d'ordre 1 (n=1).

B. Les détecteurs de gradient par masques

Des filtres de dérivation plus empiriques ont été proposés à partir d'estimateurs locaux de l'image $f$ou de ses dérivées $\frac{\partial f}{\partial x}$Ces estimées sont obtenues à l'aide de masques appliqués sur des fenêtres de 2×2 pixels ou 3×3 pixels, On note sans surprise que la somme des coefficients de ces filtres est nulle et que les coefficients sont anti-symétriques.

Les filtres les plus utilisés sont, dans l'ordre décroissant :

Sobel > Roberts > Gradient > Prewitt

1		-1
2		-2
1		-1

Sobel

1	
	-1

Roberts

1	
	-1

Gradient

1		-1
1		-1
1		-1

Prewitt

Quatre filtres de détection de contours par estimation du gradient. Les filtres représentés estiment une seule dérivée. Par rotation de $\pi/2$, on calcule la seconde dérivée.

Les filtres 3×3 sont des contours qu'ils détectent sont moins bien localisés et souvent épais, mais les images ainsi obtenues sont généralement plus fiables et permettent des post-traitements plus poussés, ils sont également filtres à phase nulle.

Le filtre est centré en chaque pixel successivement, Le produit du masque par les valeurs des pixels correspondant étant fait, la valeur absolue de la somme est retenue, Puis le masque est tourné 90° autour de son centre et la même mesure est répétée. Les deux mesures sont alors ajoutées et leur somme constitue la mesure du gradient en ce point selon la formule approchée, un peu plus rapide à calculer :

$$\mathbf{G}= \left|\frac{\partial f}{\partial x}\right| + \left|\frac{\partial f}{\partial y}\right| \qquad \text{(II.7)}$$

C. Pré- et post traitements

La qualité de la détection est très liée à la qualité des contours dans l'image, Ainsi, elles sont souvent bonnes pour environnement artificiel, pour des images aériennes à forte résolution, elles se dégradent très vite pour les scènes d'extérieur, les images médicales, et deviennent totalement inapplicables en imagerie bruitée (thermographie, imagerie ultrasonore, radar SAR, etc.), On a alors intérêt à revenir à des démarches moins intuitives.

Ces détecteurs doivent toujours être suivis d'une étape de post-filtrage, et souvent précédés d'une étape de pré-filtrage.

Les **post-traitements** commencent le plus souvent par l'élimination des points de contour trop faibles par un seuillage. On élimine ensuite les points qui ne sont pas des extrémums locaux dans la direction du gradient. Cela s'obtient `a partir de la direction ϕ mesurée précédemment et une comparaison simple des points rencontrés.

On peut opérer également des seuillages *par hystérésis*, afin de ne conserver que les composantes les plus importantes des contours. Pour cela, on procède à deux seuillages, le second étant laissant un très grand nombre de contours candidats; on ne garde des contours sélectionnés par ce second seuil que les points connexes d'un point de contour préservé par le premier (**Fig. (II.5)**).

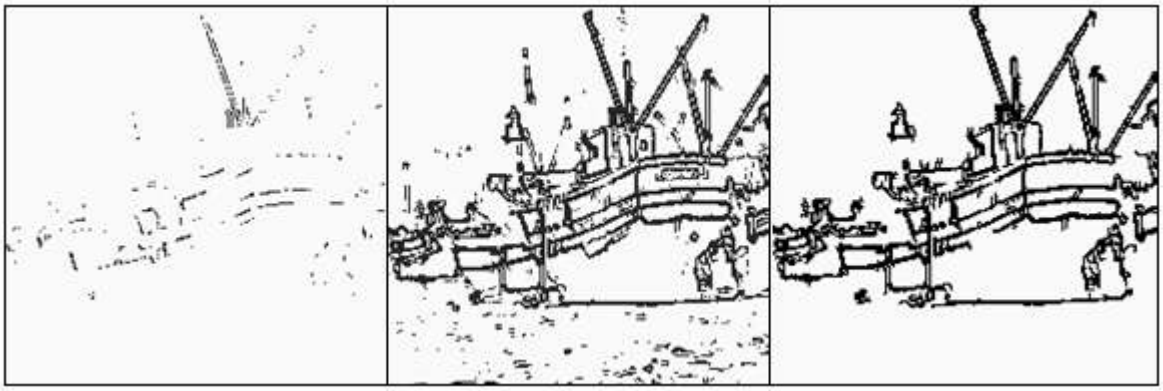


Fig. (II.5) : Filtrage de contours par hystérésis : à gauche, application d'un seuil sévère (70) au gradient de l'image bateau, seuls les contours les plus fiables sont détectés. Au centre, application d'un seuil tolérant (25), beaucoup de contours sont détectés, mais également beaucoup de bruit. A droite, résultat du filtre par hystérésis : seuls les contours du second filtrage connexes à ceux du premier sont conservés. Le détecteur de contours est un détecteur de Sobel. Aucun filtrage n'est appliqué pour réduire l'épaisseur des contours.

Enfin on procède à des étapes de **poursuite** et de **fermeture** des contours. La première opération a pour objectif de supprimer les petites disparitions de contours qui peuvent se produire par suite du bruit ou d'une perte de contraste, la seconde se propose de détecter des objets des zones fermées. Ces étapes seront vues plus en détail plus loin.

D. Les détecteurs de passage par zéro du laplacien

Étant considérées comme le prototype du détecteur de contour inspiré des systèmes biologiques, Elles utilisent le fait que le passage par zéro du laplacien permet de bien mettre en évidence les extrémums de la dérivée. Nous avons eu l'occasion de voir qu'en l'absence de forte courbure, le passage par zéro du laplacien correspond en effet bien au maximum du gradient dans la direction du gradient. Ces méthodes tirent en outre profit du fait que les zéros de la dérivée seconde constituent un réseau de lignes fermées, Il en est de même du réseau des lignes de crête du gradient, mais le premier est plus aisément détecté à partir d'un simple étiquetage des zones positives et négatives. Mais l'estimation de la dérivée seconde étant très sensible aux bruits, il convient de filtrer très fortement l'image avant d'en mesurer le laplacien, Cela conduit au filtrage suivant :

$$\psi * \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}\right) = \left(\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}\right) [\psi * f] \qquad \text{(II.8)}$$

Où $\boldsymbol{\psi}$ est un filtre passe-bas, ce qui se récrit symboliquement :

$$\textit{Image des contours= passage par zéro}\left(f * [\frac{\partial^2 \psi}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 \psi}{\partial Y^2}]\right) \quad \text{(II.9)}$$

Cela exprime qu'une image de contours est obtenue par filtrage de l'image par la dérivée seconde d'un filtre passebas, puis détection des zéros de la fonction ainsi obtenue.

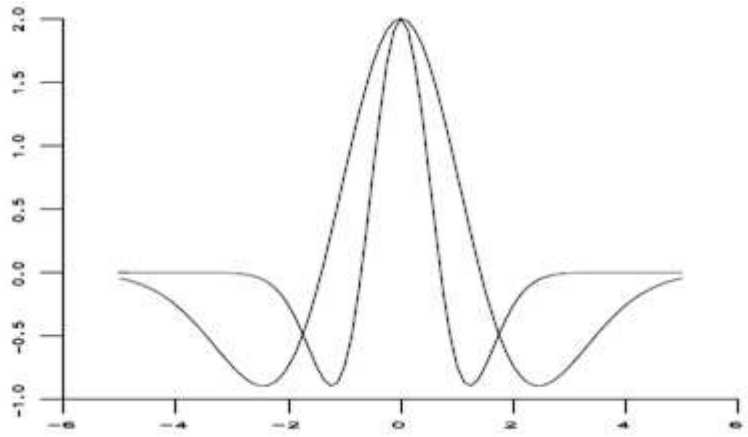


Fig. (II.6) : *lapacien de gaussienne.*

II.2.4. Segmentation par approche région

Les approches des régions partent de petits éléments de l'image, ou des pixels, et les regroupent suivant un critère d'homogénéité. On va, pour cela, considérer chaque pixel de l'image que l'on va inclure dans les régions de pixels voisines si le critère est vérifié, ou dans une nouvelle région sinon. L'image est parcourut de gauche à droite et de haut en bas. Hormis sur le bord haut et le bord gauche de l'image, chaque pixel Ii,j aura 3 pixels voisins, Ii-1,j-1, Ii-1,j et Ii,j-1, préalablement associés à une région. On effectue alors le test d'homogénéité, qui peut être la variation d'intensité.

$$|\mathrm{I} - \mathrm{I}'| < s \quad \text{(II.10)}$$

Où I′ est un pixel voisin de I, et s un seuil arbitraire à déterminer. Le pixel est soit associé à une région existante, soit à une nouvelle région. Pour les tests, on attribue une couleur distincte aléatoire à chaque région. On peut voir Figure 1 que le seuil s influence grandement le résultat final, faisant disparaître la porte du fond. Cette méthode étant naturellement affectée par le bruit, ou trop forte texture, l'application d'un filtre de Perona-Malik sur l'image de départ permet d'atténuer les bruits tout en préservant les formes géométriques, et donc d'obtenir un meilleur résultat.

. Enfin, on peut également supprimer certaines régions, considérées comme trop petites, contenant un nombre de pixels inférieur à un certain seuil. **[12]**

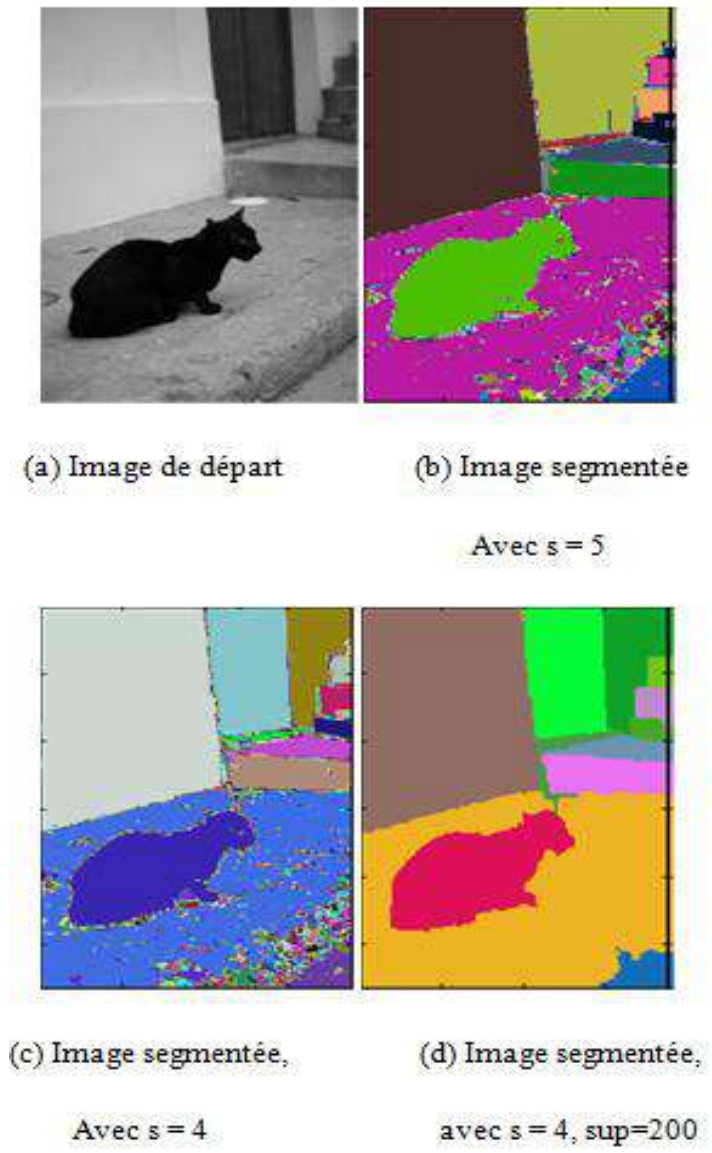


Fig. (II.7) : *Segmentation d'images par approche de région.*

II.2.4.1. Etape de division (split)

- Diviser récursivement tout bloc non-homogène
- La division d'un bloc donne 4 sous-blocs
- Les attributs de chaque sous-bloc sont recalculés
- L'image est stockée dans un arbre
- Récursivement, chaque feuille F est subdivisée en 4 si elle n'est pas assez homogène
- L'algorithme poursuit tant qu'il reste des feuilles non homogènes à diviser

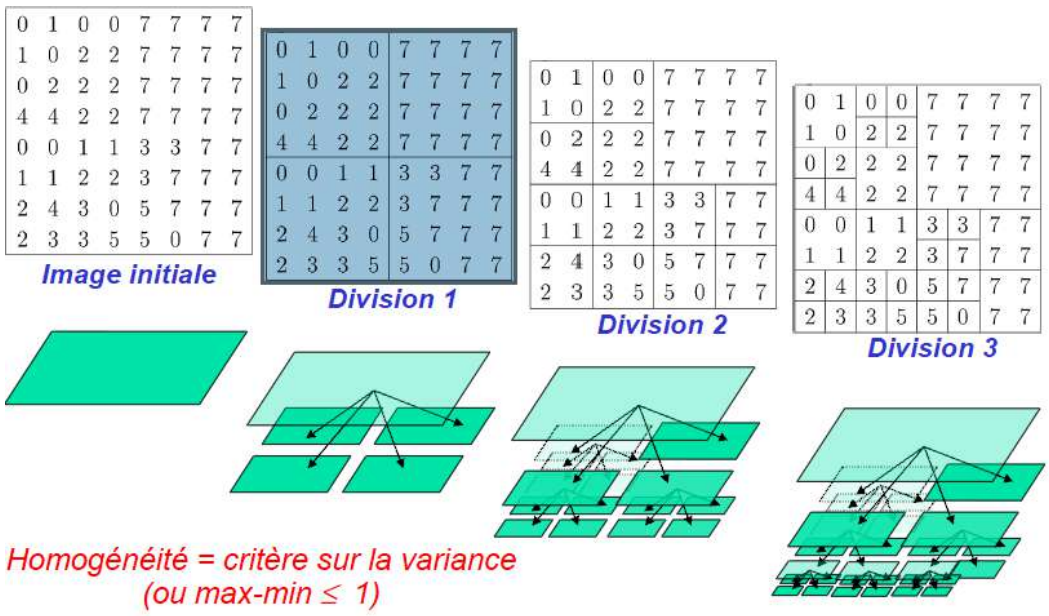


Fig. (II.8) : *Etape de division (split).*

II.2.4.2. Etape de fusion (merge)

- Regrouper les blocs adjacents représentant des régions homogènes selon un prédicat défini.

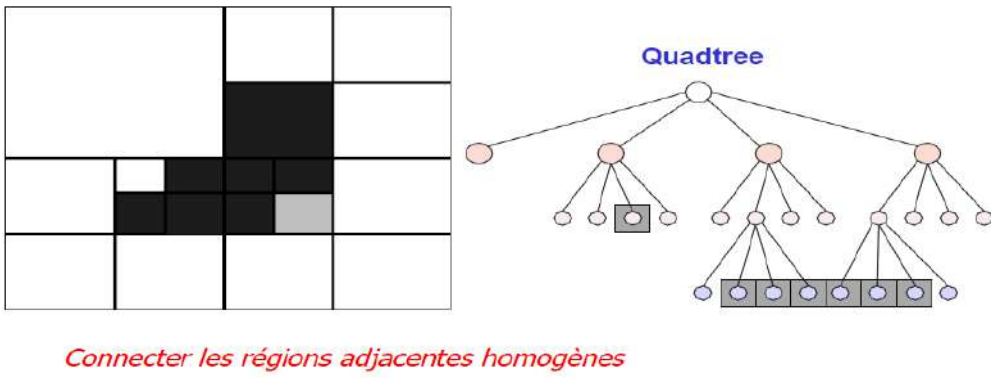


Fig. (II.9) : *Etape de fusion (merge).*

II.2.4.3. Segmentation par croissance de régions

Cette segmentation permet de regrouper itérativement l'ensemble connexe de pixels jusqu'à l'obtention de régions maximales selon un critère d'homogénéité C'est une méthode locale récursive qui a pour principe de faire croître une région avant de passer à la suivante.

La croissance par région et la division-fusion sont des techniques courantes de cette catégorie contrairement à l'extraction des contours qui s'intéresse aux bords des régions, la

segmentation en régions homogènes vise à segmenter l'image en se basant sur des propriétés intrinsèques des régions. **[11]**

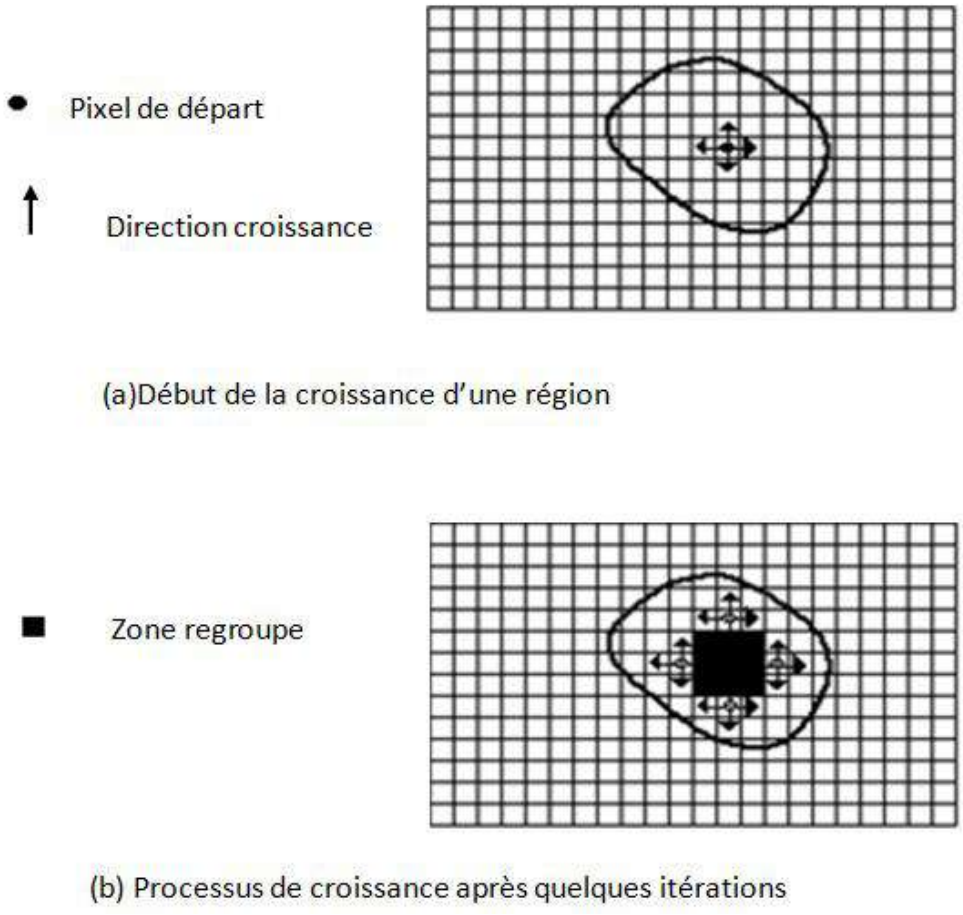


Fig. (II.10) : *Segmentation par croissance de régions.*

II.2.4.4. Segmentation par classification

La classification permet de partitionner un ensemble de données multidimensionnelles en un ensemble de *k* classes disjointes. En segmentation d'image, les données multidimensionnelles correspondent aux pixels de l'image ou chaque pixel est caractérisé par un vecteur d'attributs tels que les attributs de texture ou les composantes couleurs. Chaque classe regroupe des pixels ayant des vecteurs de caractéristiques aussi similaires que possible. Sachant que les pixels de deux classes distinctes ont des attributs très différents. Donc la classification est définie comme une procédure dans laquelle les pixels similaires d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe. Il existe deux grandes tendances *[13]*.

II.2.4.4.1. La classification non supervisée

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

II.2.4.4.2. La classification supervisée

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

II.2.5. Les Approches statistiques

Ce type d'approche se fondent sur le calcul de paramètres statistiques d'ordre 1 (moyenne, variance) sur l'histogramme de l'image.

Exemples :

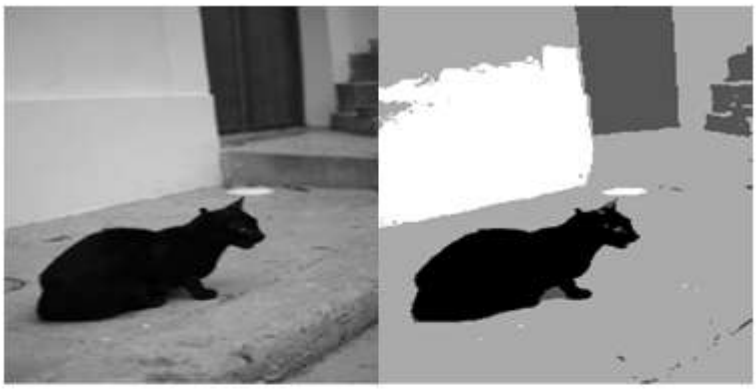
- Seuillage
- Algorithme des K-means

II.2.5.1. Seuillage

Cette approche s'appui uniquement sur l'information donnée par l'histogramme de l'image. On se propose de découper l'image en n régions ri correspondant à un intervalle de niveau de gris. Les n-1 seuils si peuvent être définis comme le niveau de gris du minimum de l'histogramme h sur chaque intervalle.

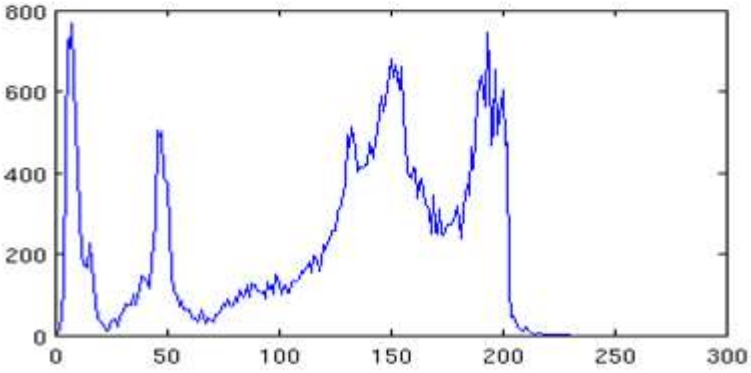
$$h(si) = \min h(j), \text{ pour } j \in ri \qquad \text{(II.11)}$$

Les tests effectués montre bien les limites de cette méthode. L'image doit avoir un histogramme qui contient des pics bien distincts. De plus, le choix du nombre de classes de niveau de gris nécessaire est important et est difficile à déterminer. Cette méthode reste principalement efficace dans le cas particulier de la segmentation en deux classes, c'est-à-dire le passage à une image binaire **[12]**.



(a) Image de départ (b) Image segmentée,

Se : 24, 67, 182



(c) Histogramme

Fig. (II.11) : *Segmentation d'images par seuillage.*

On distingue trois types de méthodes de seuillage : [5]

- Seuillage global : S(x; y) = S (I(x, y)
- Seuillage local : S(x; y) = S (I(x, y), P(x, y))
- Seuillage dynamique : S(x, y) = S (I (x, y), P(x, y), x

II.2.5.2. Algorithme des K-means

L'algorithme *k-means*est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, *k-means*ne crée qu'un seul niveau de clusters. L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque

cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroide.

Le *k-means*est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. *K-means*change les objets de cluster jusqu'à ce que la somme ne puisse plus diminuer. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme *k-means*sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. (Ré-) Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).

II.2.6. La classification pixellaire

Elle opère en deux temps :

i) la phase d'apprentissage consiste à construire les classes de pixels en déterminant leurs caractéristiques.

ii) La phase de décision lors de laquelle chaque pixel est affecté à la classe dont le centre de gravité correspond à la couleur la plus proche de celle du pixel à classer.

L'opération nécessite donc la mesure d'une distance dans l'espace colorimétriqueSelon la nature de la phase d'apprentissage, on distingue deux familles de classification :

- La classification avec *apprentissage non supervisé* consiste à découper l'espace colorimétrique en zones homogènes selon un critère exprimé dans l'espace des composantes. Cette approche permet une classification *en aveugle* et réalise une segmentation sans connaissance *a priori* de l'image. Selon qu'il est nécessaire ou non de fixer au préalable le nombre de classes dans l'image, on distingue les méthodes fondées sur *l'analyse d'histogrammes* qui déterminent automatiquement le nombre de

classes et celles de regroupement héritées de la classification de données multidimensionnelles [9].

- La classification avec *apprentissage supervisé* nécessite de fournir pour chaque classe un ensemble de pixels représentatifs de la segmentation que l'on souhaite obtenir. Le nombre de classes doit donc être connu au préalable et repose, de même que le choix de l'ensemble d'apprentissage, sur une connaissance *a priori* des images à segmenter.

II.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le domaine du traitement d'image en se concentrant sur les méthodes de segmentation d'image les plus connues. C'est une présentation générale à savoir celles de l'approche contour, de l'approche région.
Les images sont composées de régions possédant des propriétés locales qui peuvent être la répartition des niveaux de gris. En regroupant des points de l'image qui possèdent une même propriété donnée, l'approche contour basée sur les discontinuités des niveaux de gris, celles ci indiquent les frontières entre les régions de l'image.

Chapitre III

Etude des techniques d'évaluation de la segmentation d'image

Chapitre III: Etude des techniques d'Evaluation de la segmentation d'images fixes

III.1. Introduction

L'évaluation visuelle est effectuée par un expert humain qui est amené à regarder l'image initiale et l'image segmentée. Cette évaluation est très subjective car elle dépend des critères utilisés par l'expert humain. Ces critères vont dépendre du domaine d'intérêt de l'expert, du but précis qu'il cherche à atteindre, de plus celui-ci a souvent une idée globale de l'image et approximative de ce qui doit être détecté. Cette évaluation dépendra de ce à quoi s'intéresse l'expert : objets, zones homogènes ou texturées, discontinuité. L'évaluation visuelle est qualitative, elle permet de dire si un algorithme fonctionne, mais ne permet pas de comparer plusieurs algorithmes. Pour améliorer la qualité de cette comparer plusieurs algorithmes. Pour améliorer la qualité de cette évaluation, on peut faire appel à plusieurs experts et ne considérer que les résultats cohérents. Certains auteurs ont faits une évaluation hybride analytique et visuelle.

Les critères d'évaluation peuvent être groupés en deux classes « critères d'évaluation supervisée » et « critères d'évaluation non supervisée », dans ce chapitre nous allons présenter un ensemble des critères d'évaluation de la segmentation d'images fixes.

L'objectif principal d'une méthode d'évaluation est d'être capable de comparer de différents résultats de segmentation afin de trouver la meilleure segmentation

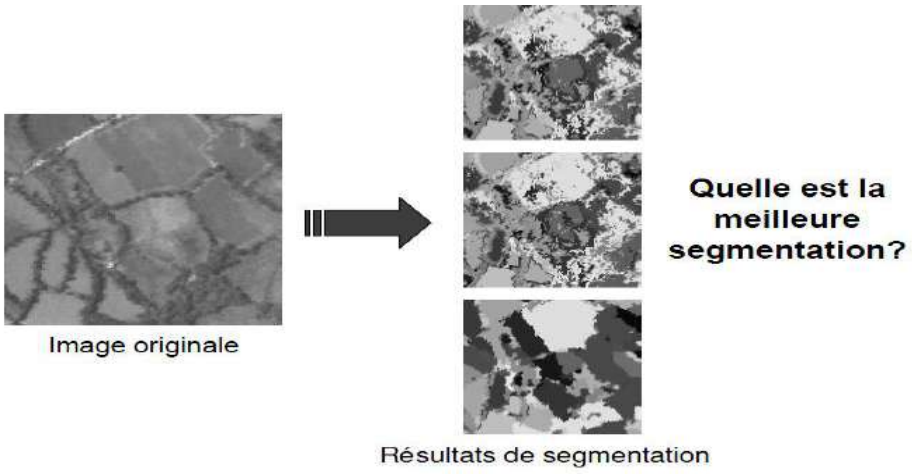


Fig. (III.1): Évaluation de la segmentation d'images.

III.2. Critères d'évaluation [14][15][19]

III.2.1. Ensemble de critères d'évaluation supervisée

Dans cette partie, des méthodes de segmentation sont évaluées en prenant en compte des connaissances qui sont le plus souvent des vérités terrains (segmentations de référence). Celles-ci peuvent être obtenues grâce à des experts ou par l'utilisation d'images de synthèse. Dans le cas d'images synthétiques, les données terrain sont objectives et connues avec une extrême précision. A l'inverse, un tracé expert est subjectif et la confiance que l'on peut accorder doit être connue ou estimée.

III.2.1.1. Critère d'évaluation supervisée de la segmentation en régions

A. Critère d'évaluation de Vinet

La mesure de VINET (Vinet 1991) repose sur la détermination des couples de régions assurant un recouvrement maximum entre deux segmentations dont l'une correspond à la vérité terrain. Elle fournit une mesure de dissimilarité et se caractérise par la proportion de pixels ne participant pas au recouvrement des couples de régions [16].

La première étape consiste à construire une table de partition notée T définie comme suit :

$$T(i,j) = card\ (R_i \cap V_J) \qquad \textbf{(III.1)}$$

où$(R_i)_{i\in[1,\ldots\ldots,m]}$correspond aux régions de l'image segmentée, et$(V_j)_{j\in[1,\ldots\ldots,n]}$aux régions de l'image vérité terrain.

Il s'agit alors de résoudre un problème de couplage dans un graphe caractérisé par les taux de recouvrement. La recherche du premier maximum dans cette table noté $C1 = T(i_1, j_1)$représente le couple (R_{i1}, V_{J1})de recouvrement maximal tel que :

$$T(i_1, j_1) \geq T(i,j) \forall i,j \qquad \textbf{(III.2)}$$

La recherche du second maximum noté $C2 = T(i_2, j_2)$ donne le couple (R_{i2}, V_{J2})Tel que :

$$T(i_2, j_2) \geq T(i,j) \forall i,j \qquad \textbf{(III.3)}$$

On réitère cette opération jusqu'au recouvrement $C_K$avec K le nombre de couples de régions obtenus. La mesure de dissimilarité qui doit être faible est donnée par :

$$1 - A \times \sum_{K=1}^{K} C_K \quad \textbf{(III.4)}$$

où A est le nombre total de pixels de l'image

B. Critère de Martin

Définie par D. R. Martin pour évaluer la cohérence entre deux segmentations manuelles d'une même image, cette mesure peut être utilisée pour comparer deux segmentations l'une de référence, l'autre obtenue par un algorithme.

Elle est basée sur deux erreurs calculées en chaque pixel : une erreur de *V* par rapport à *R* et une erreur de *R* par rapport à *V*. Si le pixel *s* appartient à la région $V_j$dans la vérité-terrain et à la région $R_i$dans l'image résultat, ces erreurs valent :

$$E(s) = \frac{card\ (V_j \backslash R_i)}{card\ (V_j)} \text{et} E'(s) = \frac{card\ (R_i \backslash V_j)}{card\ (R_i)} \quad \textbf{(III.5)}$$

E(s) vaut 0 si $V_j$est un sous-ensemble de $R_i$et vaut 1 si l'intersection des deux régions est réduite au pixel *s*. La dissimilarité entre segmentation résultat et segmentation de référence se mesure alors par l'erreur locale de cohérence

$$LCE(R,V) = \frac{1}{A} \sum_S \min\{ E(s), E'(s)\} \quad \textbf{(III.6)}$$

Ou par l'erreur globale de cohérence

$$GCE(R,V) = \frac{1}{A} min\{\sum_S E(s) , \sum_S E'(s)\} \quad \textbf{(III.7)}$$

Cette dernière mesure est plus sévère que la première et elle a le défaut de favoriser une sur-segmentation (ou une sous-segmentation) de toute l'image par rapport à un mélange des deux situations (sur et sous-segmentation selon les zones de l'image) **[17]** .

C. Mesures de Yasnoff et al « Pixel mal segmenté »

Compter simplement le nombre de pixels mal segmentés est insuffisant, il faut aussi tenir compte de la position de ces pixels en utilisant par exemple la distance entre un pixel mal segmenté et la région à laquelle il appartient dans la référence. La mesure de Yasnoff*et al*. S'écrit :

$$\frac{1}{A} \times \sqrt{\sum_s d^2(s)} \qquad \textbf{(III.8)}$$

où la sommation s'effectue sur les pixels mal segmentés et *d* est la distance au pixel le plus proche de la région à laquelle il appartient **[9]**

D. Critère de Yasnoff

Yasnoff a proposé une série de mesures d'erreur de classification lorsque les classes sont supposées connues (étant donnée une segmentation, il faut connaître pour chaque région celle qui lui est associée dans une autre segmentation). Les erreurs sont alors calculées sur la base d'une matrice de confusion.

a- Critère de Yasnoff 1 :

$$ERR^1_{YAS}(K) = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^{n} M_{iK} - M_{KK}}{\sum_{i=1}^{n} M_{iK}} \qquad \textbf{(III.9)}$$

b- Critère de Yasnoff 2 :

$$ERR^2_{YAS}(K) = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^{n} M_{iK} - M_{KK}}{\sum_{j=i}^{n}\sum_{i=1}^{n} M_{ij} - \sum_{i=1}^{n} M_{iK}} \qquad \textbf{(III.10)}$$

Avec :

Mij: le nombre de pixels mal classés

Mii: le nombre de pixels bien classés

n: le nombre de région dans la segmentation idéale.

E. Distance de Baddeley

Cette distance prend en compte non seulement la position du site *s* dans l'image mais également son intensité. Soit une image d'intensité $f : X \to Z \subset N$.

Le sous-graphe de *f* est **[18]** :

$$\Gamma_f = \{(s,z), s \in X, z \in Z, etz \leq f(s)\}. \quad \textbf{(III.11)}$$

La distance entre un couple de $X \times Z$et le sous-graphe de *f* est définie par :

$$d_B\left((s,z),\Gamma_f\right) = \inf\{\, d\left((s,z),(s',z')\right), (s',z') \in \Gamma_f \,\} \quad \textbf{(III.12)}$$

Cette distance est souillée pour ne pas rechercher trop loin de *z* le minimum.

$$\left(\frac{1}{A^2}\sum_{(s,z)}\left|d_B\left((s,z),\Gamma_f\right) - d_B\left((s,z),\Gamma_g\right)\right|^p\right)^{\frac{1}{p}} avecp \geq 1 \quad \textbf{(III.13)}$$

III.2.1.2. Critères d'évaluation supervisée de résultats de segmentation en contours

L'une des idées les plus anciennes pour mesurer la qualité d'une segmentation contour est de calculer l'écart entre les contours obtenus et les théoriques (sur/sous-détection et erreur de localisation). Ainsi, pour pouvoir effectuer une mesure d'évaluation de segmentation contour l'idée est d'utiliser un type d'erreur de détection ou une combinaison des trois. Ces trois mesures d'erreurs donnent des indices globaux sur la qualité d'un résultat. Nous considérons qu'un résultat de détection est bon si ces trois erreurs sont petites.

F. Critère de mesure sous segmentation classique

$$ERR_{SOUS}(I_f, I_{ref}) = \frac{card(I_{ref/F}^{Cont})}{card(I_{ref}^{Cont})} \quad \textbf{(III.14)}$$

J. Critère de mesure sur segmentation classique

$$ERR_{SUR}(I_f, I_{ref}) = \frac{card(I_f) - card(I_f \cap I_{Ref})}{card(I_f) - card(I_{Ref})} \quad \textbf{(III.15)}$$

H. Critère de mesure d'erreur de localisation classique

$$ERR_{LOC}(I_f, I_{ref}) = \frac{card\,(I_{Ref/F} \cup I_{F/Ref})}{card\,(I_{Ref})} \quad \textbf{(III.16)}$$

I. Critère Lq

En utilisant ce critère, nous pouvons calculer la divergence selon l'erreur quadratique moyenne de l'image segmentée par rapport à la vérité terrain.

$$D_{L(q)}(I_1, I_2) = \left(\frac{1}{card\,(X)}\sum_{(i,j)\in X}\left|g_{I_1}(i,j) - g_{I_2}(i,j)\right|^q\right)^{\frac{1}{q}} \quad \textbf{(III.17)}$$

G. Critère de Bhattacharyya

$$D_{BHA}(I_1, I_2) = -\log\left(\frac{1}{card(X)}\sum_{(i,j)\in X}\sqrt{g_{I_1}(i,j) \times g_{I_2}(i,j)}\right) \quad \textbf{(III.18)}$$

K. Critère de Jensen

$$D_{GEN}(I_1, I_2) = J\left(\frac{I_1+I_2}{2}, I_2\right) \quad \textbf{(III.19)}$$

Ou

$$j(I_1, I_2) = H_\alpha\left(\sqrt{I_1 \times I_2}\right) - \frac{H_\alpha(I_1)+H_\alpha(I_2)}{2} \quad \textbf{(III.20)}$$

Avec

$$H_\alpha(I_1) = \frac{1}{1-\alpha} log_2\left(\sum_{(i,j)\in I_1}(g_{I_1}(i,j))^\alpha\right), 3 < \alpha \in N \quad \textbf{(III.21)}$$

L. Critère de Kullback

$$D_{KUL} = \frac{1}{card(X)}\sum_{(i,j)\in X}\left(g_{I_1}(i,j) - g_2(i,j)\right)\log\left(\frac{g_{I_1}(i,j)}{g_{I_2}(i,j)}\right) \quad \textbf{(III.22)}$$

M. Mesure de Pratt

$$PRA\left(I_f, I_{ref}\right) = \frac{1}{MP}\sum_{K=1}^{card\,(\,I_F^{cont})}\frac{1}{1+\alpha d^2(I_F^{cont}(k), I_{Ref}^{cont})} \quad \textbf{(III.23)}$$

Ou

$$MP = \max\left\{card\left(I_{Ref}^{cont}\right), card(I_F^{cont})\right\}, 0 \le PRA\left(I_f, I_{ref}\right) \le 1 \quad \textbf{(III.24)}$$

N. Critère de Haussdorf

$$D_{HAU}\left(I_f, I_{ref}\right) = \max\left(h\left(I_f, I_{ref}\right), h(I_{ref,}, I_f)\right) \quad \textbf{(III.25)}$$

Ou

$$\mathrm{h}\,(I_1, I_2) = \max_{\mathrm{a}\in I_F^{cont}}\min_{\mathrm{b}\in I_{Ref}^{cont}}\|\mathrm{a} - \mathrm{b}\| \quad \textbf{(III.26)}$$

III.3. Conclusion

L'évaluation des méthodes de segmentation est indispensable pour quantifier la performance des algorithmes de segmentation existants. La présente étude tente de montrer les points forts, les points faibles et les limitations de certaines de ces méthodes dans le but de sélectionner les meilleures. Dans ce chapitre, la plupart des méthodes existantes pour l'évaluation et la comparaison de méthodes de segmentation sont référencées et présentées.

Chapitre IV

Implémentation des techniques d'évaluation et discision des résultats

Chapitre IV :

Implémentation des Techniques d'évaluation

Et discussion des résultats

IV.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter les différentes étapes d'implémentation des méthodes d'évaluation supervisée de la segmentation, où les résultats obtenus seront présentés et discutés.

L'implémentation des algorithmes a été réalisée en utilisant le logiciel MATLAB version 7.8.0.347 (R2009a).

IV.2. Mise en œuvre des algorithmes d'évaluation supervisée de la segmentation

IV.2.1. Algorithmes des Critères d'évaluation supervisée de segmentation en régions

A. Algorithme de Critère d'évaluation de Vinet

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg à niveaux de gris
3. Calcul du nombre de pixels non nuls dons chaque image
4. Représente le poids du couplage normalisé par surface de d'image

$$A \times \sum_{K=1}^{K} C_K$$

5. Calcule la masure de dissimilait

1- $A \times \sum_{K=1}^{K} C_K$

6. affichage des résultats.

B. Algorithme de Critère d'évaluation de Martin

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

A. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg

B. Changer la forme d'image IMSeg à niveaux de gris

C. Calculer une erreur de VT par rapport à IMSeg et une erreur IMSeg par rapport VT.

$E(s) = \frac{card\ (V_j \backslash R_i)}{card\ (V_j)}$ Et $E'(s) = \frac{card\ (R_i \backslash V_j)}{card\ (R_i)}$

D. Calculer une erreur globale de cohérence

$$GCE(R,V) = \frac{1}{A} min\left\{\sum_S E(s), \sum_S E'(s)\right\}$$

E. Affichage des résultats.

C. Algorithme de Critère d'évaluation de Yasnoff et al (Pixel mal segmenté)

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg a niveaux de gris
3. Calcule la distance entre un pixel mal segmenté dans IMSeg et la région à laquelle il appartient dans la VT a la fin somme toutes les distances
4. Calcule la distance moyenne des pixels mal segmentés

$$\frac{1}{A} \times \sqrt{\sum_s d^2(s)}$$

5. Affichage des résultats.

IV.2.2. Algorithme de Critères d'évaluation supervisée de segmentation en contours

A. Algorithme de Critère de mesure sous segmentation classique

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg a niveaux de gris
3. Calcule le nombre de pixels non nuls dans chaque image

$$card\left(I_{ref/f}^{Cont}\right)\ et\ card\left(I_{ref}^{Cont}\right)$$

4. Calcule la mesure sous segmentation classique

B. Algorithme de Critère de mesure sur segmentation classique

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg a niveaux de gris
3. Calcule le nombre de pixels non nuls dans chaque image

$$card\left(I_f\right)\ et\ card\left(I_f \cap I_{Ref}\right)\ et\ card\left(I_{Ref}\right)$$

4. Calcule la mesure sur segmentation classique

$$ERR_{SUR}(I_f, I_{ref}) = \frac{card\,(I_f) - \ card\,(I_f \cap I_{Ref})}{card\,(I_f) - \ card\,(I_{Ref})}$$

5. Affichage des résultats.

C. Algorithme de Critère mesure d'erreur de localisation classique

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg a niveaux de gris
3. Calcule le nombre de pixels non nuls dans chaque image

$$card\,(I_{Ref}) \text{ Et } \ card\,(I_{Ref/F} \cup \ I_{F/Ref})$$

4. Calcule la mesure d'erreur de localisation classique

$$ERR_{LOC}(I_f, I_{ref}) = \frac{card\,(I_{Ref/F} \cup \ I_{F/Ref})}{card\,(I_{Ref})}$$

5. Affichage des résultats.

D. Algorithme de Critère Lq

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg a niveaux de gris
3. Calcule la différence entre l'image VT et l'image IMSeg puissance q à la fin fait la somme des différences

$$\sum_{(i,j)\in X} \left|g_{I_1}(i,j) - g_{I_2}(i,j)\right|^q$$

4. Calcule l'erreur quadratique moyenne de l'image IMSeg par rapport à la VT

$$D_{L(q)}(I_1, I_2) = \left(\frac{1}{card\ (X)} \sum_{(i,j)\in X} \left|g_{I_1}(i,j) - g_{I_2}(i,j)\right|^q\right)^{\frac{1}{q}}$$

5. Affichage des résultats.

E. Algorithme de Critère Bhattacharyya

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

A. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg

B. Change la forme d'image IMSeg à niveaux de gris

C. Calcul de la multiplication pixel par pixel et fait la racine de cette multiplication, à la fin somme tous les résulta

$$D_{BHA}(I_1, I_2) = -\log\left(\frac{1}{card(X)} \sum_{(i,j)\in X} \sqrt{g_{I_1}(i,j) \times g_{I_2}(i,j)}\right)$$

D. Calcul du Critère Bhattacharyya

$$D_{BHA}(I_1, I_2) = -\log\left(\frac{1}{card(X)} \sum_{(i,j)\in X} \sqrt{g_{I_1}(i,j) \times g_{I_2}(i,j)}\right)$$

E. Affichage des résultats.

F. Algorithme de Critère Jensen

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg à niveaux de gris
3. Calcule le coefficient H_α pour chaque image VT et IMSeg et multiplication entre les deux images par l'équation suivent

$$H_\alpha(I_1) = \frac{1}{1-\alpha} log_2\left(\sum_{(i,j)\in I_1} (g_{I_1}(i,j))^\alpha\right), 3 < \alpha \in N$$

4. Calcule le Critère Jensen

$$j\ (I_1, I_2) = H_\alpha\left(\sqrt{I_1 \times I_2}\right) - \frac{H_\alpha(I_1) + H_\alpha(I_2)}{2}$$

5. Affichage des résultats.

G. Algorithme de Critère de Pratt

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg a niveaux de gris
3. Calcule le nombre de pixels non nuls dans chaque image
4. Sélection max entre les deux images cas des pointes non nuls

$$MP = \max\left\{card\left(I_{Ref}^{cont}\right), card(I_F^{cont})\right\}, 0 \le PRA\left(I_f, I_{ref}\right) \le 1$$

5. Calcule le Critère pratt

$$PRA\left(I_f, I_{ref}\right) = \frac{1}{MP} \sum_{K=1}^{card\ (I_F^{cont})} \frac{1}{1 + \alpha d^2(I_F^{cont}(k), I_{Ref}^{cont})}$$

6. Affichage des résultats.

H. Algorithme de Critère de Houssdorf

Cet algorithme est constitué des étapes suivantes :

1. Lecture et affichage les deux images VT et IMSeg
2. Change la forme d'image IMSeg à niveaux de gris
3. Calcule la confissions h (I_1, I_2)

$$\mathrm{h}\,(I_1, I_2) = \max_{\mathrm{a}\in I_F^{cont}} \min_{\mathrm{b}\in I_{Ref}^{cont}} \|\mathrm{a}-\mathrm{b}\|$$

4. Calcule Critère de Haussdorf

$$D_{HAU}(I_f, I_{ref}) = \max\,(h(I_f, I_{ref}), h(I_{ref,} I_f))$$

5. Affichage des résultats.

IV.3. Présentation et discussion des résultats d'implémentation

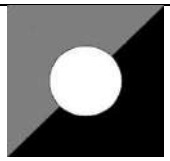
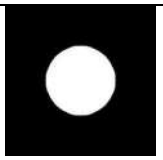
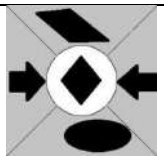
IV.3.1. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions

A. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions homogène

Lors des évaluations des méthodes de segmentation en régions homogène, nous utilisons tout d'abord un jeu de 4 résultats de segmentation fictifs. Ils permettent de contrôler les comportements généraux des différents critères d'évaluation.

Pour cette évaluation, nous appliquons les critères cités en utilisant les images <<VT.jpg>> comment une vérité terrain, <<RSeg1.jpg>>, << RSeg2.jpg>>, << RSeg3.jpg>>, << RSeg4.jpg>>, comment des images segmentai**,** où leurs vérités terrains sont obtenues à l'aide du logiciel ***Paint.***

Tableau IV.1: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région homogène.*

Critères	 **« VT »**	 **« Seg1 »**	 **IV.3.2. g2 »**	 **« Seg3 »**	 **« Seg4»**
Vinet ER_R	**1**	**0.3543**	**0.1570**	**0.3438**	**0.3201**
Martin ER_GC	**1.5258e-5**	**1.5147e-5**	**7.4821e-6**	**3.4023e-6**	**1.1886e-5**
Yasnoff et al Dist	**0**	**49.1905**	**89.3827**	**71.4684**	**89.4693**

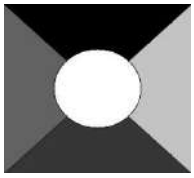
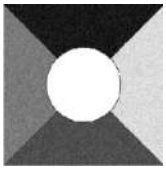
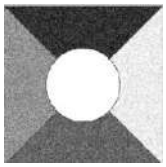
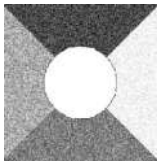
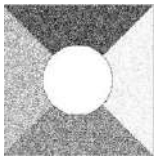
Pour ***Critère de*** Vinet, on remarque qu'à chaque fois le nombre de région diminue, le nombre des poids total du couplage normalisé par la surface de l'image diminue. Et pour ***Critère de Martin***, on remarque qu'à chaque fois le nombre de région diminue l'erreur globale de cohérence diminue aussi, Et pour ***Critère de*** Yasnoff et al, chaque fois le nombre de région diminue, le nombre de pixels mal segmentés va augmenter.

B. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions homogène et avec bruit.

Lors des évaluations des méthodes de segmentation en régions texturé et avec bruit, nous utilisons tout d'abord un jeu de 5 résultats de segmentation fictifs. Ils permettent de contrôler les comportements généraux des différents critères d'évaluation.

Pour cette évaluation, nous appliquons les critères cités en utilisant les images <<VT.jpg>> comment une vérité terrain, et dégradation de valeur de brui.

Tableau IV.2: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région homogène et avec bruit*

 **« VT »**	 **Br=10** **10*Br,Br∈[0..1]**	 **Br=50** **50*Br,Br∈[0..1]**	 **Br=100** **100*Br,Br∈[0..1]**	 **Br=150** **150*Br,Br∈[0..1]**	 **Br=200** **200*Br,Br∈[0..1]**
Critères	< RSeg1.jpg>	< RSeg2.jpg>	< RSeg3.jpg>	< RSeg4.jpg>	< RSeg5.jpg>
Vinet **« ER_R »**	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**
Martin **« ER_CG »**	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**
Yasnoff et al **« Dist »**	**4.478866**	**24.463851**	**49.341705**	**74.487121**	**99.451370**

Dans le cas d'ajout d'un bruit à l'image, on remarque que pour le critère de yasnoff et al, plus le niveau du bruit est important plus l'erreur va augmenter.

C. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions texturé

Lors des évaluations des méthodes de segmentation en régions texturé, nous utilisons tout d'abord un jeu de 5 résultats de segmentation fictifs. Ils permettent de contrôler les comportements généraux des différents critères d'évaluation.

Pour cette évaluation, nous appliquons les critères cités en utilisant les images <<VT00.jpg>> comment une vérité terrain, << Sg_VT01.jpg><< Sg_VT012.jpg>>, << Sg_VT013.jpg>>, << Sg_VT014.jpg>>, << Sg_VT015.jpg>>, comment des images segmentai**,** où leurs vérités terrains sont obtenues à l'aide du logiciel ***Paint.***

Tableau IV.3: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région texturé.*

Critères	 **VT**	 **Sg1**	 **Sg2**	 **Sg3**	 **Sg4**	 **Sg5**
Vinet « ER_R »	**1**	**0.8658**	**0.8536**	**0.8939**	**0.2112**	**0.6843**
Martin « ER_CG »	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**
Yasnoff et al « Dist »	**0**	**4.3568**	**5.0408**	**10.1664**	**23.1966**	**8.9173**

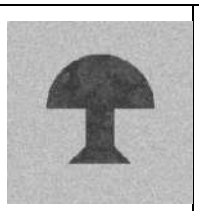
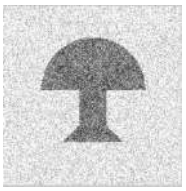
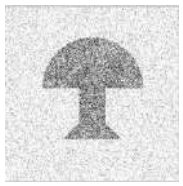
D'après les résultats obtenus, on remarque que le résultat des critères va augmenter ou diminuer selon le cas de déformation des régions segmentées.

D. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions texturé et avec bruit

Lors des évaluations des méthodes de segmentation en régions texturé et avec bruit, nous utilisons tout d'abord un jeu de 5 résultats de segmentation fictifs. Ils permettent de contrôler les comportements généraux des différents critères d'évaluation.

Pour cette évaluation, nous appliquons les critères cités en utilisant les images <<VT00.jpg>> comment une vérité terrain, et dégradation de valeur de bruit.

Tableau IV.4: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région texturé et bruité.*

 « VT »	 Br=10 10*Br,Br∈[0..1]	 Br=50 50*Br,Br∈[0..1]	 Br=100 100*Br,Br∈[0..1]	 Br=150 150*Br,Br∈[0..1]	 Br=200 200*Br,Br∈[0..1]
Critères	< Sg_VT01.jpg>	< Sg_VT02.jpg>	< Sg_VT03.jpg>	< Sg_VT04.jpg>	< Sg_VT05.jpg>
Vinet « ER_R »	**1**	**1**	**1**	**1**	**1**
Martin « ER_CG »	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**	**1.525878e-5**
Yasnoff et al « Dist »	**4.509109**	**24.484893**	**49.674850**	**74.421249**	**99.902267**

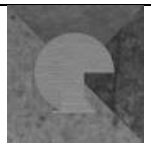
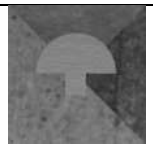
Pour le critère de yasnoff, plus le niveau du bruit augmente plus l'erreur de distance va augmenter.

E. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions mixtes

Lors des évaluations des méthodes de segmentation en régions texturé, nous utilisons tout d'abord un jeu de 5 résultats de segmentation fictifs. Ils permettent de contrôler les comportements généraux des différents critères d'évaluation.

Pour cette évaluation, nous appliquons les critères cités en utilisant les images <<VT.jpg>> comment une vérité terrain, <<MS1.jpg>>, << MS2.jpg>>, << MS3.jpg>>, << MS4.jpg>>, <<MS5.jpg>>, comment des images segmentai**,** où leurs vérités terrains sont obtenues à l'aide du logiciel ***Paint.***

Tableau IV.5: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région mix1.*

Critères	 **VT**	 **SEG1**	 **SEG2**	 **SEG3**	 **SEG4**	 **SEG5**
Vinet « ER_R »	**1**	**0.9547**	**0.8466**	**0.9233**	**0.8978**	**0.3744**
Martin « ER_CG3	**1.5259e-**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**
Yasnoff et « Dist »	**0**	**0.8294**	**1.6765**	**2.4191**	**1.0159**	**10.7237**

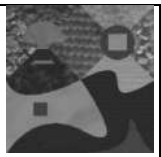
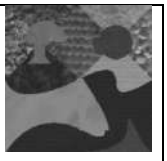
Pour la Mesure de Vinet, l'erreur de recouvrement tend vers 1 pour une bonne segmentation. Et pour le critère de Yasnoff et al, plus l'erreur de la distance des pixels mal segmentés est petite, plus la segmentation est meilleure.

F. Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en régions mixtes

Lors des évaluations des méthodes de segmentation en régions texturé, nous utilisons tout d'abord un jeu de 5 résultats de segmentation fictifs. Ils permettent de contrôler les comportements généraux des différents critères d'évaluation.

Pour cette évaluation, nous appliquons les critères cités en utilisant les images <<VT00.jpg>> comment une vérité terrain, << Sgmix2_VT01.jpg>>, << Sgmix2_VT02g.jpg>>, << Sgmix2_VT03.jpg>>, << Sgmix2_VT04.jpg>>, << Sgmix2_VT05.jpg>>, comment des images segmentai**,** où leurs vérités terrains sont obtenues à l'aide du logiciel ***Paint.***

Tableau IV.6: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en région mix 2.*

Critères	 **VT**	 **Sgmix1**	 **Sgmix2**	 **Sgmix3**	 **Sgmix4**	 **Sgmix5**
Vinet « ER_R »	**1**	**0.9616**	**0.7395**	**0.7915**	**0.8946**	**0.7823**
Martin « ER_CG »	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**	**1.5259e-5**
Yasnoff et al « Dist »	**0**	**2.0207**	**5.6583**	**3.4693**	**2.9828**	**2.5225**

Pour la Mesure de Vinet, l'erreur de recouvrement tend vers 1 pour une bonne segmentation ; Et pour critère de Yasnoff et al, la bonne segmentation est toujours associée à une erreur très faible.

IV.3.2 Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en contour

Lors des évaluations des méthodes de segmentation en contours, nous utilisons tout d'abord un jeu de 9 résultats de segmentations fictifs comme précédemment. Ils permettent de contrôler le comportement général des différents critères d'évaluation.

Pour cette évaluation, nous appliquons les critères cités en utilisant les images <<VTC_00.jpg>> comment une vérité terrain, << VTC_dic_0.jpg>>, << VTC_dic_02.jpg>>, <<VTC_dic_03.jpg>>, <<VTC_dic_04.jpg>>, <<VTC_dic_05.jpg>>,<< VTC_dic_06.jpg>>, << VTC_dic_07.jpg>>, << VTC_dic_08.jpg>>, << VTC_dic_09.jpg>>, comment des images segmentai**,** où leurs vérités terrains sont obtenues à l'aide du logiciel ***Paint*.**

Tableau IV.7: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en contour.*

D'après les résultats obtenus, on constate que :

- Pour le cas de l'erreur de sous-détection, la segmentation est meilleure pour une erreur qui se rapproche de 1.
- Pour le cas de sur-détection, la segmentation est meilleure pour une mesure supérieure a1, et une mauvaise segmentation pour des mesure négatives.
- Pour l'erreur de localisation, les résultats faibles indiquent la bonne localisation.
- Pour le critère LQ, plus l'erreur quadrature moyenne de divergence est petite, plus la segmentation est dite meilleure.
- Pour les critères de Bhattacharyya et Jensen, concernant l'entropie d'information, les mesures sont négatives au tour d'une valeur fixe pour chaque type de critère.
- Pour le critère Pratt, la segmentation est meilleure pour des mesures qui se rapprochent à 1.

IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, On a implémenté quelques méthodes d'évaluation supervisée de la segmentation d'images en région (homogène, texturé, et mixtes) et en contour en présence ou non du bruit. Et d'après les résultats obtenus, on a constaté que selon la déformation ou la dégradation des régions ou des contours, la mesure des critères peut nous donner des indices de bonne segmentation ou non.

Conclusion générale

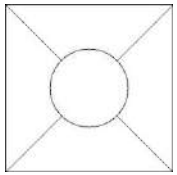
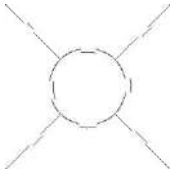
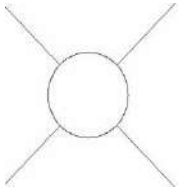
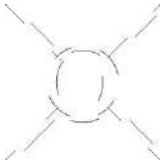
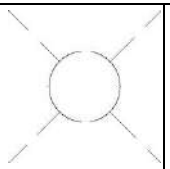
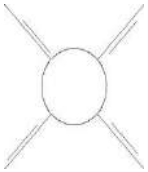
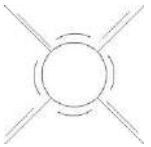
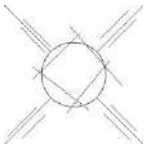
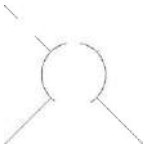
Conclusion générale

La segmentation d'images constitue une phase importante du processus d'analyse d'image. L'évaluation de la segmentation est indispensable pour classer les algorithmes développés et de connaître leur puissance. Certains opérateurs d'évaluation mesurent la qualité d'une segmentation, d'autres mesurent la différence entre l'image segmentée et une image de référence faites par des experts humains ou automatiquement par une autre méthode de segmentation.

Dans notre projet, nous avons étudié et implémenté l'ensemble des critères d'évaluation supervisés, les résultats obtenus nous a permet d'avoir des indices d'évaluation de la segmentation selon les cas. Car pour la segmentation en région, plus la mesure effectuée est proche de 1 dans certains critères plus la segmentation est meilleure. Pour la segmentation en contour, les mesures obtenues ont montré que dans certains critères, la segmentation est meilleure pour des grandes valeurs ; et pour d'autres la segmentation est bonne pour des valeurs qui tendent vers 1.

Mon projet m'a été d'un grand bénéfice et intérêt. Il m'a permis d'enrichir mes connaissances dans le domaine de traitement d'image et l'implémentation.

Tableau IV.7: *Résultats d'évaluation supervisée de segmentation en contour.*

Critères	 **VTC00.jpg**	 **VTC01.jpg**	 **VTC02.jpg**	 **VTC03.jpg**	 **VTC04.jpg**	 **VTC05.jpg**	 **VTC06.jpg**	 **VTC07.jpg**	 **VTC08.jpg**	 **VTC09.jpg**
erreur de sous détection	**1**	**0.9984**	**0.9931**	**0.9970**	**0.9997**	**0.9996**	**0.9974**	**0.9967**	**0.9909**	**0.9999**
erreur de sur détection	**NAN**	**-4.5789**	**-2.3835**	**-12.2000**	**2.0588**	**1.0652**	**-0.0301**	**-0.1179**	**-0.0858**	**1.0814**
erreurde localisation	**1**	**1.0013**	**1.0049**	**1.0028**	**1.0005**	**1.0008**	**1.0001**	**1.0004**	**1.0007**	**1.0014**
Critère Lq	**0**	**17.7322**	**36.5806**	**27.3059**	**9.9733**	**13.0098**	**14.1794**	**22.0048**	**27.7778**	**14.4936**
Bhattacharyya	**-7.9934**	**-2.4006**	**-2.3965**	**-2.3993**	**-2.4016**	**-2.4017**	**-2.4002**	**-2.3984**	**-2.3963**	**-2.4017**
Jensen	**-2.4016**	**-7.9921**	**-7.9846**	**-7.9902**	**-7.9930**	**-7.9929**	**-7.9925**	**-7.9910**	**-7.9898**	**-7.9927**
Pratt	**1**	**0.9656**	**0.2351**	**0.9311**	**0.9805**	**0.9917**	**0.9656**	**0.9411**	**0.9167**	**0.9771**

Bibliographie

[1] M. Bergounioux. ‘’Quelques méthodes mathématiques pour le traitement d’image’’, article, Université d'Orleans, MASTER, pp.110, 2009.

[2] Y. Hu, J. Huang, S. Kwong, and Y. Chan. ‘’Image Fusion Based Visible Watermarking Using Dual-Tree Complex Wavelet Transform. In IWDW’2003, pages 86–100, 2003.

[3] C. Lou, J. Liu, and T. Li. Digital Signature-based Image Authentication. Idea Group Publishing, 2004. ([66] Chun-Shien Land Log-log Maps, IEEE int. Conf on Multimedia Computing and Systems (ICSMS’99), Florence, Italy, June 1999.)

[5] K. Maeno, Q. Sun, S. Chang, and M. Suto. ‘’New Semi-fragile Image Authentication Watermarking Techniques Using Random Bias ND No Uniform Quantization’’. IEEE Transactions on Multimedia, 8(1):32–45, 2006

[6] F. Autrusseau, A. Saadane, and D. Barba. Psychovisual approach for watermarking. SPIE Electronic Imaging, January 2001.

[7] : IMENE TRABELSI et HALIMA MAAMRI, ‘’Tatouage numérique fragile pour l’authentification d’images’’, UNIVERSITE DE KASDI MERBAH OUARGLA, Master Professionnel, Année 2015/2016

[8]: Kirati Imène’’ La Segmentation Bayésienne Non Supervisée d'Images’’, Thèse de universte badji mokhtar annaba,Doctorat, Année : 2014/2015

[9] : Sami TOUHAMI’’ Classification non supervisée de pixels d'images couleur par analyse d’histogrammes tridimensionnels’’, l’Université d’Angers.,Mémoire de DEA, Septembre 2005

[10] Clément A.Isaac : ‘’une plateforme pour le développement et la mise en routine de méthodes d’analyse et de traitement d’images en couleurs’’. Acte du colloque national de la recherche dans les IUT, Roanne, France, vol.1, 2001.

[11] : ABD EL KRIM MAARIR, ILHAME AGNAOU, BEAID BOUIKHALENE, ’’ Evaluation de Quelques Méthodes de Segmentation -Application aux Caractères Tifinagh-’’, article, université sultan Moulay Slimane .Maroc

[12] : ECHEGUT Romain ’’Méthodes de segmentation’’, article, Projet Image, Master 2 Automatique, 2010

[13] : Mohamed SANDELI ''Traitement d'images par des approches bio-inspiréesApplication à la segmentation d'images'', Université Constantine 2, Magister en informatique Option : Systèmes Distribués et Méthodes Formelles (SDMF), Mémoire.pdf, 2013/2014

[14] Sylvie Philipp-Foliguet, Laurent Guigues,'' Évaluation de la segmentation d'images état de l'art, nouveaux indices et comparaison'' article , 4 novembre 2005

[15] LARBI Farouk, HAMOUCHE Noureddine,'' Évaluation des méthodes de segmentation en contour d'image fixe'', Mémoire PFE, Univ. Médéa, 2011 /2012

[16] VINET L., Segmentation et Mise en Correspondance de Régions de Paires d'Images Stéréoscopiques, PhD thesis, Université Paris IX –Dauphine, July 1991.

[17] MARTIN D. R., An empirical approach to grouping and segmentation, University of California, Berkeley, USA, 2002.

[11] WILSON D. L., BADDELEY A. J., OWENS R. A., A new metric for grey-scale image comparison, Int. J. of Computer Vision, 24, p. 5-17,1997.

[19] http://pages.upf.pf/Sebastien.Chabrier/telechargements.php

[21] http://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/848147/?reload=true

[22] : http://perso.telecom-paristech.fr/~tupin/TDI/poly_contours