

*République Algérienne Démocratique et Populaire*  
*Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique*

**UNIVERSITE DE M'SILA**  
**FACULTE DE TECHNOLOGIE**  
**DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**

**MEMOIRE DE MASTER**

**DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE**  
**FILIERE : GENIE ELECTRIQUE**  
**OPTION : SYSTEME TELECOMMUNICATION**  
**NUMÉRIQUE**

**Thème**

**CRITÈRES D'EVALUATION POUR LES MÉTHODES  
DE SEGMENTATION D'IMAGES**

**Présenté par :**  
**REFICE Ismail**

**Encadré par :**  
**Mr.L Lahouaoui**

**N° d'ordre : 2012/...../85/125**

**Promotion : JUIN 2012**

# **Remerciements**

*Je tiens à remercier **ALLAH** qui m'adonné la force de faire ce modeste travail.*

*Je tiens à remercier mon encadreur Monsieur "lalaoui lahouaoui " pour sa gentillesse, sa bonne humeur, ses précieux conseils et pour la confiance qu'il nous a témoignée en dirigeant ce travail .*

*Je remercie chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous ont fait en acceptant d'évaluer notre travail .*

*Mes remerciements vont également à tous les professeurs de département de d'électronique .*

*Je remercie tous ceux , qui de près ou de loin , nous ont soutenu et aide dans la réalisation de ce travail.*

# *Dédicace*

*A ma mère, ma mère et mon père,*

*A mon frères ,*

*A ma seure ,*

*A tous mes amis ,*

*A toute la promotion d'electronique 2011/2012,*

*A tous ceux que j'aime et qui m'aiment ,*

***Je dédie ce modeste travail***

***REFICE ISMAII***

# TABLE DES MATIERE

<i>Introduction générale</i> .....	1
------------------------------------	---

## *CHAPITRE I : Généralités sur le traitement d'image*

I-1 Introduction.....	2
I-2 Historique .....	2
I-3 Pourquoi le traitement d'image ? .....	3
I-4 Vision par ordinateur.....	4
I-5 Acquisition des images.....	4
I-6 Traitement d'images.....	5
I-7 Analyse d'image .....	5
I-7.1 Prétraitements.....	5
I-7.1 Segmentation .....	6
I-8 Interprétation .....	6
I-9 Notions fondamentales en traitement d'images.....	6
I-9.1 L'image.....	6
I-9.2 Pixel.....	7
I-9.3 Histogramme.....	7
I-9.4 Contraste.....	7
I-9.5 Résolution .....	8
I-9.6 Seuillage d'une image.....	8
I-9.7 Notion de connexité.....	9
I-9.8 Notion de voisinage.....	9
I-9.9 Primitives d'image et attributs.....	10
I-9.10 Le bruit.....	10
I-9.11 Le filtrage.....	10

I-10 Conclusion .....	11
-----------------------	----

## ***CHAPITRE II : les différent méthodes de segmentation des images***

II-1 Introduction.....	12
II-2 Qu'est-ce que la segmentation ?.....	12
II-3 Les différentes approches.....	14
II-4 Segmentation d' Images par Régions.....	16
II-5 Les méthodes de segmentation des images par Régions.....	16
II-5.1 Classification Déterministe Non Supervisée.....	17
II-5.1.1 Mean Shift.....	17
II-5.1.2 K-Moyennes.....	19
II-5.1.3 C-moyennes floues et c-moyennes floues adaptatives.....	19
II-5.2 Classification Déterministe Supervisée.....	20
II-5.2.1 Réseaux de neurons.....	20
II-5.3 Classification Probabiliste Paramétrique.....	22
II-5.3.1Mélange de Lois.....	22
II-6 Conclusion.....	24

## ***CHAPITRE III : Critères D'évaluation de la segmentation d'images***

III-1 Introduction.....	25
III-2 état de l'art.....	26
III-2.1 Avec segmentation de référence.....	26
III-2.1.1 Mesure de Vinet.....	26
III-2.1.2 Mesure de cohérence entre segmentations de Martin.....	27
III-2.1.3 Position des pixels mal segmentés :mesure de Yasnoff et al....	27
III-2.2 Sans segmentation de référence.....	28
III-2.2.1 Contraste inter-région de Levine et Nazif.....	28
III-2.2.2 Contraste de Zeboudj.....	29

III-2.2.3 Critère d'uniformité intra-région de Levine et Nazif.....	29
III-2.2.4 Mesure de dissimilarité de Liu et Yang.....	30
III-2.3 Avec calcul d'attributs.....	30
III-3 Rand Index.....	31
III-4 Conclusion.....	32

### ***CHAPITRE IV : Evaluation et Discussion Des Résultats***

IV -1 Introduction.....	33
IV-2 Rappels sur la notation d'image .....	33
IV-2.1 Les fichiers images .....	33
IV-2.2 Rappels sous Matlab .....	33
IV-2.3 Lire et écrire des images sous Matlab .....	34
IV-2.4 Opérations géométriques .....	34
IV-3 Images tests.....	34
IV-4 résultats de segmentation des images synthétiques.....	35
IV-5 Discussion des résultats.....	40
IV-6 Conclusion .....	40
<b><i>Conclusion générale</i></b> .....	41

### **Bibliographies**

# Liste des figures

Figure 1.1: Les étapes d'un système de vision par ordinateur .....	4
Figure I.2: Exemple d'image en 255 niveaux de gris - Bureau. Bmp.....	6
Figure I.3 Exemple d'histogramme pour une image.....	7
Figure I.4 : Images avec contraste différent.....	8
Figure 1.5 : Voisinage 3*3 d'un pixel.....	9
Figure II.6: Schéma d'un système imageur.....	13
Figure II.7: les différentes méthodes de segmentation des images.....	15
Figure II.8 : Structure d'un neurone artificiel. Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie.....	21
Figure IV.9: résultats de segmentation des images composées de 100% des régions texturées.....	36
Figure IV.10: résultats de segmentation des images composées de 25% de régions uniformes.....	36
Figure IV.11 : Résultats de segmentation des images composées de 50% de régions uniformes....	37
Figure IV.12 : résultats de segmentation des images composées de 75% de régions uniformes....	37
Figure IV.13 : résultats de segmentation des images composées de 100% de régions uniformes.....	38

# Liste des tableaux

Table IV.1 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées dans la Figure IV.9 pour une image composées de 100% des régions texturées .....	39
Table IV.2 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.10 pour une image composées 75% de régions texture .....	39
Table IV.3 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.11 pour une image composées de 50% de régions texturée .....	39
Table IV.4 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.12 pour une image composées 25% de régions textures .....	39
Table IV.5 : Résultat d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.13 pour une image composées de 0% de régions textures .....	39

## *Introduction générale*

L'homme s'est servi de tout temps de représentation graphique pour transmettre des connaissances ou pour noter des situations dont il voulait garder le souvenir, l'utilisation des images se justifie par le fait que le contenu représenté peut être facilement compréhensible par de larges classes de personnes possédant une culture analytique.

Le traitement d'image a pour vocation l'étude, la conception et la réalisation de systèmes d'exploitation d'images considérées comme véhicule de l'information, son but ultime est d'extraire le contenu informationnel (information pertinente) des images.

De nombreuses recherches ont été menées dans le but d'extraire et d'exploiter cette information qui peut être à deux niveaux différents :

- le traitement de bas niveau.
- le traitement de haut niveau.

Dans le traitement de bas niveau, la segmentation d'image est une méthode fondamentale et souvent incontournable fondée sur des critères de similarité et/ou de dissimilarité d'indices individuels dits « attributs » correspondant à des points d'intérêt ou à des zones.

Plusieurs méthodes de segmentation se sont développées ces dernières décennies et les chercheurs ont ressenti le besoin d'avoir une mesure de qualité de la segmentation pour l'évaluation des résultats de la segmentation.

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

- **Chapitre 1:** Présentation générale sur le traitement d'image.
- **Chapitre 2:** Présentation des différentes techniques de segmentation d'image par région, position du problème.
- **Chapitre 3:** Présentation des Critères d'évaluation de la segmentation d'images.
- **Chapitre 4:** Discussion des résultats obtenus.

Nous terminerons ce mémoire par une conclusion générale.

## ***CHAPITRE I :***

### ***Généralités sur le traitement d'images***

## **I-1 INTRODUCTION**

Le traitement d'images désigne une discipline des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

Il s'agit donc d'un sous-ensemble du traitement du signal dédié aux images et aux données dérivées comme la vidéo (par opposition aux parties du traitement du signal consacrées à d'autres types de données : son et autres signaux monodimensionnels notamment), tout en opérant dans le domaine numérique (par opposition aux techniques analogiques de traitement du signal, comme la photographie ou la télévision traditionnelles).

Dans le contexte de la vision artificielle, le traitement d'images se place après les étapes d'acquisition et de numérisation, assurant les transformations d'images et la partie de calcul permettant d'aller vers une interprétation des images traitées. Cette phase d'interprétation est d'ailleurs de plus en plus intégrée dans le traitement d'images, en faisant appel notamment à l'intelligence artificielle pour manipuler des connaissances, principalement sur les informations dont on dispose à propos de ce que représentent les images traitées (connaissance du domaine).

La compréhension du traitement d'images commence par la compréhension de ce qu'est une image. Le mode et les conditions d'acquisition et de numérisation des images traitées conditionnent largement les opérations qu'il faudra réaliser pour extraire de l'information.

## **I-2 Historique**

Le traitement d'images commence à être étudié dans les années 1920 pour la transmission d'images par le câble sous-marin allant de New York à Londres. Harry G. Bartholomew et Maynard D. McFarlane effectuent la première numérisation d'image avec compression de données pour envoyer des fax de Londres à New York. Le temps de transfert passe ainsi de plus d'une semaine à moins de trois heures. Il n'y a pas vraiment d'évolution par la suite jusqu'à la période d'après-guerre.

Le traitement du signal prend de l'importance vers la fin de la Seconde Guerre mondiale avec l'arrivée du radar. La prospection pétrolière participe aussi beaucoup au développement des techniques de traitement du signal.

Le véritable essor du traitement d'images n'a lieu que dans les années 1960 quand les ordinateurs commencent à être suffisamment puissants pour travailler sur des images. Peu après, la redécouverte de la transformée de Fourier rapide (FFT) révolutionne le domaine, en rendant possible les manipulations du contenu fréquentiel des signaux sur ordinateur. Cependant, l'essentiel des recherches porte encore, à cette époque, sur l'amélioration des images et leur compression.

En 1980, David Marr formalise le premier la détection de contours de manière précise (D. Marr et E. Hildreth : Theory of Edge Détection, Proc. R. Soc. London, B 207, 187-217, 1980). Au cours des années 1980, un véritable engouement se fait jour pour le traitement de l'image et surtout pour la compréhension de l'image par des systèmes experts. Les ambitions étaient beaucoup trop grandes, l'échec fut d'autant plus cuisant.

Les années 1990 sont témoin de l'amélioration constante des opérateurs. La recherche médicale devient un très gros demandeur en traitement d'images pour améliorer les diagnostics faits à partir des nombreuses techniques d'imagerie médicale, la technique reine étant l'IRM. Les publicitaires, puis le grand public se familiarisent avec la retouche d'image grâce au logiciel Photoshop, et le traitement d'images dans un objectif esthétique se répand avec l'apparition d'autres logiciels dédiés (The Gimp, Paint Shop Pro). Enfin, la décennie s'achève sur l'engouement pour les ondelettes et les images multimodales.

### **I-3 Pourquoi le traitement d'image ?**

- rendre des images exploitables afin de pouvoir mener à bien des études;
- améliorer le rendu, corriger certains paramètres (contraste, netteté,...).

## I-4 Vision par ordinateur

La vision par ordinateur est un domaine actif de recherche depuis des décennies [2], cette recherche est passée par différentes étapes évoluant autant avec les découvertes du domaine qu'avec la progression de la puissance des ordinateurs.

La vision artificielle ou vision assistée par ordinateur (V. A .O) symbolise toute la chaîne visuelle partant de l'image brute et allant jusqu'à l'interprétation de son contenu. Il existe donc un aspect décisionnel très important lors de la phase de compréhension, d'où l'interaction avec l'intelligence artificielle. Le traitement d'images s'intègre dans ce processus comme un outil, il n'a aucun pouvoir décisionnel car il se définit comme un ensemble de tâches destinées à extraire de l'image des informations qualitatives et quantitatives qui sont transmises au module de niveau supérieur.

Les étapes d'une chaîne de vision par ordinateur se résument dans la figure suivante :

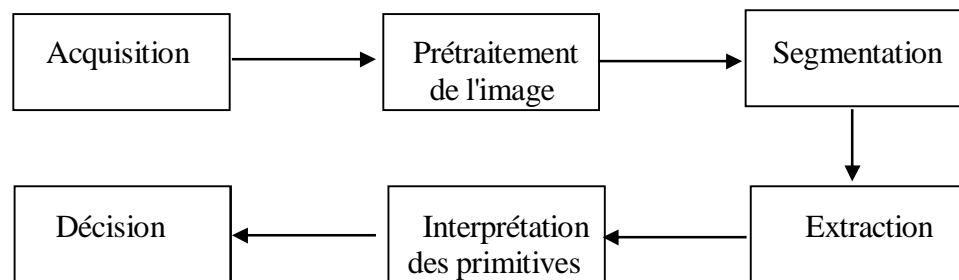


Figure 1.1: Les étapes d'un système de vision par ordinateur

## I-5 Acquisition des images

Une image correspond à la projection nette d'une scène sur un plan. Cette projection est assurée par un objectif composé de plusieurs lentilles. Le plan sur lequel l'image de la scène est projetée est un capteur d'intensité de lumière qui comporte une charge électrique proportionnelle à l'intensité lumineuse en chaque point de sa surface. Ce capteur est appelé rétine.

Le contenu de cette rétine est analysé à l'aide de circuits électroniques pour délivrer le signal image. L'ensemble rétine - objectif constitue avec les circuits électroniques, une caméra.

## **I-6 Traitement images**

Le traitement d'images a pour vocation l'étude, la conception et la réalisation de systèmes d'exploitation d'images considérées comme véhicules de l'information. Son but ultime consiste à extraire le contenu informationnel (ou information pertinente) des images en vue d'une prise de décision ou d'une action.

De nombreuses recherches ont été menées dans le but d'extraire et d'exploiter cette information qui peut être à deux niveaux différents :

Le traitement de « bas niveau » auquel est affectée la tâche d'extraction des primitives pertinentes de l'image dont le but est la réduction de la quantité d'informations contenue dans l'image.

Le traitement de « haut niveau » destiné à l'interprétation du contenu de l'image dans un but de reconnaissance et de compréhension.

En pratique, ces deux niveaux sont fortement interdépendants et coopèrent. En effet, l'extraction des primitives n'a de sens et d'intérêt qu'en rapport avec l'interprétation qu'en donne l'utilisateur.

## **I-7 Analyse d'image**

L'objectif de l'analyse d'image est de chercher à extraire les informations contenues dans divers objets de la scène afin de développer une représentation symbolique puis sémantique de l'information contenue à l'état brut dans une représentation numérique à 2 ou 3 dimensions en vue de reconnaissance et d'interprétation.

L'être humain est un observateur actif car il est capable de modifier ses paramètres visuels afin d'acquérir des informations sur l'environnement.

Les deux processus fondamentaux dans l'analyse d'image est la segmentation des images et le prétraitement.

### **I-7.1 Prétraitements**

L'image brute est une structure simple dans son organisation mais complexe dans son contenu, ceci est dû à plusieurs facteurs, d'une part la grande quantité d'information qui y réside, d'autre part le nombre important de processus indépendants de l'utilisateur qui tendent à y introduire des distorsions indésirables.

Le rôle du prétraitement dans sa définition la plus générale est de remédier aux dégradations ayant affecté l'image et/ou de rendre cette image mieux adaptée à une application particulière.

## I-7.2 Segmentation

La segmentation est l'opération qui consiste à subdiviser une scène réelle en ses parties constituantes ou objets. Appliquer à l'image, l'opération de segmentation revient à découper le plan  $(x,y)$  en régions significatives et l'interprétation de ces régions en termes d'entités ayant une signification sémantique précise.

## I-8 Interprétation

Cette étape vise à déterminer d'autres primitives de haut niveau des objets à partir de celles données dans les étapes précédentes. Son objectif est de déterminer l'identité des objets perçus, leurs positions dans l'image ou par rapport au capteur et éventuellement d'autres informations nécessaires pour une application précise. Les méthodes de reconnaissance sont souvent couplées avec des méthodes de localisation. Il existe plusieurs outils pour cette mise en correspondance, citons entre autre: la recherche d'une clique maximale dans un graphe, la prédiction /vérification d'hypothèse, etc.

## I-9 Notions fondamentales en traitement d'images

### I-9.1 L'image

L'image représente généralement un objet 3D sur une surface plane, en souhaite que l'image soit le reflet le plus fidèle possible de l'objet et ceci est lié à la qualité du système d'imagerie. Une image numérique se distingue d'une image analogique par le fait que les informations sont regroupées sous forme d'une matrice de nombre représentant un phénomène physique. La numérisation convertit le signal en une valeur numérique, et pour cela le signal est échantillonné.



FigureI.2: Exemple d'image en 255 niveaux de gris - Bureau. bmp

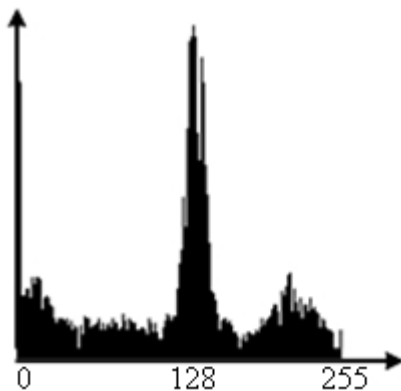
## I-9.2 Pixel

Une image est constituée de points appelés pixels, le mot pixel provient d'une abréviation de l'expression britannique « picture élément ».

Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions, constituant l'image finalement obtenue, étant donné que l'écran effectue un balayage de gauche à droite et de haut en bas. On désigne généralement par les coordonnées [0,0] le pixel situé en haut à gauche de l'image.

## I-9.3 Histogramme

La première caractéristique statistique d'une image est la détermination de son histogramme. Il représente le dénombrement des fréquences ou la densité de probabilité d'apparition  $p(g)$  des niveaux de gris ( $g$ ) dans une image. Le graphe d'évolution de la fréquence des niveaux de gris en fonction des niveaux de gris est appelé histogramme de l'image.



En abscisse : niveau des gris, le 0 étant le noir.  
En ordonnée : nombre de pixels.



Image " Femme. bmp"

Figure I.3 Exemple d'histogramme pour une image

## I-9.4 Contraste

C'est la différence marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances des deux zones d'images [5].

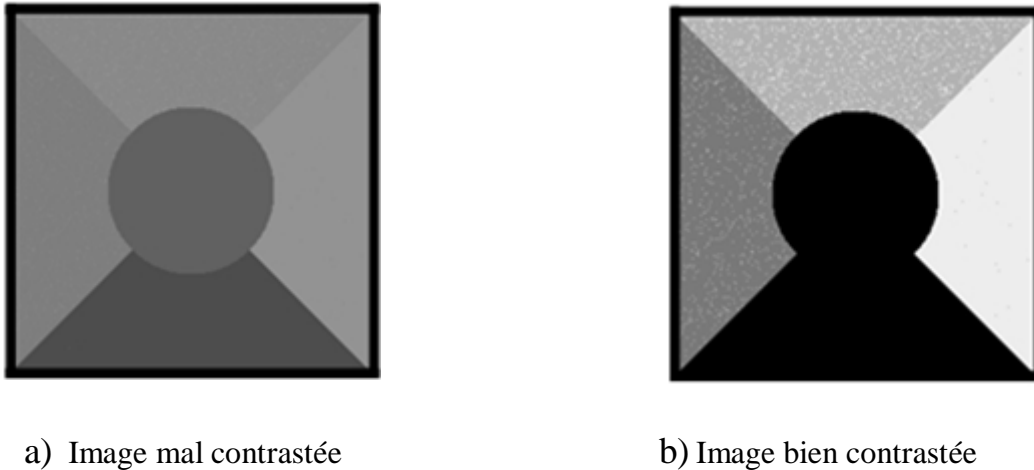


Figure I.4 : Images avec contraste différent

### I-9.5 Résolution

C'est la clarté et la finesse des détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. Sur les moniteurs d'ordinateurs, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur. Plus grand est ce nombre, meilleure est la résolution [5].

### I-9.6 Seuillage d'une image

Le seuillage est l'une des approches les plus anciennes et importantes de segmentation d'images. C'est une méthode de détection d'objet à partir d'histogramme des niveaux de gris  $I(x, y)$ , il est appliquée pour des images simples.

Soit une image composée d'objets gris clairs sur un fond sombre. Cette image a un histogramme  $p = p(I(x, y))$  formé de deux groupes de niveaux de gris dominants (bimodal).

Une méthode évidente d'extraction des objets à partir du fond est de sélectionner une valeur seuil  $s$  séparant les deux groupes dominants en deux bandes  $B1$  et  $B2$ . Alors l'image seuillée est appelée  $g(x, y)$  et satisfait le critère suivant :

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } I(x, y) \geq s \quad (\text{point des objets}) \\ 0 & \text{si } I(x, y) < s \quad (\text{point du fond}) \end{cases} \quad (I,1)$$

-si  $s$  ne dépend que de  $I(x, y)$ , alors le seuillage est dit « global »

-si  $s$  dépend de  $I(x, y)$  et de  $p$ , alors le seuillage est dit « local ».

-si l'histogramme est multimodal, deux seuils successifs délimitent un mode.

### I-9.7 Notion de connexité

Un chaînage de longueur  $L$  existe entre les points  $A$  et  $B$  d'une image si on peut trouver une séquence de points  $P_0 = A, P_1, P_2, \dots, P_i, \dots, P_L = B$  telle que  $P_i$  est le voisin de  $P_{i-1}$  pour  $i = 1, 2, 3, \dots, L$ .

On définit un 4-chaînage ou 8-chaînage entre  $A$  et  $B$  selon que l'on utilise la notion de 4-voisinage ou 8-voisinage.

Soit un sous-ensemble  $S$  de l'ensemble des points constituant une image et deux points  $A$  et  $B$  de  $S$ . On dit que  $A$  est connexe à  $B$  dans  $S$ , s'il existe un 4-chaînage ou un 8-chaînage entre  $A$  et  $B$  formé uniquement des points du sous-ensemble de  $S$ . L'ensemble des points  $S$  connexes à tout point  $A$  de  $S$  constitue une région connexe de  $S$ .

### I-9.8 Notion de voisinage

Chaque point image  $I(x,y)$  a quatre voisins horizontaux verticaux et quatre voisins diagonaux. Les voisins horizontaux verticaux de  $I(x, y)$  sont appelés des 4 voisins et on dit qu'ils sont 4 adjacents à  $I(x, y)$ . Les voisins de  $I(x, y)$  définissant le reste du voisinage  $3 \times 3$  de la figure ci-dessous sont appelés des 8-voisins et on dit qu'ils sont 8-adjacents à  $I(x, y)$ .

$I(x-1, y-1)$	$I(x-1, y)$	$I(x-1, y+1)$
$I(x, y-1)$	$I(x, y)$	$I(x, y+1)$
$I(x+1, y-1)$	$I(x+1, y)$	$I(x+1, y+1)$

Figure 1.5 : Voisinage  $3 \times 3$  d'un pixel

## I-9.9 Primitives d'image et attributs

On construit des agrégats de pixel de façon que ceux-ci présentent des caractéristiques communes. Ces agrégats sont appelés primitives de l'image qui se divisent en deux types: primitives de surface et primitives de contour. On associe à tous pixel un attribut qui peut être son intensité, son gradient, sa couleur..... On dit que deux pixels sont liés s'ils sont connexes et s'il existe une relation entre leurs attributs.

### I-9.10 Le bruit

L'image acquise est composée d'une partie "utile" (signal) et d'une partie parasite indésirable appelée "bruit".

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

- du dispositif d'acquisition (camera, amplificateur, quantification),
- bruit lié a l'échantillonnage,
- de la scène elle-même (poussière, brouillard,...).

Le bruit se présente comme un ennemi du signal d'image ce qui nous amène à déduire que pour lutter contre les effets du bruit, il est nécessaire d'atténuer le maximum de ce dernier en utilisant des filtres.

### I-9.11 Le filtrage

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets des bruits (parasites) en lui faisant subir un traitement appelé filtrage. Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données. Le système utilisé est appelé filtre numérique [5].

Dans ce chapitre nous avons présenté les différents modules d'un système de vision par ordinateur.

La segmentation d'image joue un rôle important dans un système d'analyse d'images, nous présenterons dans le chapitre qui suit quelques méthodes de segmentation d'images.

**I-10 Conclusion**

Tout système de reconnaissance de formes a pour point commun la donnée physique. à partir de laquelle des informations sont tirées et modélisées mathématiquement afin de faciliter leur traitement numérique et les faire évoluer dans un espace virtuel et éventuellement prédire leur comportement.

Le traitement d'une image (après numérisation) permet d'améliorer sa qualité, en diminuant le bruit et détectant la présence de certaines formes afin de rapprocher mieux de l'image originale, pour qu'elle soit prête d'être utilisée en d'autres applications.

## ***CHAPITRE II :***

***les différent méthodes de segmentation des  
images***

## II-1 INTRODUCTION

La segmentation d'image est une opération de partitionnement de l'image permettant de générer une description de celle-ci en termes de zones d'intérêts (régions) [6]. Une région est un ensemble connexe de pixels ayant des propriétés communes (intensité, texture,...).

La segmentation est une étape essentielle en traitement d'images dans la mesure où elle conditionne l'interprétation qui va être faite sur ces images. De nombreux algorithmes ont ainsi été proposés durant les dernières décennies ([7], [8], [9]). Ils sont basés sur différentes approches : contour, région, forme, Théorie des graphes.

L'objet majeur de toute méthode de segmentation est l'extraction d'indices visuels dits "attributs" caractérisant les objets d'une image. Ces attributs correspondent à des points d'intérêts ou à des zones de caractéristiques de l'image. Il n'existe pas une méthode universelle pour segmenter une image, généralement elle peut se faire suivant différentes approches.

## II-2 Qu'est-ce que la segmentation ?

Il n'est pas aisé de trouver une seule définition de la segmentation car cette tâche est souvent confondue avec la classification ou l'étiquetage, on peut néanmoins essayer d'en trouver une afin de fixer le cadre dans lequel nous écrivons et ainsi faire disparaître les ambiguïtés.

Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours. Ces régions et contours sont supposés être pertinents, c'est-à-dire que les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours à leurs contours apparents.

Une définition formelle d'un algorithme de segmentation a été donné par Horowitz et Pavlidis [10,11] en 1975.

### **-Définition :**

Soit  $X$  le domaine de l'image et  $f$  la fonction qui associe à chaque pixel une valeur  $f(x,y)$ . Si nous définissons un prédicat  $P$  sur l'ensemble des parties de  $X$ , la segmentation de  $X$  est définie comme une partition de  $X$  en  $n$  sous-ensemble  $\{R_1, \dots, R_n\}$  tels que :

$$1. X = \bigsqcup_{i=1}^n R_i \quad (\text{II},1)$$

$$2. \forall i \in \{1, \dots, n\} R_i \text{ est connexe} \quad (\text{II},2)$$

$$3. \forall i \in \{1, \dots, n\} P(R_i) = \text{vrai} \quad (\text{II},3)$$

$$4. \forall i, j \in \{1, \dots, n\}^2 R_i \text{ est adjacent à } R_j \text{ et } i \neq j \Rightarrow p(R_i \cup R_j) = \text{faux} \quad (\text{II},4)$$

où  $\bigsqcup$  représente une union d'ensemble disjoints.

Le prédicat P est utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles  $R_i$ . Ces sous-ensembles constituent les régions de l'image. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogènes, le critère d'homogénéité P restant à déterminer.

Zucker [12] a résumé les conditions de la définition d'Horowitz comme suit : la première condition implique que tout pixel de l'image appartienne à une région et une seule. Cela signifie que l'algorithme de segmentation ne doit pas se terminer avant d'avoir traité tous les points. La seconde condition implique que toute région doit être connexe. La connexité des régions étant induite par le voisinage défini sur l'image. La troisième condition implique que chaque région doit être homogène.

Enfin, la quatrième condition est une condition de maximalité indiquant que la fusion de deux régions ne doit pas être homogène. Il est important de remarquer que le nombre n de régions formant la partition de l'image reste indéterminé. Il peut donc exister plusieurs segmentations possibles pour un prédicat P donné .

Les psychophysiciens et les gestaltistes sont d'accord sur le fait qu'un processus de segmentation se produit aux toutes premières étapes du processus de perception visuelle [13, 14, 15]. De plus, ils ont prouvé que ces premières étapes sont tout à fait indépendantes d'un quelconque apprentissage ou d'une connaissance à priori sur le monde (le domaine de l'image). Cela signifie qu'un algorithme programmé, traitant des images numériques, est capable de faire la même chose.

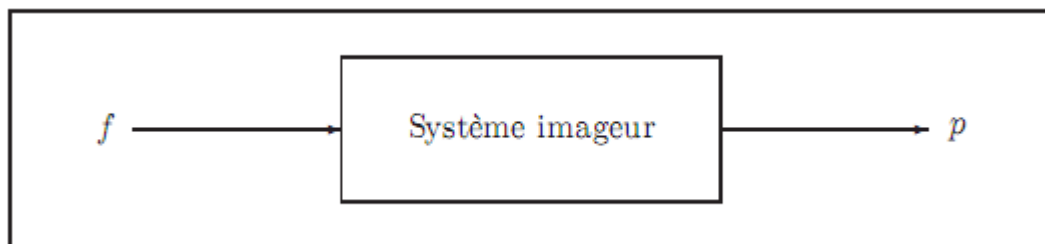


Figure II.6: Schéma d'un système imageur

L'image d'origine (notée  $f$ ) est relié à l'image observée (notée  $p$ ) par une transformation qui fait intervenir deux types de phénomènes. Les premiers sont déterministes (ex : projection, défauts du système imageur, etc.) et les seconds sont aléatoires, connus uniquement en termes de statistiques(ex : bruit de mesure).

Le terme "problème inverse" désigne les problèmes consistant à inverser cette transformation : retrouver l'image  $f$  à partir de  $p$ , ce qui n'est pas toujours possible en pratique. En effet, la plupart des problèmes inverses en traitement d'image sont par nature mal posés. Au sens d'Hadamard [16], un problème est mal posé si une des conditions suivantes n'est pas respectée :

- il existe une solution au problème .
- cette solution est unique .
- cette solution dépend continment des données .

La seule connaissance des données observées est insuffisante pour assurer l'existence, l'unicité et la stabilité d'une solution. En général, on introduit un a priori sur la solution, que l'on appelle régularisation. La segmentation consiste donc à trouver une approximation de  $f$  suffisammentcorrecte pour effectuer les phases de travail en aval.

### **II-3 Les différentes approches**

La segmentation est un vaste sujet d'étude et fait partie des grands thèmes de l'imagerie numérique. A ce titre, de nombreuses publications font état de segmentations. Comment préférer l'une ou l'autre est un débat ouvert qui fait rage dans bien des laboratoires. En effet, pour valider correctement une segmentation d'objets naturels, comme en imagerie médicale, il faut disposer de la vérité terrain ; ce qui est bien difficile dans le cas de la segmentation, car comment définir de façon précise où commencent et où s'arrêtent les objets sur une image ? Il n'y a donc pas une mais des segmentations possibles sur une même image et elles sont bien souvent subjectives. De même, selon ce que nous voulons segmenter, certaines techniques seront plus à même d'y parvenir.

Cette classification et ses ramifications plus poussées sont représentées sur la figureII-7.

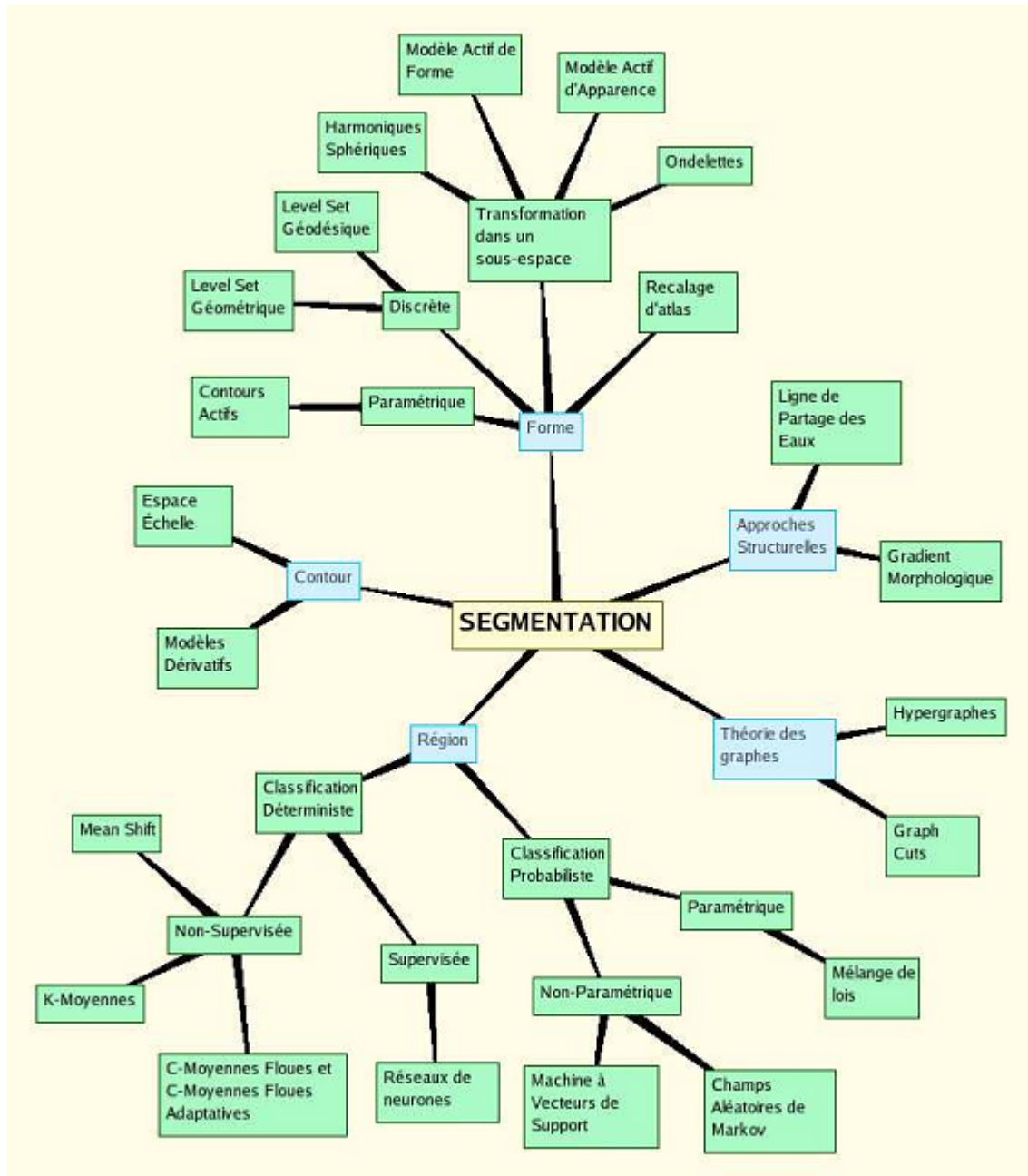


Figure II.7: les différentes méthodes de segmentation des images

## **II-4 Segmentation d' Images par Régions**

La segmentation par régions est une approche spécifique dans laquelle on cherche à construire des surfaces en regroupant des pixels voisins suivant un critère d'homogénéité. Au final, la segmentation par région crée un ensemble de régions qui ont les propriétés suivantes :

- la réunion de toutes les régions donne l'image entière.
- les régions sont connexes (c'est à dire que tous les pixels d'une même région sont jointifs).
- tous les pixels d'une même région sont homogènes entre eux.
- les pixels de deux régions adjacentes ne sont pas homogènes entre eux.

Cette approche se distingue, par exemple, des segmentations par contours ou par seuillage dans les quelles les régions créées ne possèdent pas toutes ces propriétés.

Il n'existe pas de technique unique de segmentation car la nature des images et le but de la segmentation sont multiples. Le choix de la technique est lié aux facteurs suivants [Cocquerez et al, 1995] :

### **-Caractéristiques de l'image :**

- type de l'éclairage, présence ou non de reflets
- types de bruits, présence éventuelle de zones texturées
- contours flous ou occultés partiellement

### **-Objectif de la segmentation :**

- localisation, mesure
- indexation, reconnaissance des formes
- aide au diagnostic (temps réel ou pas)
- aide au contrôlé de la qualité

### **-Primitive à extraire :**

- contours, points d'intérêt
- objet, forme, region
- texture

## **II-5 Les méthodes de segmentation des images par Régions**

L'approche "région" de la segmentation utilise des techniques d'identification et de localisation d'ensembles connexes de pixels. Les méthodes par classification ont pour but de partitionner les images en plusieurs classes - comme leur nom l'indique - et constituent le plus souvent une étape dans la segmentation d'objet à proprement parler. Cependant, leur utilisation dans les méthodes de segmentation étant très répandue, il nous a paru judicieux d'en expliquer les ressorts.

Ces différentes classifications peuvent être séparées selon plusieurs critères : probabilistes ou déterministes, paramétriques ou non, supervisées ou non . Nous présenterons donc un panel de ces méthodes parmi lesquelles nous trouverons les réseaux de neurones (méthode déterministe supervisée), les approches K-Moyennes, Fuzzy C-Means, Adaptive Fuzzy C-Means et Mean Shift(déterministes non supervisées), les différentes mixtures de lois (probabilistes paramétriques) et les approches markoviennes et par Machine à Vecteurs de Support (probabilistes non-paramétriques).

## II-5.1 Classification Déterministe Non Supervisée

### II-5.1.1 Mean Shift

L'algorithme du Mean Shift, introduit par Fukunaga [17] puis remis au goût du jour par Comaniciu, recherche le "mode" ou point de plus haute densité d'une distribution de données. les auteurs décrivent les bases de leur méthode (estimation par noyau de Parzen) ainsi que deux principaux champs d'applications, à savoir recherche de mode et filtrage de données. Une méthode élégante pour localiser les maxima locaux d'une fonction de densité est la recherche des zéros de son gradient.

Le gradient de l'estimation non paramétrique par le noyau  $K_H$  est :

$$\hat{\nabla} f(x) = \nabla \hat{f}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \nabla K_H(x - x_i) \quad (\text{II},5)$$

Elle est. dépendante de la forme du gradient du noyau. Avec un  $K_H$  de la forme :

$$K_H(x) = |H|^{-1/2} K(H^{-1/2}x) \quad (\text{II},6)$$

où  $H$  est la matrice de paramètre d'échelle et  $|H|$  le déterminant de la matrice  $H$ , on a un gradient de la forme :

$$\nabla K_H(x) = |H|^{-1/2} \cdot \nabla K(H^{-1/2}x) \quad (\text{II},7)$$

Si le noyau  $K$  a comme profil la fonction  $k$ , définie telle que :

$$K(x) = C_{k,d} k(x^T x) \quad (\text{II},8)$$

alors on obtient l'expression :

$$\nabla K_H(x) = 2C_{k,d} |H|^{-1/2} H^{-1} x k'(x^T H^{-1}x) \quad (\text{II},9)$$

En posant  $g(\mathbf{x}) = -k'(\mathbf{x})$  et après quelques manipulations, on obtient l'équation du gradient de l'estimation suivante :

$$\nabla \hat{f}(\mathbf{x}) = \frac{2C_{k,d}H^{-1}}{n|H|^{1/2}} \cdot \sum_{i=1}^n g(d^2(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, H)) \cdot \left[ \frac{\sum_{i=1}^n g(d^2(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, H)) \cdot \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n g(d^2(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i, H))} - \mathbf{x} \right] \quad (\text{II},10)$$

où  $d$  représente la distance de Mahalanobis. Le but est de trouver les valeurs de  $\mathbf{x}$  pour lesquelles le vecteur gradient de l'estimation est nul. Celui-ci s'annule si et seulement si le vecteur entre crochets est nul. Ce vecteur, appelé vecteur Mean Shift, est donc proportionnel au gradient de l'estimation.

La procédure de segmentation dans ce cadre est la suivante :

1. Considérer les images en terme de caractéristiques (via couleur, gradient, mesures de texture....etc.)
2. Choisir une répartition uniforme des fenêtres de recherche initiales.
3. Calculer le centroïde des données pour chaque fenêtre.
4. Centrer la fenêtre de recherche sur le centroïde de l'étape 3.
5. Répéter les étapes 3 et 4 jusqu'à convergence.
6. Fusionner les fenêtres se trouvant au même point final.
7. Grouper les données traversées par les fenêtres fusionnées

Le mean-shift est un algorithme non paramétrique de partitionnement de données multidimensionnelles. Il peut être utilisé pour la segmentation, en plongeant l'image dans un espace à 5 dimensions, où chaque pixel est représenté par un point ayant pour coordonnées sa position en  $x$ , en  $y$ , et ses valeurs  $R$ ,  $G$ ,  $B$ . Les groupes de points dans cet espace représentent les ensembles de pixels homogènes à la fois spatialement et en couleurs. Pour la quantification couleurs, le résultat du mean-shift peut être utilisé comme initialisation de l'algorithme  $k$ -means.

### II-5.1.2 K-Moyennes

L'algorithme des k-moyennes [18] classe les objets selon leurs attributs en k parties (ou clusters) en supposant que les attributs des objets forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad (\text{II},11)$$

Où  $S_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, k$  sont les k clusters et  $\mu_i$  est le centroïde ou point moyen des points  $x_j \in S_i$ .

L'algorithme commence par partitionner les points en k ensembles initiaux, soit au hasard, soit en utilisant une heuristique. Il calcule ensuite le centroïde de chaque ensemble et construit une nouvelle partition en associant chaque point avec le centroïde le plus proche. S'ensuit une alternance entre calcul des centroïdes des nouveaux clusters et appariement des points avec le centroïde le plus proche jusqu'à convergence. Celle-ci est obtenue quand plus aucun point ne change de groupe (ou bien quand les centroïdes ne changent plus).

Cet algorithme est très populaire car extrêmement rapide en pratique. En effet, le nombre d'itérations est typiquement inférieur au nombre de points. En terme de performance, cet algorithme ne garantit pas un optimum global. La qualité de la solution dépend grandement des ensembles initiaux et peut, en pratique, être bien en deçà de l'optimum global. Comme l'algorithme est très rapide, une méthode courante est de le lancer plusieurs fois et de retourner la meilleure partition. L'autre problème est qu'il est nécessaire de donner le nombre de clusters (i.e. k) à trouver ; cela n'étant pas réellement handicapant dans le cas de la segmentation d'images synthétique puisque le nombre de classes est, le plus souvent, connu.

### II-5.1.3 C-moyennes floues et c-moyennes floues adaptatives

L'algorithme des c-moyennes floues (ou fuzzy c-means - FCM - en anglais) introduit par Dunn [19] généralise l'algorithme des k-moyennes en permettant la classification floue basée sur la théorie des ensembles flous. Bezdek s'y est intéressé [20, 21] et a développé cet algorithme. Dans le cas des c-moyennes floues, la fonctionnelle  $J$  à minimiser est :

$$J = J_{\omega}(x, v : y) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (x_{ik})^{\omega} \left\| y_k - v_i \right\|_A^2 \quad (\text{II},12)$$

où

n est le nombre de points à traiter, c le nombre de classes désirées,

$\omega \in [1, +\infty]$  est le poids de fuzzycation,

$v = (v_1, \dots, v_c)$  est le vecteur des centres de classes,

$\| \cdot \|_A$  est un produit scalaire où  $A$  est une matrice définie positive

et  $x = [x_{ik}] \in \mathbb{R}^{c \times n}$ , avec  $x_{ik} \in [0, 1] \forall 1 \leq i \leq c$  et  $1 \leq k \leq n$ ,

est la  $c$ -partition floue de  $y$  et doit vérifier :

$$\sum_{i=1}^c x_{ik} = 1 \text{ pour } 1 \leq k \leq n, \sum_{i=1}^n x_{ik} > 0 \text{ pour } 1 \leq i \leq c \quad (\text{II},13)$$

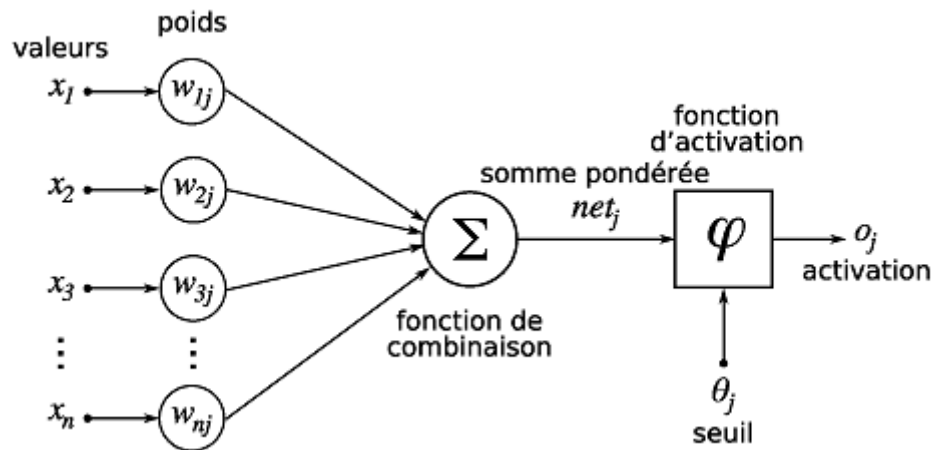
Xue et coll. utilise les FCM pour combiner le filtre moyen au filtre médian local afin de réaliser la segmentation locale de volumes IRM de cerveaux [22]. Pham et coll. ainsi que Jiang et coll. utilisent les inhomogénéités d'intensité des volumes IRM dans la fonctionnelle  $L$  et obtiennent ainsi un FCM adaptatif qui permet une meilleur segmentation [23, 24].

## II-5.2 Classification Déterministe Supervisée

### II-5.2.1 Réseaux de neurones

Un réseau de neurones artificiels [25, 26] est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. Chaque couche  $i$  est composée de  $N_i$  neurones - cf. figure II.8 - prenant leurs entrées sur les  $N_{i-1}$  neurones de la couche précédente. à chaque synapse est associée un poids synaptique, de sorte que les  $N_{i-1}$  sont multipliés par ce poids, puis additionnés par les neurones de niveau  $i$ , ce qui est équivalent à multiplier le vecteur d'entrée par une matrice de transformation. Mettre l'une derrière l'autre les différentes couches d'un réseau de neurones reviendrait à mettre en cascade plusieurs matrices de transformation et pourrait se ramener à une seule matrice, produit des autres, s'il n'y avait à chaque couche, la fonction de sortie qui introduit une non-linéarité à chaque étape. Ceci montre l'importance du choix judicieux d'une bonne fonction de sortie : un réseau de neurones dont les sorties seraient linéaires, n'aurait aucun intérêt.

Au delà de cette structure simple, le réseau de neurones peut également contenir des boucles qui en changent radicalement les possibilités mais aussi la complexité. De la même façon que des boucles peuvent transformer une logique combinatoire en logique séquentielle,



**Figure II.8** : Structure d'un neurone artificiel. Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie.

les boucles dans un réseau de neurones transforment un simple dispositif de reconnaissance d'entrées, en une machine complexe capable de toute sortes de comportements.

Classiquement, en segmentation d'images médicales, les réseaux de neurones sont utilisés comme classifieurs. Les poids synaptiques sont déterminés par apprentissage sur une base d'image dont le résultat de segmentation est connu, on parle alors de réseau de neurones supervisé. Souvent, les neurones d'entrées sont les différentes IRM disponibles et les neurones de sorties nous donnent alors les différentes classes recherchées. Il est en outre possible d'introduire des informations a priori en plus des volumes et donc de donner plus de robustesse à cette classification.

Mais l'inconvénient majeur de cette méthode par réseaux de neurones est l'étape d'apprentissage qui demandent une intervention manuelle pour donner cette vérité terrain dont le réseau a besoin pour calculer les poids synaptiques.

## II-5.3 Classification Probabiliste Paramétrique

### II-5.3.1 Mélange de Loix

Le problème classique de la classification automatique est de considérer qu'un échantillon de données provienne d'un nombre de groupes inconnus a priori qu'il faut retrouver. Lorsqu'on part du postulat que ces groupes suivent une loi de probabilité (quelconque), alors on se place nécessairement dans le cadre des modèles de mélanges. Si, en plus, on considère que les lois que suivent les individus sont normales, alors on se place dans le cadre des modèles de mélanges gaussiens.

Par la suite, on notera  $x$ , un échantillon composé de  $n$  individus  $(x_1, \dots, x_n)$  appartenant à  $\mathbb{R}^p$  (i.e. caractérisés par  $p$  variables continues). Dans le cadre des modèles de mélanges gaussiens, on considère que ces individus appartiennent chacun à un des  $g$  ( $g$  étant fixé a priori)  $G_1, \dots, G_g$  suivant chacun une loi normale de moyenne  $\mu_k$ , ( $k = 1, \dots, g$ ) et de matrice de variance-covariance  $\Sigma_k$ . D'autre part, en notant  $\pi_1, \dots, \pi_g$  les proportions des différents groupes,  $\theta_k = (\mu_k, \Sigma_k)$  le paramètre de chaque loi normale et  $\Phi = (\pi_1, \dots, \pi_g, \theta_1, \dots, \theta_g)$  le paramètre global du mélange, la loi mélange que suit l'échantillon peut s'écrire :

$$g(x, \Phi) = \sum_{k=1}^g \pi_k f(x, \theta_k) \quad (\text{II},14)$$

avec  $f(x, \theta_k)$  la loi normale multidimensionnelle paramétrée par  $\theta_k$ .

La principale difficulté de cette approche consiste à déterminer le meilleur paramètre  $\Phi$ . Pour cela, on cherche habituellement le paramètre qui maximise la vraisemblance, donnée dans ce cas par :

$$L(x; \Phi) = \sum_{i=1}^n \log\left(\sum_{k=1}^g \pi_k f(x_i, \theta_k)\right) \quad (\text{II},15)$$

Une fois l'estimation effectuée, il s'agit d'attribuer à chaque individu la classe à laquelle il appartient le plus probablement. Pour cela, on utilise la règle d'inversion de Bayes. D'après celle-ci, on a

$$P(G_k | x) = \frac{p(x | G_k) \cdot p(G_k)}{p(x)} \quad (\text{II},16)$$

ce qui se traduit, dans notre cas, par

$$P(G_k | x_i) = \frac{\pi_k f(x_i, \theta_k)}{\sum_{\ell} \pi_{\ell} f(x_i, \theta_{\ell})} \quad (\text{II},17)$$

Il suffit alors d'attribuer chaque individu  $x_i$  à la classe pour laquelle la probabilité a posteriori  $P(G_k | x_i)$  est la plus grande.

Bien que ce problème puisse sembler particulièrement hardu, l'algorithme EM [27] (espérance-maximisation), en anglais Expectation-maximisation, permet de lever la difficulté de la détermination de  $\Phi$  : Espérance-Maximisation alterne des étapes d'évaluation de l'espérance (E), où l'on calcule l'espérance de la vraisemblance en tenant compte des dernières variables observées, et une étape de maximisation (M), où l'on estime le maximum de vraisemblance des paramètres en maximisant la vraisemblance trouvée à l'étape E. On utilise ensuite les paramètres trouvés en M comme point de départ d'une nouvelle phase d'évaluation de l'espérance, et l'on itère ainsi.

## **II-6 CONCLUSION**

La segmentation est une étape essentielle en traitement d'images car elle conditionne son interprétation. Plusieurs méthodes de segmentation se sont développées ces dernières décennies et les chercheurs ont ressenti le besoin d'avoir une mesure de qualité de la segmentation permettant d'évaluer et de comparer la variété de procédures disponibles. Mais comme on le sait, il n'existe pas une méthode de segmentation qui convient à tous types d'images et chacune des méthodes est plus ou moins adaptée à un type particulier d'images.

Le problème de la mesure de la qualité d'un résultat fourni par un algorithme de segmentation n'est pas toujours complètement résolu.

Beaucoup d'efforts ont été faits et continuent d'être faits afin de trouver des critères objectifs pour caractériser les résultats de segmentation et implicitement la performance des algorithmes de segmentation, donc la sélection d'une bonne méthode de segmentation est toujours basée sur une évaluation.

***CHAPITRE III :***  
***Critères D'évaluation de la segmentation***  
***d'images***

### III-1 INTRODUCTION

Devant le foisonnement de méthodes développées depuis plusieurs décennies pour la segmentation des images, le problème de l'évaluation est devenu crucial. Disposer de méthodes d'évaluation de résultats est nécessaire :

- aux chercheurs pour comparer un nouvel algorithme à ceux préexistants
- aux utilisateurs pour choisir un algorithme et régler ses paramètres en fonction du problème à résoudre.

Les critères d'évaluation quantitative peuvent être groupés en deux classes, selon que l'on possède ou non une «vérité-terrain » qui constitue une segmentation de référence. Celle-ci est directement accessible dans le cas d'images de synthèse, mais elle doit être construite « à la main » par un expert du domaine de l'application dans le cas d'images réelles : tracés effectués par des médecins, des géographes, etc... à l'aide d'outils informatiques de dessin.

Si l'on veut comparer de manière objective les méthodes, il est plus simple d'utiliser des images de synthèse, pour lesquelles une « vérité » est parfaitement connue, à savoir la segmentation qui a servi à synthétiser l'image. L'inconvénient d'une telle démarche est que ces images ne représentent pas toutes les situations possibles d'une utilisation réelle.

Bien que l'évaluation sur images réelles soit certainement plus réaliste, elle pose d'autres difficultés, la principale étant qu'il n'existe généralement pas de solution unique à la division d'une image en régions « pertinentes ». La « pertinence » d'une région est en effet une notion éminemment dépendante de l'application : qui cherche à suivre les individus dans une vidéo sera intéressé par le détournage des silhouettes, qui s'intéresse à la mode voudra isoler les vêtements des personnages, etc. Néanmoins, deux segmentations humaines d'une même image tendent à être cohérentes dans le sens où elles sont des raffinements mutuels l'une de l'autre [28] : certaines régions d'une segmentation constituent une sur-segmentation de certaines régions de l'autre et inversement.

Yu et Shi [29] ont récemment proposé une classification des méthodes de segmentation en deux grandes catégories : d'une part une approche dite « discriminative » qui, dans la droite ligne des méthodes de classification non supervisée, envisage la segmentation comme un problème de regroupement des pixels en classes compactes et bien séparées et d'autre part une approche dite « générative », de type « problème inverse », qui envisage la segmentation comme un problème de recherche d'un « modèle générateur » des données (generative model). Or le problème de l'évaluation de la segmentation sans référence est extrêmement proche du problème de segmentation lui-même. Nous verrons que les critères d'évaluation sans référence suivent cette même classification en deux grands groupes, l'un basé sur l'approche

« discriminative » aboutit à des mesures de type contraste et l'autre basé sur l'approche générative, conduit à une modélisation par morceaux de l'image.

### III-2 état de l'art

Quand on dispose d'une vérité-terrain, l'évaluation des segmentations s'effectue à l'aide de critères comparant chaque segmentation avec l'image de référence. On peut ainsi ordonner les segmentations.

En l'absence de vérité-terrain, il faudra employer des critères quantitatifs absolus ou des calculs de cohérence entre les différents résultats de segmentation.

Dans la suite, une image  $I$  est définie sur un ensemble de sites  $X$  représentant les coordonnées spatiales des pixels (ligne, colonne) et une fonction  $f$  à valeurs dans un ensemble  $Z$ . Par exemple  $f$  pourra être l'intensité pour les images à niveaux de gris (dans ce cas  $Z$  est un sous-ensemble de  $N$ ) et la couleur dans l'un des espaces colorimétriques pour les images couleurs (dans ce cas  $Z$  est un sous-ensemble de  $N^3$ ).

On notera  $R$  une segmentation à évaluer, c'est donc une partition de  $X$  en régions notées  $R_i$ ,  $i = 1, \dots, N$  vérifiant  $R_i \cap R_j = \emptyset$  et  $\bigcup_{i=1}^N R_i = X$ . On note  $A$  le nombre de pixels de l'image et  $A_i$  le nombre de pixels de la région  $R_i$ . On a donc :  $A = \sum_{i=1}^N A_i = \text{card } X$ .

#### III-2.1 Avec segmentation de référence

Dans cette partie, nous disposons d'une segmentation de référence notée  $V$ , dont les régions sont notées  $V_i$ ,  $i = 1, \dots, M$ .

##### III-2.1.1 Mesure de Vinet [30]

La mesure de Vinet s'appuie sur un appariement biunivoque entre les régions des deux segmentations à comparer. Pour tout couple de régions  $(V_i, R_j)$ , on définit leur recouvrement par  $t_{ij} = \text{card}(V_i \cap R_j)$ . Un couplage de poids maximal du graphe bipartite  $(V, R, t)$  fournit alors un appariement biunivoque optimal entre régions des deux segmentations au sens de la somme des recouvrements des parties appariées. Soit  $K$  le nombre de couples obtenus et  $C_1, \dots, C_K$  les recouvrements de chacun de ces couples.  $\frac{1}{A} \times \sum_{k=1}^K C_k$  représente alors le poids total du couplage normalisé par la surface de l'image.

La mesure de dissimilarité de Vinet est alors :  $1 - \frac{1}{A} \times \sum_{k=1}^K C_k$ .

Bien que le couplage ne soit pas nécessairement unique cette mesure est une distance.

Une approximation de la mesure de Vinet peut être obtenue efficacement par un algorithme glouton qui consiste à coupler itérativement les deux régions de recouvrement maximal.

Cette mesure de dissimilarité a été utilisée dans [31] pour comparer des segmentations sur des images synthétiques monochromes comportant différents bruits et textures.

### III-2.1.2 Mesure de cohérence entre segmentations de Martin [32]

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<sub>j</sub> dans la vérité-terrain et à la région R<sub>i</sub> dans l'image résultat, ces erreurs valent :

$$E(s) = \frac{\text{card}(V_j \setminus R_i)}{\text{card}(V_j)} \text{ et } E'(s) = \frac{\text{card}(R_i \setminus V_j)}{\text{card}(R_i)} \quad (\text{III},1)$$

E(s) vaut 0 si V<sub>j</sub> est un sous-ensemble de R<sub>i</sub> 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 :

$$LCE(R,V) = \frac{1}{A} \sum_s \min\{E(s), E'(s)\} \quad (\text{III},2)$$

ou par l'erreur globale de cohérence :

$$GCE(I,V) = \frac{1}{A} \min \left\{ \sum_s E(s), \sum_s E'(s) \right\} \quad (\text{III},3)$$

Cette dernière mesure est plus sévère que la première et 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).

### III-2.1.3 Position des pixels mal segmentés : mesure de Yasnoff et al [33]

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 :

$$\frac{100}{A} \times \sqrt{\sum_s d^2(s)} \quad (\text{III},4)$$

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.

Cet indice a été utilisé pour comparer des méthodes de seuillage.

### III-2.2 Sans segmentation de référence

De nombreux critères ont été proposés, cherchant à quantifier la qualité ou la lisibilité de l'image. Suivant la classification des méthodes de segmentation proposée dans [34], on peut classer ces critères en deux grandes catégories : les critères de "contraste" et les critères d'"adéquation à un modèle". Les premiers recherchent une variabilité inter-région, alors que les seconds recherchent une uniformité en intensité ou en couleur à l'intérieur des régions.

Parmi les critères de contraste, nous présentons ci-dessous celui de Levine et Nazif et celui de Zeboudj,

Parmi les seconds, nous présentons le critère d'uniformité de Levine et Nazif, le critère de Liu et Yang.

Si  $f$  représente un attribut du pixel (en général son intensité ou sa couleur), on notera  $\mu_i$  (resp.  $\sigma_i$ ) la moyenne (resp. l'écart-type) de  $f$  dans la région  $R_i$ .

#### III-2.2.1 Contraste inter-région de Levine et Nazif [35]

Soit le contraste entre deux régions adjacentes  $R_i$  et  $R_j$ .

Le contraste de la région  $R_i$  est : 
$$c_i = \sum_{R_j} p_{ij} c_{ij} \quad (\text{III,4})$$

où les  $R_j$  sont les régions adjacentes à  $R_i$

et 
$$p_{ij} = \frac{l_{ij}}{l_i} \quad (\text{III,5})$$

est le rapport longueur de la frontière commune entre  $R_i$  et  $R_j$  sur le périmètre de  $R_i$ .

Le contraste global est alors : 
$$\frac{\sum_{R_i} \omega_i c_i}{\sum_{R_i} \omega_i} \quad (\text{III,6})$$

$w_i$  est un poids associé à chaque région, qui peut être l'aire de la région.

Ce critère, utilisé par Zhang sans pondération s'est révélé absolument non discriminant !

### III-2.2.2 Contraste de Zeboudj

Cet indice prend en compte le contraste intérieur et le contraste extérieur aux régions, mesurés sur un voisinage  $W(s)$  du pixel  $s$ .

Soit  $c(s, t) = \frac{|f(s) - f(t)|}{L - 1}$  le contraste entre deux pixels  $s$  et  $t$ , avec  $f$  représentant l'intensité et  $L$  le maximum des intensités.

Le contraste intérieur d'une région  $R_i$  est :

$$I_i = \frac{1}{A_i} \sum_{s \in R_i} \max \{c(s, t), t \in W(s) \cap R_i\} \quad (\text{III,7})$$

Le contraste extérieur d'une région  $R_i$  est :

$$E_i = \frac{1}{l_i} \sum_{s \in F_i} \max \{c(s, t), t \in W(s), t \notin R_i\} \quad (\text{III,8})$$

Où  $F_i$  est la frontière de  $R_i$  et  $l_i$  la longueur de  $F_i$ .

Le contraste de  $R_i$  est :

$$C(R_i) = \begin{cases} 1 - \frac{l_i}{E_i} & \text{si } 0 < l_i < E_i \\ E_i & \text{si } l_i = 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III,9})$$

Le contraste global est enfin :  $\frac{1}{A} \sum_i A_i \cdot C(R_i)$

Cet indice a été utilisé pour comparer des segmentations en régions sur des images réelles et de synthèse. Cet indice n'est pas adapté aux images trop bruitées ou texturées.

### III-2.2.3 Critère d'uniformité intra-région de Levine et Nazif

Ce critère simple est basé sur la somme des variances des régions. Il doit donc être faible

$$\sum_i \sum_{s \in R_i} \left[ f(s) - \frac{1}{A_i} \sum_{s \in R_i} f(s) \right]^2 = \sum_i \frac{\sigma_i^2}{C} \quad (\text{III,10})$$

$f$  peut être l'intensité du pixel  $s$  ou tout autre attribut (couleur, texture).

$C$  est un facteur de normalisation, égal à la variance maximale :

$$\sigma_{\max}^2 = \frac{(f_{\max} - f_{\min})^2}{2} \quad (\text{III,11})$$

On peut également pondérer chaque région par son nombre de pixels.

L'avantage de ce critère est d'être facilement mis à jour dans les opérations de fusion ou de division des régions.

### III-2.2.4 Mesure de dissimilarité de Liu et Yang

Ce critère est basé sur le nombre de régions, l'aire des régions et la couleur moyenne, dans l'espace RGB :

$$\frac{1}{1000 \times A} \sqrt{N} \sum_{i=1}^N \frac{e_i^2}{\sqrt{A_i}} \quad (\text{III},12)$$

où  $e_i$  est la somme des distances euclidiennes entre les vecteurs couleur des pixels de la région  $R_i$  et le vecteur couleur attribué à la région  $R_i$  dans l'image segmentée (en général la moyenne des couleurs de la région).

Le critère doit être très faible. Les termes  $\sqrt{N}$  au numérateur et  $\sqrt{A_i}$  au dénominateur de l'expression pénalisent la sur-segmentation. Il est assez proche de celui de Levine et Nazif, le calcul des écarts à la moyenne est légèrement différent, ainsi que la normalisation, mais l'idée générale reste la même.

Cette mesure de dissimilarité a été utilisée par leurs auteurs pour rechercher le meilleur espace colorimétrique pour la segmentation.

### III-2.3 Avec calcul d'attributs [36]

La segmentation étant rarement l'étape ultime du traitement, celle-ci peut être évaluée par les traitements ultérieurs. Il existe quantité de mesures que l'on peut effectuer sur un objet ou un ensemble d'objets extraits de l'image.

Si l'on dispose d'un ensemble d'exemples des objets à extraire, on peut évaluer la segmentation d'un objet par les méthodes employées en classification : distance aux  $k$  plus proches voisins dans la classe, distance à un prototype (centre de gravité par exemple), etc.

Les attributs de régions les plus simples sont les critères géométriques tels que l'aire, le périmètre, et des facteurs de forme comme la circularité, la courbure moyenne, etc.

On peut aller plus loin et mesurer la qualité de la segmentation grâce à la qualité de la classification des objets extraits. Les classifieurs flous offrent ainsi l'avantage, par le degré d'appartenance aux classes qu'ils fournissent de donner une évaluation de la segmentation.

### III-3 Rand index

Chen et al. [37] ont proposé également d'utiliser l'indice de Rand [38]. Cet indice convertit le problème de comparaison de deux segmentations  $S_1$  et  $S_2$  avec différent nombre de segments en un problème de calcul de paires de abels en accord. Notons par  $l_1^i$ , le label correspondant à l'élément  $i$  (sommet ou facette) contenu dans la segmentation  $S_1$ , et ilairement,  $l_2^i$  le label correspondant à l'élément  $i$  contenu dans la segmentation  $S_2$ . L'indice de Rand calcule le ratio du nombre de pair de sommets ou de facettes ayant un label en accord dans  $S_1$  et dans  $S_2$ . Il est défini par :

$$RI(S_1, S_2) = \frac{1}{\binom{N}{2}} \sum_{\substack{i,j \\ i < j}} \mathbf{I}(l_1^i = l_1^j \wedge l_2^i = l_2^j) + \mathbf{I}(l_1^i \neq l_1^j \wedge l_2^i \neq l_2^j)$$

Où  $\mathbf{I}$  est la fonction identité, le dénominateur est une combinaison qui représente le nombre de paires uniques possibles parmi  $N$  sommets ou facettes. Ceci donne une mesure rangée entre 0, si les deux segmentations ne sont pas identiques, et 1 autrement.

Les mesures précédentes souffrent soit de cas de dégénérescence et/ou de sensibilité au raffinement et/ou de limitation en terme de comparaison avec plusieurs vérités-terrains (segmentations de référence).

### **III-4 CONCLUSION**

Les critères présentés dans ce chapitre font, pour la plupart, partie des indicateurs traditionnellement utilisés pour l'évaluation de la segmentation.

La valeur de chaque critère augmente avec la qualité du résultat de segmentation. Ces valeurs ont été normalisées afin de faciliter leurs comparaisons. Une valeur du critère proche de 1 traduit un très bon résultat de segmentation.

***CHAPITRE IV :***

***Evaluation et Discussion Des Résultats***

## IV -1 INTRODUCTION

Dans ce chapitre nous allons présenter les tests et les résultats du travail fourni. On va utiliser le logiciel Matlab pour présenter les méthodes de segmentation par région que nous avons proposé.

L'objectif de cette introduction au traitement d'images sous Matlab est de présenter la notion d'image et d'effectuer des opérations simples d'analyse d'images, Le traitement d'images est un thème de recherche situé entre l'informatique et le traitement du signal.

## IV.2 RAPPELS SUR LA NOTATION D'IMAGE

Une image réelle est obtenue à partir d'un signal continu bidimensionnel comme par exemple un appareil photo ou une caméra... Sur un ordinateur, on ne peut pas représenter de signaux continus, on travaille donc sur des valeurs discrètes.

### IV.2.1 Les fichiers images

La représentation d'une image est généralement sous forme de tableau de valeurs représentant les caractéristiques des pixels dont les paramètres sont les suivants :

- La dimension de l'image en pixel et la résolution ;
- La méthode du rangement des pixels ligne par ligne, colonne par colonne, en commençant par le haut ou par le bas ;
- La méthode du rangement des bits d'un pixel en stockant les n bits d'un pixel cote à cote ou les regrouper en « plan mémoire » ;
- La technique de compression pour pouvoir restituer l'image ;
- Le codage des bits qui peut varier d'un bit par pixel pour les images à deux niveaux jusqu'à 24 bits pour les images couleurs.

### IV.2.2 Rappels sous Matlab

Une image Matlab est une matrice bidimensionnelle de valeurs entières ou réelles. Les principales fonctions de traitement d'images sous Matlab se trouvent dans la boîte à outils (toolbox) image processing (traitement d'images).

L'aide sur cette boîte à outils est obtenue en tapant `help images` en ligne de commande de Matlab. Ensuite, l'aide sur une commande particulière est obtenue en tapant `help` suivi du nom de la commande, par exemple `help imread`.

Comme on peut le constater, la boîte à outils images de Matlab contient de nombreuses fonctions qui permettent le développement facile et rapide d'algorithmes en fonction du

problème à traiter. C'est un très bon outil pour la validation de méthodes de traitement d'images appliquées à un problème particulier.

### IV.2.3 Lire et écrire des images sous Matlab

Matlab est capable de lire et de décoder les fichiers images JPEG, TIFF, BMP, PNG, HDF, PCX ou XWD. Une image sous Matlab peut être représentée sous plusieurs formes, mais toujours sous forme d'une matrice. Avant de traiter une image dans Matlab, il faut la lire et décoder son format afin de la transformer en une matrice de valeurs. L'exemple ci-dessous permet de lire une image au format TIFF, de la décoder dans la variable `img` et de l'afficher à l'écran dans une figure.

La commande `axis('image')` rend l'image affichée carrée pour garder les proportions.

L'appel à `axis` on permet l'affichage des graduations des axes. Enfin, `colorbar` affiche la barre des couleurs de l'image.

Matlab autorise l'exportation d'images sous divers formats: BMP, TIFF, EPS, PS... La commande qui permet de sauvegarder une figure est `print -FORMAT fichier`. Dans une figure et grâce à la commande `print`, on exporte le résultat dans le format JPEG avec pour nom de fichier `result .jpg`.

### IV.2.4 Opérations géométriques

Les opérations géométriques classiques sont permises avec la boîte à outils de traitement d'images: rotation, changement de taille, découpage .etc...

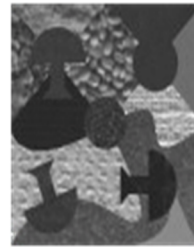
Le traitement d'images permet de modifier le contenu des images afin de tirer l'information utile pour une application particulière. Matlab offre de nombreuses possibilités de traitement avec une palette très fournie d'outils prêts à l'emploi.

## IV.3 Images tests

La banque d'images sur laquelle nous avons travaillé est constituée d'images synthétiques texturées. Elle comprend cent images composées de 6 régions.

La première sous base, 100 images composées de 100% des régions uniformes bruitées. Le second, 100 images composées de 75% de régions uniformes bruitées et 25% de régions texturées. Troisième, 100 images composées de 50% de régions uniformes bruitées et 50% de régions texturées. Quatrième, 100 images composées de 25% de régions uniformes bruitées et 75% de régions texturées. Finalement, 100 images composées de 100% des régions texturées.

En représentant ici une image pour chaque sous base :

**A****B****C****D****E****Vérité terrain**

#### **IV.4 résultats de segmentation des images synthétiques**

Dans les figures et les tableaux sous dessus nous avons appliqués les différentes méthodes de segmentations et les critères d'évaluations pour les images synthétiques.

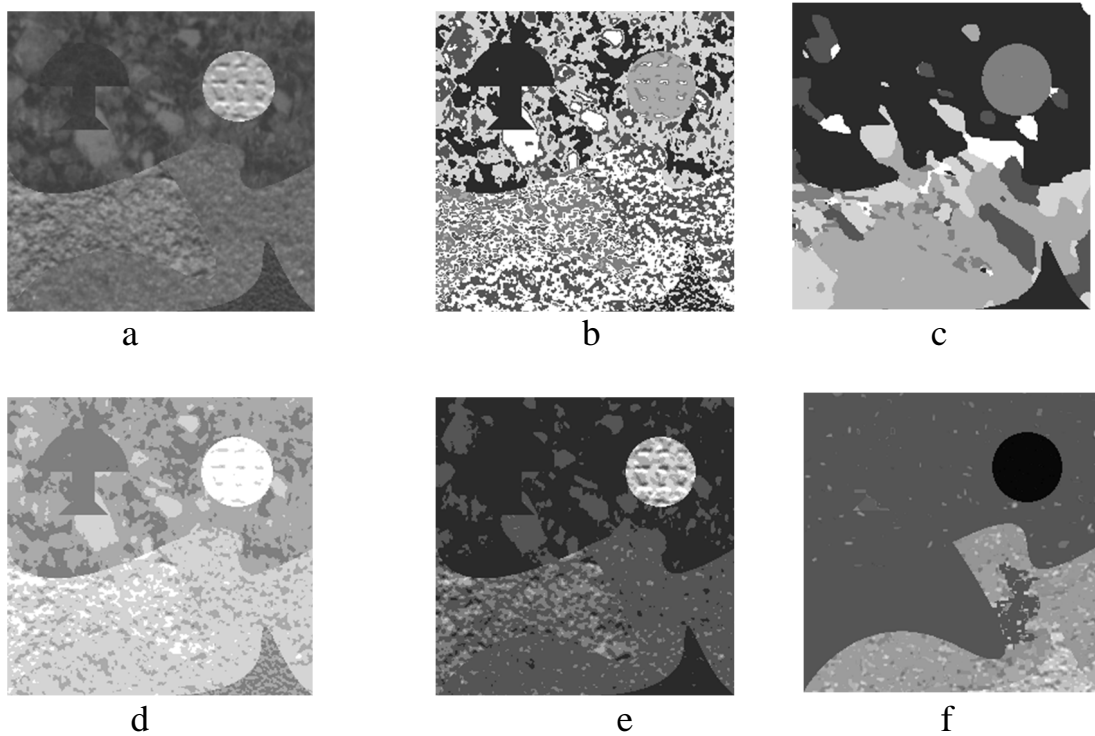


Figure IV.9 : résultats de segmentation des images composées de 100% des régions texturées, a) image originale, b) Méthode Mean Shift, c) Méthode K-Moyennes, d) Méthode C-Moyennes floues (FCM), e) Méthode et C-Moyennes Floues adaptatives (SFCM), f) Méthode Mélange de Lois (EM).

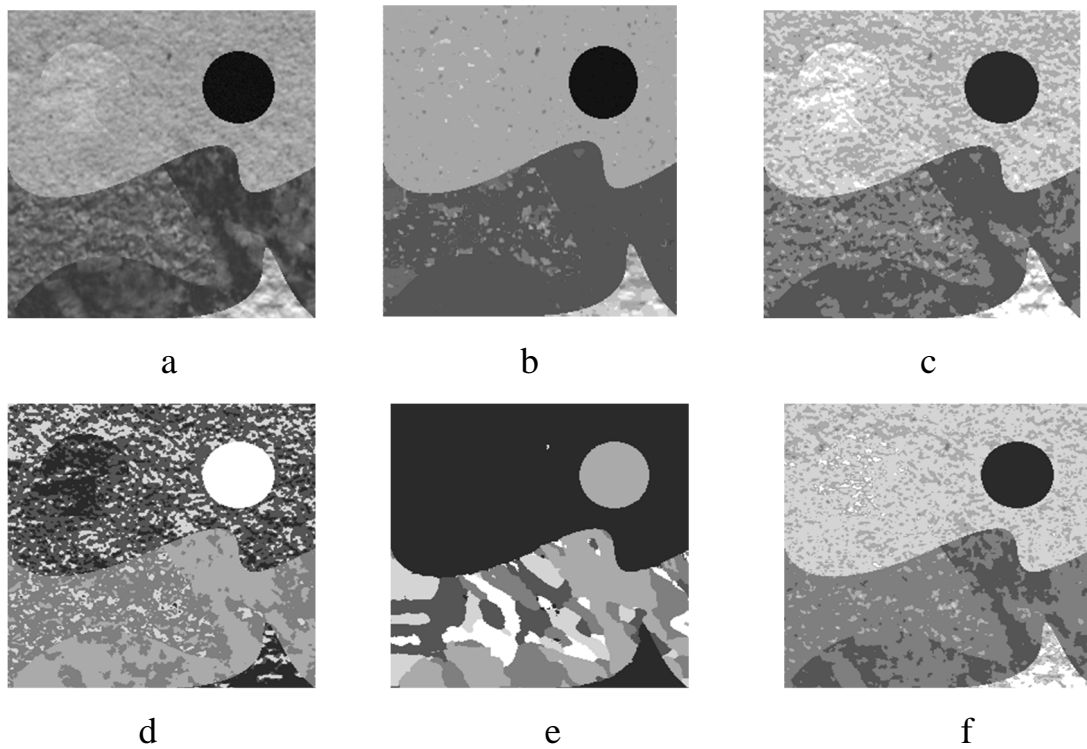


Figure IV.10 : résultats de segmentation des images composées de 25% de régions uniformes, a) image originale, b) Méthode Mean Shift, c) Méthode K-Moyennes, d) Méthode C-Moyennes floues (FCM), e) Méthode et C-Moyennes Floues adaptatives (SFCM), f) Méthode Mélange de Lois (EM).

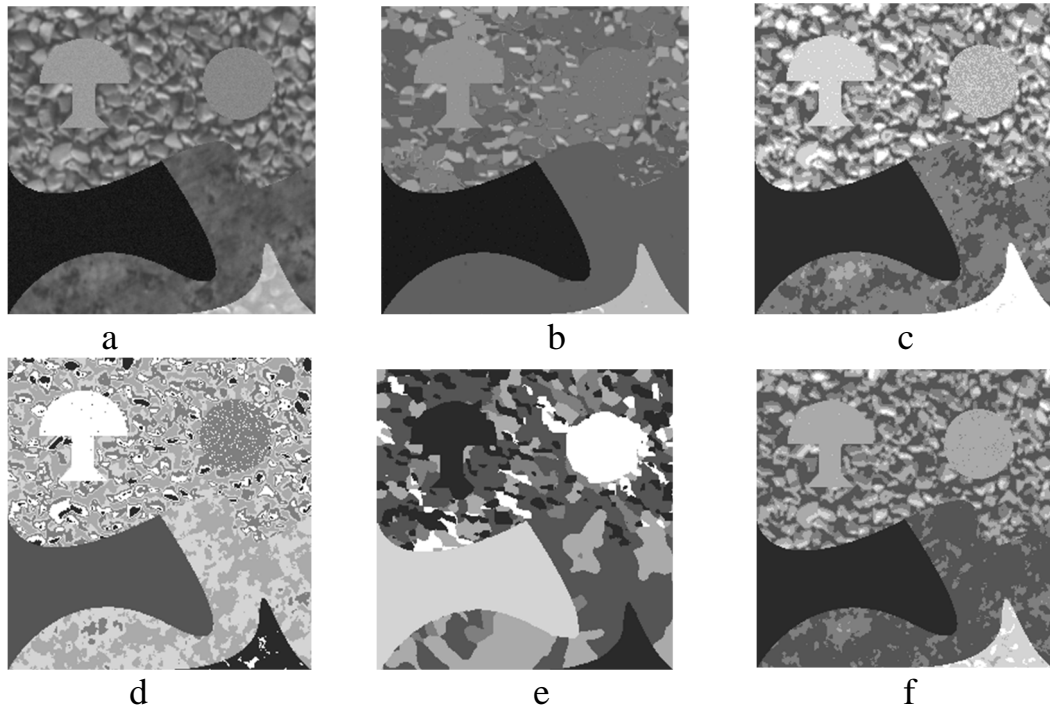


Figure IV.11 : Résultats de segmentation des images composées de 50% de régions uniformes, a) image originale, b) Méthode Mean Shift, c) Méthode K-Moyennes, d) Méthode C-Moyennes floues (FCM), e) Méthode et C-Moyennes Floues adaptatives (SFCM), f) Méthode Mélange de Lois (EM).

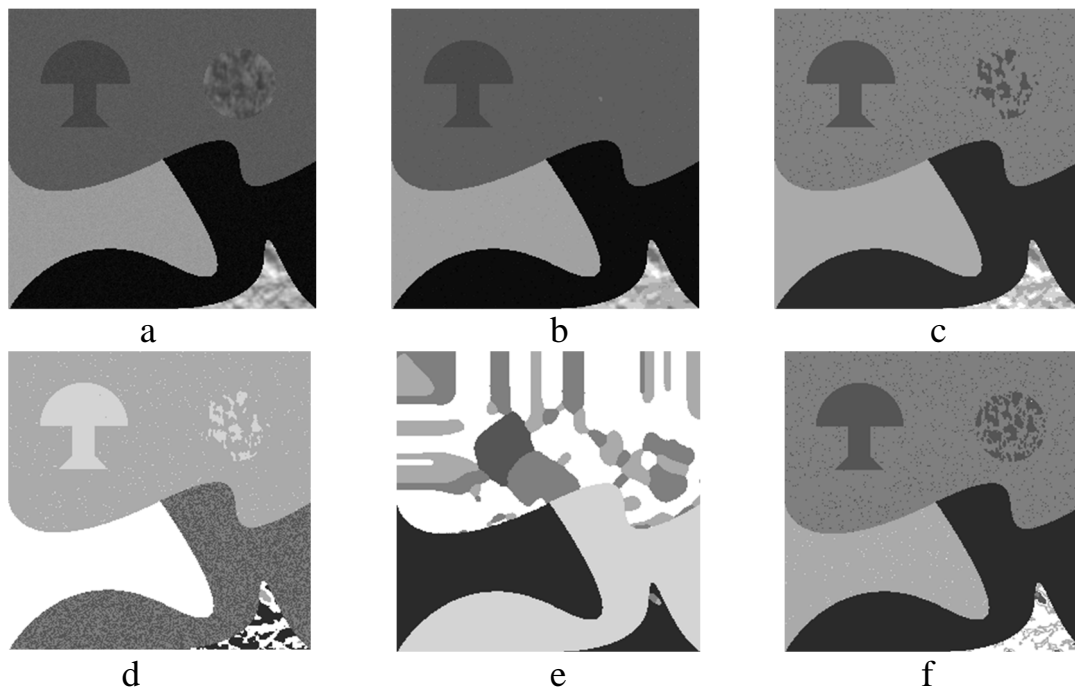


Figure IV.12 : résultats de segmentation des images composées de 75% de régions uniformes, a) image originale, b) Méthode Mean Shift, c) Méthode K-Moyennes, d) Méthode C-Moyennes floues (FCM), e) Méthode et C-Moyennes Floues adaptatives (SFCM), f) Méthode Mélange de Lois (EM).

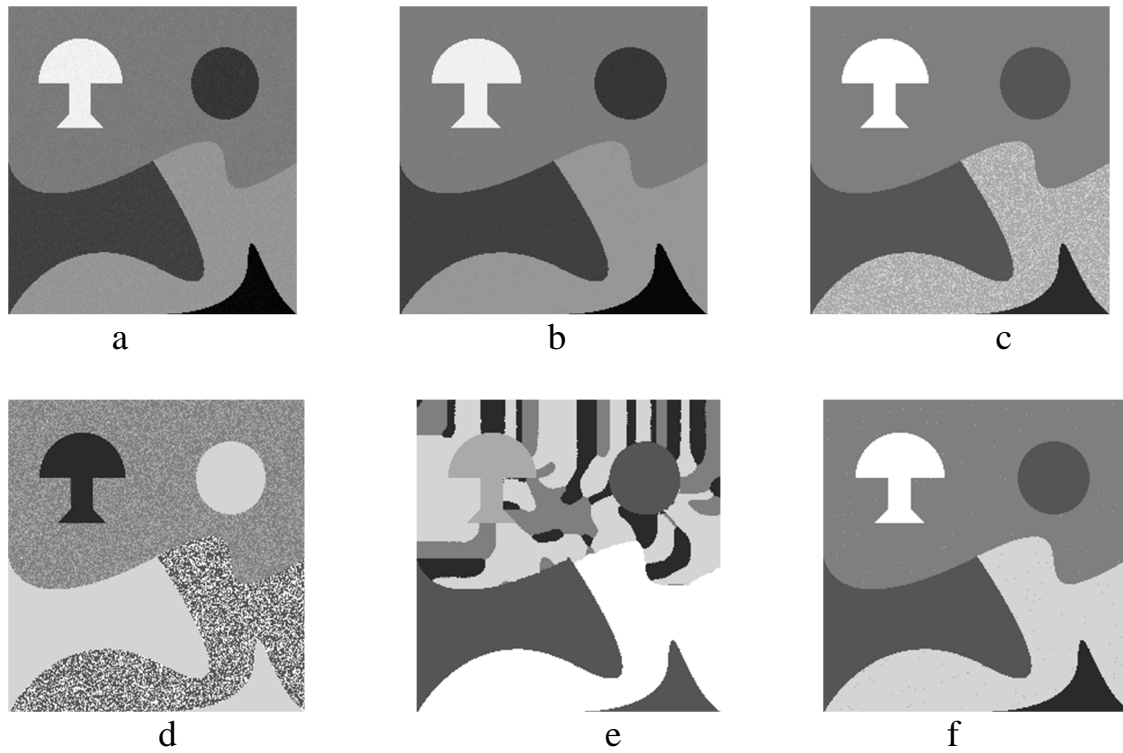


Figure IV.13 : résultats de segmentation des images composées de 100% de régions uniformes, a) image originale, b) Méthode Mean Shift, c) Méthode K-Moyennes, d) Méthode C-Moyennes floues (FCM), e) Méthode et C-Moyennes Floues adaptatives (SFCM), f) Méthode Mélange de Lois (EM).

Les valeurs des critères sont présentés dans les tableaux suivants :

Table IV.1 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées dans la Figure IV.9 pour une image composées de 100% des régions texturées					
Critère	SFCM	EM	K-means	FCM	Mean chift
RI	0.7828 ± 0.07193	0.7859 ± 0.07361	0.765382 ± 0.063	0.77107 ± 0.051698	0.8115±0.0570
GCE	0.5884 ± 0.090964	0.6041 ± 0.10672	0.5676 ± 0.1002	0.486482 ± 0.089594	0.6184±0.0619
LCE	0.3606 ± 0.13239	0.4279 ± 0.12435	0.2038 ± 0.0610	0.3239515 ± 0.08305	0.4012±0.1285

Table IV.2 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.10 pour une image composées 75% de régions texturée					
Critères	SFCM	EM	K-means	FCM	Mean chift
RI	0.8067 ± 0.0784	0.8145 ± 0.07894	0.7734 ± 0.1187	0.7946 ± 0.07016	0.8295 ± 0.0670
GCE	0.6491 ± 0.1226	0.6350 ± 0.1235	0.6033 ± 0.13806	0.5608 ± 0.11945	0.6949 ± 0.07197
LCE	0.3516 ± 0.1063	0.4665 ± 0.1673	0.2833 ± 0.17402	0.3435 ± 0.07953	0.4123 ± 0.21227

Tabl IV.3 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.11 pour une image composées de 50% de régions texturée					
Critères	SFCM	EM	K-means	FCM	Mean chift
RI	0.8687±0.0987	0.9044±0.0905	0.8453 ± 0.1073	0.8703 ± 0.0844	0.8595±0.1101
GCE	0.7383±0.1408	0.8108±0.1173	0.7202 ± 0.13436	0.7247 ± 0.1304	0.7582±0.1282
LCE	0.4025±0.1427	0.4487±0.1411	0.3645 ± 0.16753	0.4006 ± 0.1293	0.4647±0.1305

Tab IV.4 : Résultats d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.12 pour une image composées 25% de régions textures					
Critères	SFCM	EM	K-means	FCM	Mean chift
RI	0.896±0.0763	0.9312±0.0629	0.879±0.0838	0.8783±0.0681	0.880±0.088
GCE	0.787±0.1312	0.850±0.0916	0.761±0.1173	0.7310±0.1305	0.774±0.1284
LCE	0.412±0.116	0.5268±0.1478	0.410±0.1844	0.5110±0.101	0.433±0.1492

Table IV.5 : Résultat d'évaluation des segmentations synthétiques présentées Figure IV.13 pour une image composées de 0% de régions textures					
Critères	SFCM	EM	K-means	FCM	Mean chift
RI	0.905±0.066	0.983±0.01534	0.861±0.1471	0.898±0.0517	0.963±0.0350
GCE	0.8202±0.0972	0.9349±0.0435	0.773±0.1626	0.773±0.1051	0.897±0.0624
LCE	0.4493±0.1265	0.4221±0.153	0.3412±0.1461	0.4326±0.4326	0.4017±0.1554

#### **IV.5 Discussion des résultats :**

Nous avons appliqués les algorithmes de segmentation d'images par région sont démontrés dans les figures (9-13) , et les valeurs des critères ( RI, LCE, GCE) sont données dans les tableaux (1-5) , les résultats de montré que la méthode de segmentation paramétrique (EM) et la meilleur par rapport à les autres techniques.

#### **IV.6 CONCLUSION**

Dans ce chapitre nous avons utilisés les méthodes de segmentation par région pour segmenter synthétique avec le texture. Les critères de validation qui sont utilisés dans ce chapitres sont: RI, GCE, LCE.

L'application de ces critères est démontré dans les tableaux ces dessous que les meilleurs valeurs des critères sont variées inversement avec l'augmentation de pourcentage de texture dans l'image. Une valeur du critère proche de 1 traduit un très bon résultat de segmentation. Pour un meilleur résultat de segmentation implique alors une l'image uniforme(faible texture).

En remarque que la méthode EM est la meilleure que les autres pour la segmentation des images synthétiques.

## *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. Mais cette référence est subjective car elle peut différer d'un expert à l'autre suivant les domaines d'intérêts de chacun, et d'une méthode de segmentation à une autre.

D'après les travaux faits par les chercheurs qui ont essayés de comparer plusieurs algorithmes d'évaluation, nous avons constaté une disparité entre les résultats trouvés. Nous pouvons dire que jusqu'à présent, il n'existe pas un algorithme meilleur et que plusieurs facteurs entrent en jeu, nous pouvons citer : la méthode de segmentation utilisée, les paramètres utilisés pour l'évaluation, et l'image elle-même ; donc un méthode d'évaluation peut convenir à un certain type d'images plus qu'à un autre. Nous avons vu que, comme pour la segmentation, les algorithmes d'évaluations butent sur les images fortement texturées. Il faut penser peut être à faire coopérer plusieurs critères entre eux et à s'intéresser à la différence qui existe entre plusieurs algorithmes de segmentation (puisque certains pixels contours ou régions sont identiques), ce qui permettra de corriger certaines erreurs et augmenter par conséquent la qualité de la segmentation.

Notre projet nous a été d'un grand bénéfice et intérêt. Il nous a permis d'enrichir nos connaissances dans le domaine de traitement d'image et la vision par ordinateur.

## **Bibliographies :**

- [1]. S. KASSOUS, M ALOUANI " Segmentation d'images IRM cérébrale par coopération contour /région " Thèse d'ingénieur, Institut d'électronique université de SAAD DAHLEB, BLIDA, 2002
- [2]. A. BOUCHER "une approche décentralisée et adaptative de la gestion d'information en vision "Thèse de doctorat , Université de Josef Fourier, GRENOBLE, 18 Janvier 1999
- [3]. R. GUEMGHAR , F.Z. LAID "étude et implémentation des méthodes d'évaluation de performances d'une segmentation d'image" Thèse d'ingénieur ,Institut d'électronique université de SAAD DAHLEB, BLIDA , 1999
- [4]. F. MAHDI "traitement des images satellitaires par les méthodes connexionnistes " Thèse d'ingénieur, école militaire polytechnique ,2001
- [5]. M. CHETTAT, N. BELLAOUI "Etude de contours haute- échelle pour la segmentation et la fermeture de contours en présence de zones texturées et/ou bruitées".Thèse d'ingénieur, Institut d'électronique université de SAAD DAHLEB, BLIDA.2004.
- [6]. Y. KABIR "segmentation d'images de films de radiographie dédiée au contrôle non destructif (CND).Thèse de magister,université de SAAD DAHLEB,BLIDA,1999.
- [7] J.-P. Cocquerz and S. Philipp. Analyse d'Images: filtrage et segmentation. Mas-son, 1995.
- [8] J. Freixenet, X. Muñoz, D. Raba, J. Marti, and X. Cufi. Yet another survey on image segmentation: Region and boundary information integration. ECCV .
- [9] R. H. Haralick and L. G. Shapiro. Image segmentation techniques. Computer Vision Graphics Image Processing.
- [10] S. Horowitz et T. Pavlidis : Picture segmentation by a directed split-and-merge procedure . Rapport de Recherche, Departement of Electrical Engineering, Princeton University, 1975.
- [11] S. Horowitz et T. Pavlidis : Picture segmentation by a tree traversal algorithm. Journal of The Association for Computing Machinery, 23(3):368–388, avril 1976.
- [12] S. Zucker : Region growing : Childhood and adolescence. Computer Graphics, Image Processing, 5(3):382–399, septembre 1976
- [13] Z. Li : Pre-attentive segmentation in the primary visual cortex. Spatial vision, 13(1):25–50, 2000.
- [14] W. Khler : Psychologie de la forme. Gallimard, 1929.
- [15] K. Koffka : Principles of Gestalt Psychology. Routledge & Kergan Paul, 1935.

- [16] J. Hadamard : Le Problème de Cauchy et les Equations aux Dérivées Partielles Linéaires Hyperboliques. Herman et Cie, 1932
- [17] K. Fukunaga et L. Hostetler : The estimation of the gradient of a density function with applications in pattern recognition. *IEEE Transactions on Information Theory*, IT-21:32–40, 1975.
- [18] J. MacQueen : Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Dans *Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, volume 1, pages 281–297. University of California Press, 1967.
- [19] J. Dunn : A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 3:32–57, 1973.
- [20] J. Bezdek : *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Kluwer Academic Publishers, 1981.
- [21] J. Bezdek, J. Keller, N. Pal et R. Krishnapuram : *Fuzzy Models And Algorithms For Pattern Recognition And Image Processing*. Kluwer Academic Publishers, 1995.
- [22] J. Xue, S. Ruan, B. Moretti, M. Revenu et D. Bloyet : Knowledge-based segmentation and labeling of brain structures from MRI images. *Pattern Recognition Letters*, 22(3-4):395–405, 2001.
- [23] D. Pham et J. Prince : An adaptive fuzzy c-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities. *Pattern Recognition Letters*, 20(1):57–68, janvier 1999.
- [24] D. Pham et J. Prince : Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(9):737–752, septembre 1999.
- [25] J. Serra : *Image Analysis and Mathematical Morphology*. Academic Press, 1982.
- [26] S. Haykin : *Neural networks : a comprehensive foundation - 2nd Edition*. Prentice Hall, 1998.
- [27] A. Dempster, N. Laird et D. Rubin : Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society*, 39(1):1–38, 1977.
- [28] J. S. Cardoso and L. Corto-Real. Toward a generic evaluation of image segmentation. *IEEE trans. on Image Processing*, 14(11), 2005.
- [29] S. Yu and J. Shi. Segmentation given partial grouping constraints. *IEEE trans. on Image Processing*, pages 173–183, 2004.
- [30] L. Vinet. Segmentation et Mise en Correspondance de Régions de Paires d’Images Stéréoscopiques. PhD thesis, Université Paris IX - Dauphine, July 1991.

- [31] J.P. Cocquerez and S. Philipp editors. *Analyse d'images: filtrage et segmentation*. Masson, Paris, 1995.
- [32] D. R. Martin. *An empirical approach to grouping and segmentation*. PhD thesis, University of California, Berkeley, USA, 2002.
- [33] W. A. Yasnoff, W. Galbraith, and J.W. Bacus. Error measures for objective assessment of scene segmentation algorithms. *AQC*, 1:107–121, 1979.
- [34] S. Yu and J. Shi. Segmentation given partial grouping constraints. *IEEE trans. on Image Processing*, pages 173–183, 2004.
- [35] M.D. Levine and A.M. Nazif. Dynamic measurement of computer generated image segmentations. *IEEE Trans. on PAMI*, 7(25):155–164, 1985.
- [36] F. Huet and S. Philipp. Fusion of images interpreted by a new fuzzy classifier. *Pattern Analysis and Applications*, 1:230–247, 1998.
- [37] CHEN X., GOLOVINSKIY A., FUNKHOUSER T. : A benchmark for 3d mesh segmentation. *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH)* 28(3) (2009).
- [38] RAND W. M. : Objective criteria for the evaluation of clustering methods. *Journal of the American statistical association* 66(336) (1971), 846–850.

**ملخص :** تحتل تجزئة الصورة مكانة مهمة جدا في معالجة الصور لأنها تساهم بدور كبير ومباشر في التشخيص والقرار ، لاسيما في الميدان الطبي ، نحن في هذا العمل قمنا باستخدام ثلاث معايير لمقارنة النتائج المحصل عليها بين اساليب تجزئة المنطقة , واستعملنا مئات الصور التركيبية الموحدة تضم عناصر من مختلف المناطق .  
**المفاتيح :** التجزئة ، معالجة الصور ، مقاييس التقييم .

**Résume :**

La segmentation de l' image est une operation très importante dans la chaîne de traitement d'images puisqu'elle contribue directement dans le diagnostic et la prise de décision, notamment dans le domaine médical. Nous présentons dans cet mémoire une étude comparative des methodes de segmentation par region où les resultats obtenue sont évalués par trois critères : LCE(Local ConsistencyError), GCE(global ConsistencyError), RI(Rand Index). Nous avons utilisé une base de cent images synthétiques composées de régions uniformes et texturées.

**Mot clés:** Segmentation, traitemntd'image, critèresd'évaluation.

**Abstract :**

The image segmentation is a very important operation in the chain of image processing because it contributes directly in the diagnosis and decision particularly in the medical field. We present in this memory a comparative study of the methods of segmentation by region and results obtained is evaluated by three criteria of evaluation: LCE (Premises Consistency Error), GCE (Premises Consistency Error), RI (Rand Index). We used a base of hundred synthetic images consisted of uniform and textured regions.

**Keywords:** Segmentation , image processing , criteria for evaluating .