

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou

Faculté de Génie Electrique et Informatique
Département d'Electronique

Mémoire de fin d'études

Présenté en vue de l'obtention du diplôme d'Ingénieur d'Etat
en Electronique option communication

Thème

Segmentation d'image médicale par application de la matrice de cooccurrence

Proposé et dirigé par :

M^{me}: AMOUR Zahra

Réalisé par :

M^r: SIKEL Hakim

M^{elle}: AMARA Karima

Introduction générale.....	1
Chapitre I : généralité sur le traitement d'image.	
I.1. Introduction.....	3
I.2. Définition de l'image.....	3
I.2.1. Image analogique.....	3
I.2.1.1. La numérisation.....	4
I.2.1.2. Echantillonnage.....	4
I.2.1.3. Quantification.....	4
I.2.1.4. Codage	4
I.2.2. L'image numérique.....	5
I.2.2.1. Les images bitmap	5
I.2.2.2. Les images vectorielles.....	6
I.3. Caractéristique d'une image numérique.....	7
I.3.1. Pixel.....	8
I.3.2. Dimension.....	9
I.3.3. Résolution.....	9
I.3.3.1. Résolution spatial.....	9
I.3.3.2. Résolution tonale.....	9
I.3.4. Le bruit.....	10
I.4. Histogramme.....	14
I.4.1. Histogramme unimodal.....	14
I.4.2. Histogramme bimodal.....	14
I.4.3. Histogramme multimodal.....	15
I.5. Luminance.....	15

I.6. Le contraste.....	15
I.7. Contours.....	16
I.8. Notion de couleur.....	16
I.8.1. Image en niveau de gris.....	17
I.8.2. Image en couleur.....	18
I.9. Notion de voisinage.....	18
I.10. Qualité de l'image numérique.....	18
I.10.1. Avantage et inconvénients de l'image numérique.....	19
I.10.2. Voisinage d'un pixel.....	19
I.10.3. Connexité.....	20
I.11 Les systèmes de traitement d'image.....	21
I.11.1. Acquisition des données images.....	21
I.11.2. Disposition de numérisation d'image	21
I.11.3. Prétraitement et post traitement.....	22
I.12 Modification d'histogramme.....	23
I.12.1. Egalisation d'histogramme.....	23
I.12.2. Etirement d'histogramme.....	24
I.12.3. Le seuillage.....	25
I.12.4. Réduction de bruit.....	
I.13 Filtrage numériques	
I.13.1. Les filtres linéaires	
I.13.1.1. Filtre passe-bas	
I.13.1.2. Filtres passe-haut	
I.13.1.3. Filtre passe bande	
I.13.2. Les filtres non linéaires	
I.13.2.1. Filtre d'ordre	

I.13.2.2. Filtre directionnel

I.13.2.3. Rehaussement de contraste

- a. Convolution
- b. La segmentation
- c. Visualisation

I.14 Conclusion

Chapitre II : Les différentes méthodes de segmentation de la texture

II.1. Introduction

II.2. Définition de la texture

II.2.1. La texture périodique

II.2.2. La texture aléatoire

II.3. Définition d'une signature texturale

II.4. Qualité d'une signature texturale

II.5. Extraction d'attributs de texture

II.6. Les différentes méthodes d'analyse de texture

II.6.1. Méthode statistique

II.6.1.1. Méthode de premier ordre

II.6.1.1.1. La moyenne

II.6.1.1.2. La variance

II.6.1.1.3. Le skewness

II.6.1.1.4. Le kurtosis

II.6.1.1.5. Le rapport « signal-sur-bruit »

II.6.1.1.6. Les percentiles

II.6.1.2. La méthodes de second ordre

II.6.1.2.1. Matrice de cooccurrence

- ✓ Extraction des paramètres à partir de la matrice de cooccurrence
 1. Energie
 2. Contraste
 3. Entropie

4. Corrélation

II.6.1.2.2. Méthodes des différences des niveaux de gris

1. La moyenne
2. Le contraste
3. Le moment angulaire d'ordres deux ou uniformes
4. L'entropie
5. Le paramètre « inverse différence moment »

II.6.2. les méthodes spatio-fréquentielles

II.6.2.1. Masques de Laws

II.6.2.2. Masques 3x3

II.6.2.3. Masque 5x5

II.6.3. les méthodes structurelles

II.7. Conclusion

Chapitre I

Généralité sur le traitement d'image.

Introduction Générale

Les progrès des moyens informatiques et des techniques de traitement ont permis d'ouvrir une voie de développement très prometteuse vers le traitement d'images. Le traitement d'images suscite un intérêt de plus en plus croissant à mesure que l'image s'impose comme un support et une source d'information privilégiée. La multiplication des dispositifs d'acquisition conduit à la production d'un grand nombre d'images qu'il devient difficile d'exploiter manuellement. Le traitement d'images s'inscrit alors dans un processus préliminaire destiné à extraire les informations pertinentes contenues dans une image en vue de leur interprétation, leur stockage et leur transmission. Il s'agit donc d'un domaine très vaste qui trouve de plus en plus d'application, notamment dans la reconnaissance d'objets, l'imagerie satellitaire, l'imagerie médicale. Dans le domaine médicale, il est devenu possible grâce à des traitements informatiques, de donner un meilleur diagnostic à partir d'images de type rayons x, ou de type scanner ; et ainsi différencier un tissu sain d'un tissu atteint d'une pathologie quelconque. Dans le traitement d'images, la segmentation est une étape fondamentale dans la mesure où elle conditionne l'interprétation de l'image. En effet, elle a pour objectif l'extraction des éléments pertinents et permet également la description de l'information contenue dans celle-ci, en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable.

A cet effet, de nombreux algorithmes de segmentation d'images ont été proposés durant les dernières décennies [15] reposant sur les différentes approches, contour, région.

La segmentation est liée directement à la notion d'homogénéité, qui elle-même est liée à la faible dispersion de la luminance des pixels composant l'image. Notons que les images

décrivant des scènes naturelles sont souvent constituées de micro texture par des paramètres statistiques. Ainsi, de nombreuses applications liées à la notion de texture sont apparues en traitement de l'image.

Dans ce mémoire, nous présenterons une technique basée, sur le calcul des attributs locaux de texture en utilisant la méthode des histogrammes de la somme et la différence des niveaux de gris. Notons que diverses études ont mis en évidence la puissance de cette méthode dans la caractérisation des textures [15]. Ensuite, une classification selon les attributs locaux de textures par les k-means.

Compte tenu de cet objectif, nous avons jugé utile de structurer notre travail comme suit : Le premier chapitre abordera les définitions et les notions de base utilisées en traitement d'images.

Le second chapitre sera consacré à l'étude des principales méthodes d'analyse et de segmentation d'images.

Le troisième chapitre décrit la méthode adoptée pour la segmentation d'images et son algorithme.

Le dernier chapitre est consacré à l'illustration et l'interprétation des différents tests et résultats expérimentaux obtenus par la méthode implémentée.

Enfin, nous terminerons par une conclusion, tout en envisageant des perspectives éventuelles à notre travail.

I.1 Introduction

Le traitement d'images désigne l'ensemble des méthodes dont l'objectif est, soit de transformer des images pour améliorer la surface en corrigeant les dégradations, soit d'extraire des informations qui permettent une interprétation visuelle ou automatique. C'est un domaine très vaste, qui trouve de plus en plus d'applications. Pour cela, nous donnerons brièvement, les notions du traitement d'images.

I.2 Définition de l'image

Une image est une représentation de phénomènes physique comme une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film etc. c'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

On peut être décrite l'image sous deux formes qui sont :

- Image numérique
- Image analogique

a. Image analogique

Elle est sous la forme d'une fonction $I(X, Y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que X et Y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cette forme, l'image est inexploitable par l'ordinateur qui ne connaît que le langage binaire, ce qui nécessite sa numérisation.

La numérisation :

La numérisation d'une image analogique est la conversion de celle-ci de son état analogique (distribution continue d'intensités lumineuses), en une image numérique représentée par une matrice

Bidimensionnelle de valeurs numériques $I(x, y)$ où :

x, y : Cordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$I(x, y)$: niveau de gris en ce point.

L'opération de numérisation comprend trois phases (figure I.1) :

- ❖ **Échantillonnage** : l'échantillonnage commence par découper l'image en surfaces carrées élémentaires d'une matrice carrée ou rectangulaire ; chacun des carrés éléments d'image est appelé *pixel* (Picture Cell) et repéré par ses coordonnées x et y.
- ❖ **Quantification** : les lignes sont étudiées les unes après les autres et sur chacune, la valeur de chaque pixel est mesurée ; parfois ce pixel a une structure hétérogène ; la valeur retenue est alors une moyenne, des détails seront donc perdus.
- ❖ **Codage** : représentation informatique (binaire) des valeurs représentant les pixels.

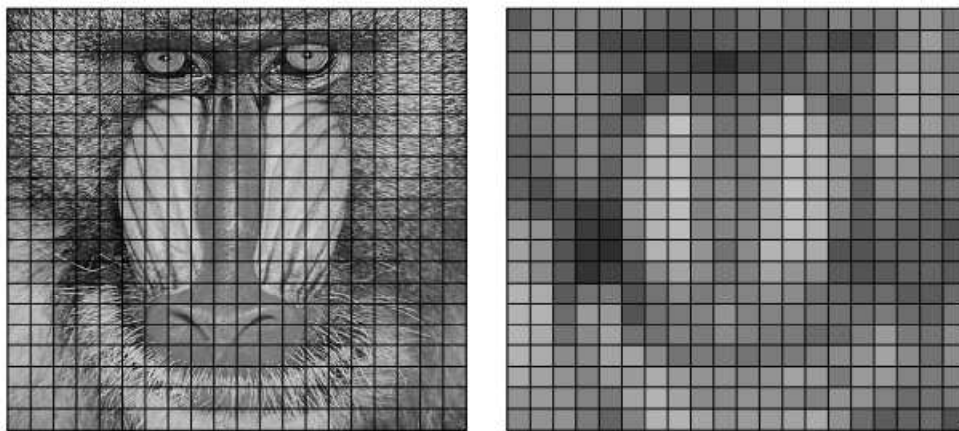


Figure I.1 : La numérisation d'une image analogique

b. L'image numérique

C'est une image sous forme binaire (0 ou 1) une image numérique est une image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés pixels ou cellules, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou une teinte de couleur prélevée à l'emplacement correspondant de l'image réel.

On distingue généralement deux grandes catégories d'images :

➤ **Les images bitmap (appelées aussi *images matricielle*) :**

Il s'agit d'images pixellisées (appelées aussi images raster) [Krempp, 2005]. Elle est composée comme son nom l'indique d'une matrice (tableau) de points, appelés pixels (figure I-8), chacune de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur. Avec ce type d'image il est possible de représenter des scènes complexes (photographies) mais avec une perte de qualité si on agrandit trop l'image [Krempp, 2005].

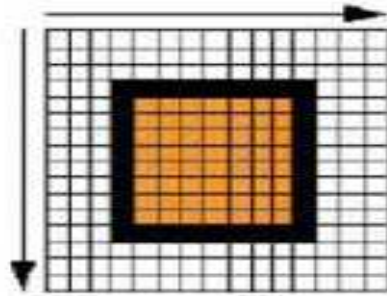


Figure I-8 : Image matricielle

➤ **Les images vectorielles:**

Les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques (cercle, un rectangle ou un segment) [Krempf, 2005]. Le principe est de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique (figure I-9). Cela signifie qu'au lieu de mémoriser une mosaïque de points élémentaires, on stocke la succession d'opération conduisant au dessin. Le dessin est mémorisé par l'ordinateur comme « une droite tracée entre les points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) », puis « un cercle tracé de centre (x_3, y_3) et de rayon 30 de couleur rouge ». Ce type d'image permet de représenter des scènes simples et leur faire subir de transformations (agrandissement, rotation) sans perte de qualité [Krempf, 2005].

Le principal inconvénient des images matricielles est qu'elles ne peuvent être redimensionnées sans perte de qualité. En revanche, les images vectorielles peuvent facilement s'afficher sous différentes échelles et s'adaptent à la qualité du dispositif d'affichage (voir la figure I.2).

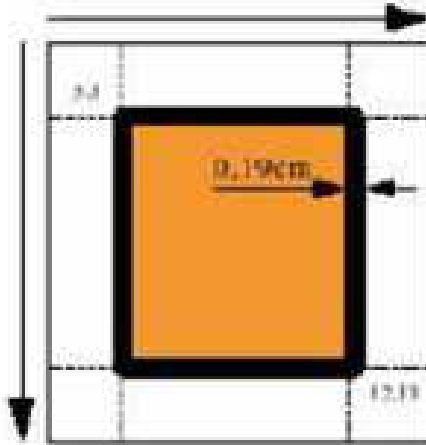


Figure I-9 : Image vectorielle

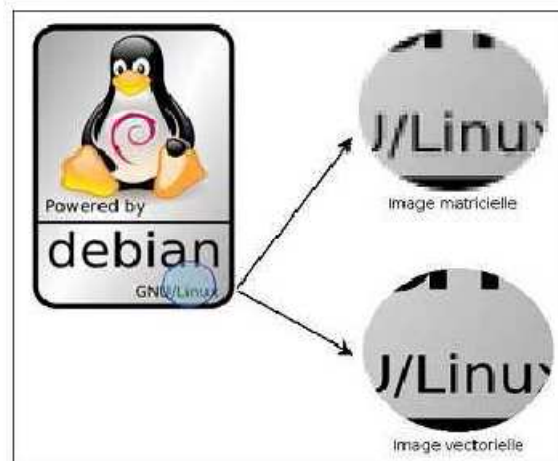


Figure I.2 : Effet de l'agrandissement d'une image vectorielle par rapport à Une image matricielle [Benyelloul 07]

I.3 Caractéristique d'une image numérique

a) Pixel :

Contraction de l'expression anglaise « Picture éléments » :

Éléments d'image, le pixel est le plus petit point de l'image. Il présente une surface. Il peut soit la décrire avec un niveau de gris ou bien avec une couleur. Si le bit est la plus petite entité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessus : (Fig. I-3)

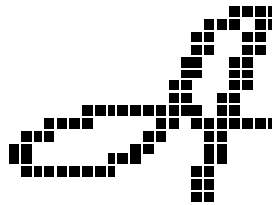


Fig. I.3: Image présentant l'affichage des pixels

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre image monochromes et trichromes. En général, dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une image est $8 \times$ nombre ligne \times nombre de colonnes. Dans une image couleur (R, V, B) un pixel est représenté par trois octet : un octet pour chacune des couleurs.

b) Dimension :

C'est la taille de l'image, cette dernière se représente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des niveaux de gris des pixels.

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

Une image possédant 640 pixels en largeur et 480 en hauteur aura une définition de 640 pixels par 480, notée *640x480*.

c) **Résolution :**

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par une image. Il ya deux type de résolution :

- La résolution spatiale ;
- La résolution tonale.

➤ **Résolution spatiale :**

La résolution spatial dépend de la surface représentent les pixels.

➤ **La résolution tonale :**

La résolution tonale représente le nombre de niveaux de gris présent dans l'image. Cette résolution dépend de la quantification.

d) **LE BRUIT**

Il s'agit de défauts parasites venant dégrader la qualité de l'image. Ce bruit est d'autant plus présent que l'intensité du signal baisse : il se distingue mieux sur les zones sombres ou les plages homogènes comme un ciel bleu que sur les valeurs très claires ou les détails complexes. C'est pour cette raison que l'on mesure l'effet du bruit, par le SIGNAL/BRUIT. Quand cette valeur augmente, cela signifie que la proportion DU signal parasite dans le signal d'origine diminue, le bruit « pollue » donc moins notre perception de l'information, quelque soit son intensité. Pour parvenir à bon résultat, il faut donc soit augmenter le signal ou baisser le bruit.



Figure I-11 : Image bruitée « Poivre et Sel »

I.4 Histogramme :

L'histogramme est la fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris ou de couleur. Afin de diminuer l'erreur de quantification pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant. Donc l'étude d'une image numérique débute le plus souvent par le calcul et l'analyse de son histogramme [25].

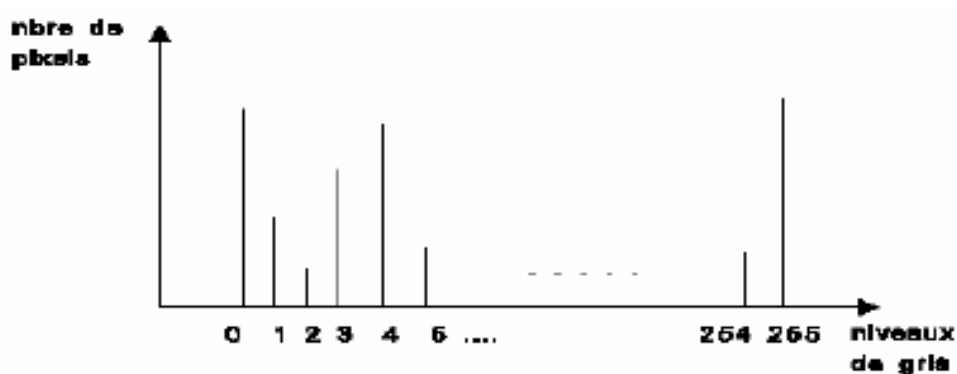


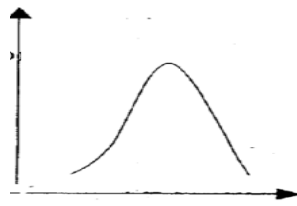
Figure I-14: Histogramme d'une image

On distingue ainsi trois types d'histogrammes : unimodale, bimodale et multimodale.

A. HISTOGRAMME UNIMONDAL

Cet histogramme est formé d'un seul mode correspondant à un seul pic, il représentera alors soit un objet soit un font.

Fréquence d'apparition

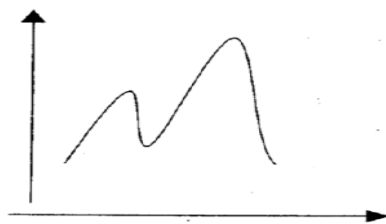


Niveau de gris

B. HISTOGRAMME BIMODAL

Cet histogramme est formé de deux modes bien séparés, on dit qu'il est bimodal (deux pics séparés par une vallée), et l'on déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.

Fréquence d'apparition

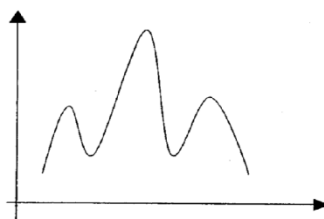


Niveau de gris

C. HISTOGRAMME MULTIMODAL

Cet histogramme est constitué de plusieurs modes, cela correspond à plusieurs pics séparés par des vallées, il nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

Fréquence d'apparition



Niveau de gris

I.5 LUMINANCE

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

La moyenne ou luminance (brillance) d'une image numérique en niveau de gris est définie comme la moyenne des pixels de l'image :

$$\text{LUM (I)} = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \cdot \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y)$$

Avec :

M : Nombre de colonnes,

N: Nombre de lignes,

F(x, y) : La valeur de niveau de gris dans le point (x, y).

I.6 Le contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'image.

Si I1 et I2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

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

I.7 Contours

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, qui se traduit par une brusque variation du niveau de gris. Un contour peut être défini comme une marche d'escalier s'il est net, comme une rompe s'il est plus flou ou comme un toit s'il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme [28].



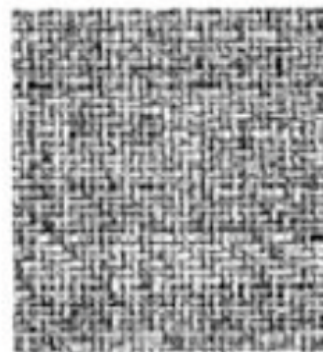
Figure I-10 : Quelques profils de contours : marche, rampe, pic, toit

TEXTURE

La texture est une caractéristique importante de l'apparence des objets dans des scènes réelles, sa compréhension est une partie essentielle de la vision humaine. Une texture représente, à une échelle donnée, le même aspect quelle que soit la zone observée. Dans ces conditions, on considère l'image comme la réalisation d'un processus stochastique local et stationnaire. C'est-à-dire que chaque pixel est caractérisé par un petit voisinage, et que cette caractérisation est la même pour tous les pixels de l'image. On rencontre deux types de définitions de la texture : la première est déterministe et fait référence à une répétition spatiale d'un motif de base dans différentes directions. Cette approche structurale correspond à une vision macroscopique des textures. La deuxième est probabiliste et cherche à caractériser l'aspect anarchique et homogène, qui ne comprend ni de motif localisable, ni de fréquence de répétition principale.



Sable



Tissu

Figure I-12 : la texture

I.8 Notion de couleur

- **Image en niveau de gris**

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. la valeur du pixel peut prendre des valeurs allant de noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images en niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondante à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255. Chaque pixel n'est donc plus représenté par un bit mais par un octet. Pour cela, il faut que le matériel utilisé pour afficher l'image soit capable de produire les différents niveaux de gris correspondant.

Le nombre de niveau de gris dépend du nombre de bits utilisés. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux. On peut calculer le nombre de niveaux de gris différents qu'on peut avoir avec un nombre de bit K appliquant la loi (I-1)

Nombre de niveaux de gris = 2^k (I.1)



Figure I-2 : Les niveaux de gris



Figure I.4 : image en niveaux de gris.

- **Image en couleur :**

Ces images codées en utilisant le codage des trois couleurs fondamentales (rouge, vert, bleu), on parle alors d'image RVB. Chaque couleur est codé sur 1 octet, d'où :

Une composante rouge d'intensité de 0 à 255.

Une composante verte d'intensité de 0 à 255.

Une composante bleue d'intensité de 0 à 255.

On code ainsi $2^{24}=16777216$ couleurs différentes. Cela cependant théorique, car aucun écran n'est pas capable d'afficher 16 millions de points. Dans la plus haute résolution (1600*1200), l'écran n'affiche que 1920000 points. Par ailleurs, l'œil humain n'est pas capable de distinguer autant de couleurs.

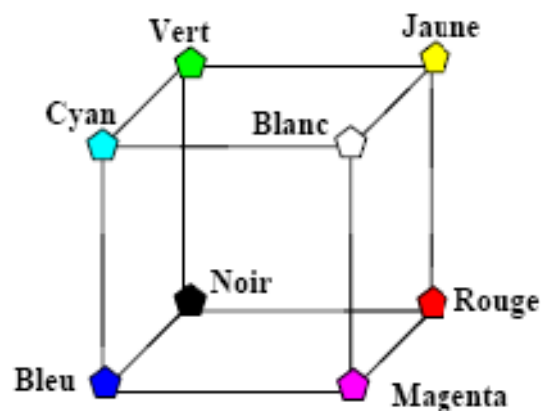


Figure I-4 : Le codage R, V, B



Figure I.5 : image en couleur

I.9 Notion de voisinage:

Tout pixel d'une image est caractérisé par un couple de coordonnées spatiales (i, j) .

Le voisinage du pixel est défini comme étant l'ensemble des pixels qui l'entourent dans toutes les directions possible (8 directions : 2 horizontales, 2 verticales, 4 diagonales)

Ces 8 voisins forment la fenêtre 3*3 des pixels (voir la figure I.6) :

$(i-1, j-1)$	$(i-1, j)$	$(i-1, j+1)$
$(i+1, j-1)$	(i, j)	$(i, j+1)$
$(i+1, j)$	$(i+1, j)$	$(i+1, j+1)$

Figure I.6 : Les 8 voisins d'un pixel

I.10 Qualité de l'image numérique

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

- ❖ La qualité des périphériques de numérisation de l'image, de nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées.
- ❖ La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles simultanément, calibrage de l'écran etc.....
- ❖ Les critères de l'application de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réalisée ou conceptuelle et de son mode de représentation.

➤ Avantages et inconvénients de l'image numérique

Les avantages d'une image numérique par rapport à l'image analogique [Bonnet, 2004]

sont :

- Plus facile à manier, à stocker.
- Grande dynamique (8 bits→12bits).
- Directement utilisable pour traitement, analyse, quantification.
- Moins coûteuse.

Le principal inconvénient est que la résolution est un peu plus faible [Bonnet 2004].

➤ **Voisinage d'un pixel**

Un pixel $I(x, y)$ possède quatre voisins horizontaux et verticaux et si on considère un pixel comme un carré élémentaire, les pixels présentant un coté commun avec $I(x, y)$ sont appelé les 4 – voisins de $I(x, y)$ [24]. Le pixel $I(x, y)$ possède aussi quatre voisins diagonaux, ce sont les pixels qui ont un sommet commun avec $I(x, y)$, l'ensemble des huit voisins du pixel $I(x, y)$ représentent ce qu'on appelle les 8-voisins (8-voisinages). Ces huit voisin forment la fenêtre 3x3 du pixel $I(x, y)$. On dit aussi que ces pixels sont les 8-adjacents de $I(x, y)$.

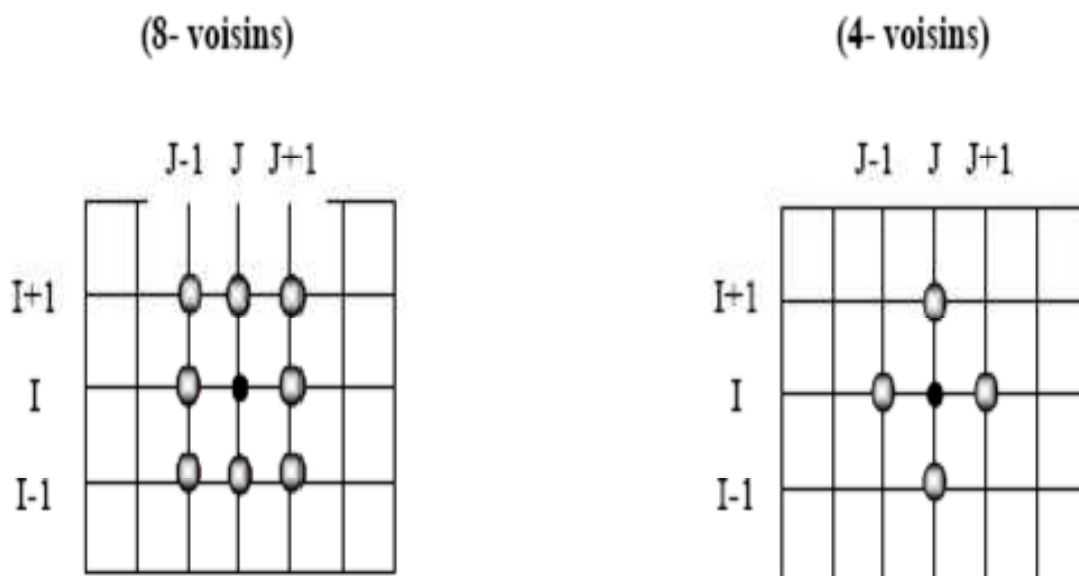


Figure I-13 : Voisinage d'un pixel

➤ **Connexité**

La connexité est une propriété de liaison entre deux pixels qui fait qu'on les considère comme faisant partie de la même région dans une image et supposant que deux pixels P et Q vérifient déjà un certain critère de similarité, on peut définir différents types de connexité.

- 4-connexité : les deux pixels sont deux voisins tels que Q est un des 4-voisin de P
- 8-connexité : les deux pixels sont deux voisins tels que Q est un des 8-voisin de P
- Connexité mixte : soit P et Q sont 4-voisin, ou bien P et Q sont voisin diagonaux et aucun des 4-voisins communs a P et Q ne sont 4-connexes.

I.11 Les systèmes de traitement d'image :

Tout système de traitement numérique d'images est composé de plusieurs parties à savoir l'acquisition de l'image, son prétraitement, son analyse son post-traitement, puis sa visualisation ou son stockage ou son tout simplement sa transmission. Un schéma général d'un système de traitement d'image est donné par la figure I.7 :

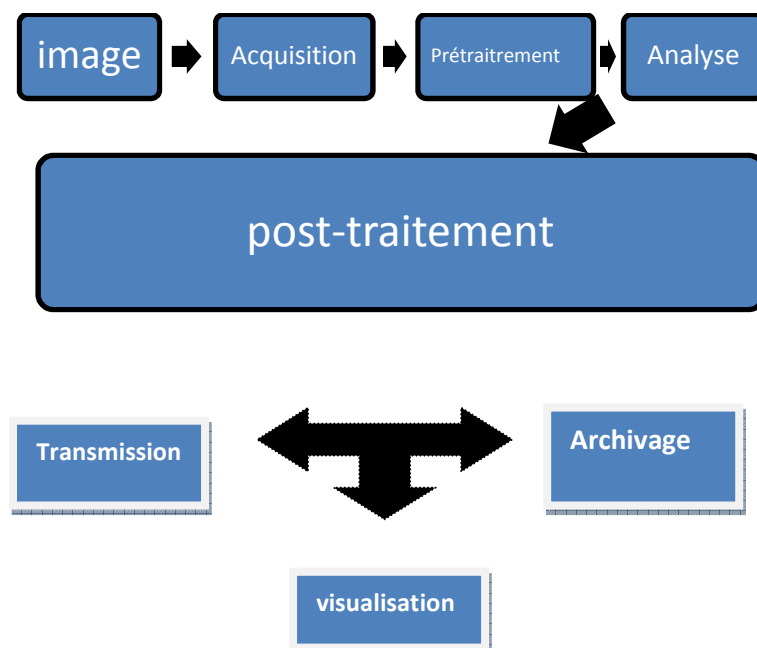


Figure I.7 : schéma d'un système de traitement d'image

➤ **Acquisition des données images :**

L'acquisition d'une image est l'opération qui permet le passage de l'information réelle à une représentation numérique. Ce passage appelé aussi numérisation qui est une conversion d'un signal analogique en un signal numérique.

Elle est réalisée en plusieurs étapes.

Le transfert des images optiques qu'est une opération permettent de transformer le signal optique en une information électrique (signal analogique).

L'échantillonnage de ce signal analogique qui consiste à multiplier ce dernier par une série d'impulsions dans le but d'avoir des échantillons.

La qualification qui est une traduction des échantillons en valeurs numérique selon une règle de codage choisi.

➤ **Disposition de numérisation d'image :**

La procédure de numérisation [3] d'une image est schématisée par la figure I.8 :

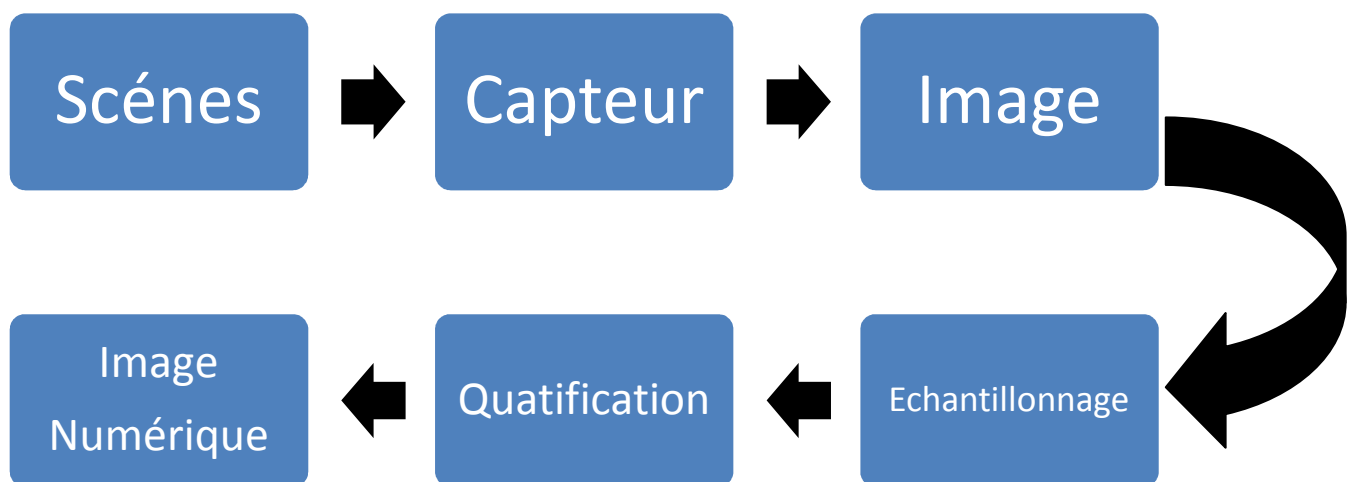


Figure I.8: Numérisation d'une image.

➤ **Prétraitement et post de traitement :**

Le prétraitement est la première étape du traitement de l'information visuelle, son but est d'améliorer la perception de certains détails et de réduire le bruit induit notamment par les capteurs. Il permet aussi de faciliter l'analyse d'une image en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à une même région, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions, ou en accentuant la dissemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Le prétraitement est nécessaire notamment dans les cas suivant :

- Image est bruitée ;
- Faible contraste ;
- Eclairage de l'image non uniforme.

Les méthodes de prétraitement les plus utilisées sont :

- Modification de l'histogramme ;
- Réduction de bruit (filtrage).

I.12 Modification d'histogramme :

A. Egalisation d'histogramme :

L'égalisation d'histogramme est un outil qui permet d'améliorer la qualité visuelle des images (mauvaise contraste, image trop sombre ou trop claire, mauvaise répartition des niveaux d'intensité, etc.....). Cette transformation consiste à rendre le plus plat possible l'histogramme des niveaux des gris, ce qui donne une meilleure dynamique et un fort contraste à l'image.

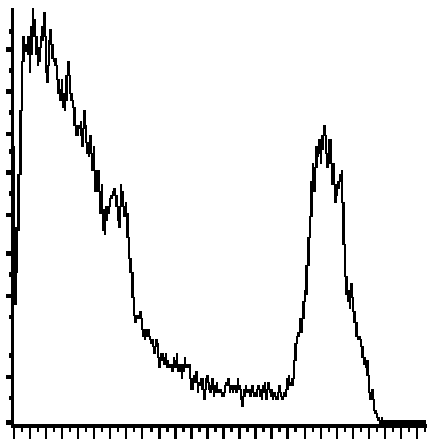
La figure I.9 illustre ce type de traitement.



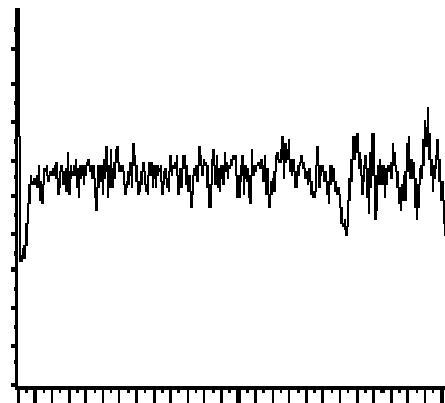
a-Image avant égalisation d'histogramme



b-Image après égalisation d'histogramme



c-Histogramme avant égalisation



d-Histogramme après égalisation

Figure 1.9 : Egalisation d'histogramme

B. Étirement d'histogramme :

L'étirement d'histogramme (aussi appelé linéarisation d'histogramme) consiste à répartir les fréquences d'appariation des pixels sur la largeur de l'histogramme. Ainsi il s'agit d'une opération consistant à modifier l'histogramme de telle manière à répartir au mieux les intensités sur l'échelle des valeurs disponibles. Ceci revient à étendre l'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible soit à zéro et que la plus haute soit à la valeur maximale.

De cette façon, si la valeur de l'histogramme sont très proches les une des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleure répartition afin de rendre les pixels claires encore plus claires et les pixels foncés proche du noir.

C. Le seuillage :

L'opération dite de « seuillage simple » consiste à mettre à zéro "0" tous pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (appelée seuil) et à un « 1 », les pixels ayant une valeur supérieure à ce seuil. Ainsi le résultat de seuillage est une image binaire contenant les pixels noirs et blancs, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est employé. Les seuillage permettent de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image.

Toutefois, la difficulté réside dans le choix du seuil à adopter.

Voici une image en 256 niveaux de gris et les résultats d'une opération de seuillage avec les valeurs respectives de seuil de 125 et 200 figure .I.10



Figure 10.1 : Image avant binarisation

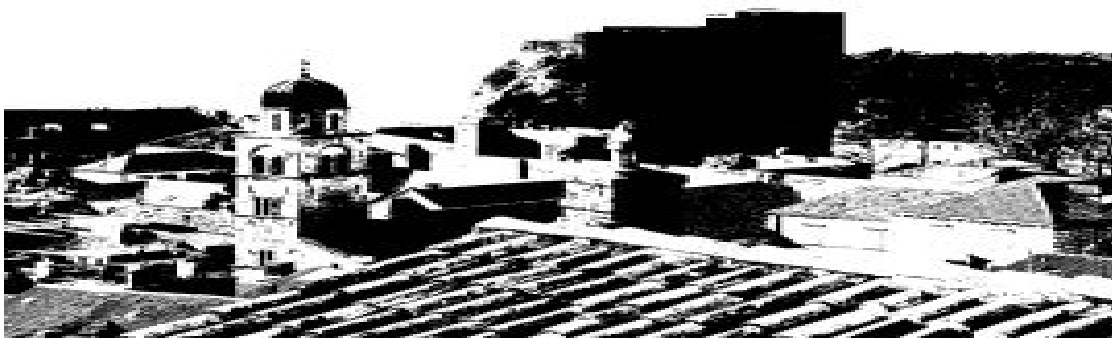


Figure I.10.2 : Image après binarisation avec un seuil de 125

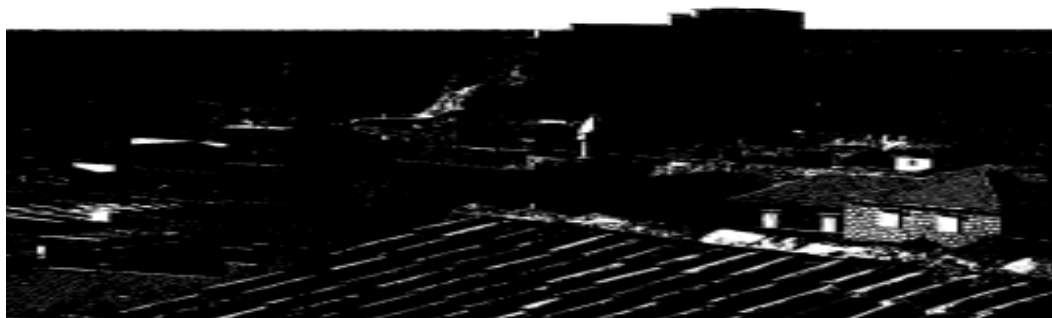


Figure I.10.3 : Image après binarisation avec un seuil de 200

D. Réduction du bruit :

Les régions format l'image sont caractérisées par leur intensité moyenne. Les fluctuations autour de cette intensité moyenne, peuvent provenir soit du dispositif d'acquisitions (camera, amplificateurs, quantification,...), soit de la scène elle-même (poussière, rayures...) elles constituent des perturbations qui affectent la qualité de la segmentation, et son généralement désignées sous le terme de BRUIT D'IMAGE. Ce dernier est un phénomène de brusque variation d'un pixel par rapport à ces voisins. Dans une image, on cherche à diminuer l'amplitude de ces perturbations, sans touche aux zones de transitions.

Le prétraitement se ramène alors à un problème de traitement de signal, c'est-à-dire retrouver par filtrage les niveaux d'intensité nominaux de chacune des régions.

Le filtrage de l'image consiste à recalculer la valeur de chaque pixel en analysant les radiométries sur un voisinage, par exemple pour lisser l'image ou au contraire pour accentuer les contrastes.

I.13 Filtrage numérique:

Pour améliorer la qualité visuelle de l'image, on doit éliminer les effets de 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 linéaire utilisé est appelé filtre numérique.

a. Les filtrages linéaires :

Les filtres de lissage sont des opérateurs qui éliminent des éléments perturbateurs/non significatifs dans les images numériques dans les images numériques, soit pour améliorer leur visualisation, soit pour les simplifier en but d'un traitement postérieur.

Un filtre linéaire est la convolution d'une image $I(X, Y)$ avec une fonction $f(X, Y)$ qui s'appelle réponse impulsionnelle du filtre.

Dans le cas continu, l'image filtrée est donnée par :

$$I f(x, y) = (f * I)(x, y) = \iint_{-\infty}^{+\infty} f(X', Y') \cdot I(x-x', y-y') dx' dy'$$

Dans le cas discret, les domaines de I et de F sont bornés.

Le domaine de I est $[-N/2, +N/2]$, et le domaine de F est $[-K/2, +K/2]$

On a nécessairement $K \leq N$, N^2 étant la taille de l'image, K^2 est la taille de la fenêtre de traitement.

Dans le cas discret la convolution s'écrit :

$$I f(x, y) = (f * I)(x, y) = \sum_{i=-k/2}^{+k/2} \sum_{j=-n/2}^{+n/2} f(i-l', j-j') I(l', j')$$

Le filtrage linéaire consiste donc à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des points voisins ; les coefficients de cette combinaison sont définis par réponse impulsionnelle du filtre.

- **Filtre passe-bas**

Il consiste à éliminer les fréquences élevées, mais aussi à réduire les hautes fréquences qui étaient naturellement présentes dans l'image, il en résultera un adoucissement des contours (impression de léger flou) : lissage ou filtrage d'adoucissement car il adoucit considérablement les contours. Pour réaliser ce genre de filtrage, on effectue le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage définie d'une façon générale par :

$$H_b = [1/(b+2)]^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$

Ou $[1/(b+2)]^2$

Est un facteur de normalisation.

Pour $b=1$: c'est un filtre moyenné, car il prend directement la moyenne algébrique de tous les pixels avec des poids identiques.

Pour $b=2$: filtre bas le plus utilisé, on affecte au pixel central le poids le plus grand par rapport à son voisinage.

De façon générale, les filtres passe bas sont caractérisés par des coefficients de fenêtre positifs avec un coefficient de valeur maximale pour central. Ils éliminent les bruits de fond de l'image.

La figure I.11 nous donne le résultat d'une image après lissage.

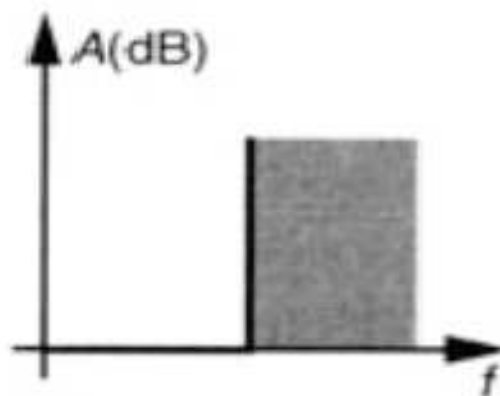


Figure I-19 : Filtre passe bas

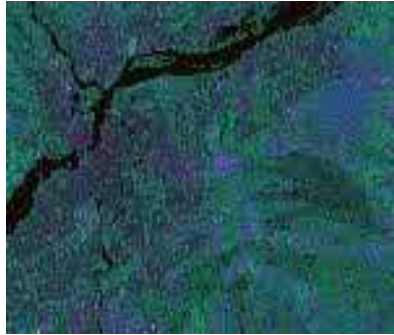


Figure I.11.1 : Image originale

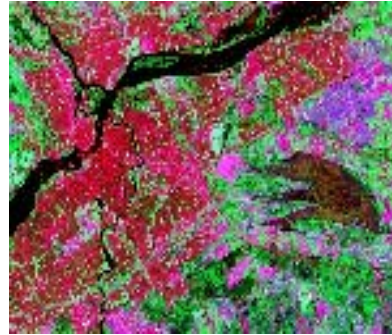


Figure I.11.2 : Image lissée (filtre passe bas)

- **Filtre passe haut :**

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquences .comme dans le cas des filtres passe-bas, on peut attribuer à chaque point du voisinage d'une fenêtre passe-haut, des poids statistiques différents.

$$H1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$H2 = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$H3 = \begin{bmatrix} -3 & 1 & -3 \\ 1 & 8 & 1 \\ -3 & 1 & -3 \end{bmatrix}$$

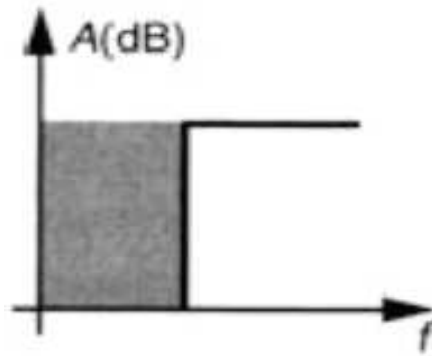


Figure I-20 : Filtre passe haut

- **Filtre passe-bande (Différentiation)**

Cette opération est une dérivée du filtre passe-bas. Elle consiste à éliminer la redondance d'information entre l'image originale et l'image obtenue par filtrage passe-bas, seule la différence entre l'image source et l'image traitée qui est conservée.

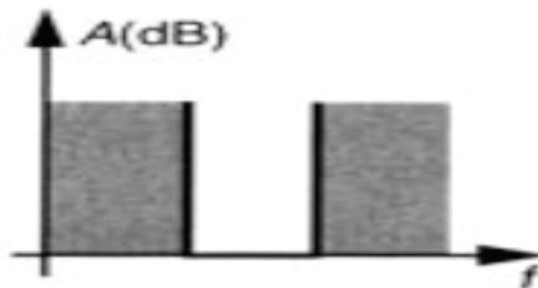


Figure I-21: Filtre passe bande

b. Les filtres non linéaires :

Deux aspects du lissage sont concernés par le filtrage non linéaire :

Le bruit impulsionnel : les filtres linéaires éliminent mal les valeurs aberrantes.

L'intégrité des frontières : on souhaiterait éliminer le bruit sans rendre flous les frontières des objets.

Dans ce type de filtre la nouvelle valeur du pixel n'est plus une combinaison linéaire des pixels voisins, mais une autre forme de calcul excluant toute relation linéaire entre le pixel et son voisinage.

- **Filtre d'ordre :**

Ce filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur de rang que l'on veut avoir. Pour le rang 5 on obtient le filtre média du voisinage. Il produit un adoucissement de l'image comme un effet passe bas ;

Considérons le voisinage suivant :

$$\begin{bmatrix} 1 & 4 & 5 \\ 3 & [1] & 6 \\ 3 & 7 & 8 \end{bmatrix}$$

On obtient après un tri croissant ce qui suit :

1 1 3 3 [4] 5 6 7 8 donc le point central qui est 1 sera remplacé par le point 4.

Le filtre média garde la netteté de l'image pour les éléments de dimension importante par rapport au noyau du filtre, mais élimine les détails fins de manière irrémédiable.

Ce filtre est particulièrement efficace pour éliminer les bruits qui affectent seulement un petit nombre de pixels, mais en modifiant très fortement l'intensité des pixels touchés.

Ce filtre remplace la valeur de chaque pixel par la valeur médiane du voisinage.

- **Filtre directionnel**

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

- **Rehaussement de contraste :**

Rehausser le contraste de l'image consiste à diminuer l'étendue de la zone de transition sans affecter l'intensité moyenne des régions situées de part et d'autre. On limite ainsi le risque de fusion intempestive des régions distinctes lors de la phase de segmentation.

L'opérateur de rehaussement de contraste devra, si possible, réduire le bruit dans les zones stationnaires et éviter les phénomènes de dépassement. Ce type d'opérateur est réalisable au moyen de méthodes linéaires ou non linéaires. Un exemple de rehaussement de contraste est représenté des a Figure I.12 :



a-image originale



b-image contrastée

On peut citer les traitements suivant :

- ❖ **Convolution :**

La convolution est le remplacement de la valeur d'un pixel par une combinaison linéaire de ses voisins. Elle consiste à faire balayer une fenêtre (masque) sur l'ensemble des points de l'image.

- ❖ **La segmentation :**

On conduit pour analyser une image à la partager en un certain nombre de domaines connexes (unis) : ce processus joue un rôle de plus important en traitement numérique des images.

Deux points appartiennent à un même domaine s'ils possèdent une même propriété caractéristique P est si on peut les joindre par une chaîne continue de points voisins ayant cette propriété P. une segmentation est donc définie par de propriété et par la définition du voisinage.

❖ **Visualisation :**

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

I.14 Conclusion:

La représentation des images fixes est l'un des éléments essentiels des applications multimédias, comme dans la plupart des systèmes de communication.

La manipulation des images pose cependant des problèmes beaucoup plus complexes que celle du texte. En effet, l'image est un objet à deux dimensions, censé représenter un espace à trois dimensions, ce qui a deux conséquences majeures :

- Le volume des données à traiter est beaucoup plus important ;
- La structure de ces données est nettement plus complexe.

Il en résulte que la manipulation, le stockage et la représentation de ces données se heurtent à certaines limitations.

Grâce au traitement d'images, ces contraintes sont levées ou contournées. En effet, ce domaine cherche à détecter la présence de certaines formes, certains contours ou certaines textures d'un modèle connu, c'est le problème de la détection.

Un autre aspect de traitement d'images concerne l'analyse et la compréhension de l'image dans le but d'en extraire des informations utiles. Il cherche aussi parfois à comprimer l'image, afin de gagner en vitesse lors de la transmission de l'information, et en capacité de stockage, tout en dégradant le moins possible les images considérées.

Nous avons présenté dans ce chapitre quelque notion générale portant sur le traitement d'images, dans le prochain, nous aborderons les notions de texture et les différentes méthodes de segmentation.

Chapitre II

Les différentes méthodes de segmentation

De la texture.

II.1 Introduction

La texture constitue une caractéristique importante dans le domaine de l'analyse d'images, son étude est un thème qui a suscité un grand intérêt ces dernières années. Plusieurs techniques et méthodes permettant l'identification de ces caractéristiques ont été élaborées.

Bien que la texture joue un rôle non négligeable dans le domaine de l'analyse d'image, l'étude de celle-ci dans le cadre de la segmentation et de la classification demeure toujours un problème d'actualité.

Dans ce chapitre, nous allons présenter quelque méthode d'analyse de la texture ainsi que sa définition.

II.2 Définition de la texture

Il n'existe pas de définition précise de la texture. Une définition générale peut caractériser une texture comme un ensemble de primitives arrangées selon des règles particulières de placement (Gross, 1983, Wu, 1992). Une primitive est un ensemble connexe plus ou moins important de pixels de niveaux de gris à peu près semblables : il s'agit en fait d'un motif de base. Il faut cependant préciser l'échelle à laquelle se fait l'observation. Prenons par exemple le mur de briques (Figure II.1.1) : dans le cas présent, la primitive est représentée par une brique ; en revanche, si l'image est grossie de façon à n'avoir qu'une seule brique la primitive sera alors représentée par un ou plusieurs pixels (Figure II.1.2).



II.1.1

II.1.2

Figure II.1 : Primitive et échelle d'observation. (II.1.1 : la primitive correspond à une brique, II.1.2: la primitive correspond au pixel)

Une texture sera fonction de la variation spatiale de l'intensité des pixels (Tamura, 1978).

On peut donner, à titre d'exemple, quelques définitions parmi les nombreuses autres qui existent dans la littérature : "est un attribut qui représente l'arrangement spatial des niveaux gris des images élémentaires dans une région ".

"Le terme fait référence généralement à répétitions d'éléments de base appelé Texel. Les images élémentaires contiennent plusieurs Texels dont le placement pourrait être périodique, quasi périodique ou aléatoire. Les textures naturelles sont généralement aléatoire alors que les texture artificielles sont souvent périodique, déterministes. La texture peut être grossière, fine, lisse, à granulé, a ridé, habitué, irrégulier ou linéaire " (D'après Brunley, 1999).

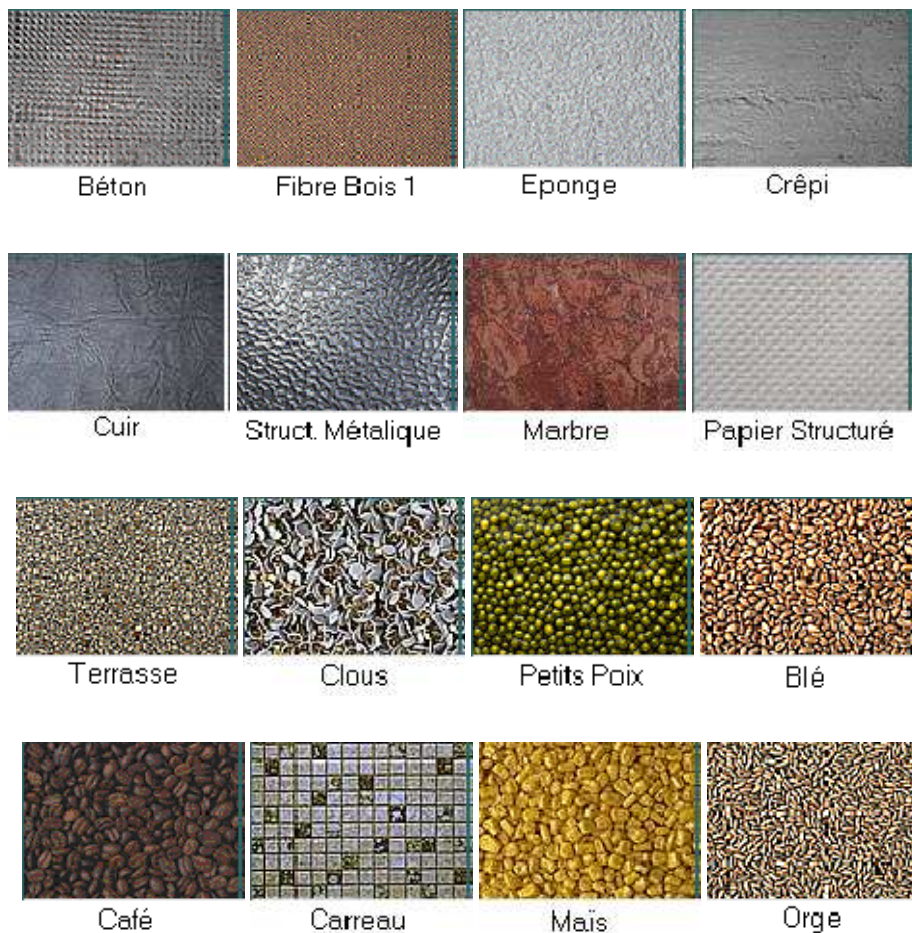


Figure II-2: Exemples de textures naturelles

Il existe deux grands types de textures : les textures aléatoires et les textures dites périodiques ou structurées.

A. La texture périodique

Une texture périodique est formée de primitives arrangées d'une façon particulière, rangée. Le motif de base se répète alors de manière régulière. On parle de texture ordonnée.

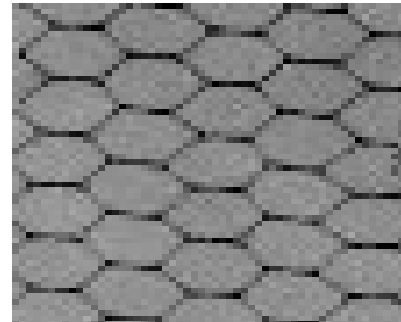


Figure II.3 : Exemples de textures périodiques

B. La texture aléatoire

Une texture aléatoire semble totalement désordonnée. Il est alors impossible d'isoler un motif de base.

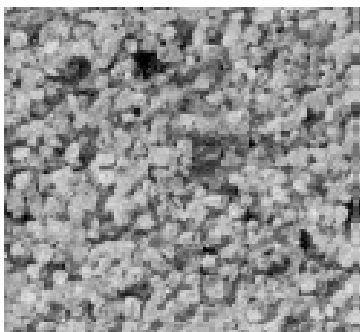


Figure II.4 : Exemples de textures aléatoires

II.3 Définition d'une signature texturale

De façon générale, une signature de texture désigne une représentation formelle la caractérisant. Cette dernière est souvent une quantification de la texture par une valeur ou par un vecteur de valeur. On utilise les termes attributs ou paramètres pour désigner l'ensemble de ces caractéristiques. La signature de texture doit permettre l'estimation des propriétés statiques du premier et du second ordre de la distribution spatiale des niveaux de gris dans l'image.

II.4 Qualité d'une signature texturale

Une signature de texture doit exprimer au mieux toutes les caractéristiques de textures qu'elle représente. La qualité d'une signature texturale est évaluée à travers la capacité à discerner des textures sensiblement différentes et à reconnaître des textures identiques.

II.5 Extraction d'attributs de texture

Après la phase de prétraitement, l'extraction d'attributs d'une texture ou les paramètres la caractérisant, constituent une étape fondamentale afin de segmenter une image en régions ayant chacune des propriétés statiques et visuelles différentes. Vu la difficulté d'une définition précise de la texture, plusieurs approches ont été élaborées. Ces dernières années ont permis d'identifier cette opération. Nous donnerons ci-après quelques méthodes essentielles utilisées.

Elles sont de nature :

- Statistique.
- Spatio-fréquentielle.
- Structurelles ou déterministes.

II.6 Les différentes méthodes d'analyse de texture

II.6.1 Méthodes statistiques

II.6.1.1 Méthode de premier ordre :

L'analyse par les méthodes de premier ordre se fait au niveau des pixels individuels d'une région de l'image (ROI). Les paramètres sont calculés à partir de l'histogramme des intensités (ou histogramme du premier ordre).

Celui-ci décrit, au niveau de la ROI choisie, la fréquence d'apparition de chaque niveau sur l'échelle des gris, la moyenne, la variance, la skewness et le kurtosis sont les paramètres les plus souvent utilisés pour caractériser une texture (voir schéma ci-dessous).

1) La moyenne

Donne la valeur moyenne (ou intensité moyenne) des pixels de la Roi. Ce paramètre représente l'emplacement de l'histogramme, sur l'échelle des niveaux de gris.

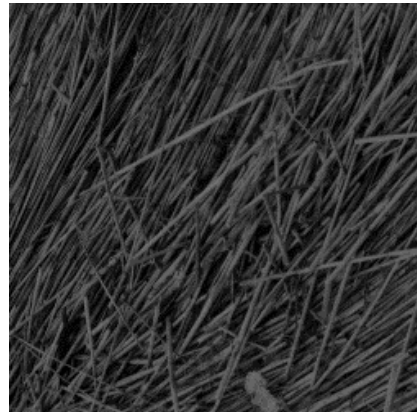
$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{i,j} g(i,j)$$

Où $g(i, j)$ représente la valeur du niveau de gris du pixel (i, j) .

N est un facteur de normalisation qui correspond au nombre totale de pixels.

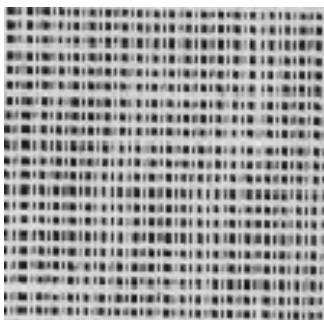


MOY=137.01 (II.5.1)

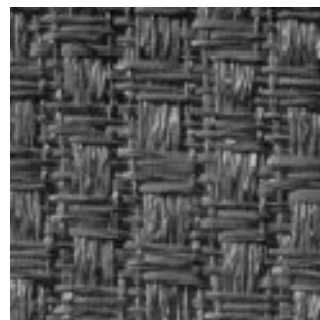


MOY=50.48 (II.5.2)

Figure II.5: Illustration de la moyenne sur une même image de Brodatz



MOY=158.43 (II.6.1)



MOY=78.75 (II.6.2)

Figure II.6: Illustration de la moyenne sur deux images de Brodatz différentes

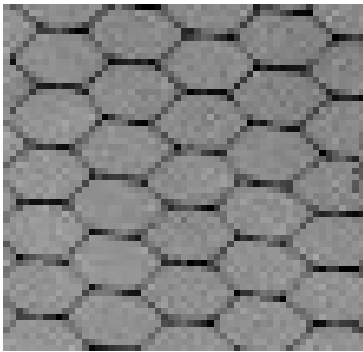
La figure II.5 illustre une même texture pour laquelle on a augmenté chaque niveau de gris d'une même quantité (II.5.1). la figure (II.6) correspond à deux textures de brodatz différentes.

Les images qui ont une moyenne plus élevée apparaissent plus claires.

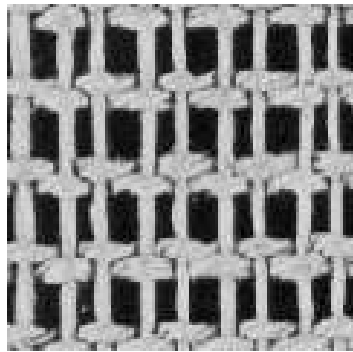
2) La variance :

Correspond au moment d'ordre deux. Elle mesure la répartition des niveaux de gris autour de la valeur moyenne.

$$\text{VAR} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - \text{MOY})^2$$



VAR=30.03 (II.7.1)



VAR=71.70 (II.7.2)

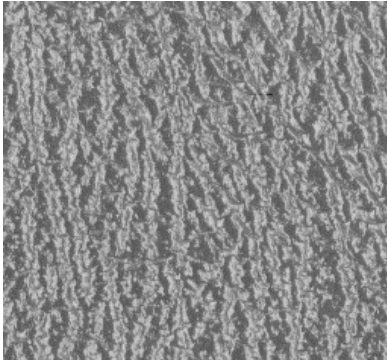
Les images ci-dessus correspondent à deux textures ayant la même moyenne (127,7) mais des variances différentes. Plus la variance est élevée (II.7.2) et plus il ya d'écarts important entre les valeurs et la moyenne.

3) Le Skewness

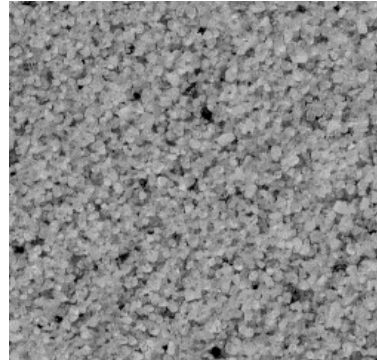
Correspond au moment d'ordre trois centré autour de la moyenne. Ce paramètre mesure la déviation de la distribution des niveaux de gris par rapport à une distribution symétrique.

$$\text{SKEW} = \frac{1}{N} \sum_{i,j} (g(i,j) - \text{MOY})^3$$

Pour une déviation par valeurs élevées le SKEWNESS est positif ; alors une déviation vers les basses valeurs, il est négatif.



SKEW=0.2474 (II.8.1)



SKEW=-1.1531 (II.8.2)

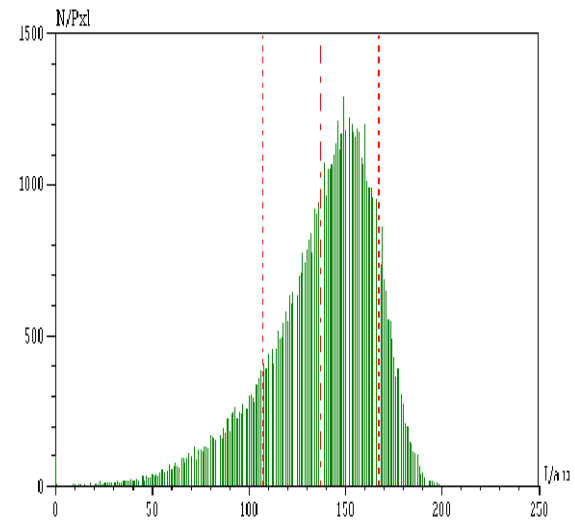
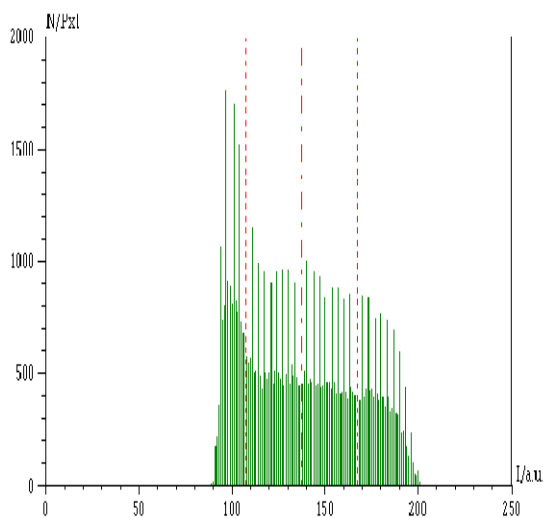


Figure II.8 : Illustration du skewness

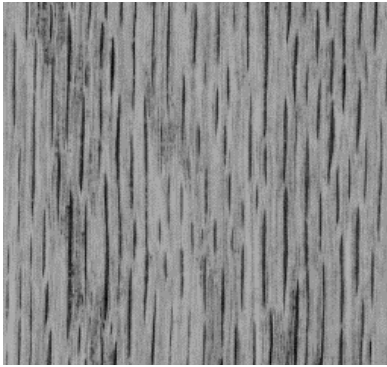
Ces deux images possèdent la même moyenne et écart type. En revanche leur skewness est différent. La texture II.8.1 qui possède un skewness positif possède un histogramme décalé vers la droite.

4) Le Kurtosis :

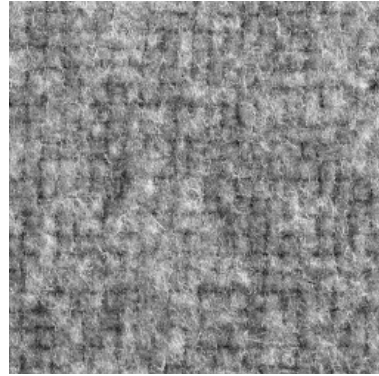
Correspond au moment d'ordre quatre centré autour de la moyenne.

$$KURT = \sum_{i,j} (g(i,j) - MOY)^4$$

Il caractérise la forme du sommet de l'historgramme : plus le Kurtosis est faible et plus le sommet de l'historgramme est arrondi.



KURT=2.3106 (II.9.1)



KURT=-0.0916 (II.9.2)

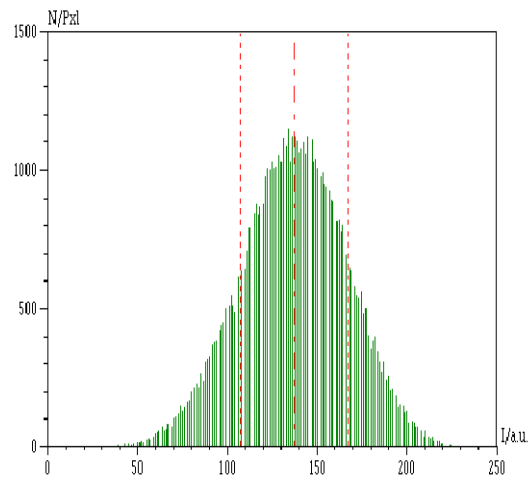
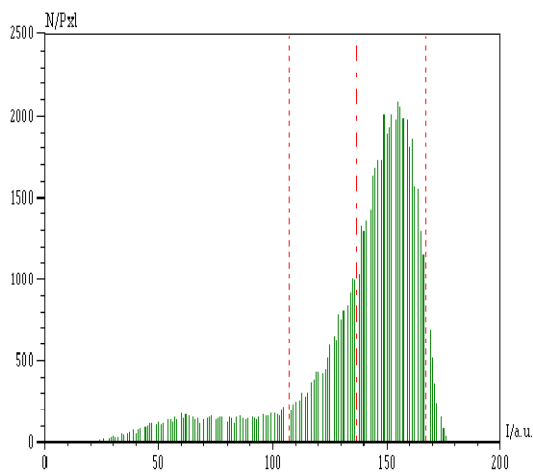


Figure II.9 : Illustration du Kurtosis

Les deux textures représentées ci-dessous ont les mêmes valeurs moyennes et variances mais des Kurtosis différents.

On peut constater plus élevée (II.9.1) possède une distribution décentrée vers les valeurs élevées de niveaux de gris.

5) Le rapport « signal-sur-bruit »:

En imagerie le SNR peut être défini de la façon suivante.

$$SNR = \frac{MOY}{\sqrt{VAR}}$$

Il correspond au rapport de la moyenne sur l'écart type, ce paramètre permet de rendre compte de l'hétérogénéité d'une texture, une texture hétérogène possèdera un signal sur bruit faible car la variance sera élevée.

Reprenons l'exemple de la figure (II.7) pour des textures ayant même moyenne mais des écarts type différents.

La texture ayant une variance élevée possède un SNR plus faible (1.785) que l'autre (4.21). Il en est de même pour des texture des variances égales mais des moyennes différentes.

6) Les percentiles p_i

Ils sont déterminés par extrapolation cumulé. Celui correspond à la fréquence cumulée d'apparition d'un niveau de gris.

P_i correspond à la valeur de niveaux de gris inférieure à la valeur correspond à p_i .

II.6.1.2 Les méthodes de second ordre

Dans les méthodes de premier ordre, qui correspondent à une description de l'histogramme des niveaux de gris, il n'y a pas d'informations sur la localisation du pixel. Il est donc nécessaire d'utiliser des méthodes d'ordre supérieur pour une analyse plus précise.

L'ordre des méthodes est donné par le nombre de pixels mis en jeu dans le calcul des paramètres.

❖ Matrice de cooccurrence

Dans cette méthode, l'élément $MC(i, j, t)$ de la matrice de cooccurrence est la Probabilité d'apparition du couple de niveau de gris (i, j) étant donnée un vecteur de déplacement "t" selon une direction d et une orientation θ par rapport à l'horizontale. La matrice de cooccurrence MC_t d'une région R est définie pour tout couple de niveau de gris (i, j) par :

$$MC_t(d, \theta)(i, j) = \text{card} \{(s, s+t) \in R\} \quad (2.1)$$

Si pour niveau de gris i et $s+t$ a pour niveau de gris j $MC_t(i, j)$ est donc le nombre de couple des sites $(s, s+t)$ de la région considérée.

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

Image initiale

	0	1	2	3
0	#(0,0)	#(0,1)	#(0,2)	#(0,3)
1	#(1,0)	#(1,1)	#(1,2)	#(1,3)
2	#(2,0)	#(2,1)	#(2,2)	#(2,3)
3	#(3,0)	#(3,1)	#(3,2)	#(3,3)

Figure II-5 : a/ région de taille 4*4, b/ forme générale de la matrice de cooccurrence de la région

Pour la région précédente, les matrices de cooccurrences correspondantes a différentes valeurs d'orientation θ , est une translation d'un pixel ($d=1$), sont données par la figure II-5. Les valeurs de la première ligne de la matrice de cooccurrence ($\theta, 0^\circ$) correspondent respectivement au nombre de fois que l'on retrouve la transition $(0,j)$ ou $j=0, 1, 2, 3, 4$. De la même manière, nous calculons le nombre de transition correspondante aux niveaux de gris 1, 2, 3 et 4.

$$\begin{matrix}
 \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} &
 \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} &
 \begin{bmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} &
 \begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} \\
 \theta = 0^\circ &
 \theta = 45^\circ &
 \theta = 90^\circ &
 \theta = 135^\circ
 \end{matrix}$$

Les éléments de la matrice de cooccurrence sont normalisés en divisant sur le nombre total de transition (pour $\theta=0^\circ$, dans l'exemple précédant ce nombre est égale à 24. Les matrices de cooccurrences contiennent une masse d'information trop importante inexploitable directement dans un processus de classification. Ainsi plusieurs attributs de texture prenant en compte l'ensemble de ces matrices ont été définis par Haralick.

❖ **Extraction des paramètres à partir de la matrice de cooccurrence :**

A partir des matrices de cooccurrences, nous pouvons évaluer plusieurs paramètres Caractérisant la texture. Le domaine de l'extraction de ces paramètres a connu un essor Important ces dernières années. Les plus utilisés sont le moment angulaire d'ordre deux (énergie), le contraste, l'entropie, et la corrélation.

a. Energie

Ce paramètre mesure l'homogénéité des niveaux de gris de l'image, il a une valeur numérique faible quand les $p(i, j)$ de la matrice de cooccurrence ont des valeurs très proches et une valeur forte quand les niveaux de gris ne sont plus équiprobable.

$$ASM = \sum_i \sum_j P_{i,j}^2$$

b. Contraste

Il mesure les variations locales des niveaux de gris, si elles sont importantes (c'est-à-dire s'il existe peu de régions homogènes), alors le contraste sera élevé, ce paramètre permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale.

$$CON = \sum_i \cdot \sum_j (i - j)^2 P_{i,j}$$

c. Entropie

Elle caractérise le désordre dans l'image et rend compte de la complexité de la texture de celle-ci, il en résulte alors que l'entropie est maximum si la distribution spatiale des pixels est équiprobable et faible si les couples de pixels sont inégalement répartis dans l'image. De plus elle permet aussi de caractériser le degré de granulation de l'image : Plus l'entropie est élevée et plus la granulation est grossière.

$$ENT = \sum_{i=0}^{Ng-1} \cdot \sum_{j=0}^{Ng-1} p(i,j) \log[p(i,j)]$$

d. Corrélation

La corrélation a une forte valeur quand les valeurs sont uniformément distribuées dans la Matrice de cooccurrence. Elle mesure la dépendance linéaire des niveaux de gris dans l'image. Pour réduire le temps de calcul de l'attribut corrélation, on peut le substituer à l'attribut auto corrélation défini comme suit :

$$COR = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=0}^{Ng-1} \cdot \sum_{j=0}^{Ng-1} (i - \mu_x)(j - \mu_y) P(i,j)$$

μ_x, μ_y, σ_x et σ_y sont respectivement les moyennes et les écart-type des deux vecteurs.

Le vecteur normalisé :

$$P_x(i) = \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i,j)$$

$$P_y(j) = \sum_{i=0}^{Ng-1} P(i,j)$$

Moyenne et écart-type de deux vecteurs P_x, P_y :

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{Ng-1} iP[i]$$

$$\mu_y = \sum_{j=0}^{Ng-1} jP[j]$$

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{Ng-1} (i - \mu_x)^2 P_x[i]$$

$$\sigma_{yx}^2 = \sum_{y=0}^{Ng-1} (i - \mu_y)^2 P_y[j]$$

❖ Méthode des différences des niveaux de gris

Temps de calcul par la matrice de cooccurrence est long si on utilise plusieurs valeurs de d . c'est pour quoi on introduit par fois la méthode des différences des niveaux de gris cette méthode permet de calculer des paramètres sur une image de différence entre une image initiale et une image translatée de d .

Soit $g(n, m)$: l'image digitalisée initiale

$\beta = (\Delta n, \Delta m)$: le déplacement ; avec $\Delta n, \Delta m$ entiers.

On définit alors l'image de différence :

$$g_\beta(n, m) = |g(n, m) - g(n + \Delta n, m + \Delta m)|$$

Soit une fonction $f(i/\beta)$ définissant la densité de probabilité associée aux valeurs possible de g_β .

On a alors

$$F(i/\beta) = P(g_\beta(n, m) = i)$$

Cette fonction ne sera pas la suite la fonction de densité de différence de niveau de gris.

Cinq paramètres peuvent alors être définis :

1) La moyenne :

La moyenne est importante lorsque les valeurs de la matrice sont concentrées près de l'origine.

$$MOY = \sum_{i=1}^m i f(i/\beta)$$

2) Le contraste :

$$CONT = \sum_{i=1}^m i^2 f(i/\beta)$$

Il correspond au moment d'ordre 2 de la fonction f .

3) Le moment angulaire d'ordre deux ou uniformité :

$$ASM = \sum_{i=1}^m \left[f(i/\beta) \right]^2$$

Le paramètre est faible lorsque les valeurs ont le même ordre de grandeur.

4) L'entropie :

$$ENT = \sum_{i=1}^m f(i, \beta) \log f(i, \beta)$$

L'entropie est faible lorsque les valeurs de la matrice sont très inégales.

5) Le paramètre « inverse différence moment »

$$IDM = \sum_{i=1}^m \frac{f(i/\beta)}{i^2 + 1}$$

Pour une texture grossière, les valeurs de f sont concentrées autour de l'origine alors que pour une texture fine, les valeurs sont éparpillées.

II.6.2 Les méthodes spatio-fréquentielles

Initialement, une approche fréquentielle a été adoptée par Weska et al, par l'intermédiaire d'une décomposition du spectre de Fourier de l'image en question, pour cette méthode l'information de localité est perdue.

Ainsi, vu à cette de localisation, ces méthodes fréquentielles seront abandonnées.

Les méthodes spatio-fréquentielles permettent maintenant d'obtenir une bonne localisation à la fois dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel. Ces méthodes s'appuient sur des opérateurs de filtrage appliqués sur l'image. Le filtrage s'effectue par un banc de filtres, chaque filtre travaille dans une bande bien précise et sensible à une orientation définie. Parmi les méthodes de caractérisation des textures les plus répandues, on retrouve la méthode mise en œuvre par les masques directionnels de Laws, celle-ci consiste en la modélisation des champs récepteurs des cellules du cortex-strie de l'œil humain.

❖ Masques de Laws

En se basant sur la détection de contour, bords et tâches pour caractériser les textures par rapport à des propriétés statistiques estimées sur l'image, Laws a mis au point un ensemble de masques dérivés de trois cellules de base en forme de vecteurs à trois composants ci-dessous :

$$L_3 = (1, 2, 1)$$

$$E_3 = (-1, 0, 1)$$

$$S_3 = (-1, 2, -1)$$

Les masques de Laws sont générés par convolution avec ces primitives et sont regroupés en deux catégories.

A. Masques 3×3

Une opération de multiplication entre les 3 vecteurs L_3 , E_3 , S_3 est effectuée, on aura pour résultat neuf masques de dimension 3×3. Le titre de chaque masque symbolise l'opération de multiplication de chaque vecteur d'origine, tel que T représente l'opérateur de transposition d'un vecteur donné.

$$\text{Laws 1} \longrightarrow L_3^T \cdot L_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(1\ 2\ 1)} = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 2} \longrightarrow L_3^T E_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1\ 0\ 1)} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 3} \longrightarrow L_3^T S_3 = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1\ 2\ -1)} = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ -2 & 4 & -2 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 4} \longrightarrow E_3^T L_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}^{(1\ 2\ 1)} = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 5} \longrightarrow E_3^T E_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1\ 0\ 1)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 6} \longrightarrow E_3^T S_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1\ 2\ -1)} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 7} \longrightarrow S_3^T L_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}^{(1\ 2\ 1)} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 2 & 4 & 2 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 8} \longrightarrow S_3^T E_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}^{(-1 \ 0 \ 1)} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 9} \longrightarrow S_3^T S_3 = \begin{pmatrix} -1 \\ 2 \\ -1 \end{pmatrix}^{(-1 \ 2 \ -1)} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

B. Masques 5×5

D'autres masques à 5 coefficients sont calculés par convolution entre les vecteurs à 3 dimensions

$$L_5 = (1, 4, 6, 4, 1) = L_3 * L_3$$

$$S_5 = (-1, 0, 2, 0, -1) = L_3 * S_3 = E_3 * E_3$$

$$E_5 = (-1, -2, 0, 2, 1) = L_3 * E_3$$

$$R_5 = (1, -4, 6, -4, 1) = S_3 * S_3$$

L_5 correspond à une détection des lignes.

S_5 correspond à une détection des tâches.

E_3 correspond à une détection des bords.

R_5 correspond à une détection des ondulations.

$$\text{Laws 10} \longrightarrow L_5 * S_5 \longrightarrow L_5^T E_5 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 6 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1 \ -2 \ 0 \ 2 \ 1)} = \begin{bmatrix} -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -6 & -12 & 0 & 12 & 6 \\ -4 & -8 & 0 & 8 & 4 \\ -1 & -2 & 0 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{Laws 11} \longrightarrow E_5 * S_5 \longrightarrow E_5^T S_5 = \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \\ 0 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1)} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -2 & 0 & 4 & 0 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 0 & -4 & 0 & 2 \\ 1 & 0 & -2 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\text{LAWS 12} \longrightarrow L_5 * S_5 \longrightarrow L_5^T S_5 = \begin{pmatrix} 1 \\ 4 \\ 6 \\ 4 \\ 1 \end{pmatrix}^{(-1 \ 0 \ 2 \ 0 \ -1)} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -6 & 0 & 12 & 0 & -6 \\ -4 & 0 & 8 & 0 & -4 \\ -1 & 0 & 2 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$\text{LAWS 13} \longrightarrow R_5 * R_5 \longrightarrow R_5^T R_5 = \begin{pmatrix} 1 \\ -4 \\ 6 \\ -4 \\ 1 \end{pmatrix}^{(1 \ -4 \ 6 \ -4 \ 1)} = \begin{bmatrix} 1 & -4 & 6 & -4 & 1 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ 6 & -24 & 36 & -24 & 6 \\ -4 & 16 & -24 & 16 & -4 \\ -1 & -4 & 6 & -4 & 1 \end{bmatrix}$$

Les filtres obtenus sont de types passe-bas, passe bande ou coupe bande.

II.6.3 Les méthodes structurales

Ces méthodes utilisent les propriétés des structures de la texture. Elles sont basées sur la définition selon laquelle une texture est une composition de primitives isolables et distribuées selon certaines lois de périodicité dans la texture.

Elle procède à l'extraction de ces primitives et à la définition des règles de placement.

Ces primitives peuvent être extraites par la technique de croissance de régions, de détection de contours ou de seuillage.

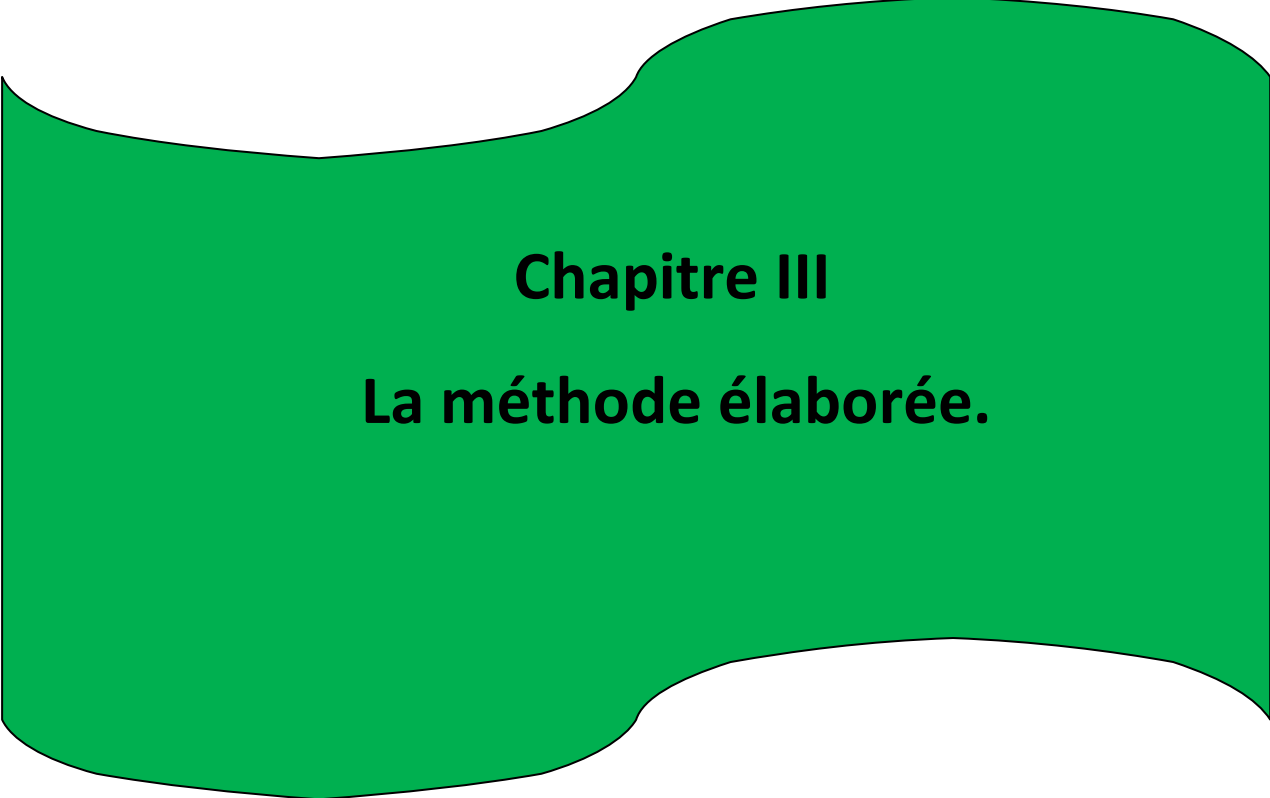
Ces méthodes sont particulièrement adoptées à la description régulière. Ce type de texture ne représente qu'une faible proportion des textures que l'on rencontre dans les scènes naturelles. Ces méthodes s'avèrent donc adaptées aux macrotextures, où une structure spatiale forte se dégage par l'intermédiaire d'un motif plus au moins répétitif.

II.6. Conclusion

La segmentation est un processus d'identification de régions cohérentes dans des images, et les caractéristiques visuelles des régions homogènes des images du monde réel sont souvent identifiées comme des textures. La segmentation automatique est probablement le problème le plus difficile dans la vision artificielle.

L'analyse de la texture est un domaine de recherche important dans le processus de traitement d'images et les domaines potentiels d'applications engendrent l'inspection des surfaces de l'imagerie biomédicale, industrielle et satellitaire ou aérienne (télédétection).

Le système visuel humain a décomposé l'image rétinienne en bandes de fréquence et d'orientation pour décrire les primitives des textures. Finalement, les textures peuvent être utilisées pour décrire le contenu de plusieurs images du monde réel.



Chapitre III

La méthode élaborée.

IV.1. Introduction

La segmentation des images texturées a été largement étudiée durant ces dernières années, Ce type de segmentation cherche à extraire des attributs qui permettent de caractériser au mieux les différentes textures de l'image afin de les différencier, et parmi ces méthodes de classification d'images texturées, on peut citer, entre autre, les approches statistiques. Ces dernières sont plus utilisées pour leur efficacité dans l'analyse de texture. L'intérêt de telles approches est qu'elles semblent être mieux adaptées à l'analyse de processus stochastique. La technique que nous allons aborder se basant sur les statistiques de second ordre (Matrices des cooccurrences).

Dans ce chapitre nous exposons une méthode de segmentation basée sur le calcul des attributs texturaux, qui sont le critère de construction de partitions optimales, donc de classification. C'est une méthode se basant sur les statistiques de second ordre (Matrice des cooccurrences) qui met en évidence la relation ou le rapport existant entre deux paramètres de l'image, c'est-à-dire entre deux niveaux de gris.

Avant d'illustrer le principe de notre méthode, nous allons d'abord exposer le principe de calcul des matrices des matrices des cooccurrences.

IV.2. La méthode de matrice de cooccurrence : (méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris)

Elle permet de déterminer la fréquence d'apparition d'un " motif " formé de deux pixels séparés par une certaine distance d dans une direction particulière Θ par rapport à l'horizontale. Afin de limiter le nombre de calculs, on prend généralement comme valeur 0^0 , 45^0 , 90^0 , 135^0 , 180^0 et 1 pour la valeur de d .

La taille de la matrice est $N_g * N_g$, où N_g correspond au maximum des niveaux de gris de l'image pour ne pas avoir une taille de matrice trop élevée, on choisira le plus souvent $N_g = 8, 16$ ou 32 . A titre d'exemple pour une image possédant 4 niveaux, la matrice de cooccurrence sera de taille 16 (voir schéma ci-dessous)

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix}$$

Image initiale

	0	1	2	3
0	#(0,0)	#(0,1)	#(0,2)	#(0,3)
1	#(1,0)	#(1,1)	#(1,2)	#(1,3)
2	#(2,0)	#(2,1)	#(2,2)	#(2,3)
3	#(3,0)	#(3,1)	#(3,2)	#(3,3)

Figure IV.1 : a. région de taille 4*4, b. forme générale de la matrice de cooccurrence de la région

Les valeurs de la première ligne de la matrice de cooccurrence ($\theta, 0$) correspondent respectivement au nombre de fois que l'on retrouve la transition (0, j) ou $j=0, 1, 2, 3, 4$. De la même manière, nous calculons le nombre de transition correspondant aux niveaux de gris 1, 2, 3 et 4.

$$\begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$\theta = 0^\circ$$

$$\begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\theta = 45^\circ$$

$$\begin{bmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\theta = 90^\circ$$

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\theta = 135^\circ$$

Figure IV.2. : Exemple de construction d'une matrice de cooccurrence

A chaque direction Θ et pour chaque valeur de d correspond une matrice de cooccurrence $\emptyset(d, \Theta)$.

Remarque :

On définit généralement les matrices symétriques de cooccurrence. Elles sont construites à partir des constatations suivantes :

$$\emptyset(d, 0^\circ) = \emptyset^t(d, 180^\circ)$$

$$\emptyset(d, 45^\circ) = \emptyset^t(d, 225^\circ)$$

$$\emptyset(d, 90^\circ) = \emptyset^t(d, 270^\circ)$$

$$\emptyset(d, 135^0) = \emptyset^t(d, 315^0)$$

Par exemple la matrice symétrique associée à la direction 0^0 sera de la forme :

$$S_0(d) = \frac{1}{2} [\emptyset(d, 0^0) + \emptyset(d, 180^0)]$$

Une fois la matrice symétrique réalisée, il est possible d'en extraire une quinzaine de paramètres.

Ils contiennent des informations sur la finesse, la directionnalité de la granularité de la texture. Pour une texture grossière, les valeurs de la matrice sont concentrées sur la diagonale principale. Au contraire, pour une texture fine, les valeurs de la matrice seront dispersées

En effet, pour une telle texture il existe beaucoup de transition de niveaux de gris.

IV.3. Attributs extraits à partir des matrices de cooccurrence

À partir d'une représentation graphique des matrices de cooccurrence, nous pouvons selon la forme de cette représentation, tirer un certain nombre de renseignements sur la texture de la région considérée. Si la texture est grossière et si d est petit par rapport aux éléments de texture répétitifs, alors les couples de pixels séparés par (d, θ) auront des niveaux de gris voisins. Cela se traduit par une concentration des valeurs élevées autour de la diagonale de la matrice des niveaux de gris. Par contre, pour une texture plus fin, si d est comparable à la taille des éléments de la texture, alors les couples de pixels séparés par (d, θ) auront souvent des niveaux de gris différents. Cela se traduit par une dispersion des valeurs de la matrice de cooccurrence.

La matrice de cooccurrence est riche en informations mais reste difficilement exploitable au vue de sa taille. Ainsi, plusieurs attributs ont été définis afin de résumer toute l'information apportée par la matrice de cooccurrence. les plus utilisés sont : le moment angulaire d'ordre deux, le contraste, l'entropie, la corrélation et le moment de différence inverse.

1. La moyenne

$$MOY = \sum_i \sum_j p(i, j)$$

Où $P(i, j)$ correspond aux éléments de la matrice de cooccurrence ; c'est-à-dire à la probabilité de passer d'un pixel de niveau de gris « i » à un pixel de niveau de gris « j ».

2. La variance

$$VAR = \sum_i \sum_j p(i, j)(i - MOY)^2$$

Elle caractérise la distribution des niveaux de gris autour de la valeur « M » calculée précédemment.

3. L'énergie (moment angulaire d'ordre deux ou uniformité) :

Ce paramètre mesure l'homogénéité de l'image. L'énergie a une valeur d'autant plus faible qu'il y a peu de zones homogènes : dans ce cas, il existe beaucoup de transitions de niveaux de gris. Il est sensible aux grandes valeurs dans la matrice de cooccurrence et il est minimum pour distribution équiprobable des niveaux de gris.

$$ASM = \sum_{i=0}^{Ng-1} \cdot \sum_{j=0}^{Ng-1} P(i, j)^2$$

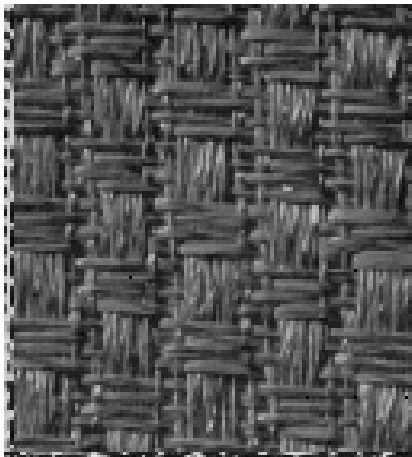
Les quatre paramètres suivants sont les plus souvent utilisés.

4. Le contraste (intensité) :

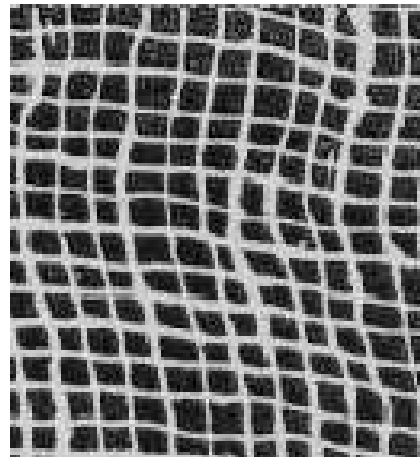
L'attribut contraste favorise les fortes transitions des niveaux de gris. Il mesure la variation locale présente dans une image.

Mesure les variations locales des niveaux de gris. Si elles sont importantes (c'est-à-dire s'il existe peu de régions homogènes) alors le contraste sera élevé. Ce paramètre permet aussi de caractériser la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale principale.

$$CONT = \sum_i \cdot \sum_j p(i, j)(i - j)^2$$



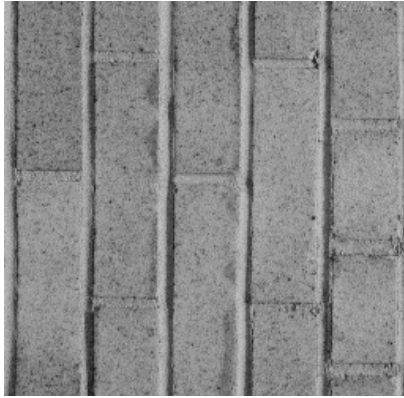
CONT=120.17 (IV.3.1)



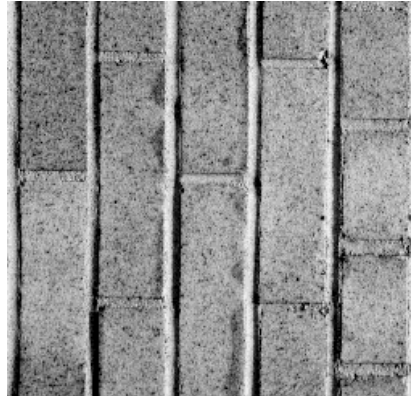
CONT=625.81 (IV.3.2)

Figure IV.3 : Illustration du contraste sur deux textures de Brodatz différentes

La texture IV.3.2 possède plus de transitions que l'image de gauche et donc moins de régions homogènes. Son contraste est plus élevé.



CONT=41.663



CONT=142.288

Figure IV.4 : illustration du contraste sur une même texture de brodatz.

Une texture apparaît plus nette lorsque le contraste est plus élevé (IV.4), les transitions entre niveaux de gris sont alors plus visibles.

5. La corrélation :

Le paramètre de corrélation mesure la ressemblance entre les lignes et les colonnes. Il est élevé quand la distribution est uniforme. Il est donné par la formule suivante :

$$COR = \sum_i \cdot \sum_j (i - \mu_x) (j - \mu_y) P(i, j)$$

Où μ_x et μ_y représentent les moyennes respectivement des lignes et des colonnes de la matrice.

6. La Corrélation normalisée :

Permet de déterminer si certaines colonnes de la matrice sont égales. Plus les valeurs sont uniformément distribuées dans la matrice et plus la corrélation est importante.

$$COR_N = \sum_{i,j} \frac{i j P(i,j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

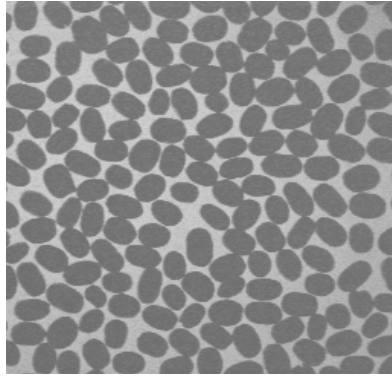
Où σ_x et σ_y représentent les écarts types respectivement des lignes et des colonnes de la matrice.

7. L'entropie :

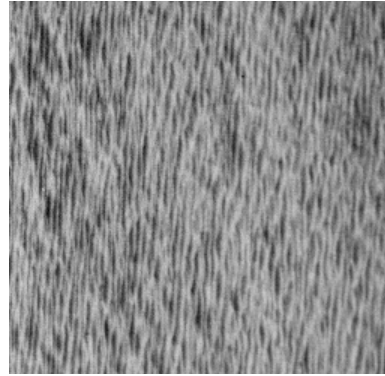
Mesure la complexité de l'image. Lorsque les valeurs de la matrice sont presque toutes égales, l'entropie est élevée.

$$ENT = \sum_i \cdot \sum_j P(i, j) \text{Log} P(i, j)$$

Elle permet de caractériser le degré de granulation de l'image. Plus l'entropie est élevée et plus la granulation est grossière.



ENT=6.70 (IV.5.1)



ENT=4.74(IV.5.2)

Figure IV.5 : Illustration de l'entropie

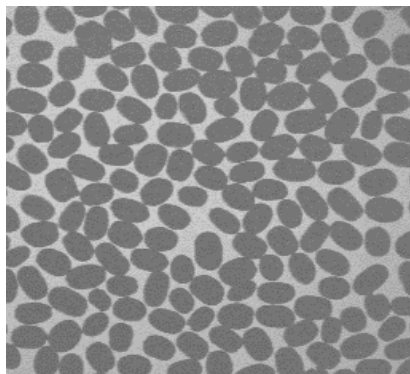
La texture IV.5.2 semble "moins lisse" que la texture IV.5.1.

8. L'homogénéité ou moment différentiel inverse :

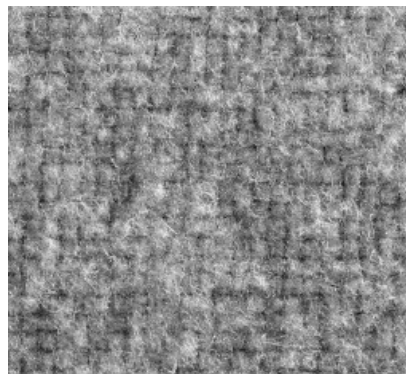
$$\text{HOM} = \sum_{i,j} \frac{1}{1+(i-j)^2} P(i,j)$$

Ce paramètre a un comportement inverse du contraste.

Plus la texture possède de régions homogènes et plus le paramètre est élevé.



HOM=0.03 (IV.6.1)



HOM=0.0021 (IV.6.2)

Figure IV.6 : illustration de l'homogénéité

La texture IV.6.1 possède de régions homogènes que la texture IV.6.2, son paramètre HOM est plus élevé.

On peut aussi définir les paramètres suivants qui sont cependant moins utilisés.

9. Le moment diagonal :

$$\text{DIAG} = \sum_i \sum_j \left(\frac{1}{2} |i - j|\right)^{\frac{1}{2}} P(i,j)$$

10. Le cluster shade:

$$CSHADE = \sum_i \cdot \sum_j (i + j - 2MOY)^3 P(i, j)$$

11. Le cluster prominence :

$$CSHADE = \sum_i \cdot \sum_j (i + j - 2MOY)^4 P(i, j)$$

Cette méthode qui prend en compte seulement des relations entre pixels n'est pas de méthodes pour sélectionner le vecteur déplacement. les calculs sont alors très longs si on veut utiliser plusieurs déplacements.

IV.3. Attributs locaux extraits à partir de la matrice de cooccurrence :

Lors du deuxième chapitre, nous avons évoqué le processus de la segmentation d'images. La première étape de ce processus consiste à caractériser chaque pixel par un ensemble d'attributs de texture.

Dans ce cas, ces attributs sont appelés attributs locaux contrairement aux attributs globaux qui sont utilisés pour caractériser l'image toute entière.

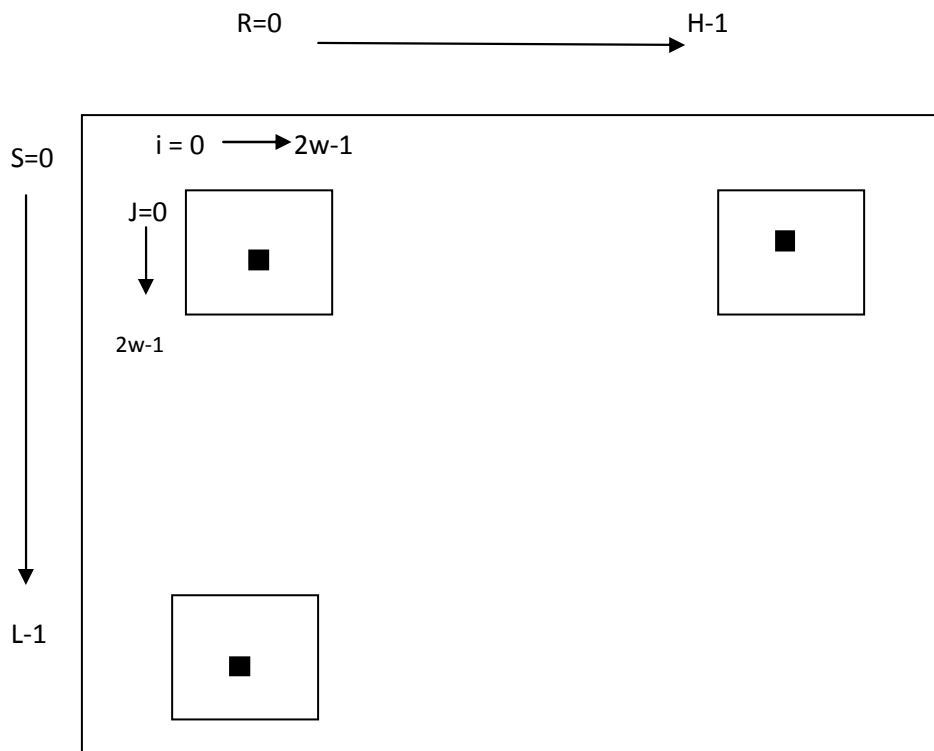
Traditionnellement, la méthode la plus employée pour déterminer les attributs locaux consiste à définir une fenêtre de voisinage centre sur chaque pixels de l'image à traiter. ces attributs sont alors mesurés en prenant en considération que les pixels situés à l'intérieur de cette fenêtre.

Pour déterminer les attributs locaux de texture par la méthode de dépendance spatiale des niveaux de gris, on fixe en premier lieu une fenêtre de voisinage de taille $(2W*2W)$. On place le centre de la fenêtre sur un pixel de l'image, on calcul ensuite la matrice de cooccurrence en utilisant juste les pixels voisins situés à l'intérieur de cette fenêtre. Les attributs calculés à partir de la matrice de cooccurrence sont alors affectés aux pixels centraux de la fenêtre.

En repérant cette opération pour chaque pixel de l'image d'indice (R, S) avec :

$$\begin{cases} R = 0 \dots H \text{ (H Hauteur de l'image)} \\ S = 0 \dots L \text{ (L Largeur de l'image)} \end{cases}$$

Chaque pixel marquant le centre d'une fenêtre aura son ensemble d'attributs le caractérisant.



■ : Centre de la fenêtre de voisinage

Figure IV.7 : Déplacement d'une fenêtre dans une image.

La taille de la fenêtre de voisinage est aussi un paramètre fondamental pour la segmentation. Si elle est grande et si elle se situe dans une zone de texture uniforme, les attributs extraits à partir de la matrice de cooccurrence vont bien caractériser la texture correspondante. Ce qui n'est pas le cas lorsqu'elle se situe dans une zone ayant des textures différentes telles que les frontières. Si elle est petite, la localisation des frontières entre les zones de texture différentes sera bonne alors que l'information d'ordre texturale sera perdue.

Ainsi, le nombre d'opération (Nop) à effectuer pour calculer les paramètres de texture de tous les pixels de l'image est :

$$Nop = (H * L) * (2W)^2 * Ng^2 * Np.$$

Avec:

Np: le nombre de paramètres calculés.

Pour une image de taille (256*256) à 256 niveaux de gris et si Np= 5 et si :

$W= 1$ alors $Nop= 8.5899 \cdot 10^{10}$

$W= 3$ alors $Nop= 3.4359 \cdot 10^{11}$

$W= 5$ alors $Nop= 7.7309 \cdot 10^{11}$

IV.4. Méthodes de réduction :

Le nombre d'opérations (Nop) nécessaire pour caractériser chaque pixel de l'image par un vecteur d'attributs extraits à partir des matrices de cooccurrences est étroitement lié au nombre de pixels dans l'image, le niveau de gris de l'image et ainsi que la taille de la fenêtre de voisinage. En effet, on peut décomposer Nop en trois termes :

$(H*L)$: taille de l'image ;

Ng^2 : Niveaux de gris maximal au carré ;

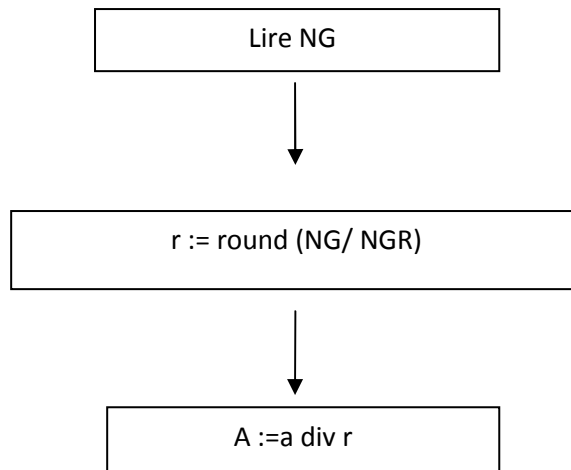
$(2W)^2$: Nombre de pixels présents dans la fenêtre de voisinage.

Le calcul numérique précédent montre que le nombre d'opérations (Nop) est très élevé, ce qui présente un inconvénient pour segmenter une image dont le temps de calcul est un facteur important. Afin de remédier à ce problème majeur, plusieurs artifices de calcul ont pour principe de réduire indépendamment ou conjointement les trois termes intervenants dans Nop.

IV.4.1. Méthode de réduction du nombre de niveaux de gris :

Avant d'appliquer la méthode SGLDM pour déterminer les attributs texturaux de chaque pixel, on peut préalablement réduire le nombre de niveaux de gris maximum présents dans l'image pour obtenir des matrices de cooccurrence de taille plus petite.

une méthode simple et rapide consiste en premier lieu à choisir le nombre de niveaux de gris réduit (NGR) qui doit être inférieur au niveau de gris maximum de (Ng), parcourir par la suite toute l'image pixel par pixel et affecter à chaque pixel son nouveau niveau de gris en effectuant les opérations suivantes :



A : la valeur du niveau de gris du pixel parcouru

Ainsi, chaque pixel de l'image aura sa nouvelle valeur de niveau de gris.

La détermination des paramètres de texture de chaque pixel sera ainsi effectuée sur l'image, ayant peu de niveau de gris, en utilisant le même principe que la méthode traditionnelle.

La taille de la matrice de cooccurrence dépend du niveau de gris maximum de l'image ($Ng \cdot Ng$), une fois ce dernier est réduit, la matrice de cooccurrence le sera aussi et sa taille est de ($NGR \cdot NGR$).

Le calcul des paramètres de texture dépend essentiellement de la taille de la matrice de cooccurrence et du fait que cette dernière est réduite, le calcul de ces attributs sera plus rapide.

A titre d'exemple, pour effectuer une réduction de 255 niveaux de gris en 4 niveaux de gris on divise le nombre initial sur 4 comme le montre la figure (). Tous les pixels ayant des niveaux de gris entre 0 et $Ng/4$ auront un niveau égal à zéro.

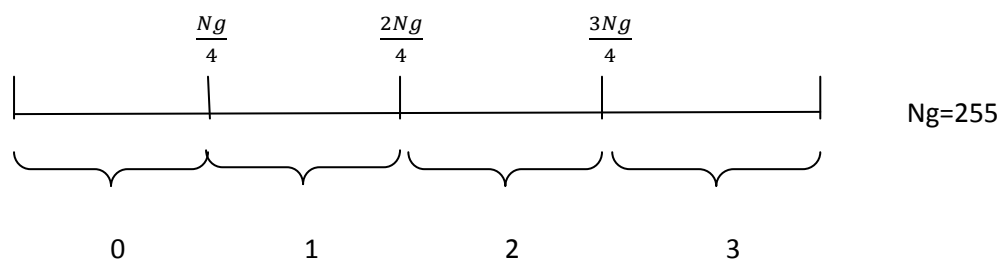


Figure : exemple de réduction de 255 niveaux de gris en 4 niveaux de gris.

Le nombre d'opérations à effectuer pour calculer les paramètres de texture de tous les pixels de l'image est donné comme suit :

$$Nop = (H \cdot L) \cdot (2W)^2 \cdot NGR^2 \cdot Np < Nop$$

Pour une image de taille (256*256) à 256 niveaux de gris et si $N_p=5$, $NGR=128$ et si:

$W=1$ alors $Nop=2.1474 \cdot 10^{10}$

$W=3$ alors $Nop=8.5899 \cdot 10^{10}$

$W=5$ alors $Nop=1.932 \cdot 10^{11}$

Dans cette méthode, la réduction du Nop agit sur le terme lié à Ng . Il faut cependant noter que cette méthode doit être appliquée avec précaution car la réduction de Ng peut influencer sur les paramètres de texture.

IV.4.2. Réduction par la méthode de l'histogramme des différences d'images :

Pour réduire le temps de calcul des paramètres de texture basés sur les matrices de cooccurrence, on peut utiliser une autre méthode d'analyse de la texture nommée méthode de l'histogramme des différences d'images.

Egalement appelée GLDM (Gray Level Difference Method), cette méthode donne un aspect de la texture au sens de la différence des niveaux de gris les pixels d'une image [WEZ – 76]. Elle consiste à analyser entre l'image originale f et sa translattée f^t .

Soit $d=(d_i, d_j)$ un déplacement pour lequel on définit la fonction différence d'images suivantes :

$$f^t(x, y) = |f(x, y) - f(x + d_i, y + d_j)|$$

Le but de cette méthode est d'estimer le vecteur de densité de probabilité $p^t(i)$, de dimension Ng , associé à $f^t(x, y)$ et tel que :

$P^t = P|f^t(x, y) = k|$ Avec : $p^t(k)$ l'histogramme des niveaux de gris de la différence d'images.

$K=0, 1 \dots Ng-1$

Lorsque la texture est composée d'éléments de taille relativement importante par rapport à d , les plus grandes valeurs de l'histogramme $p^t(k)$ sont concentrées dans le noir car des couples de pixels séparés de la distance d présentent en général peu de différence de niveaux de gris.

Par contre, lorsque d est grand par rapport à la taille des éléments qui composent la texture, les couples de pixels séparés de la distance d présentent des différences de niveaux de gris très variables et l'histogramme $p^t(k)$ est beaucoup plus étalé entre le noir et le blanc.

Un histogramme $p^t(k)$ concentré vers le noir révèle donc une structure grossière par rapport à la valeur de d , alors qu'un histogramme plus étalé indique la présence d'une texture fine dans l'image.

Le plus souvent, les paramètres texturaux extraits du vecteur de différence de niveau de gris sont :

- **Contraste :**

$$cont = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng-1} i^2 P^t(i)$$

- **Moment angulaire du second ordre :**

$$SMA = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng-1} P^t(i)^2$$

- **Entropie :**

$$ENT = \frac{-1}{N} \sum_{i=0}^{Ng-1} P^t(i) \log (P^t(i))$$

C'est la mesure de l'homogénéité de l'histogramme, elle atteint ses valeurs maximales pour des histogrammes uniformes.

- **Moment inversé de différence :**

$$MID = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng-1} \frac{P^t(i)}{i^2+1}$$

- **Moyenne**

$$MOY = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{Ng-1} i P^t(i)$$

Avec : $N = \sum_{i=0}^{Ng-1} P^t(i)$

Une petite valeur de la moyenne indique que la texture d'une qualité grossière à une taille de grains égal, ou plus large par rapport à l'amplitude du vecteur de déplacement.

Les attributs calculés à partir des histogrammes de différences des images sont d'une performance proche de ceux évalués à partir de la matrice de cooccurrence.

Comme pour la méthode SGLDM, les attributs de textures de chaque pixel sont extraits à partir de l'histogramme différence déterminé dans une fenêtre de voisinage centré sur chaque pixel.

Le nombre d'opération à effectuer pour calculer les paramètres de texture de tous les pixels de l'image est estime à :

$$Nop_2 = (H * L) * (2W)^2 * Ng * Ng < Nop$$

Dans cette méthode, la matrice de cooccurrence de taille $(Ng * Ng)$ est remplacée par un histogramme de dimension (Ng) . Elle permet ainsi de réduire le terme lié au niveau de gris.

Pour une image de taille $(256 * 256)$ à 256 niveaux de gris et si $Np = 5$ et si :

$$W = 1 \text{ alors } Nop = 3.3554 \cdot 10^8$$

$$W = 3 \text{ alors } Nop = 1.3421 \cdot 10^9$$

$$W = 5 \text{ alors } Nop = 3.0198 \cdot 10^9$$

IV.4.3. Réduction du nombre de pixels :

Pour réduire le Nop dans le calcul des attributs de texture pour chaque pixel par la méthode utilisant les matrice de cooccurrence, un alternative consiste à réduire le nombre de pixels sur les quels les calculs sont effectués

IV.4.3.1. Fenêtre non chevauchantes de même taille :

Une méthode consiste à découper l'image $(N * N)$ en un ensemble de fenêtre de taille $(2W * 2W)$ en divisant le nombre de lignes et le nombre de colonnes par un pas de division noté comme il est illustré sur la figure (IV.8).

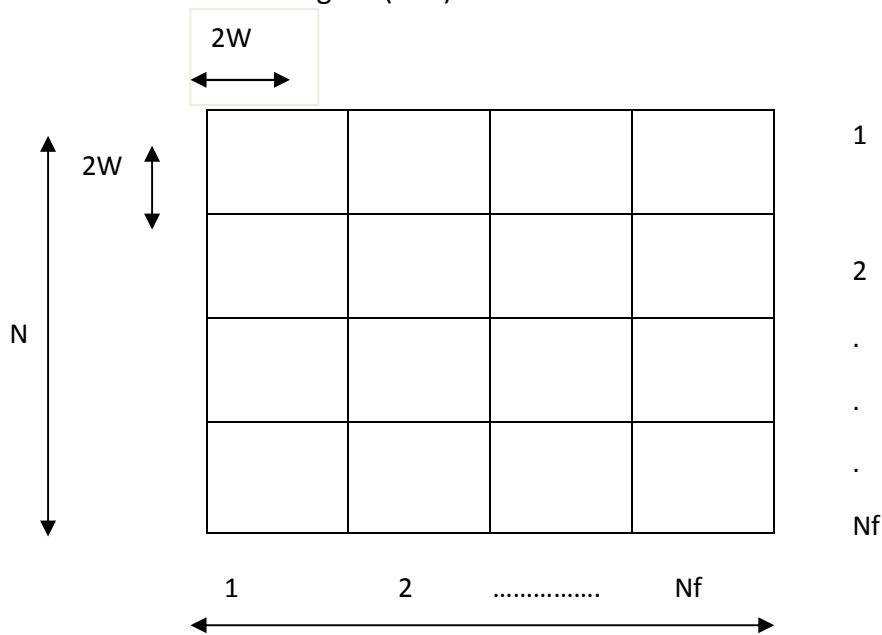


Figure IV.8 : découpage d'une image en fenêtres.

Dans chaque fenêtre, on calcule la matrice de cooccurrence sur laquelle on extrait les attributs de texture. Ainsi chaque centre de la fenêtre sera caractérisé par un vecteur d'attributs. Les pixels se trouvant dans une même fenêtre héritent automatiquement des attributs de son centre. Le nombre d'opération à effectuer pour calculer les paramètres de tous les pixels de l'image est estimé à :

$$Nop_3 = Nf^2 * Ng^2 * Np < Nop$$

Pour une image de taille (256*256) à 256 niveaux de gris et si $Np = 5$ et si :

$$W = 1 \text{ alors } Nop = 5.3687 \cdot 10^9$$

$$W = 3 \text{ alors } Nop = 1.3421 \cdot 10^9$$

$$W = 5 \text{ alors } Nop = 6.0588 \cdot 10^8$$

IV.5. Classification et segmentation :

La méthode que nous avons retenue pour effectuer cette tâche est basée sur l'algorithme des K-means qui est une dérivée des nuées dynamiques. Cette méthode cherche généralement à partitionner l'espace en K classes isolées les unes des autres. Cette méthode est de type itératif, elle se base sur le calcul de la distance de similarité de l'ensemble des vecteurs d'attributs.

Cet algorithme, affecte chaque élément à une classe sur la base de la mesure de la plus petite distance de similarité.

Par ailleurs, une fois les classes formées, de nouveaux noyaux sont calculés, ce qui rend ces derniers dynamiques d'où l'appellation « nuées dynamiques ».

Son principe est le suivant :

On fixe le nombre de classes Nc .

On fixe d'une façon aléatoire les centres de gravité de ces classes.

On calcule la distance de similarité de chaque individu par rapport à ces centres de gravité.

On affecte chaque individu à la classe qui correspond à la distance la plus proche.

Calcul des nouveaux centres de gravité de chaque classe (c'est-à-dire la moyenne des éléments de chaque classe).

Aller à l'étape suivante si les centres de gravité calculés n'ont pas changé par rapport aux précédents. Sinon aller à l'étape 3.

Affichage de l'image segmentée.

Remarque : on met $N_c = K$

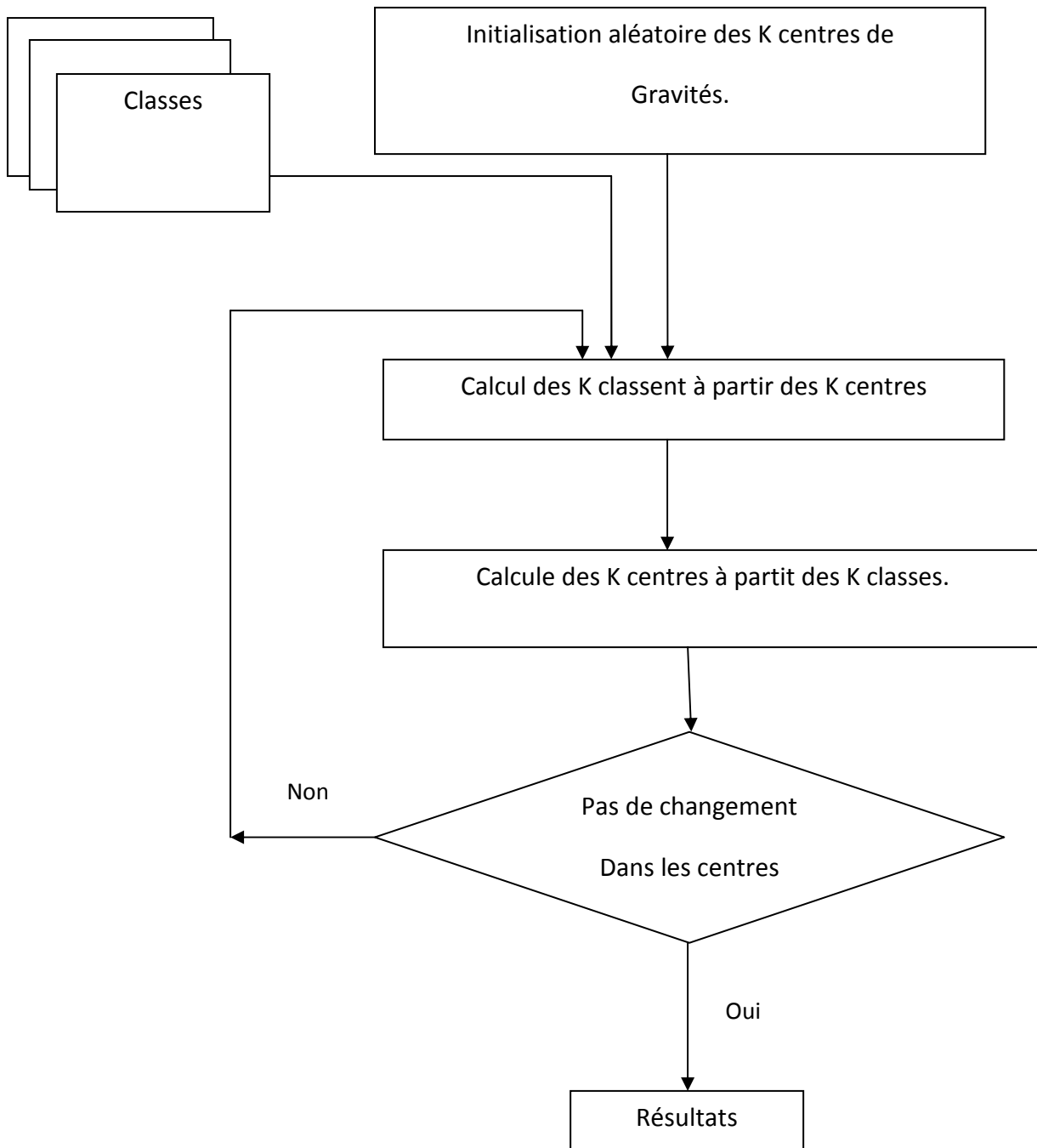


Figure IV.9 : Organigramme de l'algorithme K-means.

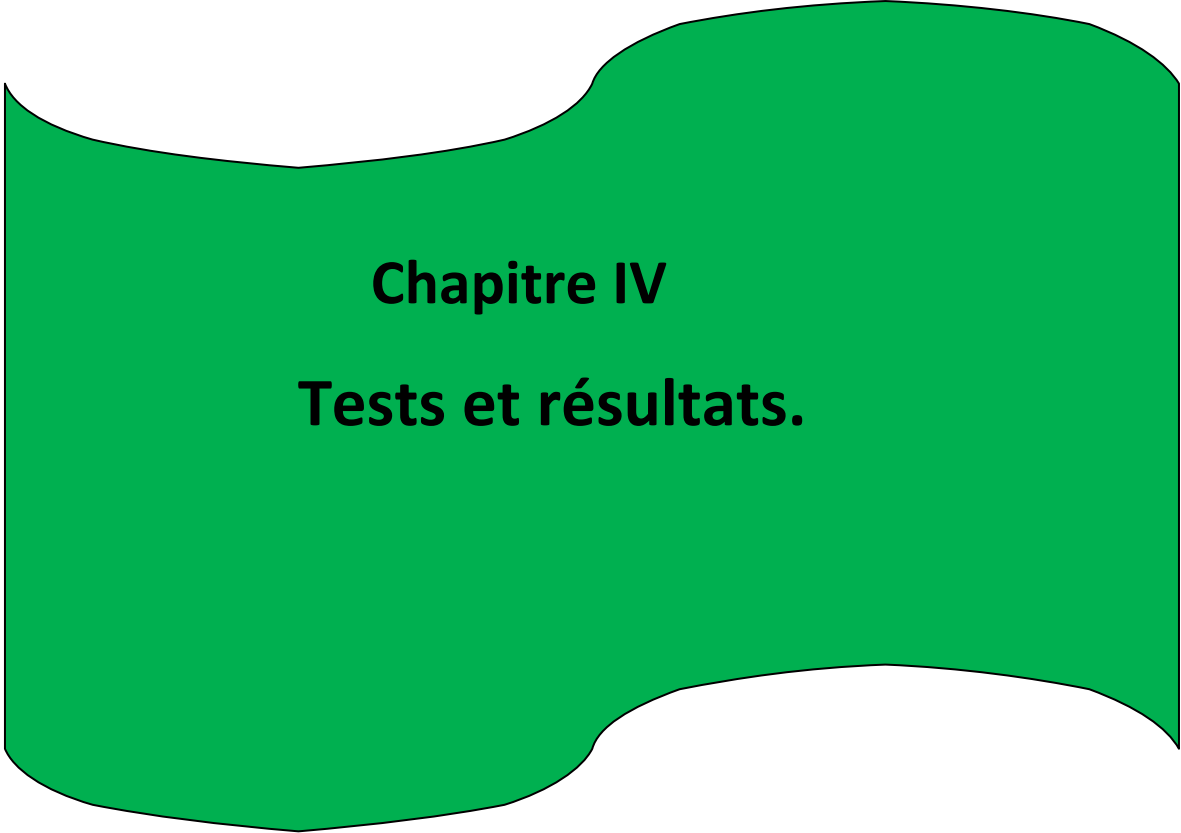
IV.6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes étapes de texture à base des matrices des cooccurrences, et une segmentation en région avec l'algorithme des k-means.

Nous avons opté pour la méthode des matrices des cooccurrences qui est très efficace dans la caractérisation de textures en plus, elle est moins sensible au bruit et peut conserver les structures d'une image.

L'inconvénient de cette méthode est la quantité d'information à manipuler ainsi que l'espace mémoire pour le stockage des matrices des cooccurrences qui sont importants.

Les résultats de segmentation seront exposés et discutés dans le dernier chapitre.



Chapitre IV
Tests et résultats.

V.1 Présentation des données

pour l'application de notre méthode, nous disposons d'une base des données composées de deux types d'images utilisées pour la segmentation des différentes textures en employant la méthode des matrices cooccurrences. Ces images sont :

- Des images tests tirées de l'album de Brodatz
- Des images médicales

V.1.1 Images de Brodatz

Pour prouver l'efficacité de la méthode choisie, nous avons d'abord appliqué notre méthode à un ensemble d'images tests tiré de l'album de Brodatz. L'image test2 est constituée de quatre textures différentes et l'image test1 présente trois textures différentes.

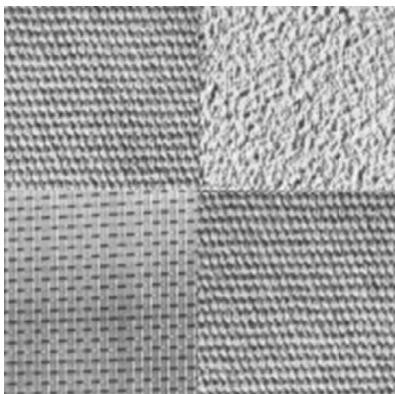


Image test 1

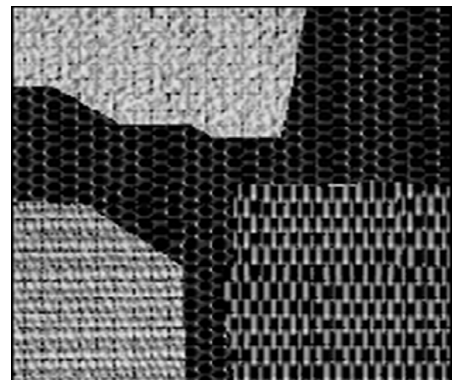


Image test 2

FigureV.1 : images textures de brodatzs

V.1.2 Cas des images médicales :

1. La tumeur

La tumeur désigne une prolifération tissulaire ou cellulaire anormale, non inflammatoire, échappant aux mécanismes de régulation de l'organisme. L'expression « cancer du cerveau », également dit cancer ou « tumeur du système cerveau centrale »,

regroupe plusieurs formes de tumeur susceptibles de se développer dans le cerveau : soit à partir d'une cellule du cerveau lui-même, soit d'une cellule métastatique exportée d'un cancéreux dans une autre partie du corps.

Les tumeurs cérébrales primaires sont plutôt dans la partie arrière du cerveau, chez les enfants et dans la partie antérieure des deux tiers des hémisphères cérébraux chez les adultes, mais elles peuvent affecter toute les parties du cerveau.

Détection de tumeur cérébrale

Pour détecter une tumeur sur une image IRM on utilise ce qu'on appelle un produit de contraste. Ce produit est introduit par injection intraveineuse.

Au niveau du cerveau, les parois du système vasculaire cérébral empêchent le produit de contraste de pénétrer à l'intérieur des cellules cérébrales, par contre la tumeur fabrique des vaisseaux dont la paroi est anormale, ce qui permet au produit de contraste de pénétrer à l'intérieur des cellules tumorales. L'accumulation locale de ce produit, dans la tumeur, va apparaître comme un signal hyper, rendant ainsi visible la tumeur.

A. Cas des images tests

❖ Résultats de segmentation des images test 1

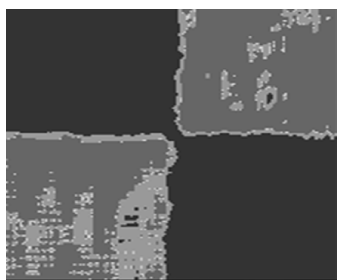


Image énergie



Image contraste



Image entropie

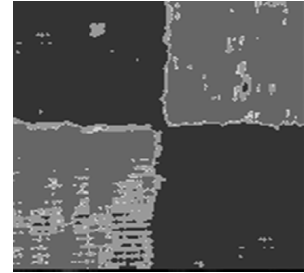


Image corrélation



Image homogénéité



Image segmentée globalement

➤ **Interprétation**

Notre objectif par l'illustration de ces résultats est de montrer l'influence des cinq paramètres en utilisant les mêmes images, nous présentons les résultats de segmentation des images de Brodatz. Les attributs texturés utilisés sont l'énergie, entropie corrélation et homogénéité.

B. Application de la méthode sur une image IRM

Notre objectif est de détecter la tumeur dans une image IRM. A cet effet, nous avons choisi une image IRM cérébrale, que nous avons récupérée au CENTRE D'IMAGERIE MEDICALE MAHMMOUDI. C'est des images de dimension 512x512 format JPG. Elles représentent la coupe axiale cérébrale d'un enfant atteint par une tumeur sur la fosse cérébrale postérieure (Fig.IV.6)

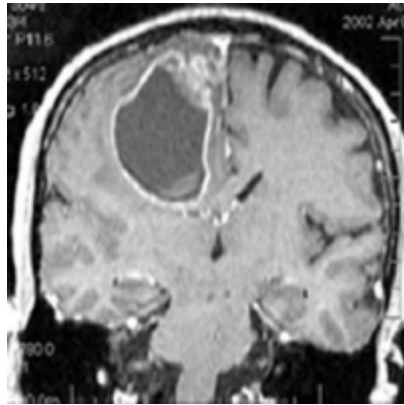


Figure V.6 : Image originale

❖ **Résultats de segmentation des images médicales**

Dans cette partie, nous exposons les résultats obtenus sur les images médicales. Ceci n'est qu'une conséquence des résultats obtenus dans la première partie.

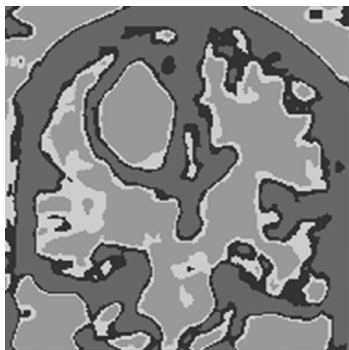


Image énergie

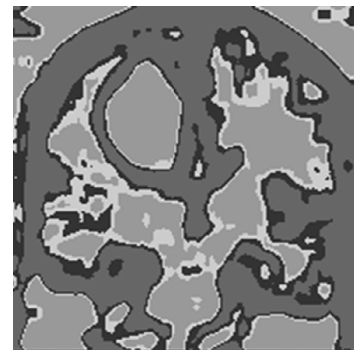


Image contraste

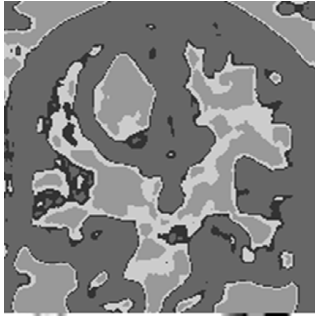


Image entropie

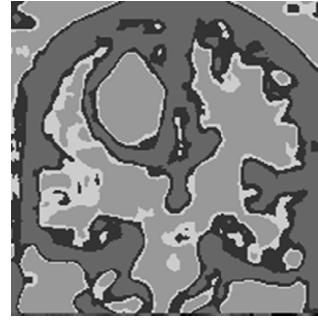


Image corrélation

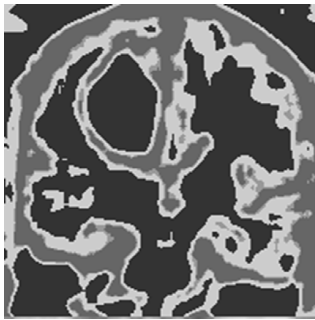


Image homogénéité

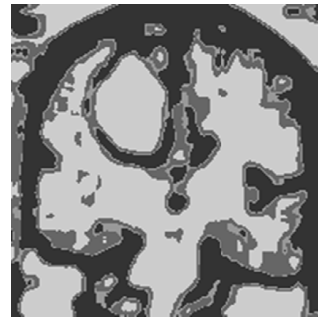


Image segmentée globalement

Figure. IV.7 : Résultat de segmentation avec les différents paramètres sur l'image médicale

➤ Résultats et interprétations

L'objectif de notre méthode est de segmenter l'image médicale par le calcul des matrices des cooccurrences et classification par K-means. Nous avons effectué le calcul des matrices des cooccurrences dans quatre directions, c'est-à-dire pour $\alpha=0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}, 135^{\circ}$ et les matrices d'attributs qui se composent des mêmes paramètres qui sont : l'entropie, le contraste, l'énergie, la corrélation et l'homogénéité.

Notons que tous ces paramètres ont été finalement choisis après avoir effectué plusieurs tests.

Nous exposons ci-après les résultats obtenus en deux parties. La première expose les résultats obtenus sur les images tests, tandis que la deuxième partie mettra en évidence les résultats obtenus sur les images médicales.

V.2 Discussion :

La méthode qui nous avons adoptée a donné de bons résultats sur les deux types des images (images de Brodatz et images médicales).

Le choix des cinq paramètres caractérisant la texture de l'image est important.

Les différentes régions saines et infectées par une tumeur ont été détectées sur l'image médicale.

La reconnaissance automatique d'objets dans une image, le suivi des primitives ou motifs de texture exigent toujours un traitement de bas niveau. La segmentation d'image vient répondre à cette exigence, c'est une étape primordiale dans le domaine de la vision artificielle.

La multitude d'approches pour l'analyse et la segmentation des images, montrent qu'il n'existe pas de modèle ou de méthode adaptable à tout type d'image. Le choix d'une méthode est fortement dépendant de l'information contenue dans l'image (type de texture, région uniforme, contour.....), mais aussi de l'objectif et l'application visée.

Nous avons présenté dans ce mémoire une méthode de segmentation basée sur une analyse multi-échelles de textures. Cette méthode cherche à détecter en premier lieu les différentes régions de l'image (texturées et uniformes), afin de les segmenter séparément. En second plan des paramètres descriptifs de texture ou simplement porteurs d'information sur les niveaux de gris des pixels sont extraits des deux zones. Et finalement vient l'étape de classification par les K-means en se basant sur la similarité entre attributs.

Les résultats que nous avons obtenus pour les différentes images que nous avons traitées montrent la possibilité de caractériser des textures ne se basant sur le calcul des matrices des cooccurrences, et les attributs de texture. la procédure ou la méthode de segmentation que nous avons élaborée reste une méthode supervisée, puisque on est dans l'obligation de choisir le nombre de classe.

Le choix des attributs pour chaque type de régions reste primordial, juste après vient le choix de la fenêtre d'analyse, il faut donc une fenêtre qui peut contenir le motif de base, ainsi que des attributs en mesure de reproduire toute l'information contenue dans ces images.

Si l'analyse multi échelle apporte une solution relative à la détection des motifs de base, et si le choix optimal des attributs peut décrire l'information contenue dans une image, le caractère aléatoire des textures reste un problème majeur dans toute procédure de segmentation.

Pour rendre l'approche plus robuste, et remédier au problème de la mauvaise localisation des frontières, il serait d'intégrer d'autres méthodes de segmentations en utilisant une méthode basée sur la coopération contours-régions.

Bibliographie

Bibliographie

[Horowitz et pavladis, 1975]. « Picture segmentation by a traversal algorithm ».

[1] M^{me} .Ameur .Z : mémoire. Ingénieur, UMM TO ,2009. segmentation d'images médicales par la méthode des histogrammes de la somme et la différence des niveaux de gris.

[2]. Mounibe.N : une approche Co-évolutionnaire proie-prédateur pour le rehaussement d'images, thèse de magistère spécialité informatique université colonel Hadj Lakhdar Batna faculté des sciences d'ingénieur 2005/2006.

[3]. M. Bergounioux, Master 2-2008-2009 : Histogramme.PDF, quelques méthodes mathématiques pour le traitement d'images.

[4]. Bekhouche F et Driss.D : segmentation d'images textures par la méthode des matrices des cooccurrences (application à des images météosat : mémoire d'ingénieur d'Etat UMM TO, institut d'électronique.

[5]. Hameg.S et Cheheb.L : étude comparative des distances de similarité dans la segmentation d'images (application à des images météosat) mémoire d'ingénieur d'état UMM TO, institut d'électronique.

[6]. Amazit.D : segmentation d'image texture par approche statique, thèse de magistère UMM TO, institut d'électronique .2001.

Brodatz.p : texture a photographic album for artist and designers, NEW YORK ,DOVER.

[7]. M^r Hammouche .k : Méthode de calcul rapide des attributs de texture basée sur les matrices de cooccurrences, mémoire d'Ingénieur d'état en électronique 2005.