

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



**Faculté de Génie Electrique et d'Informatique**  
**Département d'électronique**

**Mémoire de Fin d'Etudes**

**Présenté en vue de l'obtention du diplôme**

**Master 2 en électronique**

**Option : réseaux et télécommunications**

***Thème***

***Segmentation d'image par modèle AM-FM application aux  
images médicales***

**Proposé et dirigé par : Mr.Y. ATTAF**

**Présenté par :**

**IKROUBERKANE Nabila  
BOUIBEDE Fatma**

**Promotion 2011/2012**

## *Remerciements*

En premier lieu, nous tenons à remercier notre bon Dieu de nous avoir mis sur le droit chemin et de nous éclairé la voie du savoir.

Nous exprimons notre sincère remerciement et profonde gratitude à notre Promoteur Monsieur ATTAF Yousef, docteur à l'UMMTO, qui a accepté de nous encadrer et de nous guider tout au long de la réalisation de ce projet.

Nous remercions tous les membres de Jury d'avoir acceptés de porter un avis sur Ce mémoire.

C'est le moment aussi pour dire merci à tous les professeurs qui nous ont suivi du Primaire jusqu'à ce jour.

Et enfin, que nos chers parents et familles, et bien avant tout, trouvent ici l'expression de nos remerciement les plus sincères et les plus profonds en reconnaissance de leurs sacrifices, aides, soutien et encouragement afin de nous assurer cette formation de master 2 dans les meilleurs conditions.

## *Dédicace*

*Je dédie notre travail qui est le résultat de tant d'effort et de sacrifice :*

- *A mon adorable **Maman** que je remercie pour tous le soutien qu'elle m'apporte*
- *A mon adorable **père** qui n'a jamais cessé de m'apporté son soutien*
- *A ma source de bonheur, volonté et affection, mon très cher mari **Mourad. Y** qui n'a pas arrêt de me soutenir et m'encourager à réaliser ce travail.*
- *A mes très chères sœurs et leurs époux.*
- *A mes très chers frères.*
- *A ma belle famille surtout a ma belle mère **Sadia** et mon beau père **Hocine**.*
- *A mon amie et binôme Fatma et sa famille.*
- *A mes amies Kahina, Ghnima, Rosa, Malika, Karima*
- *A tous ceux qui m'ont soutenu et encouragé a terminer ce travail.*

*Nabila Ikrouberkane*

## *Dédicace*

*Je dédis ce modeste travail à :*

*A ma très cher et meilleur père qui à su me donné tous ce que ne rate pas dans la vie.*

*A ma très chère et meilleure mère au monde pour son soutien, son amour et sa confiance.*

*Toute ma gratitude et ma profonde connaissance a eux car grâce a eux je suis la ou j'en suis maintenant.*

*A mes très chères sœurs :fatiha ,sabrina ,dalila, ratiba , aldjia, qui m'ont aidé énormément et soutenu.*

*A mes très chers frères :youyou, salim, malik, issad, que je remercie pour leurs confiance.*

*A ma copine qui j'ai partager ce travail.*

*A mes amies :rosa, malika , fahim, adel, nawel, djouza, imane, soraya.*

*A mon chéri ,qui je remercie pour son soutien et son encouragement.*

*A toute la promotion 2011|2012.*

*Bouibede fatma*

# Sommaire

## Sommaire

---

**Introduction générale.** . . . . .

**Chapitre I: généralités sur traitement d'image.** . . . . .

<b>I-1</b> Introduction. . . . .	1
<b>I-2</b> l'image. . . . .	1
<b>I-3</b> système de vision. . . . .	1
<b>I-3-1</b> partie matériel. . . . .	1
<b>I-3-2</b> parties logicielles. . . . .	2
<b>I-4</b> image et propriété. . . . .	2
<b>I-5</b> type d'image. . . . .	2
<b>I-6</b> Image numérique. . . . .	6
<b>I-6-1</b> principes de la numérisation d'image. . . . .	6
<b>I-7</b> caractéristiques d'image numérique. . . . .	8
<b>I-8</b> voisinage d'un pixel. . . . .	12
<b>I-9</b> connexité . . . . .	12
<b>I-10</b> les systèmes de traitement numérique. . . . .	12
<b>I-10-1</b> architecture d'un système de traitement numérique. . . . .	12
<b>I-10-2</b> Traitement numérique d'images. . . . .	13
<b>I-10-3</b> Analyse élémentaire d'image . . . . .	15
<b>I-10-3-1</b> histogramme d'une image. . . . .	16
<b>I-10-3-2</b> Modification d'histogramme . . . . .	17
<b>I-11</b> Filtrage numérique. . . . .	19
<b>I-11-1</b> Filtres linéaire. . . . .	19
<b>I-11-2</b> Filtre non linéaire (adaptatif) . . . . .	21
<b>I-12</b> visualisation . . . . .	22
<b>I-13</b> conclusion . . . . .	22

**Chapitre II : segmentation et texture.** . . . . .

<b>II-1</b> Introduction. . . . .	23
<b>II-2</b> Définition. . . . .	23
<b>II-3</b> Aspects fondamentaux de la segmentation d'images. . . . .	24

## Sommaire

---

<b>II-4</b> Approches de segmentation d'images. . . . .	26
<b>II-4-1</b> Approches frontière. . . . .	26
<b>II-4-2</b> Approches région. . . . .	27
<b>II-4-3</b> Segmentation par classification ou seuillage. . . . .	27
<b>II-4-3-1</b> La classification supervisée. . . . .	29
<b>II-4-3-2</b> La classification non supervisée . . . . .	29
<b>II-6</b> Méthode d'analyse de texture . . . . .	30
<b>II-6-1</b> Extraction des données structurelle. . . . .	30
<b>II-6-2</b> Extraction des données spatio-fréquentielle. . . . .	31
<b>II-6-3</b> Extraction des données statistique. . . . .	31
<b>II-7</b> Conclusion. . . . .	32

## **Chapitre III : Analyse d'image par le model AM-FM et le filtre de Gabor. . . . .**

<b>III-1</b> Introduction. . . . .	33
<b>III-2</b> Définition . . . . .	33
<b>III-3</b> Origine de formulation . . . . .	33
<b>III-4</b> La première transformation . . . . .	34
<b>III-4-1</b> La réponse impulsionnelle de filtre de gabor . . . . .	34
<b>III-4-2</b> la transformée de Fourier de filtre de gabor . . . . .	37
<b>III-5</b> la seconde formulation de la transformée de Fourier . . . . .	38
<b>III-6</b> Choix des paramètres de filtre de gabor . . . . .	40
<b>III-7</b> Représentation graphique de filtre de gabor . . . . .	41
<b>III-7-1</b> Modélisation de l'enveloppe Gaussienne . . . . .	42
<b>III-7-2</b> Modélisation de filtre de gabor . . . . .	42
<b>III-7-2-1</b> Angle d'orientation . . . . .	43
<b>III-7-2-2</b> fréquence centrale . . . . .	44
<b>III-7-3</b> Modélisation de la transformée de Fourier de gabor . . . . .	45
<b>III-8</b> Résolution et taille de filtre. . . . .	45
<b>III-9</b> Model AM-FM pour une image. . . . .	48
<b>III-10</b> La démodulation. . . . .	49
<b>III-10-1</b> Méthode par image analytique. . . . .	49
<b>III-10-2</b> Méthode par séparation d'énergie. . . . .	52

## Sommaire

---

<b>III-10-2-1</b> Algorithme discret DESA. ....	53
<b>III-10-2-2</b> Algorithme continu ESA. ....	53
<b>III-11</b> Conclusion. ....	55
<b>Chapitre IV : Tests et résultats.</b> .....	
<b>IV-1</b> Introduction. ....	56
<b>IV-2</b> Présentation du logiciel utilisé. ....	56
<b>IV-3</b> Présentation des données. ....	56
<b>IV-3-1</b> Images test. ....	57
<b>IV-3-2</b> Images médicaux. ....	57
<b>IV-4</b> Présentation des résultats de l'étape segmentation. ....	58

# Résumé

Le domaine du traitement d'image connaît une progression importante liée à l'évolution des technologies de l'information dans de nombreux domaines.

Les méthodes de traitement d'image au-delà de leurs diversités, convergent toutes vers le seul but qui est l'extraction de maximum d'information et avoir un meilleur aspect d'image.

La segmentation s'est affirmée comme une nouvelle technique fondée sur des critères de similarités, elle permet d'améliorer les résultats en terme de classification de texture.

En général les images réelles sont texturées avec une granularité et un contraste variables. Un modèle mathématique pour d'écrire de telles images est le modèle AM-FM (AM pour Amplitude Modulation et FM pour Frequency Modulation).

Ce modèle impose des images à bande étroite Pour se faire, nous introduisons un banc de filtres de Gabor (filtre passe-bande orienté).

Les filtres de Gabor nous permettent d'obtenir une décomposition en sous-bandes monocomposante.

# Introduction Générale

**L**é domaine du traitement d'image connaît une progression importante liée à l'évolution des technologies de l'information dans de nombreux domaines. Il est fait appel aux techniques d'analyse d'images (échographie, reconnaissance de caractères, segmentation, compression, etc.). Souvent, ces images ne peuvent être étudiées telles quelles car elles sont en générale des images large bande; donc elles doivent subir une étape de transformation nécessaire à l'augmentation de l'efficacité du traitement.

Cette évolution a entraîné la manipulation des techniques de traitement. parmi les domaines de traitement d'images, la segmentation s'est affirmée comme une nouvelle technique fondée sur des critères de similarités, elle permet d'améliorer les résultats en terme de classification de texture.

En général les images réelles sont texturées avec une granularité et un contraste variables. Un modèle mathématique pour d'écrire de telles images est le modèle AM-FM (AM pour Amplitude Modulation et FM pour Frequency Modulation). Pour une image donnée et de mettre en avant leurs intérêt pour cela nous inclure un filtre de Gabor.

Ce filtre permet de mettre en évidence des textures ainsi que des zones homogènes d'une image. Il peut être impliqué dans l'évaluation des surfaces, dans la reconnaissance de matériaux ou dans la segmentation de scène.

Plus concrètement, le filtre de Gabor est utilisé dans de nombreuses applications comme l'identification rétinienne, la reconnaissance d'empreintes digitales, la recherche de documents automatique. Il trouve aussi beaucoup d'applications dans le domaine médical...

La rédaction de notre mémoire a été organisée en quatre chapitres.

Dans le chapitre I nous ferons une brève étude sur le traitement d'image, et les différents types d'images.

Le deuxième chapitre traite les différentes techniques de segmentation ainsi la texture.

Le troisième chapitre sera consacré à l'étude du model AM-FM et le filtre de Gabor.

Dans le dernier chapitre nous illustrons l'application pratique sous Matlab.

Nous terminerons ce travail par une conclusion générale, une bibliographie ainsi l'annexe.

## I-1 Introduction

Le traitement d'image 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'image.

## I-2 L'image

L'image est une représentation d'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. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction  $I(x, y)$  de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que  $x$  et  $y$  sont des coordonnées spatiales d'un point d'image et  $I$  est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

## I-3 Système de vision [3], [5]

Tout système de traitement d'image est doté d'un dispositif de visualisation qui permet l'affichage des images. Cependant la vision artificielle a suscité l'intérêt des chercheurs, car elle permet de figer et de retrouver des scènes perçues à l'œil nu. La répartition d'un tel système est en générale, composé de deux parties, une partie matérielle et une partie logicielle.

### I-3-1 partie matériel

C'est un système d'entrée sortie permettant l'acquisition, la numérisation, le stockage dans un disque et la visualisation.

**Chaîne d'acquisition :** l'acquisition d'une image est une opération qui permet la transformation de l'image depuis son état objet, proprement dit, jusqu'à l'image numérique ceci se traduit par les étapes suivantes :

➤ **Transfert des images optiques**

C'est une opération qui permet de transformer le signal optique en un signal électrique analogique. Ceci repose sur le principe que chaque objet dans la nature rayonne. Ces rayonnements électromagnétiques recueillis vont servir comme définition de l'objet en question.

➤ **Echantillonnage**

L'échantillonnage est une étape fondamentale qui doit tenir compte du contenu informationnel pertinent de l'image à analyser.

➤ **quantification**

La quantification peut également faire apparaître des distorsions dans les images ; Comme pour l'échantillonnage, il existe des règles pour déterminer la bonne quantification (le bon nombre de bits) pour coder les images numériques. L'une dépend du *capteur*, et de sa capacité effective à observer des signaux de valeurs différentes : le *rapport signal sur bruit*. Le rapport signal sur bruit est défini à partir du rapport entre l'*amplitude des niveaux de gris* mesurables par le capteur ( $n_{max} - n_{min}$ ) et le *niveau du bruit*.

➤ **dimension**

Elle est le produit du nombre de lignes par le nombre de colonnes d'un tableau qu'on superposera sur l'image et dont les cellules sont les pixels de cette dernière. On obtient ainsi le nombre total des pixels constituant l'image.

### I-3-2 partie logicielle (traitement)

Après numérisation de l'image par une chaîne d'acquisition, un processus de calcul (algorithme) s'entamera pour un éventuel traitement automatique des données numérisées.

### I-4 Images et propriétés [2], [3]

• **Images comme ensembles de points**

L'image peut être considérée comme un ensemble de points de la surface des objets, dont la valeur est la réalisation d'une variable aléatoire liée à l'appareil de la luminance dans un site donné de l'image. Chaque pixel véhicule ainsi une donnée numérique.

- **Images comme signal bidimensionnel**

Une image peut être considéré comme signal bidimensionnel variant dans l'espace suivant les directions horizontales  $x$  et verticales  $y$ , l'analyse de ce signal sera effectuée en lui adaptant tout simplement les éléments de traitement du signal mais a deux dimensions.

### I-5 Type d'image [2], [5]

- **Image en niveaux de gris**

Appeler aussi image d'intensité dans ce cas en dispose d'une échelle de teinte de gris et la plus part de temps en dispose de 256 niveaux de gris par convention la valeur zéro représente le noir (intensité luminance nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale).



**Fig. I.1** : image en niveaux de gris

- **Images binaires**

Une image binaire est une image dont les pixels ne peuvent avoir que les valeurs binaires 0 ou 1. Le 0 correspond à un pixel noir et le 1 à un pixel blanc. Le niveaux de gris est donc codé sur un seul bit.



Fig. I.2 : Image binaire

➤ **Image en couleur**

L'image couleur est obtenue par la combinaison de trois couleurs dite primaire : rouge, vert et bleu (RVB). Chaque couleur est codée comme une image en niveau de gris, avec des valeurs allant de 0 à 255. Pour  $R=V=B=0$  on aura un noir, et pour  $R=V=B=255$  on aura un blanc pur.

La représentation des images couleur se fait donc par une image dans laquelle la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distincts représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement les différents types d'images suivantes :

➤ **Image 24 bits**

On code sur trois octets, chacun représente la valeur d'une composante couleur par un entier allant 0 à 255. Ainsi on peut représenter  $256 \times 256 \times 256$  couleurs différentes, cela est cependant théorique car aucun écran ne peut afficher 16 millions de couleurs, par ailleurs l'œil humain est incapable de distinguer autant de couleurs. Ce type de codage permet d'avoir donc des couleurs « vraies ».

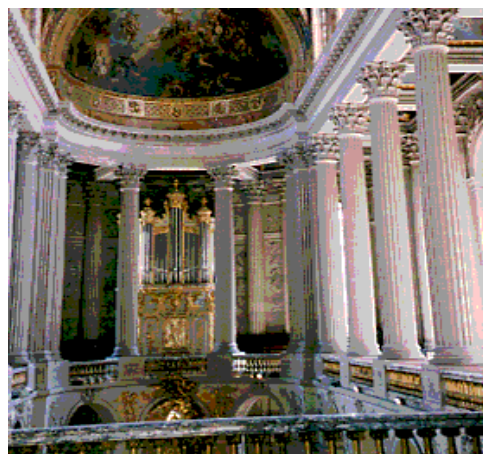


**Fig. I.3 :** Image en couleurs 24 bits

➤ **Images à palettes (256 couleur)**

Par soucis d'économie d'espace occupée par l'information couleur, on utilise une palette de couleurs, attachée à l'image (couleur indexées), la valeur associée à chaque pixel renvoi à l'entrée qui lui correspond dans une table (ou palette) de couleurs appelée look-up table (LUT) dans laquelle on dispose de la représentation complète de la couleur considérée.

Par cette méthode, on ne considère que 256 couleurs au lieu des 16 millions de couleurs vraies, ce qui permet un gain important en termes de mémoire. Pour le codage, on aura une palette occupant  $24 \text{ bits} \times 256 \text{ entrées}$ , soit  $3 \times 256$  octets, et les pixels de l'image seront associés à des indexes codés sur un octet.



**Fig. I.4 :** Image en 256 couleurs (8bits)

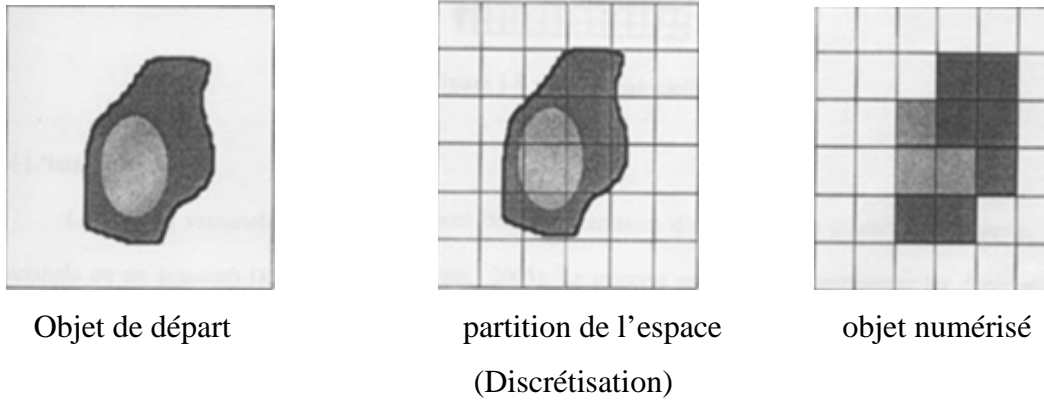
## I-6 Image numérique [3], [5], [6]

Contrairement aux images obtenues à l'aide d'un appareil photo, ou dessinées sur papier, les images manipulées par un ordinateur sont numériques (représentées par une série de bits). L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de taille fixe appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleur prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculée à partir d'une description interne de la scène à représenter. La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique (distribution continue d'intensités lumineuse dans un plan  $(xoy)$ ) en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeur numérique  $f(x, y)$  ou  $x, y$  sont des coordonnées cartésiennes d'un point de l'image  $f(x, y)$  niveau de gris en ce point. Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données des images sont généralement rangées sous formes de tableau de N ligne et P colonne. Chaque élément  $I(x, y)$  représente un pixel de l'image et sa valeur est associée à un niveau de gris codé sur mesure d'intensité lumineuse perçus par le capteur. Dans une image couleur (R, G, B) un pixel peut être représenté sur trois octets, un octet pour chacune des couleurs : rouge (R), vert (V) et bleu (B). La quantité d'information véhiculée par chaque pixel et donne des nuances entre images monochromatique, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image liée à sa taille.

### I-6-1 Principe de la numérisation d'image

La numérisation peut se décomposer en 2 opérateurs principaux :

- Le découpage de l'espace à étudier en pavés régulier de la surface  $(x, y)$  à étudier (on parle également d'échantillonnage de l'espace de départ).
- Le codage de l'information (au niveau de gris ou en couleur) reçu par le capteur en chaque point en données numérique (finies).



**Fig. I.5** : principe de la numérisation

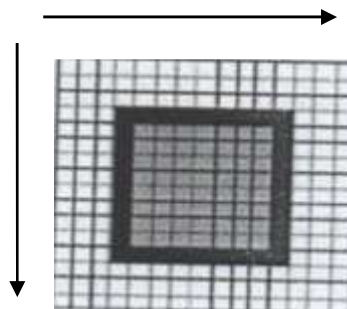
Ces deux opérations vont définir la taille et la dynamique des images et vont avoir des conséquences au niveau de la qualité d'information contenue dans chaque image numérique.

### I-6-2 codages des images numériques

#### ➤ L'image matricielle (ou image bitmap)

Il s'agit d'images pixellisées (appelées aussi images raster). Elle est composée comme son nom l'indique d'une matrice (tableau) de point, appelés pixels, chacune de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur.

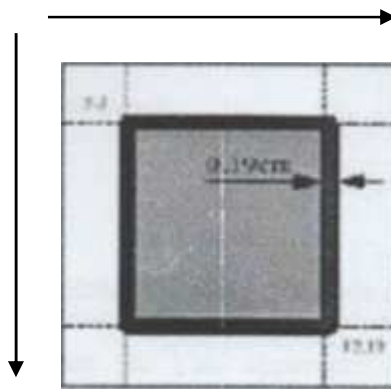
Avec ce type d'image il est possible de représenter des scènes complexes (photographies) mais avec une perte de qualité si on agrandit trop l'image.



**Fig. I.6:** Image matricielle

➤ **L'image vectorielle**

Les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques (cercle, un rectangle ou un segment). Le principe est de représenter les données de l'image par des formules géométrique qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique. Cela signifie qu'au lieu de mémoriser une mosaïque de points élémentaire, 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 transformation (agrandissement, rotation) sans pertes de qualité.



**Fig. I.7 :** Image vectorielle

### 1-7 Caractéristique d'image numérique [2], [5]

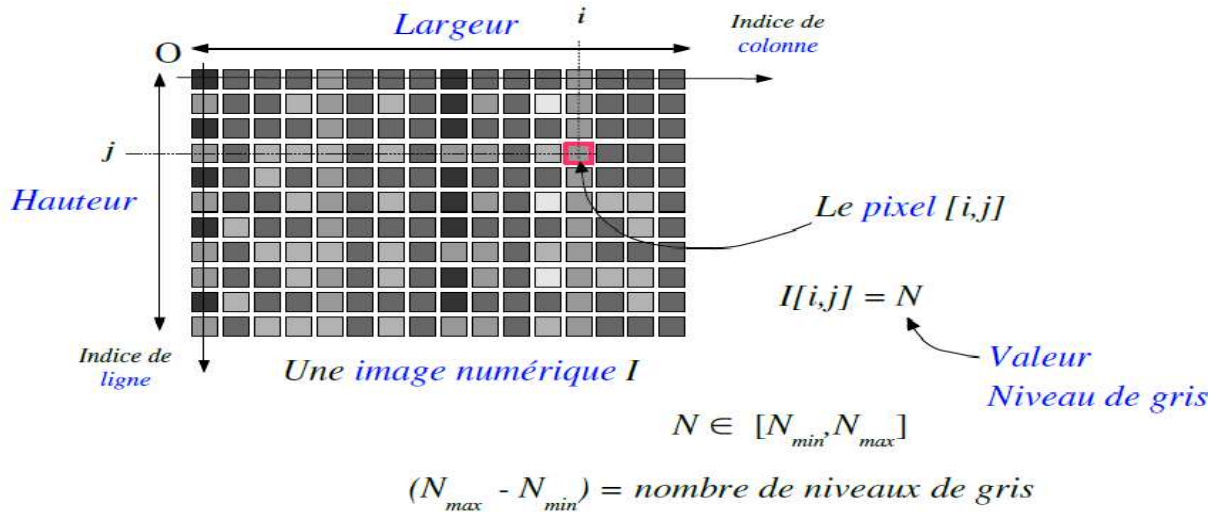
➤ **Pixel**

C'est une contraction de l'expression anglaise (Picture élément), qui signifie éléments d'image.

Le pixel est le petit point de l'image, c'est le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression.

Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est souvent codé sur un octet. La taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R, V, B), un pixel est représenté sur trois octets, un octet pour chacune des couleurs : rouge(R), vert(V), et bleu(B).



**Fig. I.8:** le pixel

➤ **Dimension**

C'est la taille de l'image ; cette dernière se présente sous forme de matrice, et le produit de nombre de ligne de cette matrice par le nombre de colonnes nous donne la dimension de l'image, qui est aussi le nombre total de pixel.

➤ **Résolution**

Elle définit la clarté ou la finesse des détails reproduit dans l'image fictive par rapport à l'image réelle.

La résolution est une grandeur qui mesure le rapport entre le nombre de pixel et la surface réelle d'image représentée par ces pixels.



18 pixels par pouce soit environ 7 pixels par cm dans ce cas on observe l'effet de pixelisation



72 pixels par pouce soit environ 30 pixels par cm.

➤ **Luminance**

C'est le degré de la luminosité des points d'image, elle est définie comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'air apparente de celle-ci. Pour un observateur lointain, le mot luminance est substitué à l'éclat d'un objet.

➤ **Contraste**

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

défini par le rapport :

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

Une image bien contrastée présente une bonne dynamique de la distribution des valeurs de gris sur tout l'intervalle des valeurs possibles, avec des blancs bien clairs et des noirs profonds. Au contraire une image peu contrastée a une faible dynamique, la plupart des pixels ayant des valeurs de gris très proches.



image originale



image contrastée

➤ **Contour**

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



Fig. I.9 : quelque profils de contours : marche, rampe, pic, toit.

➤ **Bruit**

Un bruit (ou parasite), dans une image, est considéré comme un phénomène de brusque variation d'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins. Il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électronique du capteur.



**Fig. I.10 :** Image bruitée

➤ **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 tout les pixels de l'image. On rencontre deux types de définitions de la texture, la première est déterministe et fait référence à une répétition spatial d'un motif de base dans différentes directions. Cette approche structurale correspond 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.

### **I-8 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 présentent un coté commun avec  $I(x, y)$  sont appelé les 4-voisins de  $I(x, y)$ . 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

représentent ce qu'en appelle les 8-voisins (8 voisinages). Ces huit voisins forment la fenêtre  $3 \times 3$  du pixel  $I(x, y)$ . On dit aussi que ces pixels sont les huit adjacents de  $I(x, y)$ .

### I-9 connexité

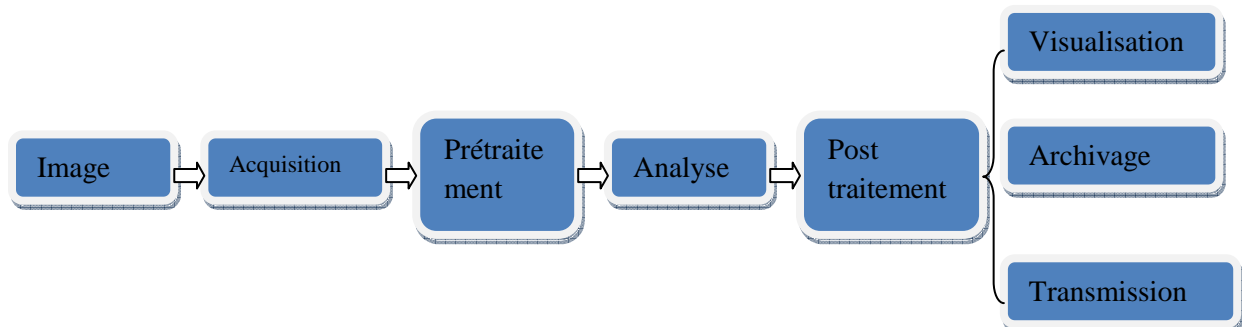
La connexité est une propriété de liaison entre deux pixels qui fait qu'on les considère comme faisant partie de la même région dans une image et supposant que deux pixels **P** et **Q** vérifient déjà un certain critère de similarité, on peut définir différents types de connexité,

- ❖ 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-voisins, ou bien P et Q sont voisins diagonaux et aucun des 4-voisins communs a P et Q ne sont 4-connexes.

### I-10 Les systèmes de traitement d'image [5], [7]

#### I-10-1 architecture d'un système de traitement d'image

Tout système de traitement d'image comprend quatre parties principales : L'acquisition, le prétraitement, l'analyse et le post traitement. Puis selon les cas une partie de transmission, de visualisation ou de stockage. Un schéma général d'un système de traitement d'image est donné dans la figure.



**Fig. I.11:** schéma d'un système de traitement d'image

➤ **acquisition des données d'images**

L'acquisition consiste d'abord en la transformation d'onde optique représentant la scène qu'on souhaite prendre en image, en signaux électriques capable d'être traité par un système électronique, puis en la numérisation de ces signaux peut être traité par des systèmes informatique. La numérisation se décompose en deux opérations, l'échantillonnage et la quantification.

➤ **Prétraitement et post-traitement**

Le prétraitement est la première étape de traitement de l'information visuelle, son but est d'améliorer la perception de certains détails, de réduire le bruit de certains défauts des capteurs. Il permet aussi de faciliter l'analyse d'une image en renforçant la ressemblance entre pixels appartenant à des régions différentes.

Les méthodes les plus utilisées sont :

- Modification d'histogramme
- Le filtrage

Le poste traitement concerne les images prétraitées. Toutes les opérations utilisables en prétraitement, les sont aussi en poste traitement.

### I-10-2 Traitement numérique d'images

Le traitement d'image est l'ensemble des méthodes qui permettent d'écrire quantitativement le contenu d'une image. Les traitements applicables aux images sont nombreux et souvent sont en fonction du domaine d'application. Nous citons la convolution et la segmentation.

➤ **La convolution**

La convolution est liée à la notion du filtrage et le traitement du signal, lorsque l'on utilise des filtres (passé-bas, passé-haut, passé-bande).

En traitement d'image la convolution est l'opérateur de base du traitement linéaire des images. C'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.

Sa formule est définie par :

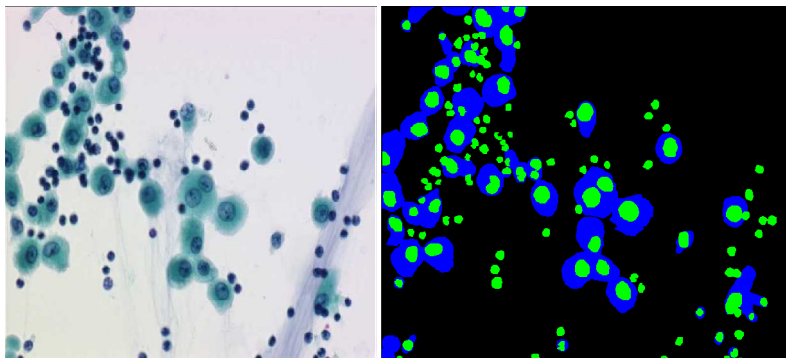
$$(f * g)(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x - u, y - v) g(u, v) du dv$$

### ➤ La segmentation

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

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

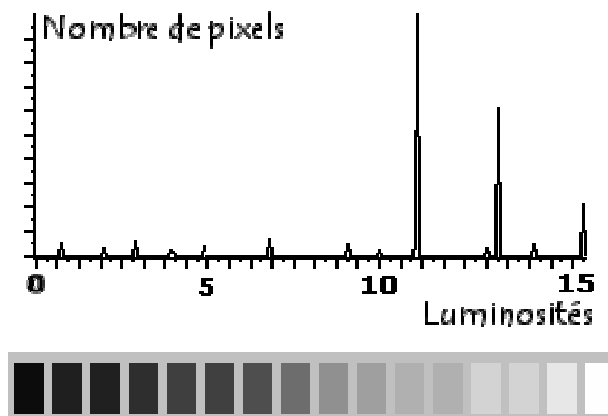
- ✓ Segmentation fondée sur les régions (en anglais : region-based segmentation). On y trouve par exemple : la croissance de région (en anglais : region-growing), décomposition/fusion (en anglais : split and merge).
- ✓ Segmentation fondée sur les contours (en anglais : edge-based segmentation).
  - ✓ Segmentation fondée sur classification ou le seuillage des pixels en fonction de leur intensité (en anglais : classification ou thresholding).
- ✓ Segmentation fondée sur la coopération entre les trois premières segmentations.



Une image microscopique (gauche) et sa segmentation (droite)

### I-10-3 Analyse élémentaire d'image

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.



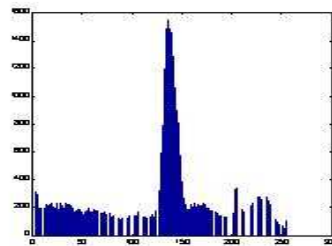
**I-10-3-1 histogramme d'une image**

➤ **Histogramme unimodal**

C'est histogramme est formé d'un seul mode correspondant a un seul pic, il représentera alors soit un objet soit un fond.



Une image



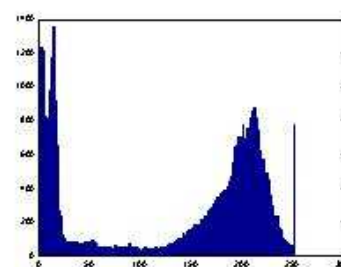
Histogramme unimodal d'image

➤ **Histogramme bimodal**

Cet histogramme est formé de deux modes bien séparés, on dit qu'il est bimodal. On déduit ainsi qu'il existe un objet sur un fond.



Une image



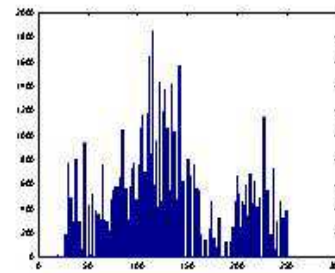
Histogramme bimodal d'image

➤ **Histogramme multimodal**

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



Une image



Histogramme multimodal d'image

### I-10-3-2 Modification d'histogramme

La modification n'altère (modifier) pas les informations contenues dans l'image mais les rend plus ou moins visibles. Elle permet également de corriger le contraste et l'échelle des couleurs pour des images sur-exposées ou sous-exposées.

#### ➤ Égalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme a pour but d'harmoniser la répartition des niveaux de luminosité de l'image, de telle manière à tendre vers un même nombre de pixel pour chacun des niveaux de l'histogramme. Cette opération vise à augmenter les nuances dans l'image.

Voici les images obtenues avant et après égalisation :

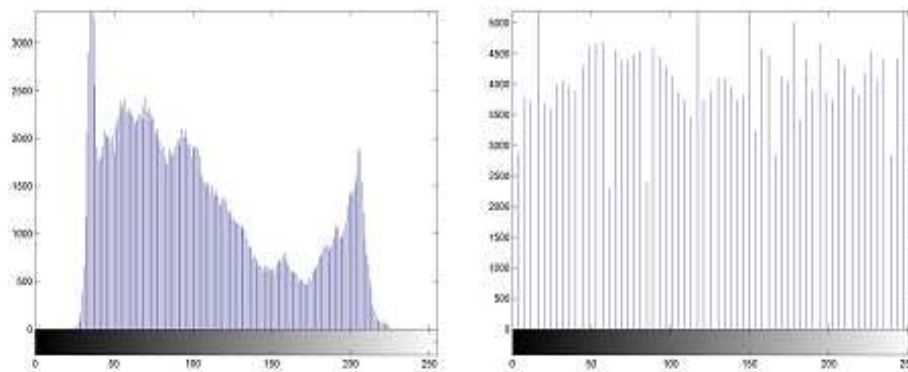


Image originale

Image après l'égalisation d'histogramme

Le contraste des niveaux de gris est effectivement nettement plus accentué sur l'image de droite obtenue après égalisation.

Voici les histogrammes obtenus avant et après égalisation :



**Histogramme d'origine**

**Histogramme après l'égalisation**

### ➤ Le seuillage

Le seuillage n'est rien d'autre qu'une table d'affichage particulière, celle qui associe le noir à tous les niveaux inférieurs à un certain seuil et le blanc à tous les autres. Ainsi le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs. La difficulté réside dans le choix du seuil à adopter.



**Image originale**

**Image après seuillage**

**Histogramme de l'image  
Originale (seuil  $t = 153$ )**

### ➤ Étirement d'histogramme

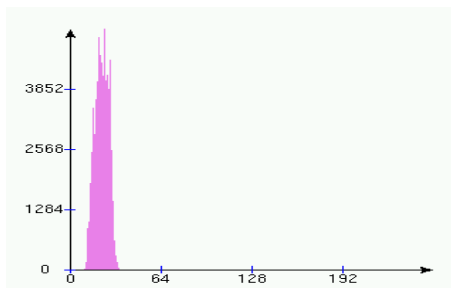
L'étirement d'histogramme (aussi appelé "linéarisation d'histogramme" ; "normalisation d'histogramme" ou "expansion de la dynamique") est une transformation affine du niveau de gris des pixels de telle sorte que l'image utilise toute la dynamique de représentation.



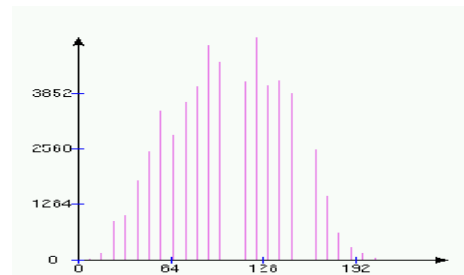
Image originale



expansion de la dynamique



Histogramme d'origine



Histogramme normalisé

Si les valeurs de l'histogramme sont très proches les unes des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleure répartition afin de rendre les pixels clairs encore plus clairs et les pixels foncés proches du noir.

### I-11 Filtrage numérique [7]

Le filtrage consiste à réduire les variations brusques d'intensité dans une même région homogène de l'image tout en préservant les transitions entre ces différentes régions. Les bruits sont ainsi réduits, les pixels parasites éliminés, et les contours plus définis. On distingue deux grandes familles de filtres : les filtres linéaires et les filtres adaptatifs

#### I-11-1 Filtres linéaire

Le filtrage linéaire d'une image consiste à faire le produit de convolution de cette image  $I(x, y)$  d'un filtre choisi.

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

$$I'(x, y) = (f * I)(x, y) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x_1 - y) \cdot I(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1$$

Le filtrage linéaire consiste donc à remplacer chaque niveau de gris par une combinaison linéaire des niveaux de gris des voisins, les coefficients de cette combinaison sont définis par la réponse impulsionnelle du filtre. Il existe deux méthodes utilisées pour ce type de filtrage :

- Filtrage linéaire global.
- Filtrage linéaire local.

- **Filtre global**

Dans le filtrage global, chaque pixel de la nouvelle image est calculé en prenant en compte la totalité des pixels de l'image de départ. On fait le produit de convolution de la transformée de Fourier de l'image par la fonction de transfert du filtre (gain complexe du filtre). ce filtrage présente l'avantage d'être global, c'est-à-dire l'image est traitée en une seule fois, on applique à l'image la transformée de Fourier discrète à deux dimensions, on effectue ensuite le produit de convolution par la fonction F, et enfin la transformée de Fourier inverse, on obtient l'image filtrée. Cette méthode est complexe et assez longue.

- **Filtre local**

Le filtrage local consiste à effectuer le produit de convolution de l'image par une fonction de l'image, généralement de taille 3×3.

- **Filtre passe bas**

Ces filtres n'affectent pas les composantes de basse fréquence dans les données d'une image, mais doivent atténuer les composantes de haute fréquence. L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer les irrégularités de l'image, elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou en pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

La fonction de voisinage dans ce type de filtre est définie généralement par :

$$H_b = \left(\frac{1}{b+2}\right)^2 \begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix} \quad \text{Ou} \quad \left(\frac{1}{b+2}\right)^2 \text{ le facteur de normalisation.}$$

Les deux types de filtre passe-bas les plus utilisés sont pour b=1 et b=2.

- **Filtre passe haut (accentuation de contour) :**

Le renforcement des contours et leur extraction s'obtiennent dans le domaine fréquentiel par l'application d'un filtre passe-haut. Le filtre digital passe-haut a les

caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composantes de haute fréquence d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

Ce type de filtre n'élimine pas le bruit, bien au contraire, plus qu'une augmentation du contraste de l'image, ils permettent la mise en évidence de contours entre des plages de niveaux de gris différents.

Exemple de masque :

$$H = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}$$

### I-11-2 Filtre non linéaire (adaptatif)

Dans ce type de filtrage, le calcul de la nouvelle valeur du pixel central est obtenue par un calcul qui exclu toute relation linéaire entre le pixel et son voisinage. les principaux filtres non linéaires sont:

#### ➤ Filtre d'ordre

Il sélectionne parmi le voisinage un ou plusieurs niveaux de gris et les combine d'une certaine façon, dans ce type de filtre on note :

#### • Filtre médian

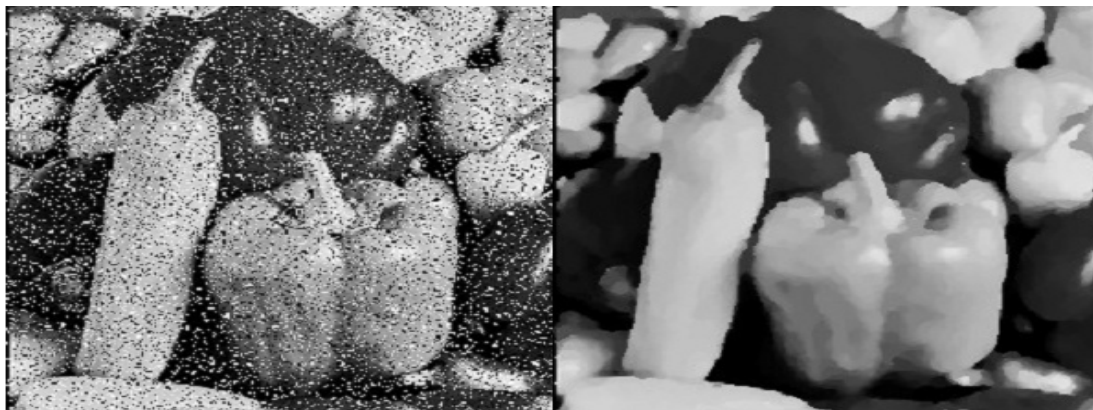
Le filtrage par la médiane est le filtre d'ordre le plus connu. Il produit un adoucissement de l'image puisque la valeur du point central d'une fenêtre est affectée par celle de ces voisins.

A la différence du filtre linéaire classique, on n'effectue pas une moyenne, mais on prend la valeur médiane ,c'est-à-dire celle qui par classement en valeur croissante, se trouve au milieu.

Exemple : soit la fenêtre suivante :

Dans la fenêtre si contre le tri croissant des valeurs de la matrice donne : 1 3 3 4 4 5 5 8 9

La valeur du pixel centrale qui est de 3 deviendra 4



**Fig. I.12 :** Bruit impulsionnel traité par un filtre médian

- **Filtre de position**

Dans ce type de filtre, le voisinage le plus homogène est sélectionné, et son niveau de gris moyen est affecté au pixel central.

### **I-12 visualisations [2], [3]**

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

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

L'image numérisée et traité, peut aussi être archivée en la stockant sur des supports destinés à cet effet comme par exemple des bandes magnétiques, les disques durs.

### **I-13 conclusion**

La représentation des images fixes est l'un des éléments essentiels des applications multimédias, comme dans la plupart des systèmes de communications, et pour cela les méthodes de traitement d'image au-delà de leurs diversités, convergent toutes vers le seul but

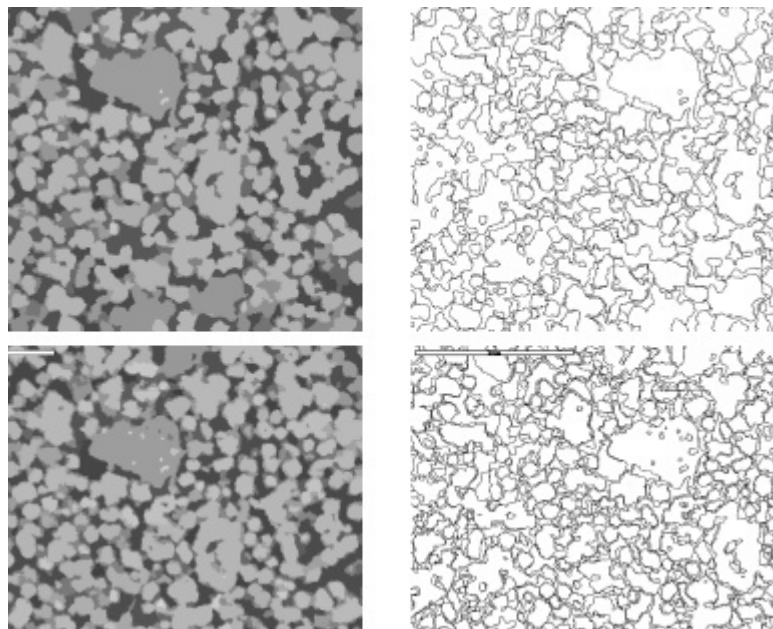
qui est l'extraction de maximum d'information et avoir un meilleur aspect de l'image permis ces méthodes la segmentation.

## II-1 Introduction

L'analyse d'images a pour but l'extraction de l'information caractéristique contenue dans une image. Le résultat d'une telle analyse s'appelle très souvent la description structurelle. Celle-ci peut prendre la forme d'une image ou de toute structure de données permettant une description des entités contenues dans l'image, l'analyse tente, dans la mesure du possible, de ne pas prendre en compte le contexte, l'analyse de l'image fait appel à la segmentation où l'on va tenter d'associer à chaque pixel de l'image un label en s'appuyant sur l'information portée (niveaux de gris ou couleur), sa distribution spatiale ...etc.

## II-2 Définition

La segmentation d'images est une étape incontournable dans tout processus d'analyse d'images. C'est un traitement de bas niveau qui précède l'étape de mesure, de compréhension et de décision. Son objectif consiste à partitionner l'image en régions connexes et homogènes au sens d'un critère d'homogénéité difficile à définir surtout dans le cas de régions texturées

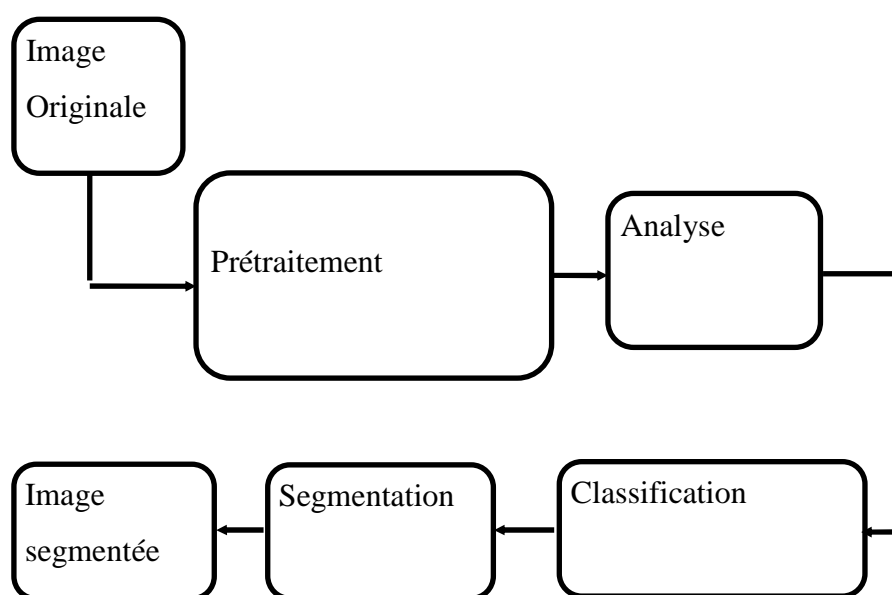


**Fig. II.1** : image segmentée

**II-3 Aspects fondamentaux de la segmentation d'images [1],[9]**

La segmentation d'images est un problème important dans le traitement numérique des images. La segmentation est une opération qui a pour objectif la description de l'information contenue dans l'image en donnant une représentation plus condensée et facilement exploitable. Il est difficile de définir d'une manière absolue, une bonne segmentation. La segmentation, souvent, n'est pas une fin en soi, Le choix d'une technique est lié à : la nature de l'image (éclairage, contours, texture...), aux opérations en aval de la segmentation (compression, reconnaissance des formes, mesures...), aux primitives à extraire (droites, régions, textures,...).

Les différentes étapes permettant la segmentation d'une image sont résumées dans la figure(II.2)



**Fig. II.2 :** Etapes de segmentation d'images

Le prétraitement consiste en diverses opérations visant à améliorer la qualité de l'image et à faciliter la segmentation. Ces opérations sont principalement le rehaussement du contraste, la modification des histogrammes et la réduction du bruit.

L'analyse a pour but d'extraire les paramètres caractéristiques permettant de classifier les pixels de l'image.

La classification est une opération préalable à la segmentation ; l'image étant formée d'un certain nombre de classes, la classification revient à affecter chaque pixel de l'image à l'une de ces classes selon des critères appropriés.

La segmentation est un traitement consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelés régions. La segmentation est alors obtenue par extraction des composantes connexes des pixels appartenant à la même classe. Ainsi, une région sera constituée de pixels d'une même classe. Mais il peut aussi y avoir dans l'image plusieurs régions correspondantes à une même classe. De façon plus précise, on peut définir la segmentation comme étant une partition d'une image  $I$  en  $n$  sous ensembles  $R_i$  appelés régions tels que :

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = I$$

$$2) R_i \cap R_j = \Phi$$

3) Les sous ensembles  $R_i, i = 1, \dots, n$  sont connexes

4) Il existe un prédicat  $P$  tel que :  $P(R_i) = \text{vrai}, \forall i = 1, \dots, n$

5)  $P(R_i \cup R_j) = \text{faux}, \forall (i, j), i \neq j$  et  $R_i$  adjacente à  $R_j$

Où  $P$  désigne un prédicat défini sur l'ensemble des points de  $R_i$  et  $\Phi$  un ensemble vide.

- La première étape et la deuxième de cet algorithme signifient que  $R$  est partitionné en  $n$  sous-ensembles disjoints deux à deux.
- La troisième étape et la quatrième imposent à chaque pixel d'une région de satisfaire à la même propriété au sens du prédicat  $P$ . Le prédicat  $P$  n'est plus vrai pour la réunion de deux régions adjacentes.

Il est évident que le résultat de la segmentation dépend du choix du prédicat  $P$ . En effet, le choix de ce dernier est influencé par la résolution des deux questions suivantes :

Pour chaque image, quelles sont les propriétés qui permettent de définir les régions ?

Dans quelle mesure, les propriétés de chaque pixel dans une même région doivent elles être identiques ?

Les réponses à ces deux questions traduisent la mesure de la qualité de la segmentation. Une segmentation est d'autant meilleure que le coefficient de corrélation entre

les entités du monde réel se trouvant sur l'image (telles que les objets, les surfaces ou les parties d'objets) et les régions extraites par la segmentation, est voisin de l'unité.

Le prédicat à la base de la définition des régions, doit être choisi à travers des descripteurs de pixels susceptibles de permettre une bonne identification des objets. Parmi ceux-ci on peut citer: le niveau de gris, la couleur, la texture, la géométrie ou d'autres paramètres pertinents.

Comme nous nous intéressons tout particulièrement aux images texturées, nous avons adopté une méthodologie qui consiste à choisir, d'abord, l'approche appropriée à la segmentation de ce type d'images. Les étapes suivantes sont un choix pertinent de méthodes d'analyse et de classification pour, d'une part, extraire les paramètres texturaux et, d'autre part, établir les critères de discrimination et procéder à la segmentation proprement dites des images considérées. Pour mettre en œuvre effectivement cette méthodologie, nous allons dans ce qui suit, passer en revue les principales méthodes de segmentation, d'analyse et de classification utilisées habituellement en traitement d'images.

#### **II-4 Approches de segmentation d'images [6], [1]**

La segmentation fait référence aux notions de différence et de similarités perçues par le système visuel humain. Ces notions ont donné naissance à deux approches principales : l'approche 'frontière' et l'approche 'région'. Remarquons qu'il existe aussi d'autres approches moins utilisées telles que les contours actifs, les modèles pyramidaux et les modèles mixtes.

##### **II-4-1 Approches frontière**

Cette approche cherche à exploiter le fait qu'il existe une transition détectable entre deux régions connexes.

Les méthodes les plus anciennes utilisent des opérateurs de traitement d'images, tels que le filtre de Canny, pour mettre en évidence les pixels qui semblent appartenir à un contour. La construction d'une partition est alors souvent difficile.

On peut aussi faire intervenir des modèles déformables à l'aide de courbes paramétriques (courbe de Bézier, spline) ou de polygones (par exemple algorithme à bulle).

Pour initier le processus, on recherche des points remarquables de l'image, tels que des points à l'intersection de trois segments au moins. De tels points sont appelés des *graines* (*seeds* en anglais).

L'intérêt principal des méthodes de segmentation selon l'approche frontières est de minimiser le nombre d'opérations nécessaires en cas d'itération du processus sur des séries d'images peu différentes les unes des autres (cas des images vidéo notamment). En effet, une fois que les contours des régions ont été trouvés dans la première image, l'application du modèle déformable à l'image suivante est plus efficace que de tout recalculer, si la différence entre les images est peu importante.

#### II-4-2 Approches région

Les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Parmi les approches région, on distingue les méthodes de classification, la croissance de régions et la division fusion.

- **Les algorithmes de type Les algorithmes de type décomposition/fusion :** exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.). On cherche des couples de régions candidates à une fusion et on les note en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. On fusionne alors les couples de régions les mieux notés, et on réitère jusqu'à ce que les caractéristiques de l'image remplissent une condition prédéfinie : nombre de régions, luminosité, contraste ou texture générale donnée, ou alors jusqu'à ce que les meilleures notes attribuées aux couples de régions n'atteignent plus un certain seuil (dans ce dernier cas, on parle d'un algorithme avec *minimisation de fonctionnelle*).
- **Les algorithmes par croissance de régions :** partent d'un premier ensemble de régions, qui peuvent être calculées automatiquement (par exemple, les minima de l'image), ou fournies par un utilisateur de manière interactive. Les régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné, tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région.

**II-4-3 Segmentation par classification ou seuillage [3], [6]**

On peut définir une classification comme une procédure dans laquelle les pixels similaire d'une image sont identifiés et regroupés dans une même classe. Cette méthode converge vers un but principal et commun qui est la segmentation et la classification de ces individus (pixels) en régions homogènes. Dans le cas d'une image texturée, il s'agira de diviser l'image de départ en régions chacune d'elles étant censée contenir une seule et même texture.

Cependant, les méthodes classiques de segmentations basées sur le niveau de gris ne peuvent pas être directement appliquées, car l'information concentrée uniquement sur le niveau de gris ne permet pas d'identifier les zones texturées, il convient donc de rajouter à la donnée du niveau de gris un ensemble d'attributs qui constituent les vecteurs paramétriques.

On parle alors de méthodes monodimensionnelles ne prenant en compte qu'un seul attribut (le niveau de gris), et de méthodes multidimensionnelles qui exploitent plusieurs attributs.

**Méthodes multidimensionnelles**

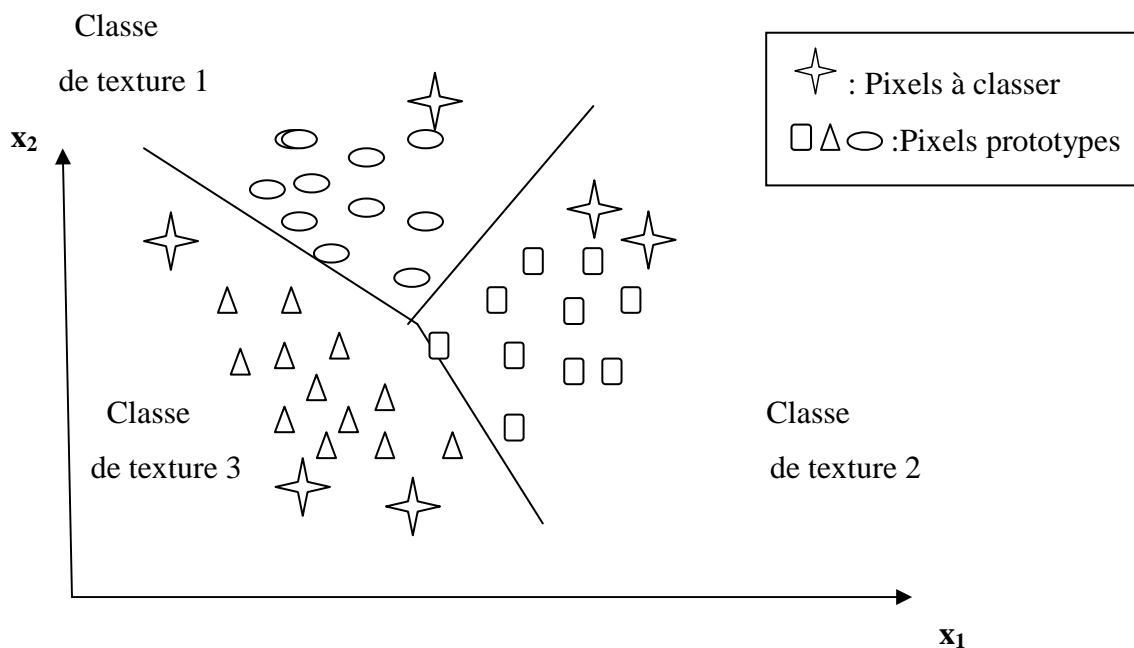
Les méthodes multidimensionnelles consistent à classifier des individus en fonction non plus d'un seul attribut (en principe le niveau de gris) mais en fonctions de plusieurs attributs.

A chaque pixel correspond un vecteur de  $N$  attributs. C'est dans l'espace des attributs ou espace de représentation  $N$  que la classification s'effectue.

On considère alors un vecteur  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  de mesure, pour chaque pixel de coordonnées  $(j, k)$  de l'image.

Considérons le cas de classification sous un espace à deux dimensions ; donc chaque vecteur  $x$  sera représenté par deux attributs  $x = [x_1, x_2]$ .

Dans la figure suivante, on observe la répartition en trois classes des pixels individuellement.



**Fig. II.3** : exemple de regroupement de données

Il existe deux méthodes de classification multidimensionnelles :

### III-4-3-1 La classification supervisée

Consiste à construire, à partir d'une classification connue a priori d'un certain nombre d'individus, une fonction d'identification ou de discrimination pour les autres individus. Cette fonction d'identification réalise un découpage de l'espace de représentation. A chaque zone de découpage est affectée une classe de la classification a priori. Les autres individus sont ensuite classifiés en fonction de leur position dans l'espace des paramètres.

### III-4-3-2 La classification non supervisée

Consiste à découper l'espace de représentation en zone homogènes selon un critère de ressemblance entre les individus, c'est-à-dire selon un critère de proximité dans l'espace des attributs, cette méthode est basée sur l'algorithme de K-means.

#### o Les K-moyenne (K-means)

La méthode de K-moyenne ou de K-means est basée sur un algorithme itératif, elles consistent dans un premier temps à découper l'image en K zones (de façon aléatoire ou selon une

heuristique)représentant des classes de départ, on calcule ensuite le vecteur moyen de chacune des classes (centre de gravité) et on affecte chaque pixel de l'image dans la classe ou le vecteur moyen est le plus proche on répète l'opération jusqu'à un nombre maximal d'itérations ou jusqu'à ce que les vecteurs moyens recalculés ne varient plus de manière significative entre deux itérations.

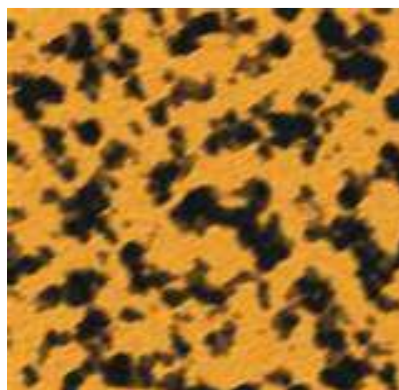
Il est à noter que lorsque deux centres de gravité sont proches, les deux classes associées ne sont pas fusionnées, son algorithme sera détaillé dans l'annexe.

## II-5La texture

La texture, qui est presque omniprésent dans les images, joue donc un rôle important en analyse d'images non seulement dans les applications de segmentation mais aussi de classification et de caractérisation. Bien qu'elle ait intéressé de nombreux chercheurs et que de nombreux travaux aient été publiés ces dernières années, la texture continue à susciter l'intérêt des chercheurs surtout avec le succès réalisé par la transformée en ondelettes grâce à la possibilité d'effectuer une analyse spatio-fréquentielle des images. Depuis les travaux de Haralick en 1979 sur la texture, plusieurs approches ont été proposées: statistiques, structurelles, bancs de filtres de Gabor (Bovic et al, 1990) (Levesque, 2000).

La texture est une propriété naturelle de chaque surface telle que la toile d'un tissu, les motifs formés par les récoltes dans les champs, etc. C'est une traduction de la structure existante dans une région. Les effets visuels de la texture peuvent être schématisés par les notions de finesse, de grossièreté, de granularité ou de directionnalité des motifs dans une image.

La définition la plus vague est de considérer une texture comme une distribution plus ou moins périodique des niveaux de gris ou de couleurs.



**Fig. II.4 :** image texturée

**II -6 Classification de texture**

On distingue trois types de texture

**➤ La macro texture**

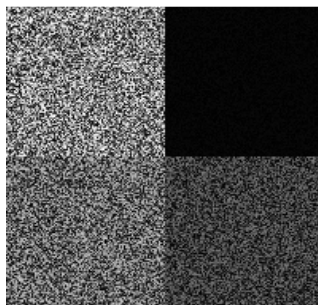
Ce type de texture fait référence à une répartition spatiale d'un motif de base appelé « texton » dans différentes directions. la répartition spatiale de ces obéit à des règles de direction et de placement, donc a une approche structurale déterministe



**Fig. II.5** image macro texture

**➤ La micro texture**

Ce type de texture ne comprend ni de motif localisable ni de fréquence de répétition spatiale. elle présente des primitives « microscopique » distribuées de manière aléatoire, d'où une approche probabiliste cherchant à caractériser l'aspect anarchique et homogène. la figure ci-dessous illustre ce type de textures



**Fig. II.6 :** micro texture

➤ **La texture directionnelle**

Ces textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'élément structurant de base .elles se caractérisent essentiellement par certaines orientations.



**Fig. II.7 :** directionnelle

### **II-7 Méthode d'analyse de texture [8], [9]**

Le but de l'analyse de texture est de formaliser les descriptifs de texture par des paramètres mathématiques qui serviront à l'identifier.

Dans ce sens, les critères visuels qui ont été retenus pour la texture sont : le contraste, la granularité, l'orientation, la forme, la finesse, la régularité et la rugosité. Une multitude de méthodes, de variante et de combinaisons de méthodes ont déjà été proposées dans la littérature et éprouvées en pratique.

#### **II-7-1 Extraction des données structurelle**

Les méthodes structurel les cherchent à extraire des textures, les primitives des textures et leur localisation.

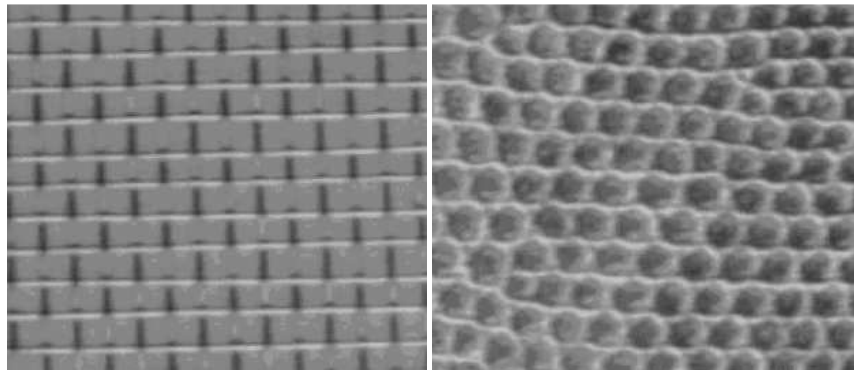
Ces méthodes s'avèrent donc adaptées aux macros textures (les textures à grains larges), ou une structure spatiale forte se dégage par intermédiaire d'un motif plus au moins répétitif.

Principalement, ces méthodes utilisent des techniques d'auto-corrélation pour retrouver le placement dans la texture de la primitive initialement extrait, afin d'en déduire une règle de déplacement.

Pour extraire la primitive de l'image, notons les techniques utilisées par Matsuyama ou l'élément de texture est déterminé par une croissance de régions composées de pixels connexes de même niveau de gris.

Il est important de noter que la diversité des techniques employées très liées à la nature des images. Le trait caractéristique de ces méthodes est que toutes se déroulent en deux étapes.

Extraction de la primitive puis la recherche de la règle de placement.



**Fig. II.5:** textures structurelles

### II-7-2 extraction des données spatio-fréquentielle

Initialement, une approche fréquentielle à été adopté par l'intermédiaire d'une décomposition du spectre de Fourier de l'image en question, pour cette méthode l'information de localité spatiale est perdue.

Ainsi, vu à cette perte de localisation, ces méthodes fréquentielle seront bondonnées.

Les méthodes spatio-fréquentielles permettent maintenant et d'obtenir une bonne localisation à la fois dans le domaine spatial et fréquentiel.

Ces méthodes s'appuient sur les opérateurs de filtre sur l'image. Parmi les méthodes de caractérisations les textures les plus rependues, on trouve la méthode mise en œuvre par les masque directionnelle qui sont basés sur la détection de contour, et les filtres de type passe bande orienté comme les filtre basés sur la fonction de Gabor 2D qui sont bien détaillées dans le chapitre suivant.

**II-7-3 extraction des données statistique**

Ces approches correspondent à une vision microscopique des textures. Elles s'appuient sur la théorie des processus aléatoires. Dans cette approche on cherche à caractériser la distribution spatiale des niveaux de gris

**II-8 conclusion**

La segmentation est un processus d'identification de régions cohérentes dans des images. Les caractéristiques visuelles des régions homogènes des images du monde réel sont souvent identifiées comme des textures.

Pour l'analyse de texture, le domaine de recherche important dans le processus de traitement d'image et les domaines potentiels d'applications engendrent l'inspection des surfaces de l'imagerie biomédicale, industrielle et satellitaires ou aérienne.

Finalement, les textures peuvent être utilisées pour décrire le contenu de plusieurs images de monde réel.

### III-1 Introduction

Le modèle AM-FM a donné lieu à plusieurs applications en traitement d'images, et pour prouver efficacement notre décomposition nous proposons une nouvelle approche pour démoduler des images large bande, qui sont en général des images réelles. Or le modèle AM-FM impose des images à bande étroite. Pour se faire, nous introduisons un banc de filtres de Gabor 2D (filtre passe-bande orienté). Les filtres de Gabor nous permettent d'obtenir une décomposition en sous-bandes monocomposante. Nous pouvons par la suite appliquer une méthode de démodulation sur chacune des parties mono composante obtenues. Les filtres de Gabor étant choisis pour leur bonne résolution spatiotemporelle.

### III-2 Définition

Introduit par Gabor ces filtres ont été largement utilisés à la fois comme fonctions de décomposition en ondelettes et comme outils d'analyse texturale. Ces filtres peuvent prendre en compte l'orientation, l'échelle et la localisation des frontières, qui peuvent être utilisés pour caractériser la texture. Les filtres de Gabor sont des filtres passe bande, leur formes générale résulte de la multiplication d'une fonction de forme d'enveloppe gaussienne avec une fonction sinusoïdale complexe. Il présente d'excellentes propriétés de localisation fréquentielle et spatiale. Le filtre de Gabor est utilisé dans de nombreuses applications et surtout dans le domaine médical comme il est aussi efficace dans le domaine de l'analyse de la texture.



**Fig. III.1:** représentation du filtre de Gabor

### III-3 Origines de formulation [10], [11]

L'analyse spectrale et la décomposition d'un signal ont toujours trouvé leur place dans l'analyse des données dans le domaine de traitement de signal.

L'analyse spectrale a depuis longtemps utilisé les fonctions « sinus », « cosinus » et « exponentiel imaginaire » comme fonctions analysantes. La transformation intermédiaire entre le domaine temporel et fréquentiel, est celle de Fourier. Elle permet la décomposition en une série ou une intégrale de Fourier définie par :

$$F(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) e^{-j\omega x} dx$$

$f(x)$ : Signal à traiter ,  $\omega$ : Pulsation (rd /s)

A partir de la transformation de Fourier du signal (**TF**), on peut obtenir une mesure des irrégularités du signal, correspondant en fait à la haute fréquence, on n'a aucune information sur la localisation spatiale de ces irrégularités. Pour remédier à ce problème, en 1946 < Denis Gabor > a défini une nouvelle décomposition en introduisant une fenêtre spatiale  $\square(\mathbf{x})$  dans la formule de la transformée de Fourier. Depuis les filtres de Gabor ont reçu une attention considérable.

$$GF(\omega, u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) g(x - v) e^{-j\omega x} dx$$

$v$ : Translation de la fenêtre.

$g(x - v)$ : Fonction introduisant la notion de fenêtre de Gabor (en déplacement sur tout le domaine de définition du signal).

### III-4 La première transformation [2], [11]

#### III-4-1 la réponse impulsionnelle du filtre de Gabor

##### ❖ Cas 2D

En 2D, le filtre de Gabor est défini par une gaussienne bidimensionnelle modulée par une fonction sinusoïdale plane. L'expression du filtre de Gabor 2D est donnée par :

$$f(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi(u_{x0}x - u_{y0}y)) \quad (\text{II.1})$$

L'enveloppe gaussienne :

$$G(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (\text{III.2})$$

Où  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  sont les écart-types respectivement le long des axes x et y, (ou les constantes spatiales du filtre), elles déterminent la largeur du filtre.

$u_{x0}$  et  $u_{y0}$  sont les fréquences centrales respectivement suivant x et y (Les fréquences radiales du filtre suivant x et y).

On peut modifier l'écriture de cette expression en passant du repère cartésien à un repère polaire où :

$$u_0 = \sqrt{u_{x0}^2 + u_{y0}^2} \quad \text{Est la fréquence centrale du filtre.}$$

$$\theta = \arctan \frac{u_{x0}}{u_{y0}} \quad \text{L'angle entre l'axe des abscisses et le module } u_0.$$

$$f(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi u_0 (x \cos \theta + y \sin \theta)) \quad (\text{III.3})$$

#### ❖ Cas 2D modifié

On se rend compte, que l'expression de (Eq. III.3) n'est pas adaptée lorsque la distribution Gaussienne n'est pas isotrope ( $\sigma_x \neq \sigma_y$ ). En effet, la sinusoïde est orientée mais pas la gaussienne.

Pour corriger ce problème, on propose d'orienter la Gaussienne également ; il semble logique de l'orienter du même angle  $\theta$ . Ainsi, on obtient une nouvelle expression (Eq III.4)

$$h(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi u_0(x \cos \theta + y \sin \theta)) \quad (\text{III.4})$$

Avec :  $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$

$$y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$$

**Donc:**

$\theta$ : L'angle de rotation de  $[x', y']$  par rapport à  $(x, y)$ , il donne l'orientation de L'enveloppe Gaussienne  $g(x, y)$

$$g(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(\frac{-x'^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y'^2}{2\sigma_y^2}\right)$$

➤ Pour un filtre orienté à  $0^\circ$  ( $\theta = 0$ ) a symétrie paire et une partie réelle, on aura :

$$h(x, y) = \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \cos(2\pi u_0 x) \quad (\text{III.5})$$

➤ Le filtre du Gabor a symétrie paire et orientation non nulle ( $\theta \neq 0$ ) est donné par la formule suivante :

$$h(x, y) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x-x_0)'^2}{\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)'^2}{\sigma_y^2}\right]\right\} * \cos(2\pi u_0 x + \varphi) \quad (\text{III.6})$$

$(x_0, y_0)$  : Coordonnée du point où l'enveloppe du filtre gaussienne est maximale

$\varphi$ : Est la phase de la sinusoïdale par rapport a l'axe des X.

### III -4-2 Transformation de Fourier du filtre de Gabor

Dans le domaine fréquentiel, un filtre de Gabor est une gaussienne:

$$F\{h(x, y)\} \rightleftharpoons H(u, v)$$

$$H(u, v) = A \left( \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u - u_0)'^2}{\sigma_u^2} + \frac{v'^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} + \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u + u_0)'^2}{\sigma_u^2} + \frac{v'^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} \right) \quad (\text{III.7})$$

**Ou :**  $\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x$

$\sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$

$A = 2\pi\sigma_x\sigma_y$

$u_0$  : Fréquence radiale centrale

**Et :**

$$(u - u_0)' = (u - u_0) * \cos(\theta) + v * \sin(\theta)$$

$$v' = -(u - u_0) * \sin(\theta) + v * \cos(\theta)$$

En passant l'image originale à travers un tel filtre, on obtient toutes les composantes de l'image qui ont leurs énergies concentrées autour de la fréquence centrale  $u_0$  avec une largeur spectrale de  $B_r$  octave et une largeur d'orientation de  $B_\theta$  degrés

$B_r$  et  $B_\theta$  Sont définis par :

$$B_r \equiv \log 2 \left( \frac{u_0 + \sqrt{2 \ln 2 * \sigma_u}}{u_0 - \sqrt{2 \ln 2 * \sigma_u}} \right) , \quad B_\theta = 2 \left( \arctan \frac{\sqrt{2 \ln 2 * \sigma_v}}{u_0} \right)$$

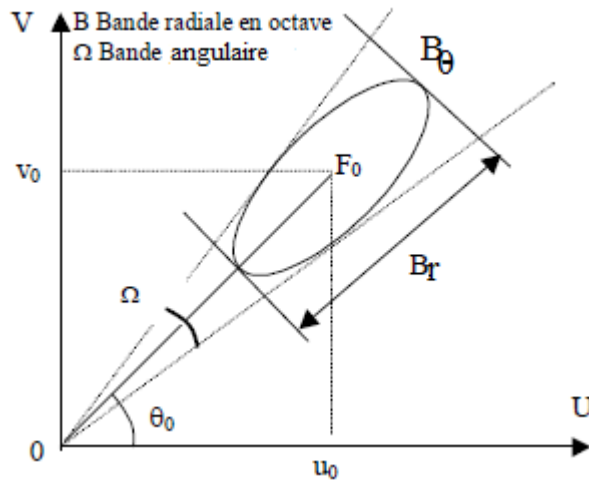


Fig. III.2: représentation graphique des largeurs bandes angulaire et fréquentiel

III-5 La seconde formulation de la transformée du Fourier du filtre de Gabor [4], [10], [11]

La transformée de Fourier du filtre de Gabor peut aussi être représentée par la formule suivante :

$$H(u, v) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left( \frac{(u' - w)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right) \right\} \quad (III.8)$$

Ou :

$W$ : Est la fréquence de la sinusoïde.

$$a = \left( \frac{u_h}{u_l} \right)^{\frac{1}{s-1}}, \quad w = a^m u_l, \quad s = \frac{\log(N/4)}{\log(2)+1}$$

$$\sigma_u = \frac{(a-1)w}{(a+1)\sqrt{2\ln 2}}$$

$$\sigma_v = \tan\left(\frac{\pi}{2k}\right) \left[ w - \frac{(2\ln 2)\sigma_u}{w} \right] \left[ 2\ln 2 - \frac{(2\ln 2)^2 \sigma_u^2}{w^2} \right]^{-1/2}$$

Ou :

$U_h$  et  $U_l$  représentent respectivement la fréquence radiale la plus basse et la fréquence radiale la plus élevée.

$m \in \{0, 1, \dots, s-1\}$  et  $s$  est le nombre de fréquence radiale.

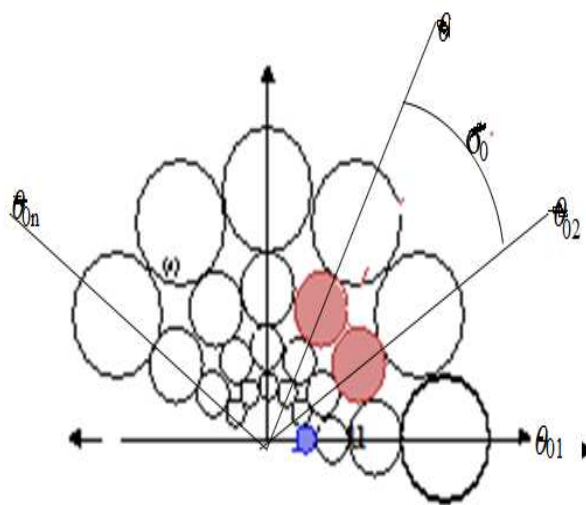
$n \in \{0, 1, \dots, K-1\}$  et  $K$  est le nombre d'orientations.

$$w = u * \cos\left(n * \left(\frac{\pi}{4}\right)\right) + v * \sin\left(n * \left(\frac{\pi}{4}\right)\right)$$

$$v = -u * \sin\left(n * \left(\frac{\pi}{4}\right)\right) + v * \cos\left(n * \left(\frac{\pi}{4}\right)\right)$$

Selon les différents types d'images, le filtre peut avoir plusieurs directions privilégiées. Dans ce cas-là, le filtre final est une somme du filtre de base placé à chaque direction.

Pour pouvoir bien couvrir l'espace fréquentiel, il faut générer un banc de filtre "famille de filtre" de Gabor sur « $m$ » bande de fréquence et « $n$ » orientations. Les « $n$ » orientations sont équidistance, alors que les « $m$ » bandes passantes radiales sont organisées en octave. Cela signifie que la largeur de la bande « $m$ » est environ double de celle la bande « $m=1$ ».



**Fig. III.3 :** montre la répartition en rosette des  $(n*m)$  filtres de l'ensemble, ainsi que l'organisation en octave des bandes passantes radiales

L'association et l'agencement d'un ensemble du filtre de Gabor permet de couvrir tout l'espace fréquentiel, on parle alors de **filtrage multi-canal (figure III.3)** dans ce cas le filtre finale définit comme suite :

$$h = \sum_i h(x', y', w_i, \theta_i, \sigma_{ix}, \sigma_{iy})$$



**Fig. III.4:** ensemble des filtres de Gabor dans le domaine fréquentiel (filtre multi-canal)

Le filtrage multi-canal est simple et efficacement réalisé par le filtre de Gabor qui permet de couvrir tout le domaine fréquentiel et dans des multiples orientations. Chaque canal permet d'extraire les composantes de l'image dont les valeurs correspondent aux paramètres du filtre (fréquence et orientation). Pour pouvoir couvrir au maximum l'espace fréquentiel, on peut utiliser plusieurs orientation  $\theta$  te que :

$$\theta_k = (k - 1)/m, k=1\dots m, \text{ ou } m \text{ représente le nombre de l'orientation}$$

Ainsi pour 4 orientations nous aurons :

$$m = 4, k = \{1,2,3,4\}, \theta_1 = 0, \theta_2 = \pi/4, \theta_3 = \pi/2, \theta_4 = 3\pi/4$$

### III-6 Choix des paramètres de filtre de Gabor [2],[10]

Les paramètres les plus importants du filtre de Gabor sont la fréquence radiale et l'orientation, ils définissent la localisation du canal dans le plan fréquentiel. Chaque image de taille  $N*N$ , les fréquences les plus significatives sont dans l'intervalle  $[0..N/4]$  et à la puissance 2.

Le choix des paramètres du filtre de Gabor, ce fait en fonction de certains neurones du cortex visuel, il faut adapter un compromis, entre la satisfaction visuel et le choix des paramètres.

Les résultats obtenu lors des études physiologique sur les mammifères ont montré que les cellules simples du cortex visuel ont une largeur de bande tournes aux alentours d'un octave. Nous choisissons donc une valeur de un octave pour ( $\beta_r$ ). Lorsqu'on connait le spectre d'une image, on observe que l'énergie se trouve concentrée à la fréquence centrale.

On choisit donc une largeur de bande plus étroite lorsqu'on s'approche de la fréquence «0» est de l'ordre de 0.7 octave. Pour les hautes fréquence comme l'information est moindre, prend une largeur de bande supérieur à un octave (égale a 1,3octave).

La largeur de bande angulaire est de sorte que les filtres soient approximativement juxtaposition et dépend de nombre d'orientation.

$$\beta_\theta = \frac{\pi}{n}$$

$n$  : Nombre d'orientation

En générale on prend  $\beta_r = 1$  octave et  $\beta_\theta = 45^\circ$ . on peut alors exprimer  $\sigma_v$  et  $\sigma_u$  en fonction de la fréquence spatiale.

$$\sigma_u = \frac{u_0}{3\sqrt{2\ln 2}} \quad , \quad \sigma_v = \frac{\tan(22.5^\circ) * u_0}{2\sqrt{2\ln 2}}$$

Les valeurs de  $u_0$  sont données par :  $\left\{ \frac{1\sqrt{2}}{N}, \frac{2\sqrt{2}}{N}, \frac{4\sqrt{2}}{N}, \dots, \frac{N\sqrt{2}}{N} \right\}$

$N$  : es la largeur d'une image en nombres de pixel.

**RQ** : pour certaines textures, les fréquences radiales les plus basses ne sont pas utiles.

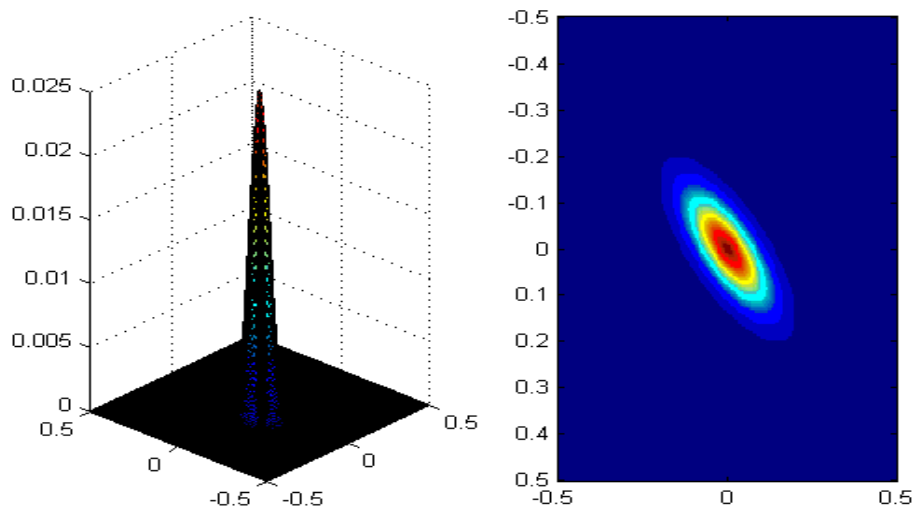
### III-7 Représentation graphique du filtre de Gabor

Nous utilisons logiciel Matlab pour visualiser les trois modèles des fonctions suivantes : Les filtres du Gabor fonctionnent de la même manière que la transformée de Fourier dans le sens où chaque un des deux signaux peut être représenté comme une superposition linéaire de sinusoides gaussiennes

#### III-7-1 Modélisation de l'enveloppe Gaussienne

La représentation de l'enveloppe gaussienne (Eq III.2) est donnée dans la figure III.4

$$g(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}\right) \quad (\text{III.9})$$

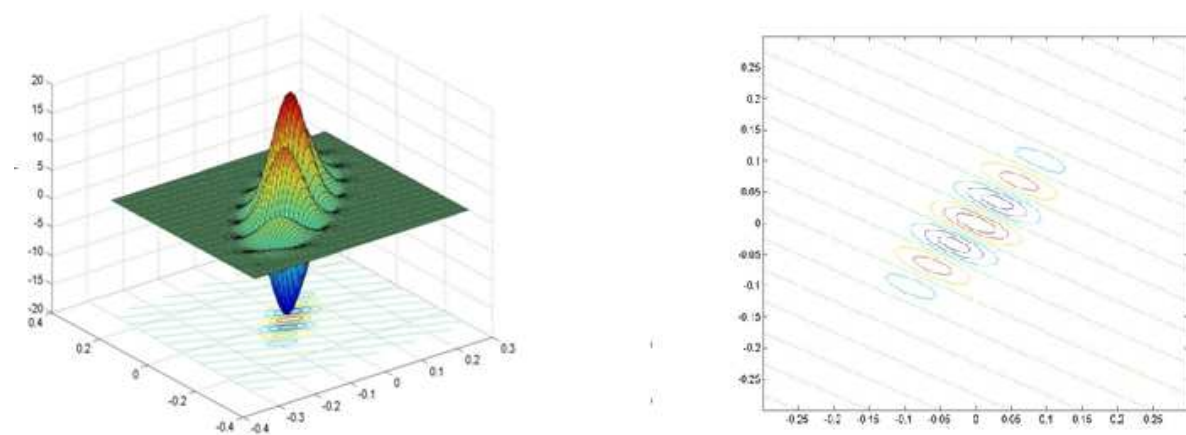


**Fig. III.5 :** Enveloppe Gaussienne

**III-7-2 Modélisation de filtre de Gabor : [10], [11]**

Comme on l'a déjà vu plus haut, le filtre de Gabor est constitué de l'enveloppe gaussienne modulée par une sinusoïdale. Cette fonction (Eq III.1) est donnée par :

$$h(x, y) = \frac{1}{\sigma_x \sigma_y 2\pi} \exp\left(\frac{-x'^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y'^2}{2\sigma_y^2}\right) \exp(j2\pi(u_{x0}x - u_{y0}y)) \quad (\text{III.10})$$



**Fig. III.6:** filtre de Gabor et vue de dessus filtre

Pour comprendre le fonctionnement du filtre de Gabor, il faut tenir compte de l'effet de l'orientation du filtre

**III-7-2-1 Angles d'orientation**

La figure III.2 illustre l'effet de l'orientation du filtre de Gabor par quatre directions de base  $[0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ]$  dans le domaine fréquentiel.

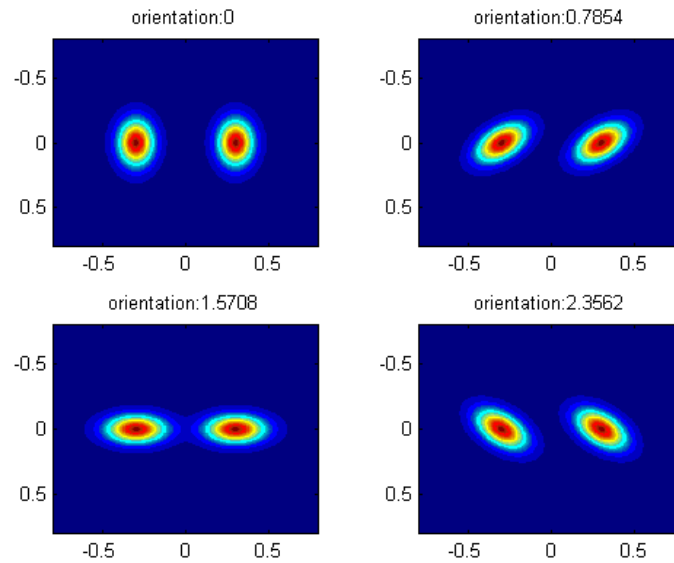


Fig. III.7 : filtrage de Gabor pour 4 orientations

### III-7-2-2 Fréquence centrale

Plus la fréquence radiale est importante, plus la détection des textures fins est bonne.

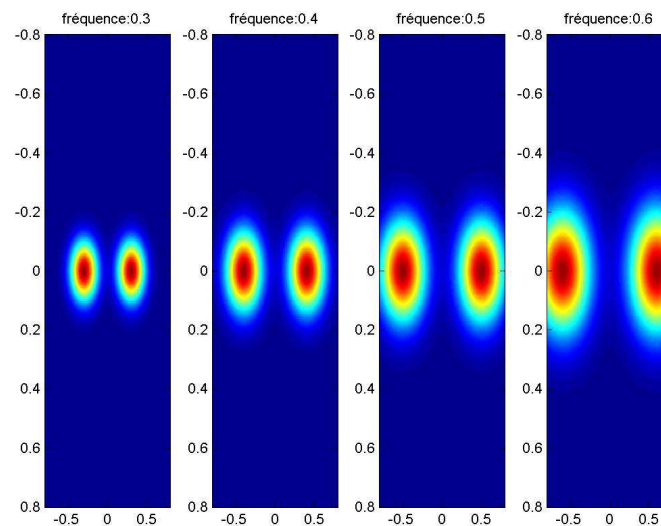


Fig. III.8 : filtre de Gabor pour des fréquences croissantes

Si on augmente encore la fréquence, le champ d'action du filtre dépasse le support physique de l'image, le filtre n'aura aucun effet sur l'image, d'où l'importance de lier la fréquence radiale à la taille de l'image

Par exemple pour  $u_0 = 4$ , le filtre presque totalement disparu, comme on le constate dans la figure III.8

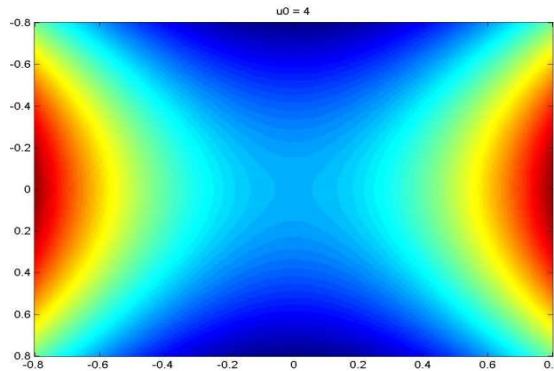


Fig. III.9 : filtre de Gabor pour une fréquence trop élevée

### III-7-3- Modélisation de la transformée de Fourier de Gabor

Pour modéliser la transformée de Fourier de Gabor, on utilise (Eq III.11).

$$H(u, v) = A \left( \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u - u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} + \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[ \frac{(u + u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\} \right) \quad (\text{III.11})$$

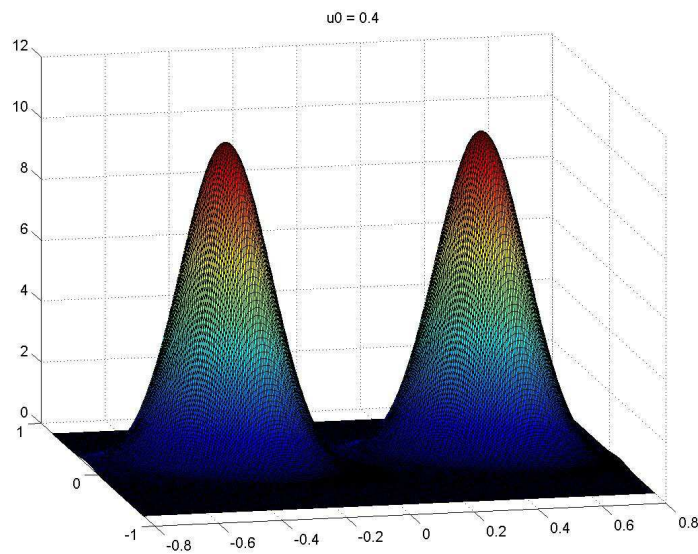


Fig. III.10 : transformée de fourrier du filtre de Gabor

Cette fonction (Eq III.10) donne deux gaussiennes, l'une centrée en  $(-u_0)$  et l'autre centrée en  $(+u_0)$

### III-8 Résolution et taille de filtre [2], [10], [11]

Pour le filtre de base, mis à part l'orientation, on a 4 degrés de liberté: la taille du filtre, la fréquence fondamentale et les écarts types. Entre la taille du filtre et les écarts types il y a quand même une relation: la taille du filtre doit être suffisamment grande pour que les gaussiennes y tiennent. Dans le cas d'une seule orientation, on trouve que pour une taille 3 fois plus grande que les écarts type, le filtre contient au moins le 87% du signal. Si la taille est 4 fois plus grande, le pourcentage est d'au moins 96%.

De ce fait, dans le domaine fréquentiel le signal est représenté par deux gaussiennes le long de l'axe des fréquences, l'une centrée  $(-u_0)$  et l'autre centrée en  $(+u_0)$ .

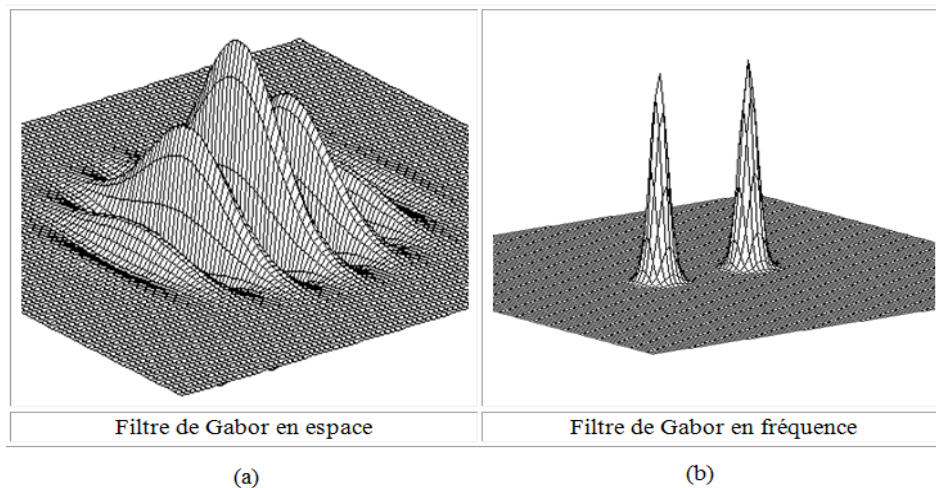
Nous remarquons que dans le cas où l'écart type  $(\sigma_x, \sigma_y)$  plus grand que la taille du filtre  $N$ , la TRANSFORMÉE DE FOURIER n'est plus une GAUSSIENNE mais un SINUS CARDINAL figure III.11

.Notons que la fréquence dépend de la taille  $N$  du filtre ainsi que de sa période  $T$

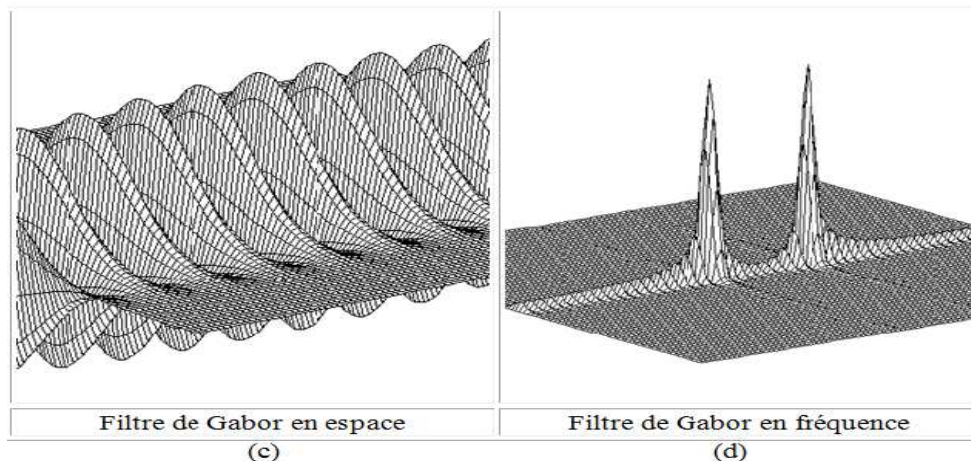
$$u_0 = \frac{N}{T}$$

Si la taille du filtre ne respecte pas la taille de la gaussienne, la résolution que nous aurons en fréquence sera celle du sinus cardinal, qui est proportionnelle à l'inverse de la taille du filtre. Donc il ne sert à rien d'essayer d'avoir une bonne résolution en fréquence en utilisant un grand écart type en temps de la gaussienne si on ne respecte pas la taille.

### Filtre de Gabor avec des écarts-type $\ll$ taille du filtre



### Filtre de Gabor avec un écart-type $>$ taille du filtre



**Fig.III.11** : (a-c) filtre de Gabor en espace, (b-d) filtre de Gabor en fréquence

Enfin nous pensons que les filtres de Gabor sont des excellents extracteurs non seulement de lignes périodiques, mais aussi d'autres types de textures. Ils possèdent une résolution conjointe spatiale / fréquentielle optimale, ce qui se traduit par une détection pointue. Ils sont aussi un outil très efficace en segmentation d'image., assez faciles manipuler.

En général les images réelles sont texturées avec une granularité et un contraste variables. Un modèle mathématique pour d'écrire de telles images est le modèle AM-FM (AM pour Amplitude Modulation et FM pour Frequency Modulation). Pour une image donnée, la partie AM nous renseigne sur le niveau de contraste des textures, plus précisément, sur la disparité en intensité entre textures sombres et brillantes. La partie FM permet de capturer l'orientation des textures locales, la granularité et les contours. Pour traiter et analyser ces

images non stationnaires, une décomposition en composantes de base (filtrage en sous-bandes) est nécessaire. Le couplage décomposition en sous-bandes et modèle AM-FM est une thématique récente en traitement d'images. L'objectif principal de la modélisation AM-FM est de s'affranchir des limites de la transformée de Fourier, et d'avoir une représentation qui permet de capturer l'information importante dans une image, avec un nombre réduit de fonctions AM-FM quasi-sinusoidales. Nous présenterons dans ce travail deux nouvelles méthodes de démodulation d'images. La première méthode est une amélioration de l'approche d'images analytique et la seconde est une approche basée sur les opérateurs discrets de Teager-Kaiser (TKEO). Nous proposons l'approche DESA (Discrete Energy Separation Algorithm) et ESA.

### III-9 Quelques notions et modélisations AM-FM d'une image

#### III-9-1 Notions AM et FM d'une image

Nous commençons par illustrer les notions d'amplitude et de phase d'une image.

1. La composante AM renseigne sur le niveau de contraste des textures, plus précisément, sur la disparité en intensité entre les textures sombres et brillantes.
2. La partie FM permet de capturer l'orientation des textures locales, la granularité et les contours de l'image

#### III-9-2 Modèle AM-FM pour une image [13], [16] [21]

L'objectif de ce modèle est de connaitre comment modéliser des images synthétiques et même de nature très complexe sous la forme AM-FM et de mettre en leurs intérêts en analyse et en segmentation d'image.

Etant donnée une image discrète  $I_d$ , désignons par  $I$  son interpolée continue.

Soit  $\Omega$  un ouvert borne de  $\mathbb{R}^2$ , le domaine de l'image. En pratique,  $\Omega$  est un carré ou un rectangle.

On dit que  $I$  est une image AM-FM monocomposante si  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  on peut mettre  $I$  sous la forme :

$$I(x_1, x_2) \equiv a(x_1, x_2) \cos[\varphi(x_1, x_2)] \quad (III \cdot 12)$$

Ou  $a(x_1, x_2)$  est une fonction positive a valeurs réelles et  $\varphi(x_1, x_2)$  une fonction de classe  $C^1$  dans  $\Omega$ .

Dans ce cas,  $a$  est l'amplitude de  $I$  et  $\varphi$  désigne la phase de l'image  $I$ . Les fréquences spatiales de  $I$  sont données par le gradient de la phase  $\varphi$  :

Si  $I$  vérifie (III.12), alors  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  les fonctions positives  $a(x_1, x_2)$  représente la composante (ou fonction) AM de  $I$  et  $\nabla\varphi(x_1, x_2) \equiv [u(x_1, x_2)v(x_1, x_2)]^t$  ou

$$U(x_1, x_2) \equiv \frac{\partial}{\partial x_1} \varphi(x_1, x_2) \quad (III.13)$$

$$v(x_1, x_2) \equiv \frac{\partial}{\partial x_2} \varphi(x_1, x_2) \quad (III.14)$$

représentent la composante (ou fonction) FM de  $I$ . Les fonctions  $U$  et  $V$  correspondent respectivement aux fréquences instantanées spatiales horizontale et verticale.

### III-10 La démodulation [18], [19], [20], [23],[24]

On dit qu'une image quelconque  $I$  est démodulée si on peut trouver  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  les fonctions positives  $a(x_1, x_2)$  et les fonctions  $U(x_1, x_2)$  et  $v(x_1, x_2)$  telles que (III.12) soit vérifiée.

On voit donc bien que la question posée par la démodulation est donc un problème mal posé. En effet étant donnée  $I$ , il existe une infinité de fonctions  $a(x_1, x_2)$ ,  $u(x_1, x_2)$  et  $v(x_1, x_2)$  vérifiant l'équation (III.12). En général, uniquement un nombre restreint de couples de fonctions  $a(x_1, x_2), \varphi(x_1, x_2)$  permet une interprétation physique de l'information qu'elles véhiculent.

En somme, ce qu'on recherche avec les modèles AM-FM, c'est de pouvoir décomposer toute image en une composante qui regroupe les niveaux de gris des parties texturées de l'image (AM) et une composante contenant la géométrie de l'image (FM).

Nous insistons sur le fait que ces modèles proposent une décomposition de l'image en une somme de telles composantes par approches variationnelles et équations aux dérivées

partielles. An de mieux cerner la démodulation des images, nous examinons deux méthodes de démodulation d'images.

### III-10-1 Méthode par image analytique

La méthode de démodulation par (IA) est une extension du signal analytique initiale par Gabor, le signal analytique sert principalement a la démodulation de signaux a bande étroite.

- **Cas continu**

Soit  $I$  une image continu définie sur  $\Omega$ , l'image analytique  $Ia$  associée à  $I$  est définie  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  par

$$Ia(x_1, x_2) = I(x_1, x_2) + jHI(x_1, x_2) \quad (III.15)$$

ou  $H[I]$  est la transformée de Hilbert 2D de  $I$ ,  $H$  peut être calculée par  $H1$  ou  $H2$ , définie respectivement par rapport aux axes de coordonnées  $x_1$  ou  $x_2$ , par

$$H_1 \left[ I(x_1, x_2) = \frac{1}{\pi} \int_R I(x_1 - \varepsilon, x_2) \frac{d\varepsilon}{\varepsilon} \right] \quad (III.16)$$

$$H_2 \left[ I(x_1, x_2) = \frac{1}{\pi} \int_R I(x_1, x_2 - \varepsilon) \frac{d\varepsilon}{\varepsilon} \right] \quad (III.17)$$

L'image analytique a les propriétés suivantes :

1. elle associe a l'image  $I$ , une unique paire de fonctions AM-FM
2. le spectre de Fourier de  $I$  est redondant, car il est a symétrie hermitienne ( $\hat{I}$  est entièrement déterminée soit par ses valeurs positives, soit par ses valeurs négatives).

L'image analytique permet de réduire cette redondance, en effet :

$$\hat{I}a(w_1, w_2) = \begin{cases} 2\hat{I}(w_1, w_2) & \text{si } w_1, w_2 > 0 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (III.18)$$

Une fois que l'image analytique  $Ia$  est construite suivant (III.15) on déduit alors  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  les uniques fonctions AM et FM sont données par :

$$a(x_1, x_2) = |Ia(x_1, x_2)| \quad (III.19)$$

$$\nabla \varphi(x_1, x_2) = \text{Re} \left[ \frac{\nabla Ia(x_1, x_2)}{jIa(x_1, x_2)} \right] \quad (III.20)$$

L'intérêt de la méthode par image analytique est qu'elle donne des valeurs exactes des signes Des fréquences contrairement à la méthode par séparation d'énergie comme nous verrons.

- **Cas discret**

Soit  $I_d$  une image discrète de taille  $M \times N$

L'image analytique associée à  $I_d$  est donnée par :

$$I_a(k, l) = I_d(k, l) + jH_d[I_d(k, l)] \quad \forall (k, l) \in [0, M] \times [0, N] \quad (III.21)$$

Où  $H_d[I_d]$  est la transformée d'Hilbert discrète 2D de  $I_d$ .

Notons par  $\hat{I}_d$  la transformée de Fourier discrète (DFT) de  $I_d$ , alors la DFT de  $H_d[I_d]$  de  $I_d$ , notée  $\hat{H}_d[I_d]$ , est déterminée par :

$$\hat{H}_d[I_d(u, v)] = M(u, v) \cdot \hat{I}_d(u, v) \quad (III.22)$$

Où

$$M(u, v) = \begin{cases} -j, u = 1, 2, \dots, \frac{M}{2} - 1 \\ +j, u = \frac{M}{2} + 1, \frac{M}{2} + 2, \dots, M - 1 \\ -j, u = 0, v = 1, 2, \dots, \frac{N}{2} - 1 \\ -j, u = \frac{M}{2}, v = \frac{N}{2} + 1, \frac{N}{2} + 2, \dots, N - 1 \\ +j, u = 0, v = \frac{N}{2} + 1, \frac{N}{2} + 2, \dots, N - 1 \\ +j, u = \frac{M}{2}, v = \frac{N}{2} + 1, \frac{N}{2} + 2, \dots, N - 1 \\ 0 \text{ si non} \end{cases} \quad (III.23)$$

En prenant la DFT de (III.21) et en utilisant les équations (III.22) et (III.23), on peut alors Calculer la DFT de l'IA  $I_a$ .  $I_a$  est alors obtenue par DFT inverse. Une fois obtenue, les Composantes AM et FM sont données  $\forall (k, l) \in [0, M] \times [0, N]$  par :

$$a(k, l) = |\tilde{I}_a(k, l)| \quad (III.24)$$

$$u(k, l) \approx \arccos \left[ \frac{\tilde{I}_a(k+1, l) + \tilde{I}_a(k-1, l)}{2\tilde{I}_a(k, l)} \right] \quad (III.25)$$

$$\text{signe}(u(k, l)) \approx \text{signe} \left\{ \arcsin \left[ \frac{\tilde{I}_a(k+1, l) - \tilde{I}_a(k-1, l)}{2j\tilde{I}_a(k, l)} \right] \right\} \quad (III.26)$$

$$|v(k, l)| \approx \arccos \left[ \frac{\tilde{I}_a(k, l+1) + \tilde{I}_a(k, l-1)}{2\tilde{I}_a(k, l)} \right] \quad (III.27)$$

$$\text{signe}(v(k, l)) \approx \text{signe} \left\{ \arcsin \left[ \frac{\tilde{I}_a(k, l+1) - \tilde{I}_a(k, l-1)}{2j\tilde{I}_a(k, l)} \right] \right\} \quad (III.28)$$

Ou signe est la fonction définie par :

$$\text{signe}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{si non} \end{cases}$$

• **TKEO 2D [12], [13]**

L'extension du TKEO discret en 2D, note  $\psi_d$  est faite par Yu et al. Pour la détection de contours dans les images :

Etant donnée une image discrète  $I$  de taille  $M \cdot N$ . On a

$$\forall(k,l) \in [0, M] \times [0, N]:$$

$$\psi_d [I(k,l)] = 2(I(k,l))^2 - I(k-1,l)I(k+1,l) - I(k,l-1)I(k,l+1) \quad (\text{III.29})$$

C'est une extension du TKEO discret pour les signaux, cet opérateur est aussi utilisé pour le débruitage d'image et le rehaussement de contraste.

Etant donnée une image discrète

$$I(k,l) = A \cos(\Omega_1 k + \Omega_2 l), \text{ on montre que}$$

$$\psi_d [I(k,l)] = A^2 (\sin^2(\Omega_1) + \sin^2(\Omega_2)) \quad (\text{III.30})$$

Soit  $I$  l'interpolée continue d'une image discrète définie sur un ouvert borné  $\Omega$  de  $\mathbb{R}^2$ . On suppose que  $I$  est de classe  $C^2$  sur  $\Omega$  Alor :

$$\forall x \in \Omega \text{ on a : } \psi [I(x)] = \|\nabla I(x)\|^2 - I(x)\Delta I(x) \quad (\text{III.31})$$

Ou  $\Delta$  est l'opérateur laplacien

Pour une image  $I(x) = a(x) \cos(\phi(x))$ , Maragos et Bovik montre que :

$$\psi [I(x)] \approx |a(x)|^2 |\nabla \phi(x)|^2 \quad (\text{III.32})$$

Avec une erreur d'approximation relative  $\ll 1$ .

### III-10-2 Méthode par séparation d'énergie [12],[15], [24]

L'objectif de cette méthode est de trouver  $\forall (x_1, x_2) \in \Omega$  les fonctions  $a(x_1, x_2)$  (AM) et  $\nabla \varphi(x_1, x_2) = [u(x_1, x_2)v(x_1, x_2)]^t$  telles que (III.12) soit vérifiée.

Soit  $I(x_1, x_2)$  désigne l'image continue et  $\bar{I}(k, l)$  l'image discrète on appliquant deux algorithmes qui sont basés sur le TKEO 2D, nous parleront d'abord de l'algorithme discret, le DESA proposé par Maragos et Al, puis nous parleront de la version continue, l'ESA proposé par Maragos et Bovik.

#### III-10-2-1 Algorithme discret DESA

Les approximations respectives de la composante AM et des composantes horizontales verticales FM.

$$a(k, l) \approx \sqrt{\frac{\psi_d [I(k, l)]}{\sin^2 (|U(k, l)|) + \sin^2 (|V(k, l)|)}} \quad (III.33)$$

$$|U(k, l)| \approx \arcsin \sqrt{\frac{\psi_d [I(k+1, l) - I(k-1, l)]}{4\psi_d [I(k; l)]}} \quad (III.34)$$

$$|V(k, l)| \approx \arcsin \sqrt{\frac{\psi_d [I(k, l-1) - I(k, l+1)]}{4\psi_d [I(k; l)]}} \quad (III.35)$$

Nous illustrons sur un exemple les notions AM et FM afin de mieux les comprendre. On considère l'image synthétique  $I$  définie pour tout  $m; n = 1, \dots, 100$  par :

$$I(k, l) = \left[ 0,5 \sin\left(\frac{\pi}{30}k + \frac{\pi}{50}l\right) \right] \sin\left[\frac{\pi}{3}k + \frac{\pi}{5}l + 2 \cos\left(\frac{\pi}{30}k\right) + \cos\left(\frac{\pi}{50}l + \frac{\pi}{2}\right)\right] \quad (III.36)$$

### III-10-2-2 Algorithme continu ESA

En continu, Maragos et Bovik montrent qu'il est possible de séparer l'énergie de l'images de ses composantes AM et FM avec l'ESA en 2D.

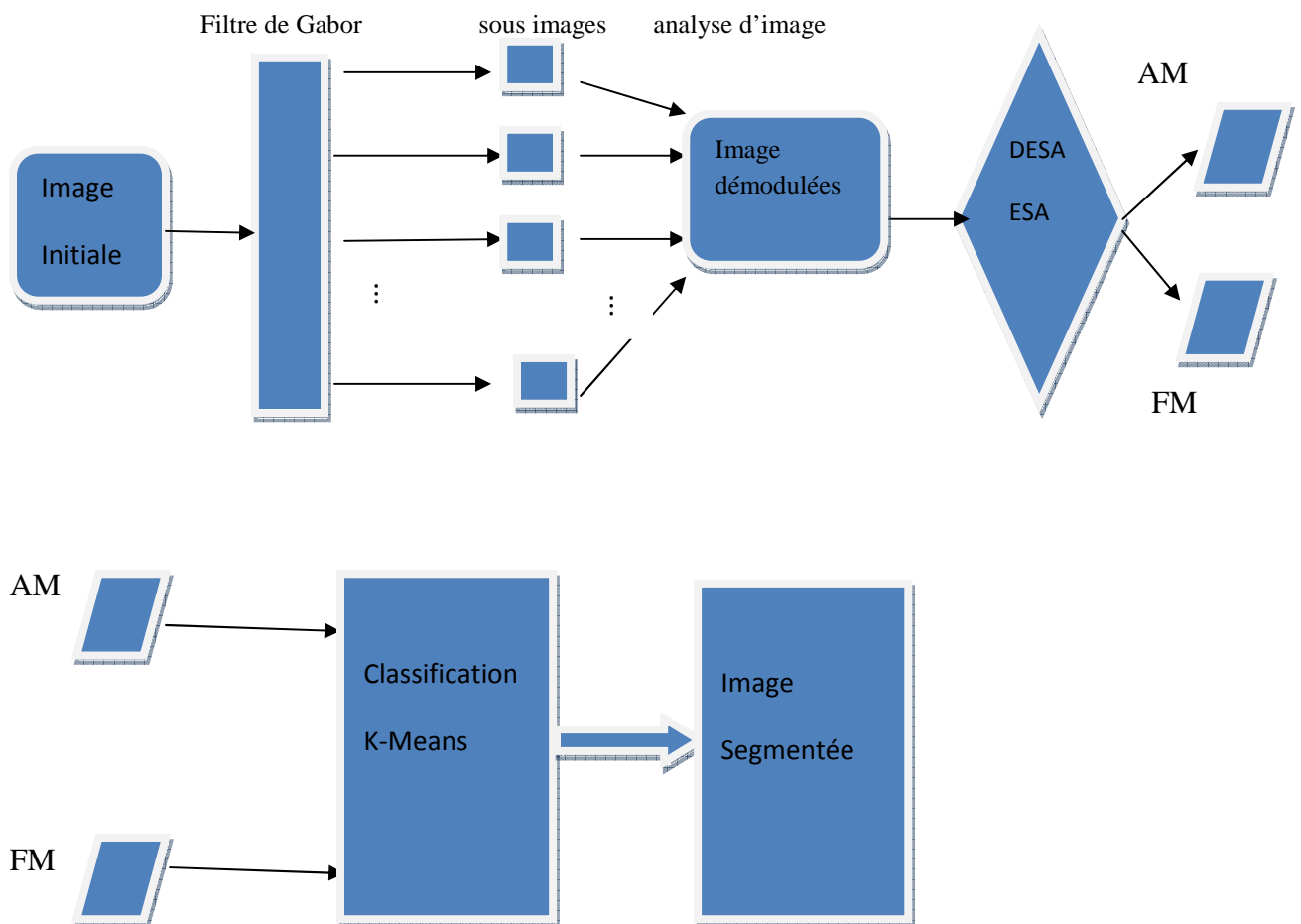
Les composantes de l'amplitude sont alors données par :

$$a(x_1, x_2) \approx \frac{\psi[I(x_1, x_2)]}{\sqrt{\psi\left[\frac{\partial I}{\partial x_1}(x_1, x_2)\right] + \psi\left[\frac{\partial I}{\partial x_2}(x_1, x_2)\right]}} \quad (III.37)$$

$$\left| \frac{\partial \vartheta}{\partial x_i}(x_1, x_2) \right| \approx \sqrt{\frac{\psi\left[\frac{\partial I}{\partial x_i}(x_1, x_2)\right]}{\psi[I(x_1, x_2)]}} \quad (III.38)$$

$i = 1; 2.$

Pour simplifier notre approche nous montrons dans l'organigramme suivant les résultats de l'implémentation d'algorithme.



**Fig.III.11:** organigramme de la méthode

### III-11 Conclusion

En somme; les modèles AM-FM sont très intéressants pour l'analyse d'images, ce qui est vérifié par les images monocomposantes. Les méthodes DESA et ESA supposent que les images à démoduler sont à bande étroite. Pour des images large bande, un filtrage passe-bande (filtres de Gabor, ondelettes, ..... ) est nécessaire avant l'application de ces méthodes.

### IV-1 Introduction

D'après ce que nous avons exposé dans les chapitres précédant des notions d'image et toutes les étapes qui conduisent à leurs segmentations, démodulation en composantes pour extraire l'information d'image, nous verrons dans ce chapitre les tests effectués et les résultats obtenus après l'application des différents algorithmes développés dans le cadre de notre travail.

Les tests présentés dans ce chapitre, ont été développés sur un langage de programmation de calcul, Matlab version 7.12 sous l'environnement Windows.

### IV -2 Présentation du logiciel utilisé

Matlab est un langage de calcul numérique produit par Math Works. Il est disponible sur plusieurs plateformes. Matlab est langage simple est très efficace, optimisé pour le traitement des matrices, Matlab contient également une interface graphique puissante, ainsi qu'une grande variété d'algorithmes scientifiques. On peut enrichir Matlab en ajoutant des toolbox, profilées pour des applications particulières (traitement des images, analyse statistiques, optimisations).

- MATLAB peut être considéré comme un langage de programmation, il dispose d'une syntaxe spécifique mais elle est simple et intuitive.
- MATLAB est un interpréteur :les instructions sont interprétées et exécutées par ligne.
- MATLAB propose deux types de fonctionnements :
  - Un fonctionnement en ligne de commande ou MATLAB exécute les instructions au fur et à mesure qu'elles sont données par l'utilisateur.
  - Un fonctionnement via des scripts, dans ce cas MATLAB exécute ligne par ligne un fichier texte que l'on désigne par programme.
- MATLAB propose également une aide très complète illustrée d'exemple étant donné le très grand nombre d'instructions utilisables, il est important de bien savoir l'utiliser.

### IV-3 Présentation des données

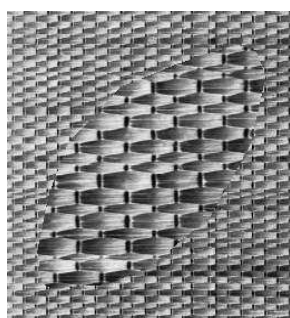
Afin de montrer les performances des méthodes élaborer nous l'avons appliquée à :

- Des images tests

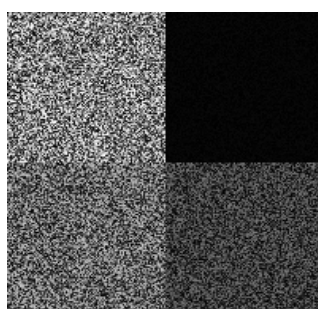
- Des images médicales

### IV-3-1 Images tests

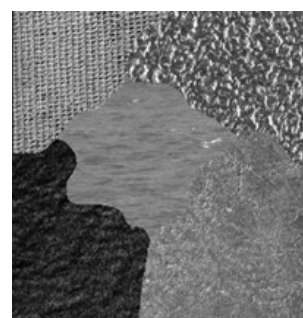
Pour évaluer l'efficacité de nos méthodes, nous l'avons d'abord appliquée sur un ensemble d'images synthétiques. La particularité de cette base est offert aux utilisateurs plusieurs connaissances sur ces images : le nombre de classes des images, l'état de la texture, etc.



Test 1



Test 2



Test 3

**Fig IV.1:** images tests

### IV-3-2 Images médicales

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisitions et de restitution d'images à partir de différents phénomènes physiques (résonance magnétique, réflexion d'ondes ultrasons, radioactivité, absorption des rayons x ). Cette technologie permet de visualiser la physiologie ou le métabolisme du corps humain.

Les images obtenues peuvent être traitées informatiquement dans le but d'obtenir soit :

- Une reconstruction tridimensionnelle d'un organe ou d'un tissu.
- Un film montrant l'évolution ou les mouvements d'un organe au cours du temps.
- Une imagerie quantitative qui représente les valeurs mesurées pour certains paramètres biologique dans un donné.
- Une représentation multimodale recalant plusieurs données au sein d'un même document (Par exemple, contour de cœur et mobilité des parois).

Les figures illustrées c'est dessous donnent un exemple d'images médicales.

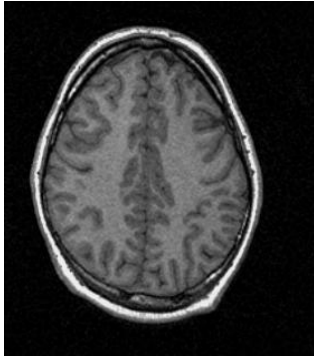


Image 1

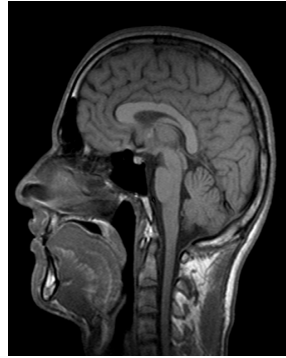


Image 2

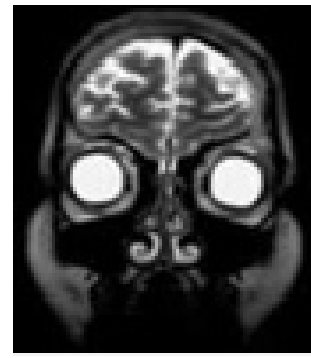


Image 3

**Fig. IV.2:** images médicales

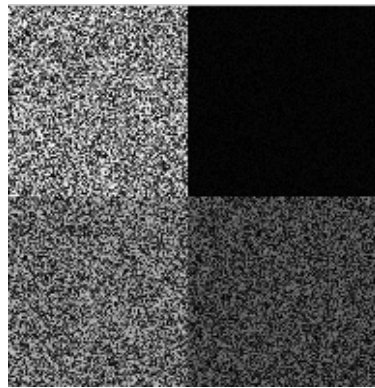
#### **IV-4 Présentation des résultats obtenus**

##### **IV-4-1 Résultats d'images tests**

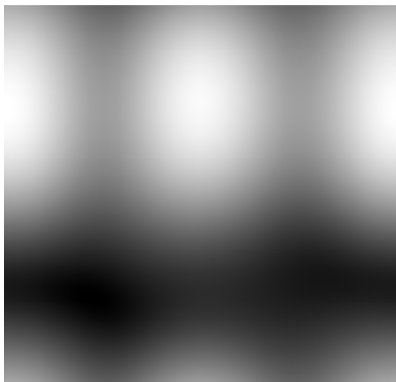
##### **IV-4-1-a Présentation par banc de filtre de Gabor**

Les filtres de Gabor ont été appliqués sur une image test initiale et les résultats obtenus sont donnés à savoir des différentes orientations. Selon la qualité des résultats jugés visuellement, nous nous retenons un banc de filtre composé de 4 filtres à orientations  $0$ ,  $\pi/4$ ,  $\pi/2$  et  $3\pi/4$  et différentes échelles.

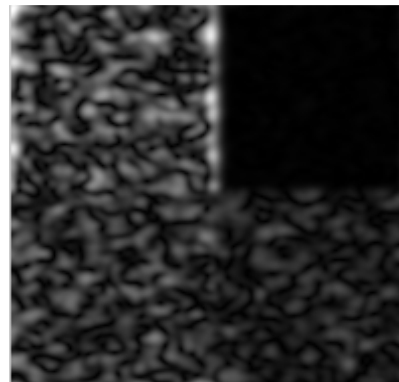
La réponse à un tel filtre mettra donc en évidence la présence d'entités dont la taille est en accord avec l'échelle et l'orientation du filtre utilisé.



**Image origine**



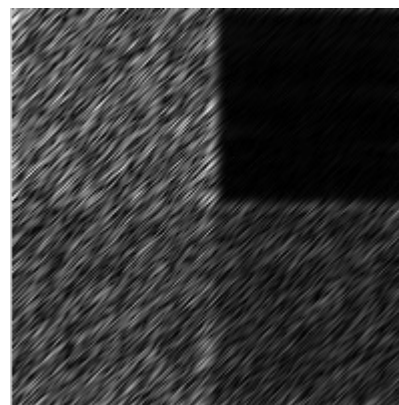
**Orientation 0 et échelle 1**



**Orientation 0 et échelle 5**



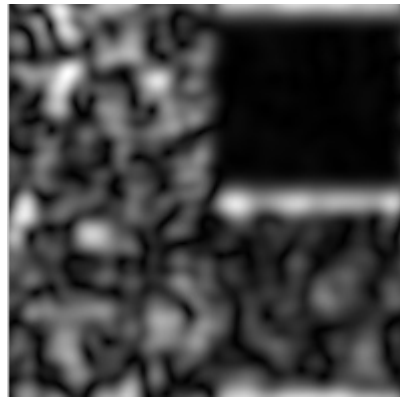
**Orientation 1 échelle 3**



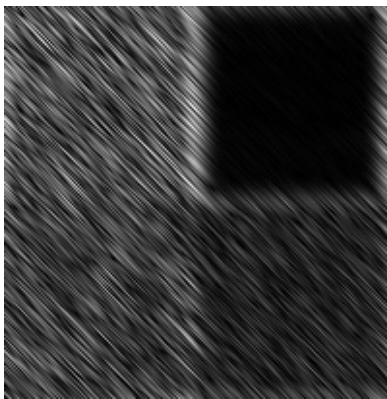
**Orientation 1 échelle 5**



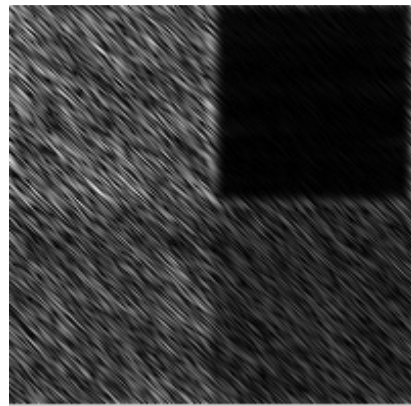
**Orientation 2 et échelle 3**



**Orientation 2 et échelle 4**



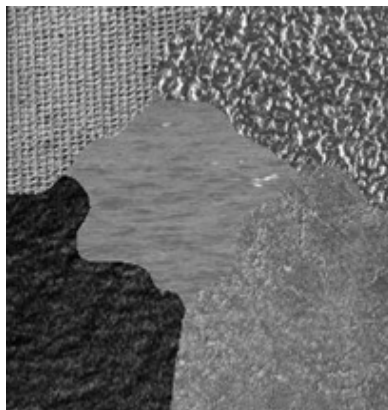
**Orientation 3 et échelle 4**



**Orientation 3 et échelle 5**

**Fig. IV.3** Résultats de filtrage de Gabor de différentes orientations et échelle

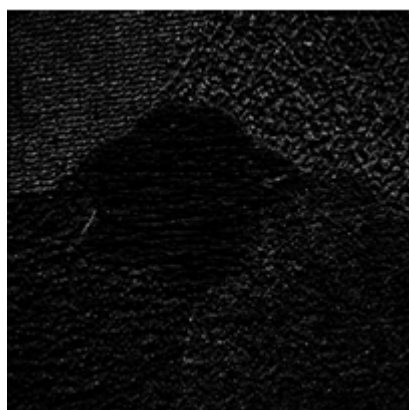
#### **IV-4-1-b** Présentation par model AM-FM



**Image Origine**



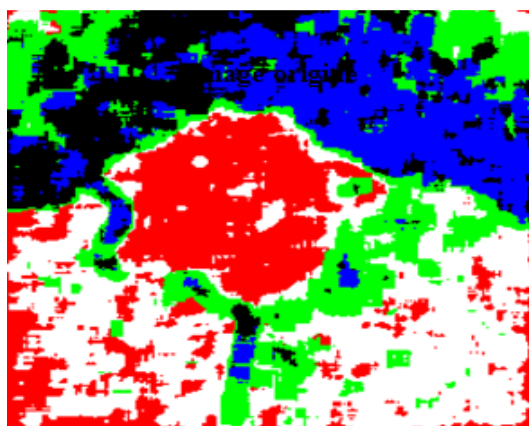
**Model AM**



**Composante horizontale du model FM**



**Composante verticale du model FM**



**Segmentation en utilisation les textures calculées a partir des paramètres AM-FM**

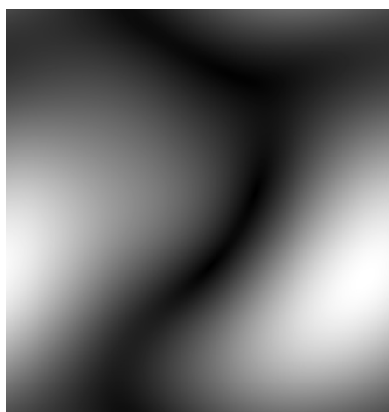
**Fig. IV.4 Résultats obtenus par le model AM-FM**

**IV-4-2 Résultats d'images médicales**

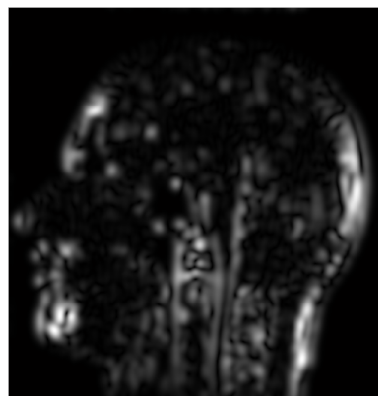
**IV-4-2-a Présentation par banc de filtre de Gabor**



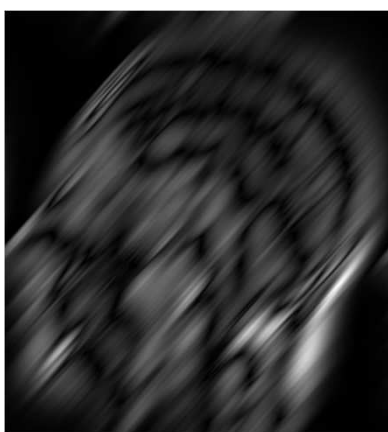
**Image origine**



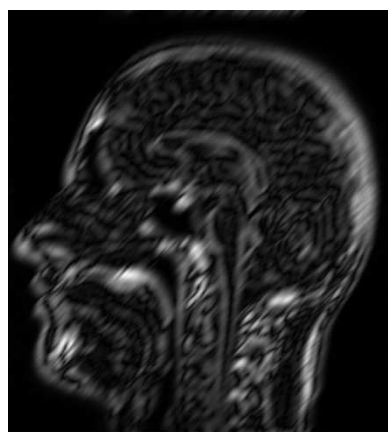
**Orientation 0 échelle 1**



**Orientation 0 échelle 5**



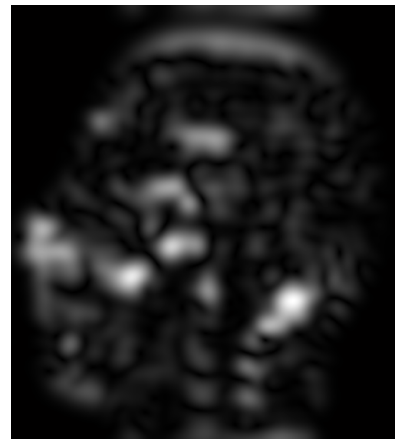
**Orientation 1 échelle 3**



**Orientation 1 échelle 5**



**Orientation 2 échelle 3**



**Orientation 2 échelle 4**



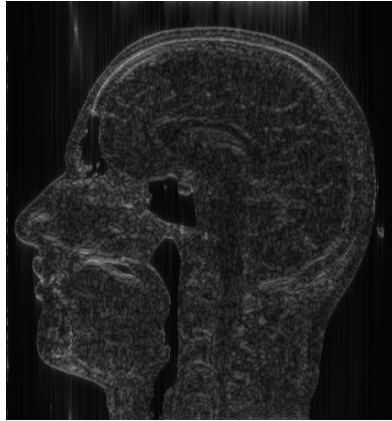
**Orientation 3 échelle 4**

**Fig. IV.5** Résultats de filtrage de Gabor de différentes orientations et échelles

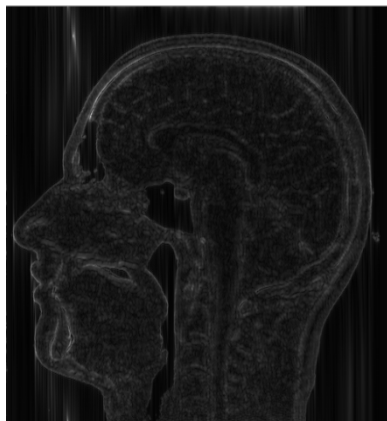
#### IV-4-2-b Présentation par model AM-FM



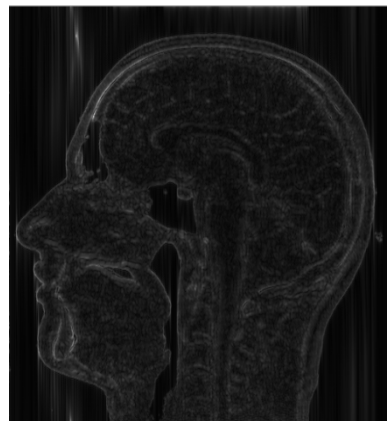
**Image origine**



**Model AM**



**Composante horizontale du model FM**



**Composante verticale du model FM**



**Le module de la composante FM**



**Fig. IV.6** Résultats de segmentation d'images médicales après AM-FM

#### IV.5 Interprétation des résultats

En observant les résultats affichés dans les figures précédentes du filtre du Gabor nous constatons que dans ce cas l'image devient plus nette à l'orientation 3 et l'échelle le plus élevés ; ce qui montre l'importance et l'influence du choix de l'orientation et l'échelle tel que si on diminue l'échelle le champ d'action du filtre dépasse le support physique d'image et le filtre n'aura aucun effet sur l'image.

Afin de mieux évaluer les performances AM-FM nous l'avons testé sur des différentes images, nous remarquons que les détails sont plus représentatifs avec ce modèle, en effet les motifs et la granularité sont beaucoup plus visibles avec cette approche.

Les résultats obtenus montrent que la méthode de démodulation appliquée peut être exploitée comme une technique pour améliorer la segmentation.

## Conclusion

---

C E travail a consisté d'une part à effectuer une recherche bibliographique dans le domaine du traitement d'images, et d'autre part à exploiter le modèle AM-FM dans le but de segmenter des images médicales.

Notre travail se rapporte aux techniques de traitement et l'analyse d'images en utilisant le couplage décomposition en sous-bandes (Gabor) et modèle AM-FM, qui est une thématique récente en traitement d'images, l'objectif principal de ce dernier permet une résolution conjointe spatiale / fréquentielle optimale, et permet de montrer comment on peut modéliser des images synthétiques et même de nature très complexe sous la forme AM-FM et de mettre en avant leurs intérêts en analyse et l'extraction des différents attributs de texture permet alors de choisir les paramètres les plus pertinents pour discriminer la nature de l'image et enfin l'étape de classification permet de déterminer cette tâche (image segmentée).

La méthode de classification choisie est celle de « K-Means » qui est basée sur un algorithme itératif. Elle est simple et converge vers un nombre fini d'itérations, son utilisation nous a permis d'obtenir des résultats acceptables du point de vue de la qualité visuelle de l'image segmentée.

L'apport du modèle AM-FM, étant récent nous ne pouvons nous prononcer sur sa fiabilité, nous avons juste appliqué ce modèle sur quelques images tests et médicales. Il reste à le tester sur un grand nombre d'images pour le valider.

Au terme de notre travail, nous avons constaté que le traitement d'images est un domaine vaste qui est encore loin d'être entièrement exploré. Nous espérons que le travail ainsi réalisé sera d'une grande utilité pour les futures applications.

## **Bibliographie :**

- [1] **Ameur Zohra**, nouvel approche de segmentation d'images texturées, thèse de Magister UMMTO- institue d'électronique 2001.
  
- [2] **Amour .H et Boulem .L**, analyse d'image par filtre de gabor : application aux images médicales, département d'électronique 2010.
  
- [3] **Ould Amer .J et Layazid K**, segmentation d'images médicales par la méthode des histogrammes de la somme et la différence des niveaux de gris, département d'électronique UMMTO ,1999.
  
- [4] **André Nicoulin**, analyse par spectre local d phase, presses polytechnique et université romonde.
  
- [5] **Thierry Feré**, traitement d'image optronique.
  
- [6] **J.-P.Coquerez et S.Philipp**, Analyse d'images : filtrage et segmentation, ouvrage édition Masson 1995.
  
- [7] **M<sup>f</sup> LAHDIR.M** ,cours de traitement d'images , Master 2 promotion 2011.
  
- [8] **Ahmed Zaid .A** , segmentation d'images IRM par techniques de codage de vecteur de rangs,2006.
  
- [9] **Mme MAZOUZI Zohra épouse Ameur**, codage des images en vue d'une segmentation haut niveau, applications images satellitaires, thèse de doctorat en électronique, option télédétection, UMMTO.
  
- [10] **« ANTRIEN MARION »** , synthèse de banc de filtre de Gabor, 21 octobre 2008, [www.yopdf.fr](http://www.yopdf.fr).

- [11] **Gwenola Sevellec**, filtrage de Gabor, rapport de stage. Stage effectué du 22 Avril au 13 juin 2002 Sous la direction d'Abdel Boudraa
- [12] Image Demodulation based on Higher Teager-Kaiser Operators, Janvier 2008.
- [13] **J.-F. Aujol, G. Aubert, L. Blanc-Feraud, and A. Chambolle**, Image decomposition into a bounded variation component and an oscillating component.
- [14] **M.Mokhtari & M.Mesbah** apprendre et Maitriser MATLAB
- [15] **J. F. Kaiser**, \On a simple algorithm to calculate the 'energy' of a signal," in IEEE ICASSP, Albuquerque, NM, April April 1990, pp. 381-384.
- [16] **P. Maragos, A. C. Bovik, and T. F. Quatieri**, \A multidimensional energy operator for image processing," in SPIE Symposium on Visual Communications and Image Processing, vol. 1818, Boston, MA, November 16-18 1992, pp. 177-186.
- [17] **M. S. Pattichis, C. S. Pattichis, M. Avraam, A. Bovik, and K. Kyriacou**, \Am-fm texture segmentation in electron microscopic muscle imaging," IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. 19, no. 12, pp. 1253-1258, December 2000.
- [18] **M. S. Pattichis and A. C. Bovik**, \Analyzing image structure by multidimensional frequency modulation," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 29, no. 5, pp. 753-766, May 2007.
- [19] **V. Murray and M. S. Pattichis**, \Am-fm demodulation methods for reconstruction, analysis and motion estimation in video signals," in IEEE Southwest Symposium on Image Analysis and Interpretation, Santa Fe, New Mexico, March 2008, pp. 17-20.
- [20] **I. Kokkinos, G. Evangelopoulos, and P. Maragos**, \Advances in texture analysis: energy dominant component & multiple hypothesis testing," in IEEE ICIP, Singapore, 24-27 October 2004, pp. 1509-1512.
- [21] **N. Zray, J. Havlicek, S. J. Acton, and M. Pattichis**, \Active contours segmentation guided by am-fm dominant component analysis," in IEEE ICIP, Thessaloniki, Grece,

October 7-10 2001, pp. 78-81.

[22] **J. P. Havlicek**, "Am-fm image models," Ph.D. dissertation, The University of Texas at Austin, 1996.

[23] **P. Maragos, J. F. Kaiser, and T. F. Quatieri**, "On separating amplitude from frequency modulations using energy operators," in IEEE ICASSP, vol. II, San Francisco, CA, March 1992, pp. 1-4.

[24] **P. Maragos and A. C. Bovik**, "Demodulation of images modeled by amplitude-frequency modulation using multidimensional energy separation," in IEEE ICIP, vol. III, Austin, TX, November 1994, pp. 421-425.

## Annexe

### Algorithme de K-means

Etape 1 : initiation

1-lire la taille de l'image (m : nombre de lignes, n nombre de colonnes)

2- lire la taille de la fenêtre de voisinage.

3- lire le nombre de classes (nombre de textures présentes dans l'image  $N_c$ ).

Calcule des attributs de chaque pixels se fait en prenant en considération tous les pixels appartenant à la fenêtre de voisinage centré sur pixel.

Le vecteur d'attributs est donné par :

$$V_i = (a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{inp})$$

$a_{ij}$  Constitue les attributs des pixels  $P_i$  avec  $j = 1, 2, \dots, np$

$np$  est le nombre d'attributs

Initialisation au hasard  $N_c$  centre de gravité [ $g_1, g_2, \dots, g_{N_c}$ ] qui correspond à  $N_c$  classes.

$$\text{Avec } g_k = [g_{k1}, g_{k2}, \dots, g_{knp}]$$

Etape 3 : affectation

1- Affectation de chaque pixel  $p_i$  à une classe  $C_k$  dont le centre est  $g_k$ . Un pixel  $p_i$

Appartient à la classe  $C_k$  de centre  $g_k$  si seulement si  $\|X_i - g_k\|$  est minimale pour tout  $K=1, \dots, N_c$ .

2- Mettre à jour la position du centre de gravitation  $g_k$  de la classe  $C_k$

$$g_{kj} = \frac{1}{N_K} \sum_{i \in C_k} a_{ij}$$

Ou  $N_k$  est le nombre de pixels de la classe  $C_k$ .

- 3- Répéter à chaque fois l'étape 3 pour chaque individu, jusqu'à ce que deux étapes successive ne modifient pas le contenu des classes.