MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI, TIZI-OUZOU

FACULTE DE GENIE ELECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

Présenté en vue de l'obtention
du Diplôme d'Ingénieur d'Etat en Electronique

Option : **Communication**

Thème:

Analyse d'images par les filtres de Gabor. Application aux images MSG

Proposé et dirigé par :
M. ATTAF Youcef

Présenté par :
M. ZEMOUCHE Boussad
M.TRIKI Samir

Année universitaire **2008/2009**

Soutenu le :

Remerciements

Louange à Dieu, de nous avoir donné le courage et la volonté, pour mener jusqu'au bout notre travail.

Nous tenons particulièrement à remercier notre promoteur: M^{r} Y. ATTAF pour son dévouement, sa disponibilité, pour sa lecture attentive du mémoire et surtout pour les débats passionnants, intéressants et constructifs. Nous souhaitons avoir la possibilité de travailler avec lui dans l'avenir.

Nos remerciements vont aux membres du jury; qui ferons l'honneur d'examiner ce travail.

Ainsi que l'ensemble des enseignants de l'université M. MAMMERI, qui ont contribué de prés ou de loin pour un grand succès dans notre formation.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail a :

-Mes chères parent pour leur encouragement et leur soutient ; que dieu les protéges.

-Ma chère sœur (Ouiza).

- Mes chères frères

- Ali et sa femme Malika et leur fille imilli.
- Moh et sa femme Zazi et leur enfant Aris
- Amar, Said, Slimane, Samir et Brihim.

- Mes chères amis (es) : Marzouk, Samir, Rafik, Farid, Fazia, Samia.

BOUSSAD

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail a :

- Mes chères parent pour leur encouragement et leur soutient ; que dieu les protèges.
- Ma chère sœur Fadhila et son époux Rabah.
- Mes chères frères

Ahcene, Hocine, Hamid et Yacine

- Mes chères amis (es) : Kahina, Ghania, Fazia, Youssef, Mouloud, Redouan, Lounes, M^{ed} Said Rabah et Boussad …

SAMIR

Sommaire

Introduction générale……1

Chapitre I : Notions sur le traitement d'images

I.1 Introduction…..…….…..…2

I.2 L'image et ses propriétés…….....2

I.2.1 Images binaires.……...…….....2

I.2.2 Image en niveau de gris…….....3

1.2.3 Image couleur ……...….4

I.3 Caractéristiques d'une image numérique……6

I.3.1 Pixel…….....6

I.3.2 Dimension ……...…….…...7

1.3.3 Résolution…….....7

1.3.4 Bruit…….…….…...8

1.3.5 Contours et textures…….……8

1.3.6 Luminance…….……..9

1.3.7 Contraste…….....9

I.4 Histogramme d'une image……...….10

I.4.1 Histogramme unimodal……..…….…10

I.4.2 Histogramme bimodal……..…….…..…11

I.4.3 Histogramme multimodal ……..……11

I.5 Architecture d'un système de traitement d'image…….……...…….…...12

I.5.1 Acquisition des données images…….....12

I.5.2 Prétraitement et post-traitement…….…..….13

I.5.3 Traitement numérique des images……....13

I.5.4 Visualisation stockage et transmission……..14

I.6 Le filtrage……..……...….15

I.6.1 Filtre passe-bas (lissage)…….16
I.6.2 Filtre passe-haut (accentuation)……..18
I.6.3 Filtre passe-bande (différentiation)……18
I.6.4 Filtre directionnel…….……...18
I.7 Modification d'histogramme……19
I.7.1 Égalisation d'histogramme…….....19
I.7.2 Étirement d'histogramme…… …...…….……...19
I.7.3 Inversion d'une image …….…...19
I.8 La segmentation…… …….……..20
I.8.1 Définition de la segmentation…..…….20
I.8.2 Différentes étapes de la segmentation……..20
I.9 Conclusion…… ……..……21

Chapitre II : Aspect théorique du filtre de Gabor

II.1 Introduction……...…….…22
II.2 Aspect théorique du filtre de Gabor…….……..……....22
II.2.1 Origine de la formulation……..…….22
II.2.2 Première formulation…….…..…..23
II.2.3 La réponse impulsionnelle du filtre de Gabor……..25
II.2.4 la représentation de Fourier de h(x, y)…….……..…….……..26
II.3 phase d'un filtre de Gabor: cas unidimensionnelle…….29
II.3.1 Information de phase ……..30
II.3.1.a Estimation de positon……..30
II.3.1.b Estimation de distance…….31
II.4 Seconde formulation…….……...32

Chapitre III : Application de filtre de Gabor

III.1 Introduction……...……...35
III.2 Langage de programmation….…….……...……..35

III.3 L'image sous MATLAB……..……..……..……36

III.3.1 Modélisation de l'enveloppe gaussienne…….....……..36

III.3.2 Modélisation du filtre de Gabor ……37

III.3.3 Modélisation de la transformée de Fourier du filtre de Gabor ……..….38

III.4 rôle de l'angle et la fréquence……40

III.4.1 Angle …….....40

III.4.2 Fréquence…...……..…….…...41

III.5 Le filtrage d'images……...……42

III.6 Transformée de Fourier d'une image…….……45

III.7 Image (MSG)……..49

III.7.1 Taille image……...…….50

III.8 Exploitation du banc de filtres de Gabor et construction des 4 cartes directionnelles…….…….51

III.9 Résultat après filtrage ……..……...53

Chapitre IV : Transformation non-linéaire et moyennage d'énergie

IV.1 Transformation non-linéaire……..…….57

IV.2 Mesure de l'énergie autour d'un pixel……...……58

IV.3 Avantages et inconvénients du filtrage de Gabor……...…..……...……62

Conclusion……..…….63

Annexe

Annexe A : Les images

Annexe B : Le Matlab

Annexe C : Les Satellites météosat

Introduction générale

Introduction générale :

L'interprétation automatique des scènes est un défit très important pour les chercheurs en traitement d'images. Une solution possible à ce problème passe par la segmentation. Cette opération, que l'on veut la plus automatisée possible, consiste à subdiviser l'image en régions homogènes et à extraire un ensemble d'attributs de chacune d'elle. Les attributs tirés d'une analyse spectrale locale faite au moyen de fonctions de Gabor sont très prometteurs.

Les filtres de Gabor sont une classe particulière des filtres linéaires, ce sont des filtres orientés. Ils sont caractérisés par une échelle et une direction. La réponse à un tel filtre mettra donc en évidence la présence d'entités dont la taille est en accord avec l'échelle et la direction du filtre utilisé.

Afin d'obtenir la palette la plus complète possible, il est nécessaire d'appliquer à l'image une série de filtres (on parle le plus souvent de 'batterie' de filtres) qui correspondent à une couverture du domaine spectral. 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 formes 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 …

Pour ce faire, nous avons structuré notre mémoire de la façon suivante:

- Chapitre I : Notion sur le traitement d'images
- Chapitre II : Aspect théorique du filtre de Gabor
- Chapitre III : Application de filtre de Gabor
- Chapitre IV : Transformation non-linéaire et moyennage d'énergie

Nous terminons ce mémoire, par une conclusion générale, la bibliographie, et en fin les annexes.

Chapitre I

Notions sur le traitement d'images

I.1 Introduction :

Le traitement d'image est une méthode qui est né de l'idée et de la nécessite de remplacer l'observateur humain par la machine. Il désigne l'ensemble des méthodes et techniques dont l'objectif est d'améliorer la qualité de l'image. En corrigeant les dégradations subies lors de son acquisition et extraction des informations permettant une interprétation visuelle ou automatique, faisant appel à des techniques destinées à mieux exploiter les informations qu'elle contient. Dans ce chapitre, nous aborderons les notions fondamentales et indispensables à toute opération de TRAITEMENT d'images.

I.2 L'image et ses propriétés [2]

Sur l'échelle d'observation visuelle, une image est une représentation bidimensionnelle d'objets tridimensionnelles de natures diverses.

L'image peut être présentée sous forme d'un ensemble de points répartis dans une surface donnée. La valeur de chaque point est la réalisation d'une variable aléatoire liée à l'apparition de la luminance dans un site donné de l'image.

Une image peut être considérée comme étant un signal bidimensionnel variant dans l'espace suivant les directions horizontale X et verticale Y.

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevé à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter. Il y'a trois formes physiques d'existences d'une image : forme binaire, en niveau de gris et couleur.

I.2.1 Images binaires :

Une image binaire est une matrice rectangulaire dont le nombre de niveaux de gris est réduit aux deux éléments 0 et 1, ou le niveau 0 représente le noir absolu et le niveau 1

représente le blanc. On n'utilise dans ce cas qu'un seul bit pour coder le niveau de gris. (Voir figure I.1).

Figure I.1: Image binaire

I.2.2 Image en niveau de gris :

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

Le nombre de niveaux de gris dépend du nombre de bits utilisés pour décrire la valeur de chaque pixel de l'image. Plus ce nombre est important, plus les niveaux possibles sont nombreux.

Figure I.2 Image en niveaux de gris

1.2.3 Image couleur :

La commission internationale de l'éclairage (CIE) a fixée conventionnellement un système de référence dit RVB (rouge, vert, bleu), qui consiste en la reproduction de presque toutes les couleurs existantes par la combinaison de ces trois composantes primaires.

On peut donc retrouver n'importe quelle couleur, juste en utilisant une combinaison de ses trois couleurs.

Une image couleur contient donc trois plans couleurs, rouge, vert et bleu (voir figure I.3) chaque plan et codé comme une image en niveau de gris avec des valeurs allant de 0 a 255. Lorsque R=V=B, la valeur associée est un niveau de gris. D'autre part, pour aller d'une image couleur à une image en niveau de gris on utilise la fonction suivant :

$$I(i,j) = \frac{R(i,j) + V(i,j) + B(i,j)}{3}$$

Avec :

I (i, j) : Niveau de gris du pixel situé a la ligne i et la colonne j.

R (i, j) : Intensité de la couleur rouge du pixel (i, j).

V (i, j) : Intensité de la couleur verte du pixel (i, j).

B (i, j) : Intensité de la couleur bleu du pixel (i, j).

Chacun de ces trois plans, le rouge, le verte et le bleu peut être codé sur 8 , 24, 32, 64 bits.

Les images bitmap en couleur peuvent donc être représentées soit par une image dans laquelle, la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, soit par trois images distinctes représentant chacune une composante couleur, on distingue généralement trois types d'images qui sont :

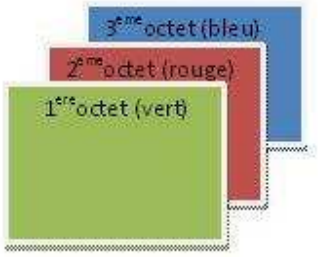


Figure I.3 : Les trois composantes d'une image.

Pour la représentation en couleur réelle, nous pouvons donc utiliser 24 bits pour chaque point de l'image. Huit bits sont employés pour décrire la composante rouge (R), huit pour le vert (V) et huit pour le bleu (B). Il est ainsi possible de représenter environ

16.7 millions de couleurs différentes. Cela est cependant théorique, car aucun écran n'est capable d'afficher les 16 millions de couleurs. Par ailleurs, l'œil humain n'est pas capable de distinguer autant de couleurs (figure I.4)

Figure I.4 Image couleur

I.3 Caractéristiques d'une image numérique :

L'image est un ensemble structuré d'informations caractérisé par les paramètres suivants :

I.3.1 Pixel:

Les pixels sont les plus petits éléments constitutifs d'une image numérique. Le nom de "pixel", abrégé px, provient de l'expression anglaise *picture element*, qui signifie "élément d'image" ou "point élémentaire".

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et images couleurs. Dans le cas d'une image monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et 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 généralement sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs.

Un pixel est généralement rectangulaire ou presque carré et présente une taille comprise entre 0,18 mm et 0,66 mm de côté.

I.3.2 Dimension :

C'est la taille de l'image. Celle-ci se présente sous forme d'une matrice de n lignes et p colonnes. Le nombre de ligne de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne la dimension ou la taille (n*p) qui est le nombre de pixel de l'image.

Ex : 1024*1024, 512*512, 256*256…etc.

1.3.3 Résolution:

C'est la clarté ou la finesse de détails atteinte par un moniteur ou une imprimante dans la production d'images. La résolution donc définit le nombre de pixels par unité de longueur (par exemple en centimètre ou en pouce). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels affichables horizontalement ou verticalement sur un moniteur, plus le nombre est grand plus la résolution est meilleure

En ce qui concerne les images numériques, la résolution s'exprime en PPI (Pixel Per Inch) ou PPP (Pixels Par Pouce) alors que pour le cas d'une impression sur une imprimante, elle se détermine en DPI (Dot Per Inch) ou PPP (Points Par Pouce).

1.3.4 Bruit:

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il peut provenir de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur, … etc.

Si le niveau du signal est suffisant, la proportion de bruit dans le signal utile (le rapport signal/bruit) reste insignifiante. Par contre, si le niveau de bruit prend le pied sur l'information principale, le bruit sera présent.

Pour une image on le voit dans l'exemple, c'est l'équivalent du grain argentique : points colorés affectant particulièrement les zones sombres d'une image .

Figure I.5: Exemple d'une image bruitée

1.3.5 Contours et textures:

Les contours représentent les frontières entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentent une différence significative.

Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.

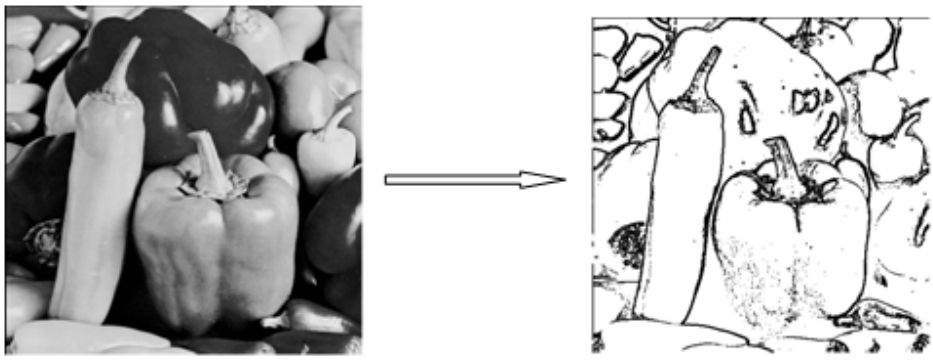


Figure I.6 : contours et textures

1.3.6 Luminance:

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

1.3.7 Contraste:

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

Si L1 et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$C = \frac{L1 - L2}{L1 + L2}$$

I.4 Histogramme d'une image [3]

L'histogramme des niveaux de gris ou des couleurs d'une image est une fonction qui donne la fréquence d'apparition de chaque niveau de gris (couleur) dans l'image. Celui-ci fourni un grand nombre d'information sur la distribution des niveaux de gris (couleur) et de voir dans quelle gamme est repartie la majorité des ces niveaux.

Il peut être utilisé pour améliorer la qualité d'une image (Rehaussement d'image) en introduisant quelques modifications, pour pouvoir extraire les informations utiles de celle-ci.

L'histogramme est un outil privilégié en analyse d'image car il présente un résumé simple, mais souvent suffisant du contenu de l'image.

On peut distinguer trois types d'histogrammes d'image :

I.4.1 Histogramme unimodal:

Ce type d'histogramme n'a qu'un seul pic, il présent soit un objet soit fond; c'est-à-dire d'une classe.

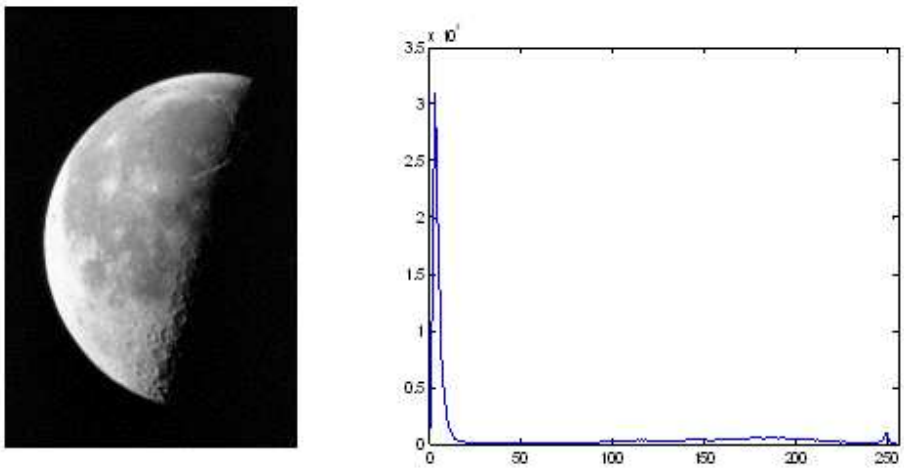


Figure I.7: Histogramme unimodal

I.4.2 Histogramme bimodal:

Il est formé de deux pics séparés par une vallée, il présente soit un objet soit un fond.

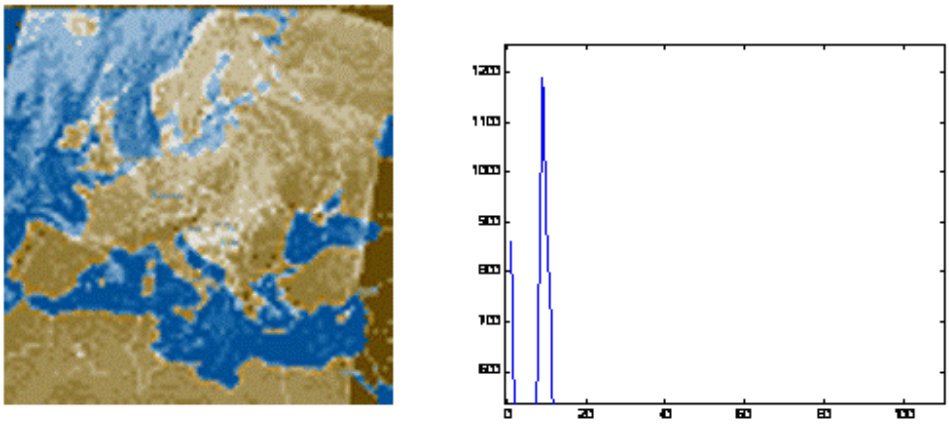


Figure I.8: Histogramme bimodal

I.4.3 Histogramme multimodal :

Il est formé de plusieurs pics séparés par des vallées ce qui nous renseigne sur la présence de plusieurs objets.

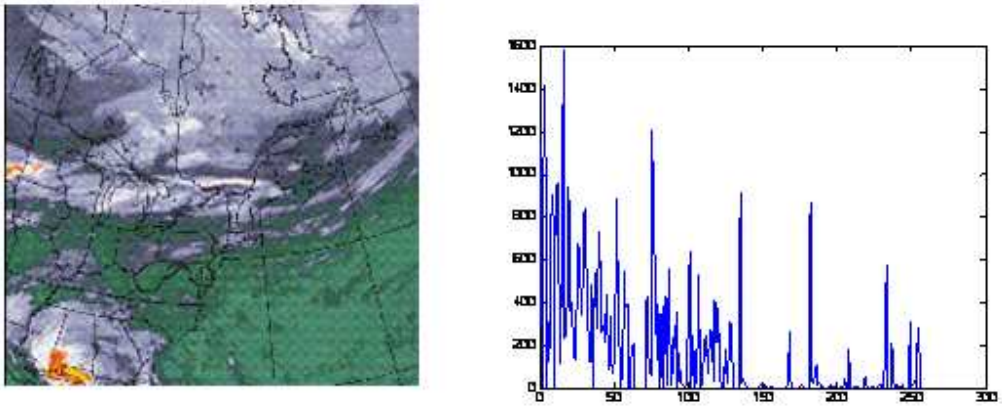


Figure I.9: Histogramme multimodal

I.5 Architecture d'un système de traitement d'image :

Un système de traitement numérique d'images est composé de plusieurs parties a savoir l'acquisition de l'image, son analyse numérique précédée d'un prétraitement et suivie d' un poste de traitement, puis sa visualisation ou son stockage ou tout simplement sa transmission comme la montre la figure ci-dessous.

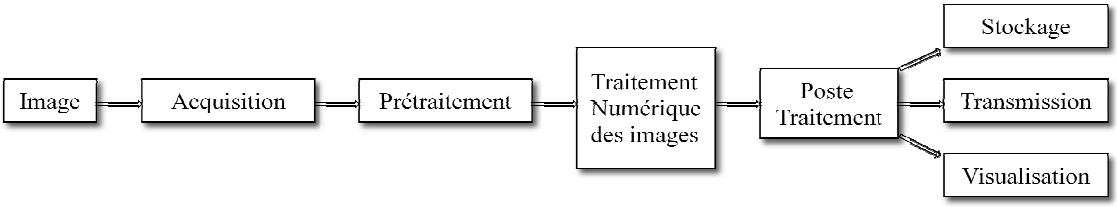


Figure I.10: Schéma d'un système de traitement d'images.

I.5.1 Acquisition des données images [4]

L'acquisition consiste d'abord en la transformation d'ondes optiques 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 pour être traiter par des systèmes informatiques. La numérisation se décompose en deux opérations, l'échantillonnage et la quantification.

L'échantillonnage consiste à transformer le signal continu en une suite d'échantillons ou points élémentaires appelés pixels.

La quantification consiste à mesurer les amplitudes des échantillons, et les coder sur un certain nombre de bits, selon un choix limité de valeurs appelées niveaux de gris. La valeur de cette mesure est comprise entre 0 et 255 (codée sur 8 bits) et se trouve dans l'image sous forme d'un point ou pixel de couleur variant du blanc au noir.

I .5.2 Prétraitement et post-traitement :

Le prétraitement est la première étape du traitement de l'information visuelle, son but et 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.

Le prétraitement est nécessaire notamment dans les cas suivants :

- L'image est bruitée.
- Le contraste n'est pas suffisant.
- L'éclairement de l'image n'est pas uniforme.

Les méthodes les plus utilisées sont :

- Modification de l'histogramme.
- La réduction du bruit.
- Le rehaussement de contraste.
- Le filtrage.

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

I.5.3 traitement numérique des images :

Le traitement d'image est l'ensemble des méthodes qui permettent de décrire 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 car c'est les plus utilisés.

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

Telle que la formule de convolution est définie par :

$$f(x) * h(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x-y).h(y)dy = \int_{-\infty}^{+\infty} f(y).h(x-y)dy$$

La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à diviser l'ensemble des pixels en régions connexes, homogènes et différents de ses voisins qui pourront par la suite être traitées de manières différentes.

I.5.4 Visualisation, stockage et transmission d'images:

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 photographiques, impression sur papier… Dans tous les cas et pour chaque échantillon de l'image numérique, on recrée 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 compte tenu des erreurs introduites lors de l'acquisition, de la numérisation et de la transmission.

En effet l'image peut être transmise vers une station d'archivage ou de traitement qui peut être différente de la station d'acquisition.

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

I.6 Le filtrage :

Le filtrage consiste à modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données. Le système linéaire utilisé est appelé filtre linéaire. Parmi ces systèmes, nous distinguons : les filtres passe-bas (lissage), filtres passe-haut (accentuation), filtres passe-bande (différenciation) et filtres directionnels. Nous donnerons aussi des exemples de filtre non linéaire, comme les filtres morphologiques.

On va étudier ici une partie des filtres d'images. L'idée des filtres utilisés est la suivante : on applique à chaque pixel une transformation linéaire en fonction de lui même et de ses 8 voisins. On note ces transformations sous la forme d'une matrice 3*3 (moyenneur 3*3). Rappels de mathématiques : la plupart des filtres de traitement des images utilisent des matrices de convolution. Il n'est pas utile ici d'en donner une définition exacte. On peut s'en faire une idée intuitive en étudiant son fonctionnement. Une convolution est un traitement d'une matrice par une autre appelée matrice de convolution ou "noyau" (kernel), sous la forme donnée par l'exemple ci-dessous.

Un filtre étudie successivement chacun des pixels de l'image. Pour chaque pixel, que nous appellerons "pixel initial", il multiplie la valeur de ce pixel et de chacun des 8 pixels qui l'entourent par la valeur correspondante dans la matrice noyau. Il additionne l'ensemble des résultats et le pixel initial prend alors la valeur du résultat final.

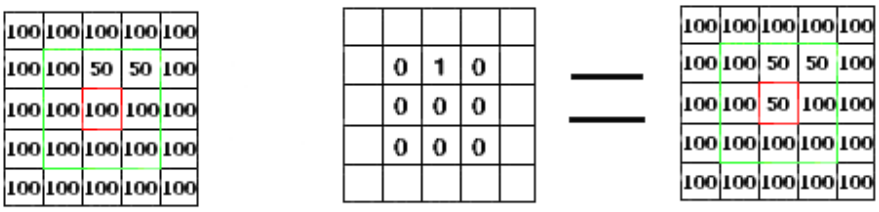


Figure I.11: A gauche se trouve la matrice de l'image chaque pixel est indiqué par sa valeur.

Le pixel initial est encadré en rouge. La zone d'action du kernel est encadrée de vert. Au centre, se trouve le noyau et à droite, le résultat de la convolution. Voici ce qui s'est passé le filtre a lu successivement, de gauche à droite et de haut en bas, les pixels de la zone d'action de la matrice et il a multiplié chacun d'eux par la valeur correspondante du noyau et additionné les résultats :

(100*0)+(50*1)+(50*0)+(100*0)+(100*0)+(100*0)+(100*0)+(100*0)+(100*0) = 50.

Le pixel initial a donc pris la valeur 50. Précédemment, quand le pixel initial a eu la valeur 100, il a pris la valeur 50 du pixel au dessus. Le résultat graphique est un décalage du pixel initial d'un pixel vers le bas.

I.6.1 Filtre passe-bas (lissage) :

Il élimine les fréquences élevées, c'est à dire les grandes transitions en niveau de gris du pixel est ces voisins. Ce filtrage va réduire les hautes fréquences qui étaient naturellement présentes dans l'image, il en résultera un adoucissement des contours (impression de léger flou). Il est appelé filtrage d'adoucissement ou lissage car il adoucit considérablement les contours.

L'opération de lissage est souvent utilisée pour atténuer le bruit et les irrégularités de l'image. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation et la conservation des détails et contours significatifs. Pour réaliser le filtrage, en effectue le produit de convolution de l'image par une fonction de voisinage définie d'une façon général par :

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

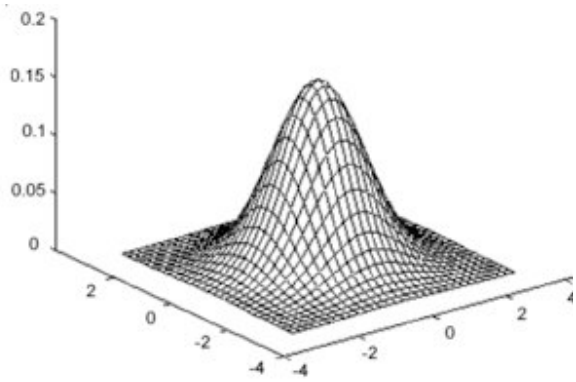
Les deux types de filtre passe-bas les plus utilisés sont pour b=1 et b=2.

Pour b=1 on a : $H_1 = \frac{1}{9}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$ c'est le filtre moyen, il remplace la valeur de chaque point de l'image par la moyenne effectuée sur ses premiers voisins.

Pour b=2 on a : $H_2 = \frac{1}{16}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$ c'est le filtre passe-bas le plus utilisé, il affecte au pixel central le poids le plus grand par rapport a son voisinage.

Exemple (filtre gaussien)

$$G(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}}$$



La matrice de convolution est : $\frac{1}{16}\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$

En général un filtre gaussien avec $\sigma < 1$ est utilisé pour réduire le bruit, et si $\sigma > 1$ c'est dans le but de le fabriquer, qu'on va utiliser pour faire un « masque flou »

personnalisé. Il faut noter que plus σ est grande, plus le flou appliqué a l'image sera marqué.

I.6.2 Filtre passe-haut (accentuation) :

Le renforcement des contours et leur extraction, s'obtiennent dans le domaine fréquentielle 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. Le filtrage passe haut est réalisé par le produit de convolution de l'image par les masques suivants :

$$H_1 = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 9 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad , \quad H_2 = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 5 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix}$$

I.6.3 Filtre passe-bande (différentiation) :

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

I.6.4 Filtre directionnel :

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

1.7 Modification d'histogramme :

I.7.1 Égalisation d'histogramme :

L'égalisation d'histogramme est un outil pour améliorer certaines images de mauvaise qualité (mauvais contraste, image trop sombres ou trop claires, mauvaise répartition des niveaux d'intensité, etc…).

I.7.2 Étirement d'histogramme :

Il s'agit d'une opération consistant à modifier l'histogramme de telle manière à répartir au mieux les intensités sur l'échelle des valeurs disponibles. Ceci revient à étendre l'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible soit à zéro et que la plus haut à la valeur maximale.

De cette façon, si les valeurs de l'histogramme sont très proches les unes des autres, l'étirement va permettre de fournir une meilleur répartition afin de rendre les pixels clairs encoure plus clairs et les pixels foncés proches du noir.il est ainsi possible augmenter le contraste d'une image. Par exemple une image trop foncée pourra devenir plus visible.

I.7.3 Inversion d'une image :

L'opération d'inversion consiste, comme son nom indique, à inverser les valeurs des pixels par rapport à la moyenne des valeurs possibles. Le résultat obtenu est appelé négatif.

I.8 La segmentation :

I.8.1 Définition de la segmentation :

La segmentation est une opération qui consiste à définir une partition optimale de l'image en régions connexes et homogène selon une ou plusieurs propriétés caractéristiques de cette image. Ces régions peuvent être caractérisées par leurs frontières (segmentation par extraction de contours), ou bien être directement caractérisées par les pixels qui les composent (segmentation en régions homogènes).

I.8.2 Différentes étape de la segmentation :

La segmentation d'images texturées consiste à décrire une image par les différentes zones de textures qui la constituent. Pour y arriver, le processus de segmentation passe par plusieurs étapes :

- Prétraitement de l'image (éventuellement si nécessaire) ;
- Extraction des propriétés de l'image

Cette étape consiste à extraire un certain nombre de propriétés caractéristiques de la texture. Elle constitue l'essentiel du processus ;

- Réduction du nombre de propriétés (éventuellement si nécessaire).

Lorsque la dimension et le nombre de propriétés caractérisant une image sont Grands, la difficulté et le temps de calcul introduits dans les étapes de classification sont très importants, et même parfois insupportables. On intercale alors cette étape ;

- Classification

Dans cette étape le système regroupe les données, vérifiant les conditions d'homogénéités prédéfinis, en des classes distinctes.

- Post-traitement

Cette étape est utilisée en général pour améliorer les résultats obtenus.

I.9 conclusion :

Le traitement d'image est né des nouveaux besoins qu'ont engendré les nouvelles technologies, et s'est grandement appuyé sur ses mêmes nouvelles technologies pour se développer très rapidement.

Les méthodes de traitement de signaux au-delà de leurs diversités, convergent toutes vers le seul but qui est l'extraction du maximum d'information d'un signal donné (amplitude, puissance, énergie, …etc.).

Chapitre II

Aspect théorique du filtre de Gabor

II.1 Introduction :

Les filtres de Gabor sont considérés comme des filtres précurseurs dans le domaine des méthodes de filtrages spatio-fréquentiel. Prônés pour leurs excellentes propriétés de localisation fréquentiel et spatiale, ceux-ci ont joué un rôle notoire dans l'étude du système visuel humain, en illustrant la forme que pourrait avoir la réponse de cellule dans le cortex visuel. Leur efficacité dans le domaine de la texture n'est plus à démontrer. Ces antécédents en font un candidat de choix comme référence.

II.2 Aspect théorique du filtre de Gabor :

II.2.1 Origine de la formulation :

L'analyse spectrale et la décomposition d'un signal ont toujours trouvé leur place dans l'analyse des données dans le domaine du traitement du signal. L'idée de base de la décomposition est de représenter le signal (ou la fonction) par ses différentes composantes spectral afin qu'il soit possible d'analyser et de reconstituer le signal initial à partir de ces composantes.

L'analyse spectrale a depuis longtemps utilise les fonctions « sinus », « cosinus » et« l'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 :

$$\hat{f}(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\exp(-iwx)dx$$

$f(x)$: Signal à traiter.

w: pulsation (rd/s).

A partir de la transformée de Fourier du signal (TF), on peut obtenir une mesure des irrégularités du signal, correspondant en fait aux hautes fréquences. En revanche, 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 g(x) dans la formule de la transformée de Fourier :

$$Gf(w,u) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)g(x-u)\exp(-iwx)dx$$

u : translation de la fenêtre.

g(x-u) : fonction introduisant la notion de fenêtre de Gabor (en déplacement sur tout le domaine de définition du signal à analyser).

II.2.2 Première formulation [11],[13]:

La fonction de Gabor en deux dimensions est définie comme onde sinusoïdal complexe modulée par une fonction d'enveloppe de type gaussienne.

Elle se décrit spatialement par :

$$h(x,y) = g(x',y')\exp\left[2\pi i(u_x + v_y)\right]$$

Ou : u et v sont des fréquences spatiales

De plus :

$$\left(x^{'}, y^{'}\right) = (x\cos\theta + y\sin\theta, -x\sin\theta + y\cos\theta)$$

Telle que :

θ: L'angle de rotation de (x', y') par rapport à (x, y) donne l'orientation de

L'enveloppe Gaussienne dans le domaine spatial.

Avec :

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

Où :

σ_x et σ_y sont les constantes de l'enveloppe gaussienne qui déterminent l'étendue de l'onde dans les axes x et y respectivement.

II.2.3 La réponse impulsionnelle du filtre de Gabor :

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

Comme on peut le voir, ce filtre est donc composé par une gaussienne modulée par une sinusoïde.

La gaussienne est ce qu'on appelle l'enveloppe du filtre et la sinusoïde, porteuse.

Où:

u_0: La fréquence radiale du filtre.

ϕ: La phase de la sinusoïde par rapport a l'axe des x.

(x_0, y_0): Coordonnées du point ou l'enveloppe gaussienne est max.

De plus :

$$(x-x_0)'=(x-x_0)\cos(\theta)+(y-y_0)\sin(\theta)$$

$$(y-y_0)'=-(x-x_0)\sin(\theta)+(y-y_0)\cos(\theta)$$

θ Étant l'angle de rotation de l'enveloppe gaussienne

Le filtre d'équation (1) est à valeurs réelles, il est aussi paire, symétrique et orienté selon l'axe horizontal x.

II.2.4 La représentation de Fourier de h(x, y) [14] :

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

Où :

$$\sigma_u=\frac{1}{2}\pi\sigma_x$$

$$\sigma_v=\frac{1}{2}\pi\sigma_y$$

$$A=2\pi\sigma_x\sigma_y$$

u_0 : la fréquence radial central.

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 leur énergie concentrée autour de la fréquence spatiale u_0 avec une langueur de bande spectrale de β_r octaves et une largeur d'orientation de β_θ degrés.

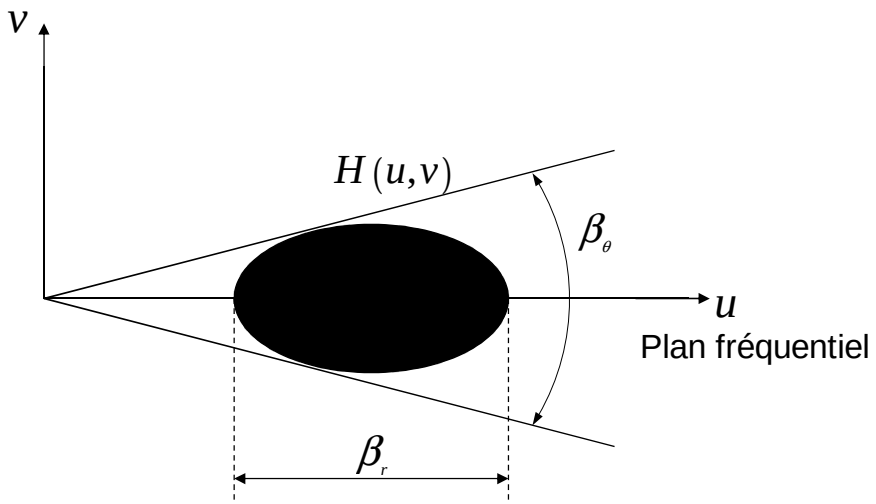


Figure II.1 : représentation schématique des largeurs des bandes angulaires β_θ et fréquentiels β_r

Avec :

$$\beta_r = \log 2 \left(\frac{u_0 + \sqrt{2\ln 2}\ \sigma_u}{u_0 - \sqrt{2\ln 2}\ \sigma_v} \right)$$

$$\beta_\theta = 2 \left(\tan^{-1} \frac{\sqrt{2\ln 2}\ \sigma_v}{u_0} \right)$$

Pour choisir les paramètres, on se réfère aux résultats obtenu lors des expériences en Psychophysiologie. Ceux-ci constatent que les cellules simples du cortex visuel ont une largeur de bande tournant aux alentours de un octave.

Nous choisissons donc une valeur de un octave pour (β_r). Lorsqu'on connaît le spectre d'une image, on observe que l'énergie se trouve concentrée dans le voisinage de 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 fréquences comme l'information est moindre, on prend une largeur de bande supérieur à un octave (égale à 1,3 octave).

La largeur de bande angulaire est choisie de sorte que les filtres soient approximativement juxtaposés et dépend donc du nombre d'orientation.

En général on prend β_r=1 octave et β_θ=45°. On peut alors exprimer σ_v et σ_u en fonction de la fréquence spatiale.

$$\sigma_u = \frac{u_0}{3\sqrt{2\ln 2}} \; ; \qquad \sigma_v = \frac{\tan\left(22.5^0\right) * u_0}{\sqrt{2\ln 2}}$$

Les valeurs de u_0 sont données par :

$$\frac{1\sqrt{2}}{N}, \frac{2\sqrt{2}}{N}, \frac{4\sqrt{2}}{N} \ldots\ldots\ldots, \frac{N\sqrt{2}}{4N}$$

Où :

N : est la largeur de l'image en nombres de pixels.

Remarque :

Pour certaines textures, les fréquences radiales les plus basses ne sont pas utiles c'est pourquoi on utilise rarement tout les filtre dans la segmentation de texture.

II.3 phase d'un filtre de Gabor: cas unidimensionnelle :[6]

Posons g(x) comme réponse pulsionnelle de filtre de Gabor 1-D.

$$g(x) = \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)\left[\cos\left(2\pi f_0 x\right) + j\sin\left(2\pi f_0 x\right)\right]$$

$$g(x) = \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)\exp\left(j2\pi f_0 x\right).$$

La phase de ce filtre peut être donnée comme suite :

$$\varphi(x) = \arg\left[g(x)\right] = 2\pi f_0 x$$

II.3.1 Information de phase :

Pour mettre en évidence les différentes informations que peut véhiculer la phase d'un signal, on envisagera les deux exemples suivants qu'on traitera dans le cas unidimensionnel.

II.3.1.a Estimation de positon :

On utilise, une impulsion de Dirac comme signal d'entrée.

On a:

$$I_1(x) = \delta(x) \Rightarrow Q_1(x) = g(x) * \delta(x) = g(x)$$

$$\varphi_1(x) = 2\pi f_0 x$$

A partir de la phase est en valeur absolu, on peut déterminer la position d'un point x.

$$\varphi_1(x_0) = 2\pi f_0 x_0 \Rightarrow x_0 = \frac{\varphi_1(x_0)}{2\pi f_0}$$

Vu que la phase est en valeur principale, on doit imposer à x_0 la condition suivante :

$$\left|\varphi_1(x_0)\right| = \left|2\pi f_0 x_0\right| < \pi$$

$$x_0 < \frac{1}{2} f_0$$

Si cette condition n'est pas satisfaite, il aura ambiguïté sur la position x. par contre, il n'y aura plus de condition sur x si on utilise la fonction de phase déballée. On aperçoit déjà ici l'intérêt du déballage de phase.

II.3.1.b Estimation de distance :

On envisage le signal d'entrée suivant :

$$I_2(x) = \delta(x) + \delta(x + \Delta x)$$

On a après filtrage :

$$Q_2(x) = \delta(x) * g(x) + \delta(x + \Delta x) * g(x)$$

$$Q_2(x) = \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)\exp(i2\pi f_0 x) + \exp\left[\frac{-(x+\Delta x)^2}{2\sigma^2}\right]\exp\left[i2\pi f_0 (x+\Delta x)\right]$$

A l'origine, ce signal vaut:

$$Q_2(x=0) = 1 + \exp\left[\frac{-(\Delta x)^2}{2\sigma^2}\right]\exp(i2\pi f_0 \Delta x)$$

On peut représenter cette valeur sur le plan complexe (Figure II.2)

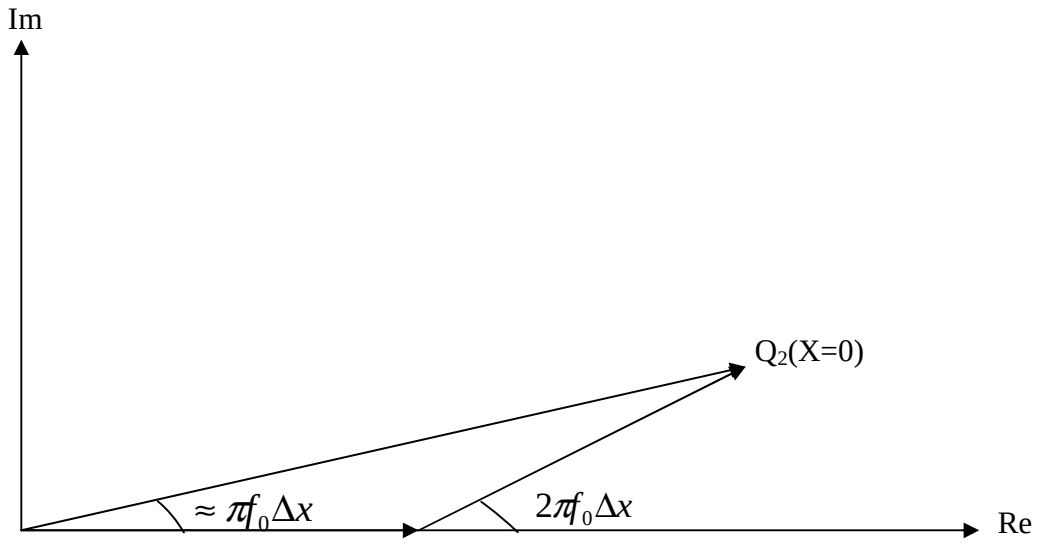


Figure II.2 : Représentation des phases sur le plan complexe

Lorsque $2\pi f_0 \Delta x << \frac{\pi}{2}$, et que : $\Delta x << \sigma$, la phase à l'origine vaut approximativement : $\varphi_2(0) \approx \pi f_0 \Delta x$

On peut donc estimer la distance séparant deux impulsion de Dirac à partir de la phase à l'origine du signal filtré.

II.4 Seconde formulation :[6],[15]

Pour bien couvrir l'espace fréquentiel, il faut générer une famille de filtre de Gabor sur « m » bandes de fréquence et « n » orientations.

Les « n » orientations sont équidistants, alors que les « m » bandes passantes radiales sont organisées en octave. Cela signifie que la largeur de la bande « m » est environ le double de celle de la bande (m-1).

La figure ci-dessous (figure II.3) montre la répartition en rosette des (n×m) filtres de l'ensemble, ainsi que l'organisation en octave des bandes passantes radiales.

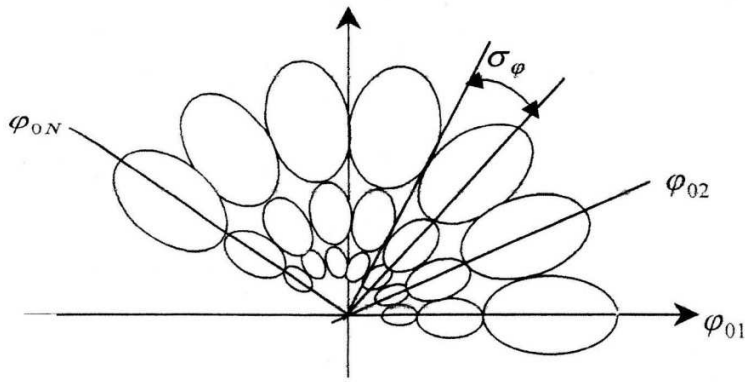


Figure II.3 : Représentation en rosette des (n×m) filtres.

Alors :

Dans cette formulation la transformée de Fourier du filtre s'écrit **:**

$$G(u, v) = \exp\{-\frac{1}{2}[\frac{(u'-W)^2}{\sigma_u^{\,2}} + \frac{v'^2}{\sigma_v^{\,2}}]\} \qquad \text{(Equation3)}$$

Où:

W est la fréquence de la sinusoïde le long de l'axe des x

$$a = (\frac{U_h}{U_l})^{\frac{1}{S-1}}, \quad W = a^m U_l$$

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

$$\sigma_v = \tan(\frac{\pi}{2K})[W - \frac{(2\ln 2)\sigma_u^2}{W}][2\ln 2 - \frac{(2\ln 2)^2 \sigma_u^2}{W^2}]^{-1/2}$$

Où **:** U_l et U_h représentent respectivement la fréquence radiale la plus basse et la fréquence radiale la plus élevée.

$$s = \frac{\log\left(\frac{N}{4}\right)}{\log(2)+1}$$

$m \in \{0,1,\ldots,S-1\}$ et S est le nombre de fréquences.

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

$$u' = u*\cos(n*(\frac{\pi}{4})) + v*\sin(n*(\frac{\pi}{4})),$$

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

Chapitre III

Application du filtre de Gabor

III.1 Introduction :

La transformée de Fourier a pour fonction principale une sinusoïde, pour Gabor c'est une gaussienne modulée par une sinusoïde.

Gabor fonctionne de la même manière que la transformée de Fourier dans le sens où chaque signal peut être représenté comme une superposition linéaire de sinusoïdes gaussiennes.

III.2 Langage de programmation :

Pour réaliser notre programme, nous avons opté pour le langage de programmation Matlab (Matrice laboratoire). Les principaux avantages qui ont motivé notre choix sont :

- Matlab est un logiciel de calcul scientifique et de visualisation de donnée, dédié plus particulièrement aux applications numériques.
- C'est un langage de haut niveau, il permet une programmation d'une manière très rapide.
- Il a été conçu pour manipuler des données matricielles, ce qui en fait un outil majeur de l'analyse de données. La structure de base de Matlab et donc la matrice.
- Il permet un gain substantiel de temps de développement.
- Il offre un guide très complet (help commande).

Pour tous ces avantages, MATLAB a aussi quelques inconvénients, un des plus importantes est certainement le fait que MATLAB est un langage interprété, que la transcription du code se fait à l'exécution. Par rapport à des langages compilés comme le C^{++}, ceci implique que un programme MATLAB sera plus long à exécuter, surtout si on ne prend pas avantage de la syntaxe MATLAB qui permet en principe d'éviter les boucles « for ». On y reviendra dans le reste de ce document.

Malgré cet inconvénient, MATLAB est un outil très utile qui permet d'explorer rapidement des idées avant de les mettre en œuvre éventuellement en C^{++}, ou en langage assembleur sur microprocesseur.

III.3 L'image sous MATLAB:

L'objectif de traitement d'images sous MATLAB et de présenter la notion d'image et d'effectuer des opérations simples d'analyse d'images telles que la détection de contours, le changement d'espace de couleur… Le traitement d'images et un thème de recherche qui représente la frontière entre l'informatique et l'électronique.

Une image MATLAB et une matrice bidimensionnelle de valeurs entières ou réelles. Les principales fonctions de traitement d'images sous MATLAB se trouvent dans la boite à outils (toolbox) image processing (traitement d'image). L'aide sur cette boite à outils est obtenue en tapant **help images** en ligne de commande de MATLAB (voir annexe B). En suite, l'aide sur une commande particulière est obtenue en tapant help suivi du nom de la commande, par exemple **help edge.**

III.3.1 Modélisation de l'enveloppe gaussienne [8]-[9]-[10]:

On commence par représenter l'enveloppe dont la formule est celle de l'équation 4 :

$$h(x,y) = \exp\{-\frac{1}{2}[\frac{(x-x_0)'^2}{\sigma_x^{\ 2}} + \frac{(y-y_0)'^2}{\sigma_y^{\ 2}}]\} \qquad \text{(Equation 4)}$$

Grâce à MATLAB, nous obtenons la représentation graphique de cette équation. (figureIII.1):

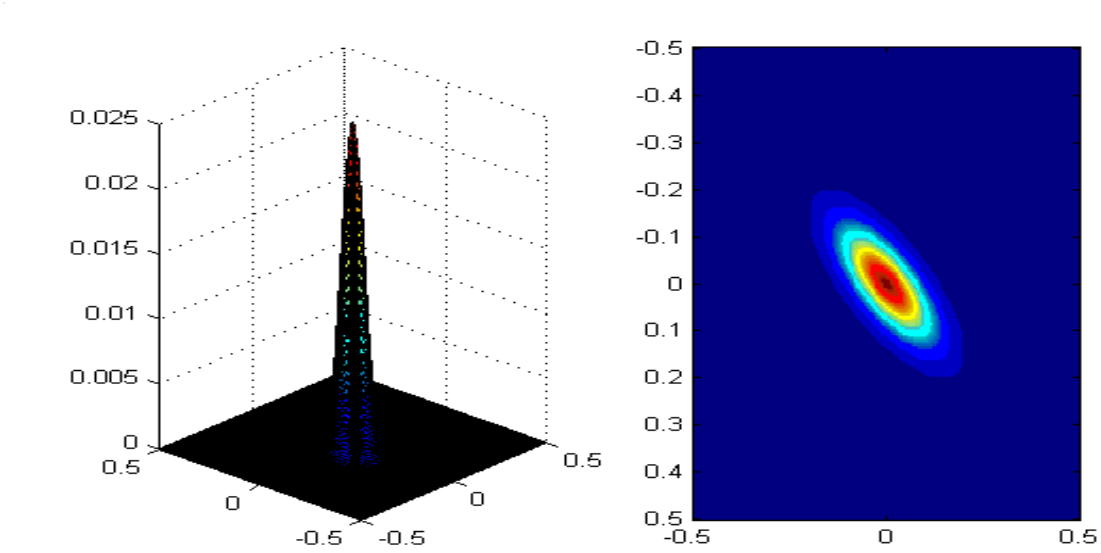


Figure III.1 : Enveloppe gaussienne.

III.3.2 Modélisation du filtre de Gabor :

Le filtrage de Gabor constitue un excellent compromis espace - fréquence pour la représentation du contenu des images. C'est en règle générale cette étape de paramétrage qui est laborieuse et rarement automatisable. Une fonction de Gabor se définit comme une fonction gaussienne modulée par une onde sinusoïdale :

Avec σ_x et σ_y la largeur respectivement selon x et y de la fonction gaussienne et u_0 et v_0 les fréquences spatiales de la modulation. Ce filtre, de type passe-bande orienté, a une réponse impulsionnelle complexe, voir figure III.1

Le filtre de Gabor est donc constitué de l'enveloppe gaussienne modulée par une sinusoïde.

Son implémentation sous MATLAB donne la figure III.2:

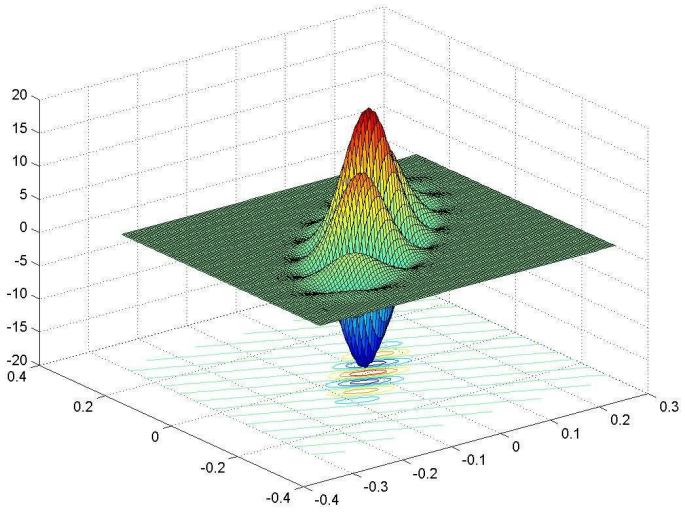


Figure III.2: Filtre de Gabor.

III.3.3 Modélisation de la transformée de Fourier du filtre de Gabor :

On va utiliser l'**Equation2** pour modéliser la transformée de Fourier du filtre de Gabor.

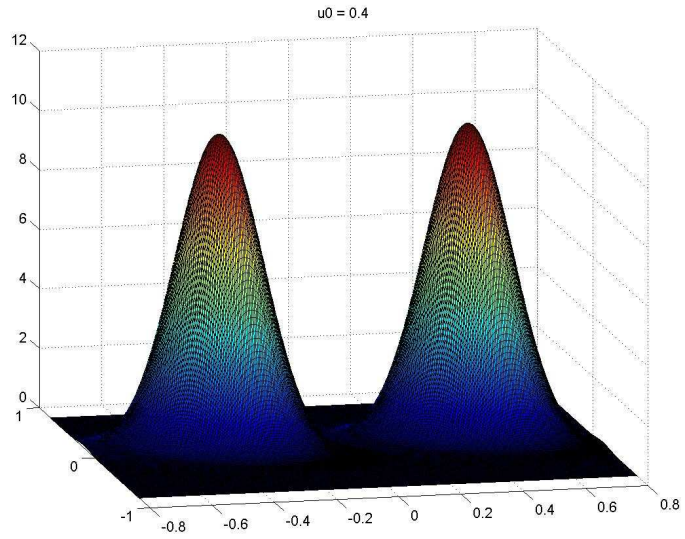


Figure III.3: Transformée de Fourier du filtre de Gabor.

On obtient une figure presque identique à celle de (III.1). Cette fonction donne deux gaussiennes, l'une centrée en $- u_0$ et l'autre centrée en $+ u_0$.

La figure III.4 illustre la réponse fréquentielle d'une 'batterie de filtres de Gabor'.

Il s'agit d'une multitude de spectres de filtres de Gabor, où les contours représentent la largeur à mi-hauteur de la réponse fréquentielle de chaque filtre. Le filtre de Gabor est construit de manière à ce qu'ils se touchent entre eux.

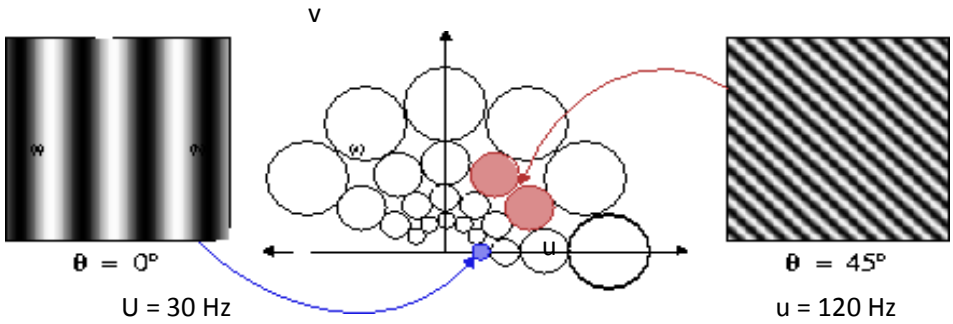


Figure III.4: 'Batterie' de filtre de Gabor.

III.4 rôle de l'angle et la fréquence:

Maintenant, on va manipuler ce filtre pour tenter de comprendre son mode de fonctionnement.

III.4.1 Angle

Maintenant regardons le rôle de l'angle sur l'apparence du filtre.

Nous allons le modéliser pour 4 angles : 0°, 45°, 90°, 135(voir figure III.5).

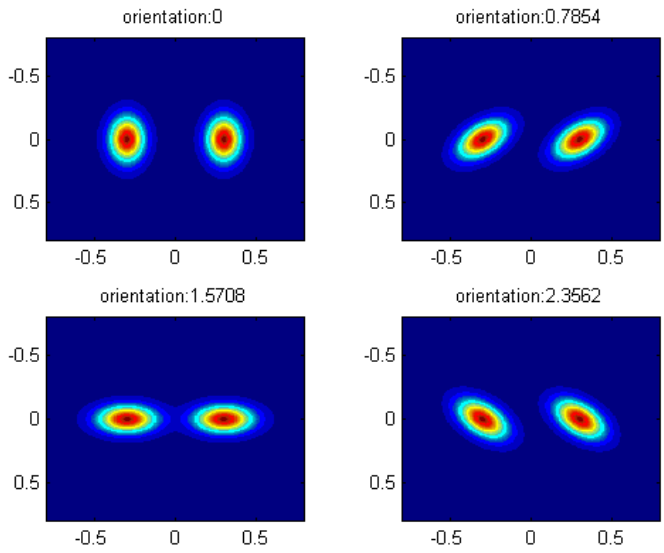


Figure III.5: Filtres de Gabor avec pour orientations respectives : 0°, 45°, 90°et135°.

On voit donc que l'angle a un grand effet sur l'apparence du filtre et bien entendu on verra plus tard que cet effet conditionne son action. Par exemple, si une image représente un trait oblique orienté à 45°, seul le filtre orienté à 135° permettra de voir ce trait. Les autres orientations ne permettront pas de le 'capter'.

III.4.2 Fréquence :

Maintenant, observons le rôle de la fréquence sur l'apparence du filtre (résultat Matlab).

On obtient les résultats suivants (figure III.6):

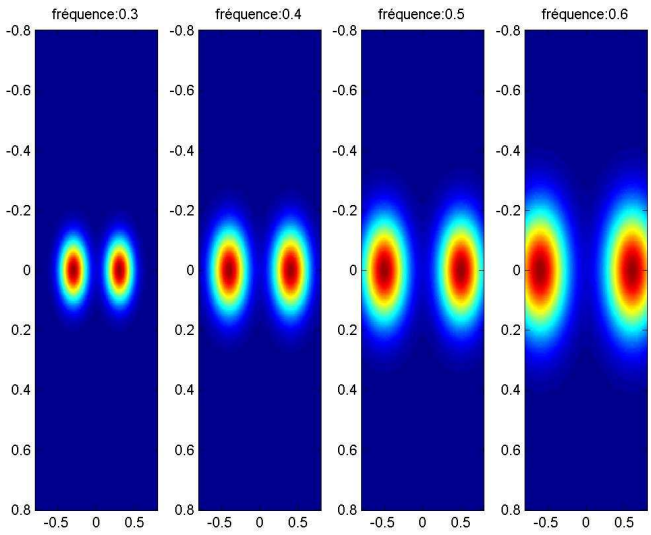


Figure III.6: Filtres de Gabor pour des fréquences croissantes.

Si on augmente encore la fréquence, il arrivera un moment où le filtre sortira de notre champ de vision (figure III.6).

Pour une image qui aurait été ‘placée’ là, il n’aurait donc pas eu d’effet.

C’est là qu’on prend conscience de l’importance de la fréquence du filtre dans le filtrage d’images.

Par exemple, pour u0 = 4, le filtre a pratiquement totalement disparu, comme on peut le constater figure III.7.

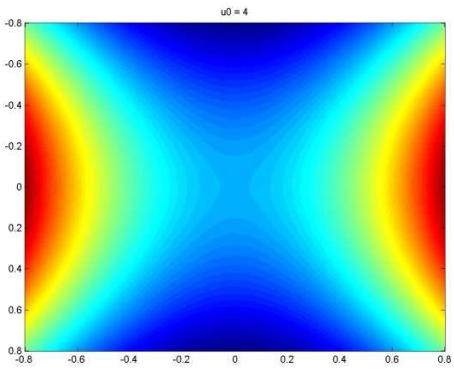


Figure III.7: Filtre de Gabor pour une fréquence trop élevée.

Maintenant que l’on a eu un aperçu de l’action du filtre en fonction de ses paramètres, on va attaquer le filtrage d’image proprement dît.

III.5 Le filtrage d’images.

.

L’objectif de l’analyse d’une image est d’arriver à une description synthétique de l’information brute continue dans celle-ci. Elle requière au préalable l’extraction de

différentes objets ou régions constituant cette image. Cette dernier étape est appelée segmentation d'image qui est donc un processus par lequel on détecte les différents objets qui composent l'image. Elle est une étape préalable et indispensable avant tout opération traitement d'images, telle que la discrétisation ou la reconnaissance des formes. Les textures jouent un rôle non négligeable dans le domaine de l'analyse d'image.

L'étude de celle ci dans le cadre de la segmentation et de la classification demeure toujours un problème d'actualité. Le but et de découper l'image en région homogènes. Décrire ce caractère d'homogénéité n'est pas une tache évidente, c'est ce qui a conduit à la diversité des définitions.

L'implantation des filtres de Gabor peut se réaliser soit par convolution dans le domaine spatial soit par multiplication dans le domaine de Fourier. Il existe deux grandes classes de représentation :

- ✓ La représentation temporelle.

Le signal est représenté sous la forme y=x(t), dont la variable t définie le temps. Dans ce domaine le signal peut être caractérise par :

- Sa durée ;
- Sa période ;
- Son amplitude.

- ✓ La représentation fréquentielle.

Le signal est représente sous la forme y=x(f), dont la variable f représente la fréquence .Dans ce domaine le signal peut être caractérisé par :

- Sa bande passante ;

- Sa fréquence ;
- Sa phase.

Ces deux représentations sont reliées entre elle par la transformée de Fourier.

Pour filtrer une image, on va commencer par la lire sous MATLAB. Pour cela on va utiliser la commande ‘imread’.

Dans ce qui va suivre, une image sera considérée comme un ensemble de points, les pixels, associés à un quadrillage rectangulaire de l’image d’origine.

Dans MATLAB la représentation d’une image se fait par l’intermédiaire d’un tableau de deux dimensions. Soit A = [a (i, j)], où : $1 \leq i \leq N$ et $1 \leq i \leq M$, un tel tableau de N lignes sur M colonnes. Le nombre a (i, j), situé ligne i colonne j, caractérise la couleur d’un point de coordonnées (i ,j) de l’image préalablement ‘ échantillonnée’ et ‘quantifiée’. L’indice de ligne i représente la position horizontale et l’indice de colonne j la position verticale. Le point de coordonnées (1,1) est situé an haut et à gauche.

Pour une image en noir et blanc (comme on étudiera ici), chaque pixel possède un niveau de gris, c’est-à-dire que chaque pixel est plus ou moins clair ou foncé selon qu’il a pour intensité une valeur comprise entre 0 et 255.

L’intensité des pixels de l’image (ou de la matrice) peut aussi se répartir sur une échelle de gris qui va de 0 à 1, si on utilise la commande Matlab : ‘mat2gray’. Cette commande a pour action la normalisation de l’intensité des pixels.

Ensuite on a le choix entre deux méthodes :

Celle du filtrage dans le domaine spatial et celle du filtrage dans le domaine fréquentiel.

Il est reconnu que la méthode dans le domaine fréquentiel est plus rapide et plus efficace que l'autre, c'est donc celle-ci qui sera utilisée par la suite.

III.6 Transformée de Fourier d'une image [6].

La transformée de Fourier est un outil mathématique de traitement du signal, qui permet de passer d'une représentation temporelle à une représentation fréquentielle du signal. Cette théorie est basée sur le fait que toute fonction périodique est décomposable sur une base de sinus et de cosinus. Ainsi on peut passer d'une représentation temporelle du signal (dans le repère temporel classique) à une représentation en fréquence sur une base de sinus et de cosinus (repère fréquentiel). La puissance de cet outil réside dans le fait que cette transformée est réversible et qu'elle peut être étendue aux signaux non périodique (qu'on considère comme de période infinie).

Une image numérique et considérée comme un tableau bidimensionnel de (M×N) points rangé en N lignes et M colonnes. Chaque point et représenté par les cordonnées ($x_{0+}x\delta x$) en ligne et ($y_{0+}y\delta y$) en colonne. La paire de la transformée de Fourier d'une image f(x, y) et donnée par :

$$F(u,v) = \sum_{x=O}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \exp\left[- i2\Pi \left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N} \right) \right]$$

Pour u=0,1,…, M-1, v=0,1,…, N-1.

$$f(x,y)=\frac{1}{MN}\sum_{u=0}^{M-1}\sum_{v=0}^{N-1}F(u,v)\exp\left[i2\Pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)\right]$$

Pour x=0,1,…, M-1, y=0,1,…., N-1.

Dans le cas des images carrées (M=N), ces expressions deviennent donc :

$$F(u,v)=\sum_{x=O}^{N-1}\sum_{y=0}^{N-1}f(x,y)\exp\left[\frac{-i2\Pi(ux+vy)}{N}\right]$$

Pour u, v=0,1,…. N-1.

et

$$f(x,y)=\frac{1}{N^2}\sum_{u=0}^{N-1}\sum_{v=0}^{N-1}F(u,v)\exp\left[\frac{i2\Pi(ux+vy)}{N}\right]$$

Pour x, y=0,1,…, N-1

Que l'on peut séparer en :

$$F(u,v) = \sum_{x=0}^{N-1} \exp\left(-i2\pi \frac{u_x}{N}\right)\left[\sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \exp\left(-i2\pi \frac{v_y}{N}\right)\right]$$

Et

$$f(x,y) = \frac{1}{N^2} \sum_{u=0}^{N-1} \exp\left(i2\pi \frac{u_x}{N}\right)\left[\sum_{y=0}^{N-1} F(u,v) \exp\left(i2\pi \frac{v_y}{N}\right)\right]$$

On peut donc considérer la transformée de Fourier bidimensionnelle comme étant formée d'une transformée unidimensionnelle agissant sur chaque rangée de f(x, y) suivie d'une autre transformée de Fourier agissant sur les colonnes. On se contentera, dans ce qui suit, de considérer la transformée unidimensionnel sachant qu'elle est facilement extensible au cas bidimensionnel. Ce raisonnement est aussi valable pour la transformée inverse.

Dans l'exemple ci-dessous, on va transforme une image dans l'espace de Fourier et la transformation inverse pour voir si tout bien passe (la transformée de Fourier et réversible). Ensuite, le programme modifie les valeurs dans l'espace de Fourier et d'effectuer la reconstruction avec cette fois une nette différence.

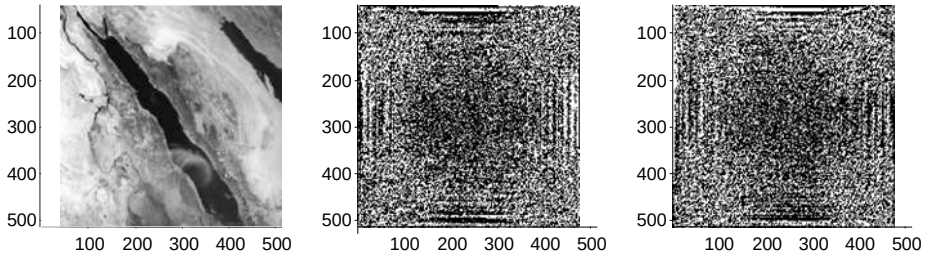


Figure III.8 : La TF d'une image MSG

Maintenant en va faire la transformer de Fourier inverse(figure III.9).

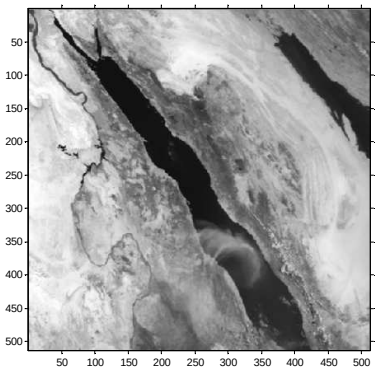


Figure III.9 : transformé Fourier inverse

Maintenant, regardant les résultats obtenus (figure III.11) après passage de l'image (figureIII.10) dans le filtre de Gabor et pour ce faire, on utilise l'Equation 3 et on la multiplie avec la transformée de Fourier de l'image.

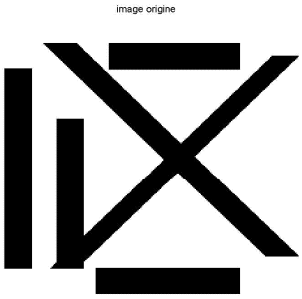


Figure III.10: Figure simple.

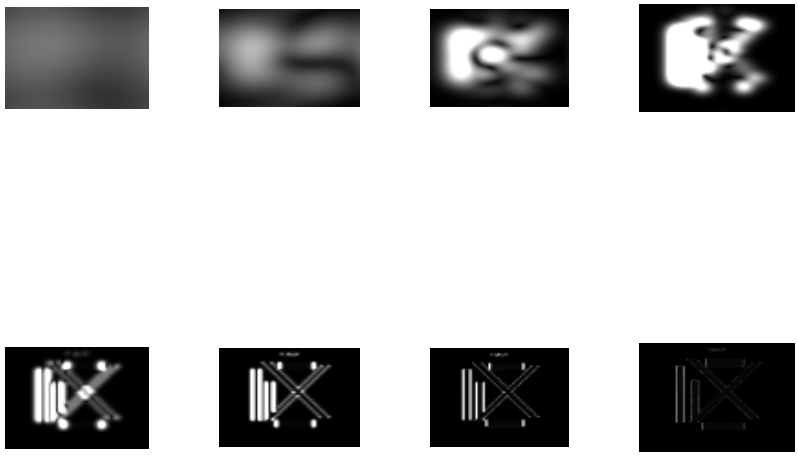


Figure III.11 : 8 fréquences différentes pour une orientation de 0° (8 images d'attribut).

Pour les orientations 45°, 90° et 135°, voir les figures 1, 2 et 3 en annexe A.

Après avoir développé les notions de bases sur le filtre de Gabor, nous appliquons le filtrage sur des images MSG.

III.7 Image (MSG) :

Depuis 2000 les satellites météorologiques de seconde génération (MSG) collectent tous les quarts d'heure des images dans deuze canaux différents (figure III.12).

La taille de ces images est très importante ce qui rend leurs traitement directe très difficile au quasiment impossible, sur machine. Ce qui impose la nécessité de les décomposés en sous images, d'ou la nécessité des filtres de Gabor.

III.7.1 Taille image :

La taille que va occuper une image météo en mémoire peut être évaluée `a l'aide de la formule suivante :

Taille image = durée acquisition × freq échantillonnage × taille échantillon

- # la durée d'acquisition correspond aux délais d'exposition de notre antenne aux ondes transmises par le satellite (environ 15 minutes pour obtenir une image complète),

- # la taille d'un échantillon est comprise entre 8 et 16 bits, suivant la qualité d'image souhaitée,
- # La fréquence d'´echantillonage minimale pour obtenir une image visible est de 5 kHz. Une fréquence de 12 kHz donne une image de qualité correcte.

Tous ces calculs, nous permettent d'estimer la taille d'une image complète à environ 20 Mo. Soit plus que la totalité de la mémoire présente sur le système. Des compromis sur la qualité ou la taille (durée de l'acquisition) de l'image sont donc indispensables pour rendre possible son stockage.

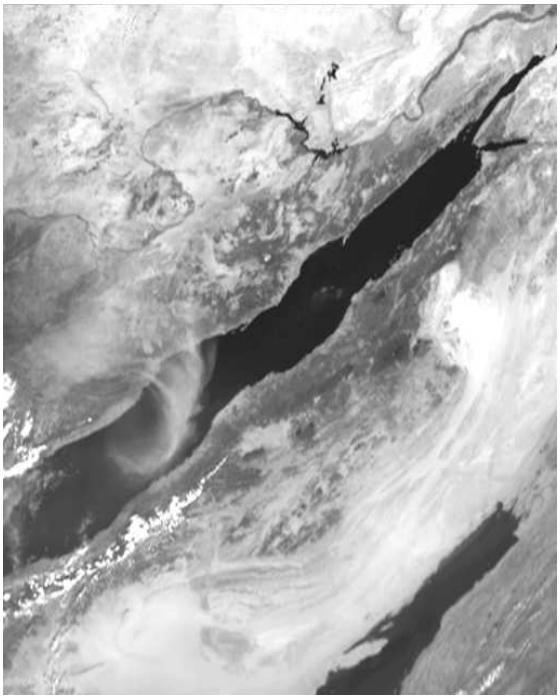


Figure III.12 Image original (MSG) du25.06.2003 a 10h

III.8 Exploitation du banc de filtres de Gabor et construction des 4 cartes directionnelles :

Le filtre de Gabor permet de filtrer les fréquences orientées dans une direction et à une fréquence donnée. Ainsi, en privilégiant les hautes fréquences présentes sur les contours des formes et en filtrant plus massivement les données de fréquences globalement plus faibles représentatives du fond des pages, nous parvenons à un découpage de l'image en plans directionnels sur lesquels repose ensuite la recherche des similarités. Cette analyse directionnelle se base sur un banc de 4 filtres (N=4 avec θ=0°,45°,90°,135°) partitionnant le domaine fréquentiel en différents canaux, chacun étant caractérisé par des secteurs angulaires correspondant aux 4 directions retenues. Le

réglage des paramètres f_0, σ est déterminant pour localiser de façon précise les hautes fréquences, Ces deux paramètres influent en particulier les résultats de la segmentation en contours orientés.

L'image est alors décomposée en quatre cartes directionnelles contenant chacune un ensemble de zones de l'écriture orientées dans la même direction. Le regroupement des plans directionnels nous permet de reconstruire le contour de l'écriture de notre image et de confirmer ainsi le recouvrement complet des formes du tracé, autorisant de ce fait à ne pas considérer de directions supplémentaires. Le recouvrement est le résultat de *OU logique* entre les quatre cartes, voir figures III.13.14.15.16

Le paramétrage des filtres de Gabor selon les 4 directions est naturellement complexe.

Nous avons choisi d'automatiser les réglages en nous inspirant de la méthode d'optimisation de Pratt. Les deux paramètres de filtres (fréquence centrale f_0, largeur σ) sont initialement choisis de façon expérimentale. La méthode d'optimisation du choix de ces paramètres repose sur une évaluation de résultats de la segmentation en contours pour chaque valeur de f_0 et de σ. Pour cela, on estime à partir d'une image de document bien contrastée et peu dégradée une distance entre sa carte de contours optimale (présentant le meilleur compromis entre bonne localisation et bonne détection des zones de contours) et les différentes cartes de contours choisies avec des valeurs variables de paramètres. Ces valeurs sont ensuite appliquées à l'ensemble des extraits de la base.

Pour filtrer cette image, on utilise la fonction 'fftgabor', fonction qu'on a déjà utilisée dans l'exemple ci-dessus.

III.9 Résultat après filtrage :

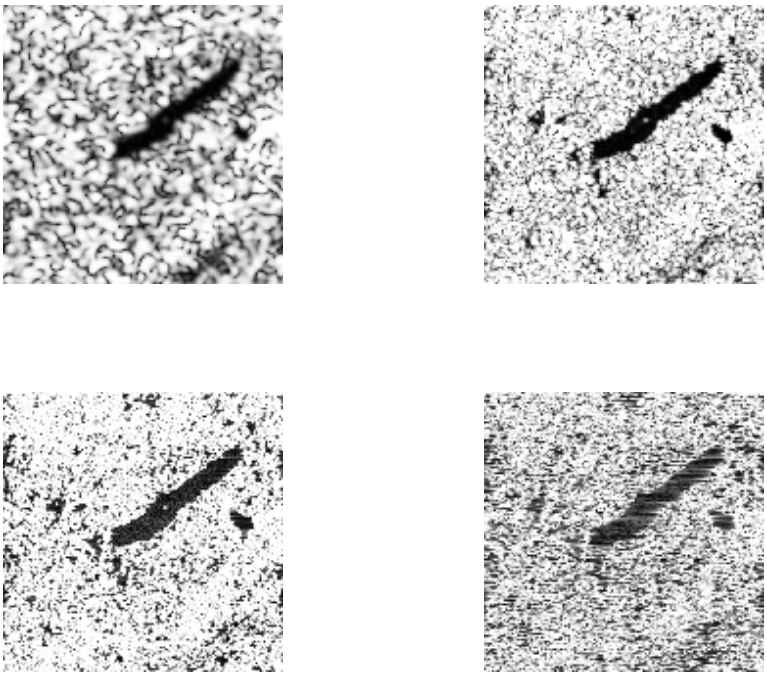


Figure III.13 résultat après Gabor pour orientation 0^0

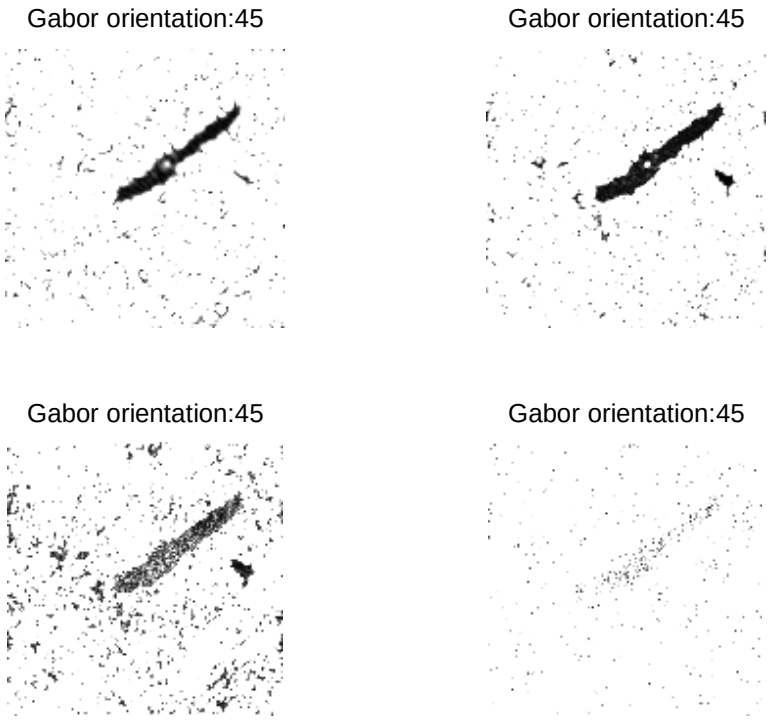


Figure III.14 résultat après Gabor pour orientation 45^0

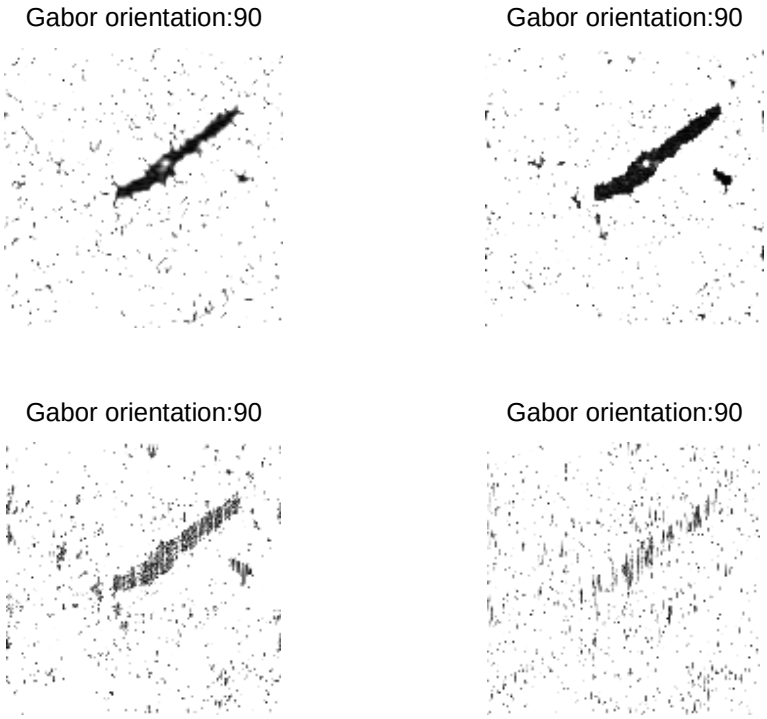


Figure III.15 résultat après Gabor pour orientation 90^0

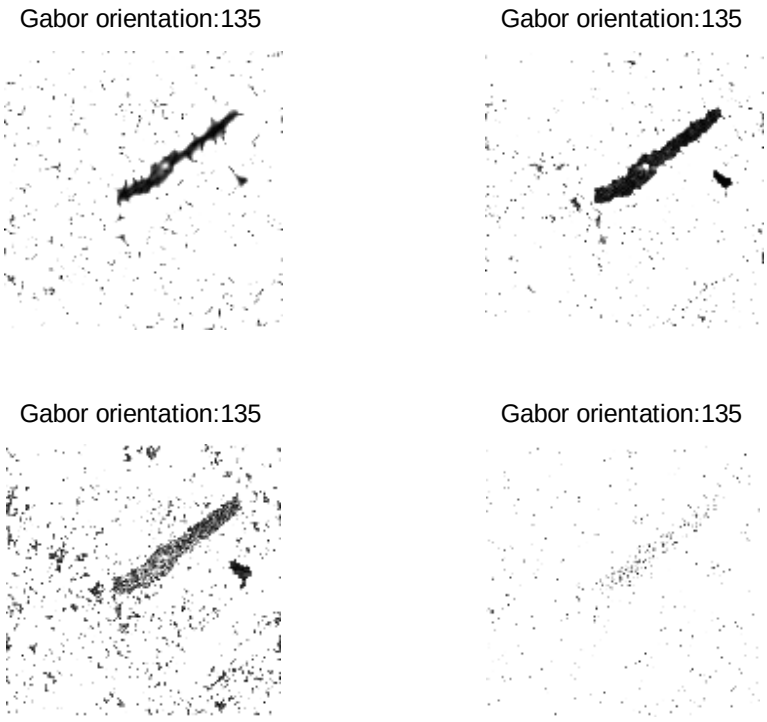


Figure III.16 résultat après Gabor pour orientation 135^0

Chapitre IV

Transformation non-linéaire et moyennage d'énergie

IV.1 Transformation non-linéaire :

Après passage de l'image à travers la 'batterie de filtres de Gabor', qui convertit l'image de départ en un ensemble de n images filtrées (n étant le nombre de filtres), on fait subir à ces images filtrées une transformation non-linéaire ou 'sigmoïdale'.

On fait cela parce qu'en principe, seule, une étape linéaire (filtrage) ne permet pas de segmenter certaines textures.

Une texture est une région uniforme dans une image donnée. Une région de l'image a une texture constante si ces caractéristiques locales restent constantes, varient très lentement, ou sont approximativement périodiques.

La combinaison du filtrage et de cette transformation non-linéaire a pour but de saturer l'image et, ainsi, permet d'extraire les fréquences d'attribut de l'image.

Cette transformation non-linéaire a pour expression :

$$\Psi(t) = \tanh(\alpha t) = \frac{1-e^{-2\alpha t}}{1+e^{-2\alpha t}}$$

On prendra $\alpha = 0.25$, car cette valeur permet une saturation rapide.
C'est cette transformation qui permet de passer de la figure. III.12 à la figure IV.1.

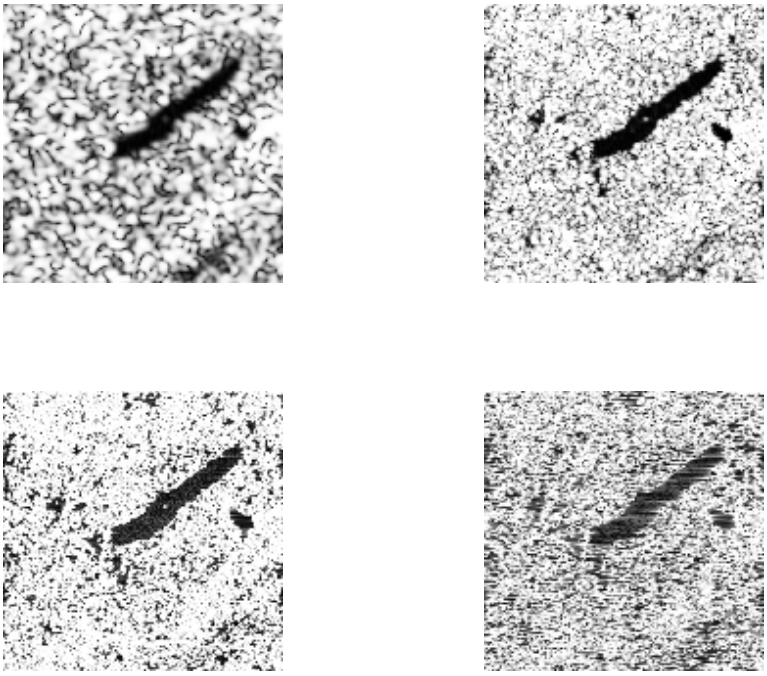


Figure IV.1 résultats après Gabor+than orientation 0^0

IV.2 Mesure de l'énergie autour d'un pixel :

Maintenant, on va définir une mesure d'énergie de la texture sur une petite fenêtre gaussienne autour de chaque pixel des images filtrées et passées par le filtre non-linéaire , comme ceci est décrit par :[11]

$$e_k(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{(a,b)\in W_{xy}} \left| \psi(r_{k(a,b)}) \right|$$

Où :

$r_k(a,b)$ représente la $k^{ième}$ image filtrée, et $e_k(x, y)$ est l'énergie correspondante.

En utilisant $e_k(x, y)$, on peut associer à chaque pixel (x, y) de l'image originale un vecteur d'attribut $[e_1(a, b), e_2(a, b), \ldots e_d(a, b)]$, où d est le nombre de filtres sélectionnés ou attributs.

La taille de la fenêtre, qu'on appellera M par la suite, est inversement proportionnelle à la fréquence centrale du filtre gaussien.

Plus exactement **:**

L = $\frac{1.25}{u_0}$; M étant le plus petit entier impair supérieur ou égal à L.

Observons l'effet du passage de la fenêtre sur la figure IV.3.

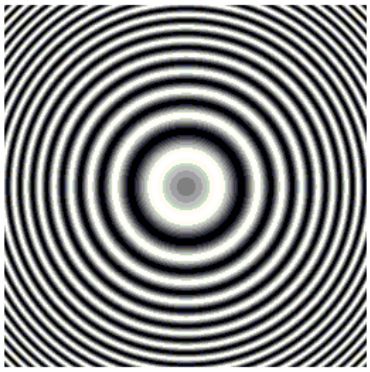


Figure IV.2 la mire

Figure IV.3 la mire après passage fenêtre

Ce filtre a pour effet d'atténuer les contours de la 'mire', qui sont des hautes fréquences. Il s'agit donc d'un filtre passe-bas.

Voyons maintenant l'effet des trois transformations successives sur l'image 'Météorologique' (figure IV.4), c'est-à-dire :

- passage par le filtre de Gabor
- passage par la fonction non-linéaire
- passage de la fenêtre gaussienne

Après passage de la fenêtre dont le rôle est de moyenner l'énergie autour de chaque pixel de la texture, on s'aperçoit que les zones blanches sont encore plus lumineuses qu'auparavant.

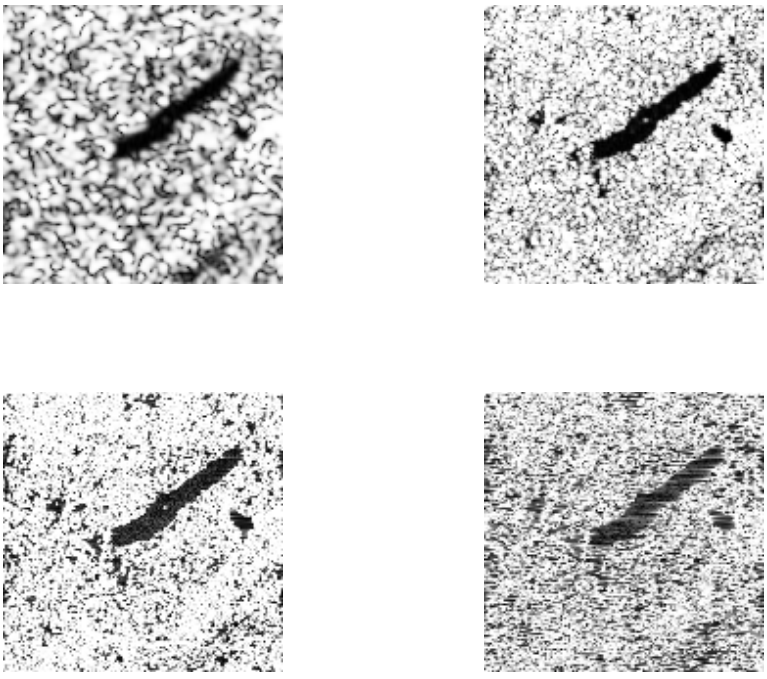


Figure IV.4 image après Gabor+than+fenêtre

Ceci permet de distinguer d'autant plus les grandes directions et ainsi, permettra une meilleure segmentation de l'image.

Sur une image de texture (image IV.5), l'effet de ces trois transformations est le suivant (image IV.6). Bien entendu, on va utiliser le même algorithme que précédemment :

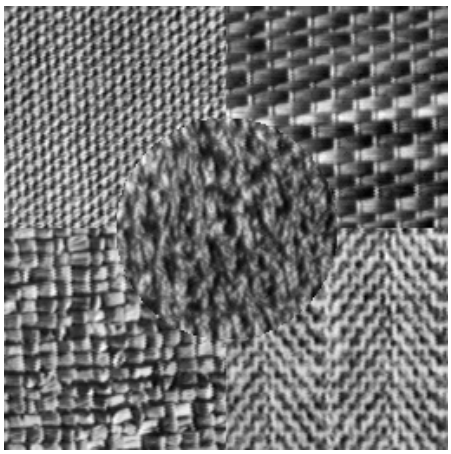


Figure IV.5 : 'Mosaic'.

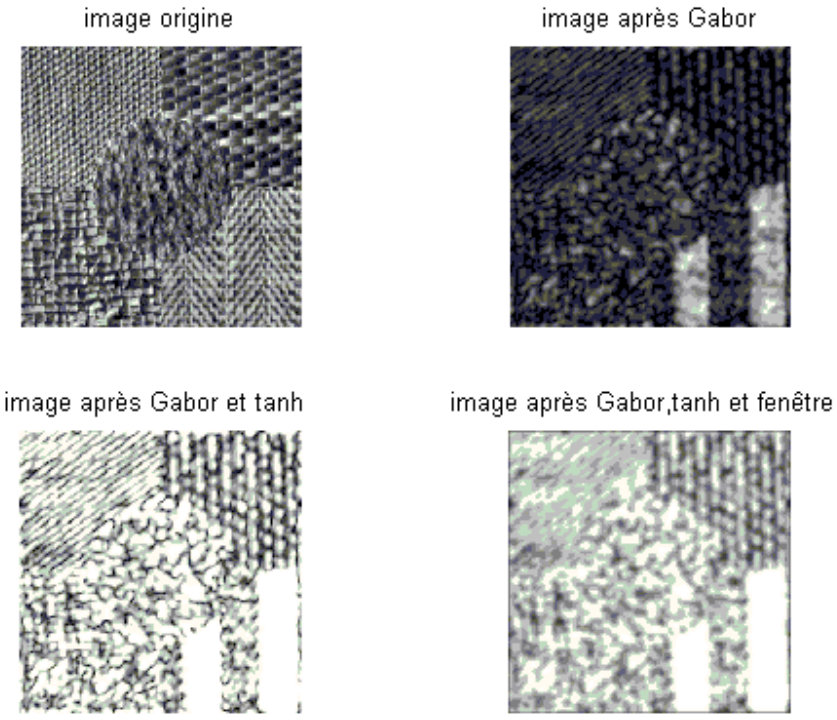


Figure IV.6 : 'Mosaic' + Gabor + tanh + moyenne autour d'un pixel

IV.3 Avantages et inconvénients du filtrage de Gabor :

1_ Avantages :

La motivation à utiliser les filtres de Gabor vient de plusieurs facteurs :

(i) ce sont des filtres passe-bande et cette propriété à un rôle important en analyse de texture, car la plupart du temps deux textures différentes de manière significative dans leurs fréquences spatiales dominantes.

(ii) ils peuvent être aisément utilisés à différentes fréquences et différentes orientations.

(iii) il a été démontré par **Zeevi** que les filtres de Gabor atteignaient leur but même en présence de bruit additif.

(iv) la manière dont ces filtres opèrent a beaucoup de similarités avec le mode de fonctionnement de l'œil humain. La chaîne composée de 'Gabor + tanh + moyenne autour d'1 pixel', est en fait un modèle du traitement de l'image qui est effectué à l'intérieur du cortex humain.

(v) les filtres gaussien minimisent un certain type d'incertitudes.

2_ Inconvénients :

- ✓ Le premier inconvénient est que les fonctions de Gabor ne sont pas orthogonales. Avec ce type de filtrage, on ne pourra jamais réobtenir l'image initiale.
- ✓ Le second inconvénient est que les calculs sont longs et prennent beaucoup de place.
- ✓ Leur principal défaut est qu'ils n'éliminent pas totalement la composante continue (réponse non nulle en 0). De plus, ces filtres sont asymétriques en échelle logarithmique ce qui crée un déséquilibre entre les hautes et basses fréquences (les basses fréquences étant sur accentuées). Nous proposons donc d'utiliser les filtres GloP (filtres de Gabor Log Polaires).

Conclusion générale

Conclusion :

Alors que pour l'être humain, la reconnaissance visuelle des textures et des contours est généralement rapide, automatique et fiable, en vision par ordinateur, il est très difficile d'obtenir des algorithmes de reconnaissance simples, rapides et efficaces.

L'algorithme de segmentation de texture utilisant le filtrage de Gabor multi-canal, la transformation non-linéaire, l'extraction d'attributs et la classification, est l'une des méthodes les plus complètes pour reconnaître les différentes textures d'une image.

On a bien vu à travers ce rapport l'intérêt du filtrage de Gabor. Sans lui, la classification ne permet pas d'obtenir une segmentation de l'image. C'est donc grâce à la particularité qu'ont les filtres de Gabor à faire ressortir certaines fréquences et certaines orientations que l'on parvient à identifier les différentes zones homogènes d'une image.

Les annexes

Annexe A

Les images

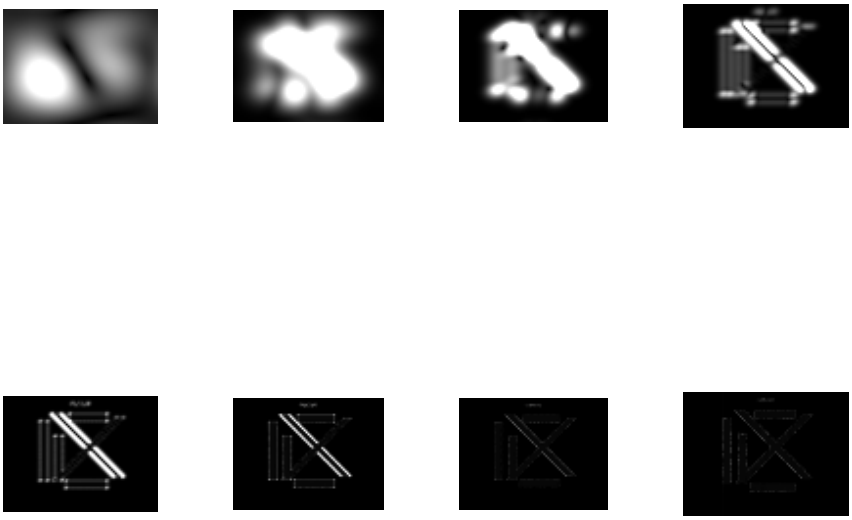


Figure1 : 8 fréquences différentes pour une orientation de 45°

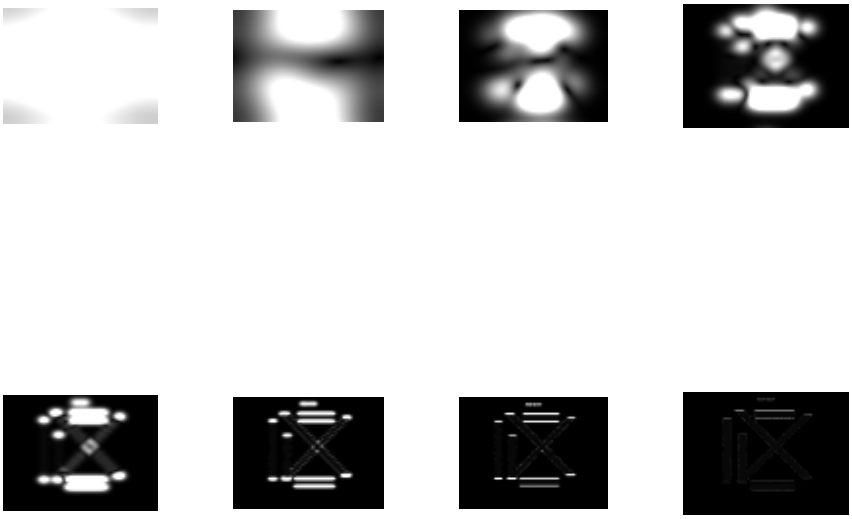


Figure2 : 8 fréquences différentes pour une orientation de 90°

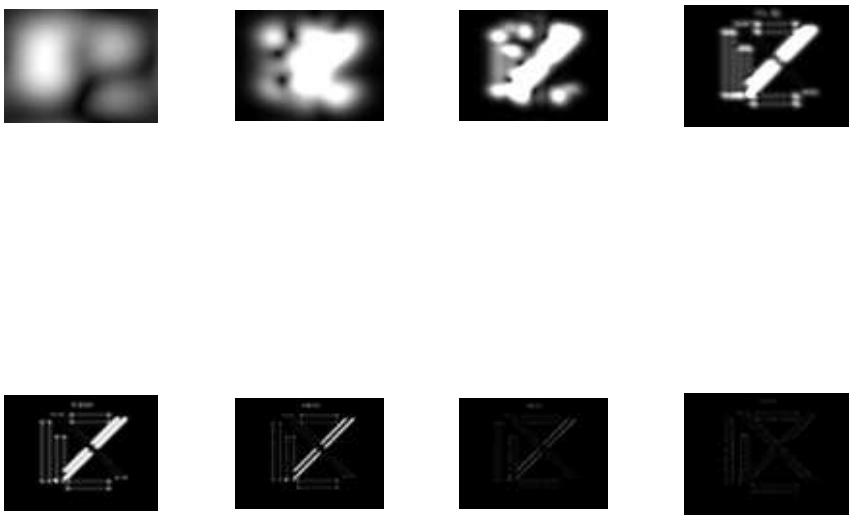


Figure3 : 8 fréquences différentes pour une orientation de 135°

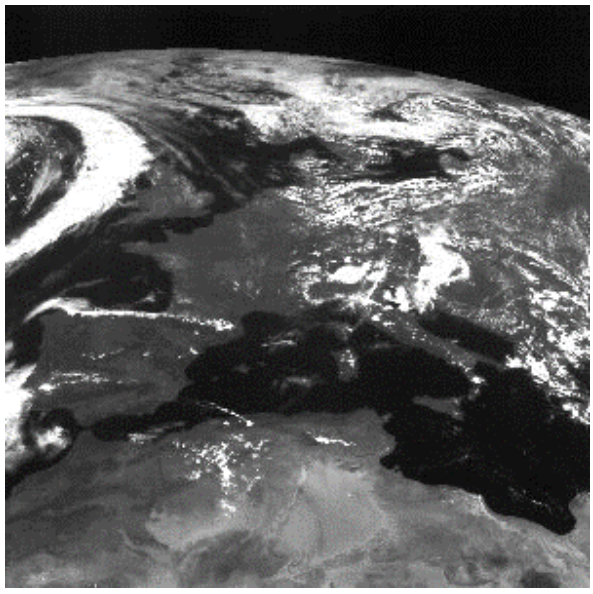
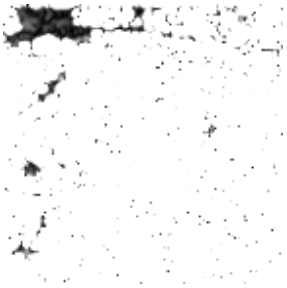
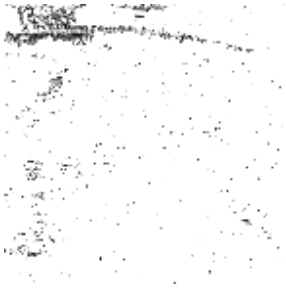


Figure 4 : image satellitaire (MSG) du12.05.2005

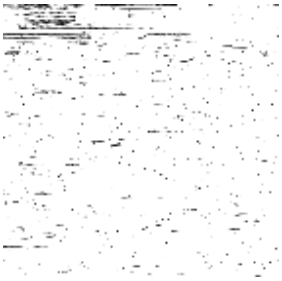
Gabor orientation:0



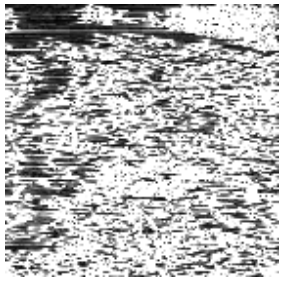
Gabor orientation:0



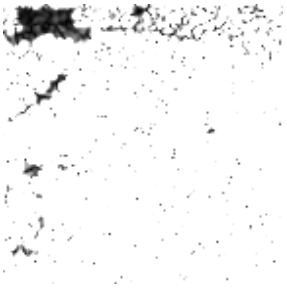
Gabor orientation:0



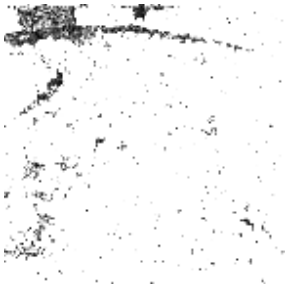
Gabor orientation:0



Gabor orientation:45

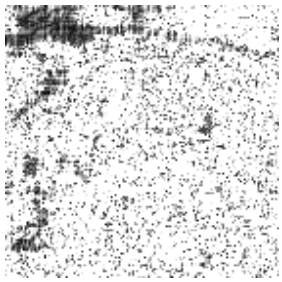


Gabor orientation:45

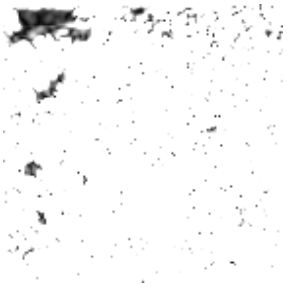


Gabor orientation:45

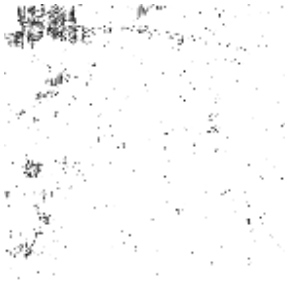
Gabor orientation:45



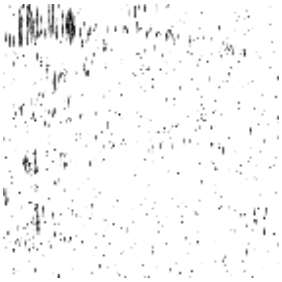
Gabor orientation:90



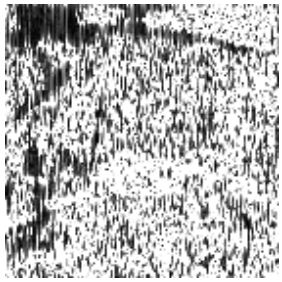
Gabor orientation:90



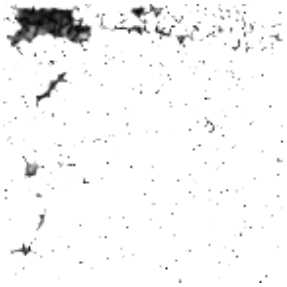
Gabor orientation:90



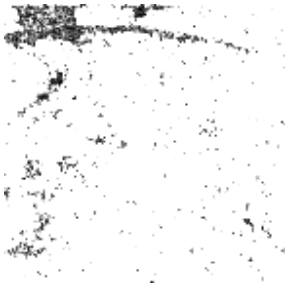
Gabor orientation:90



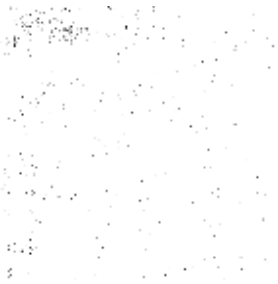
Gabor orientation:135



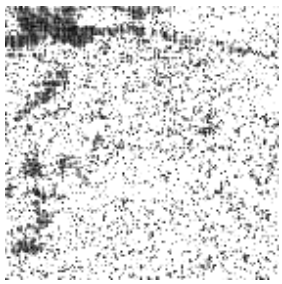
Gabor orientation:135



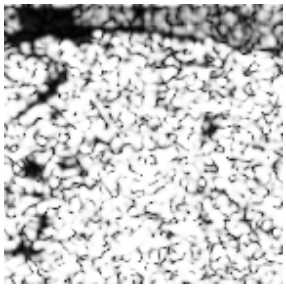
Gabor orientation:135



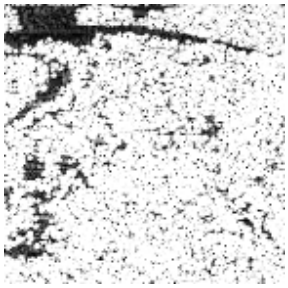
Gabor orientation:135



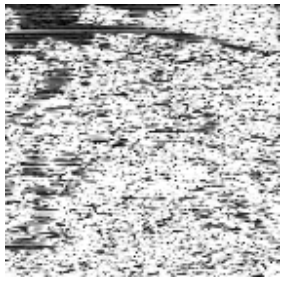
Gabor+Than orientation:0



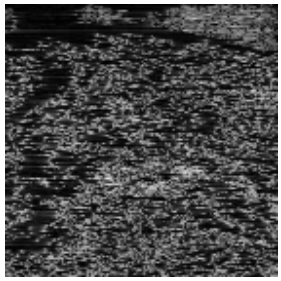
Gabor+Than orientation:0



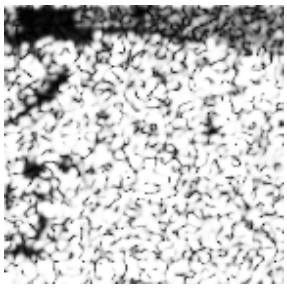
Gabor+Than orientation:0



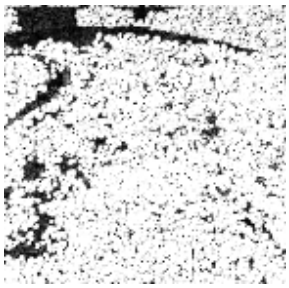
Gabor+Than orientation:0



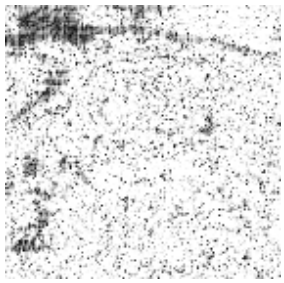
Gabor+Than orientation:45



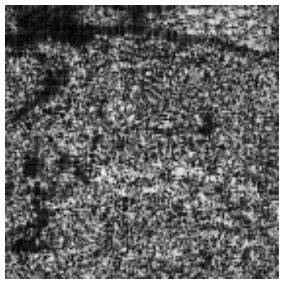
Gabor+Than orientation:45



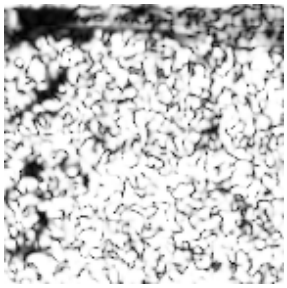
Gabor+Than orientation:45



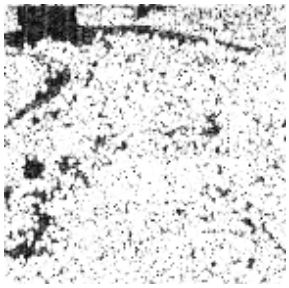
Gabor+Than orientation:45



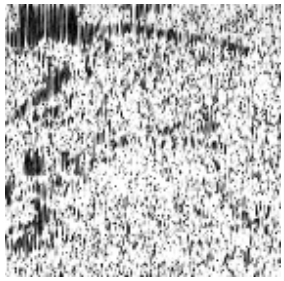
Gabor+Than orientation:90



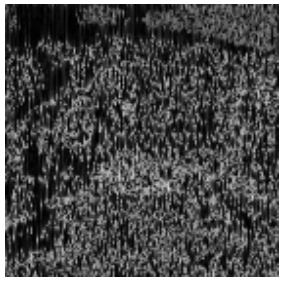
Gabor+Than orientation:90



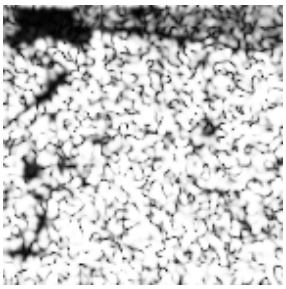
Gabor+Than orientation:90



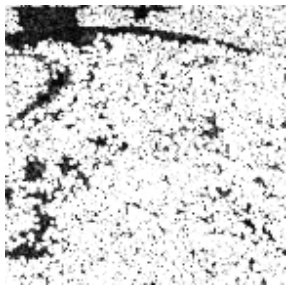
Gabor+Than orientation:90



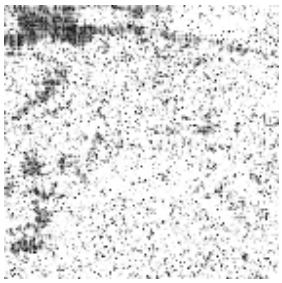
Gabor+Than orientation:135



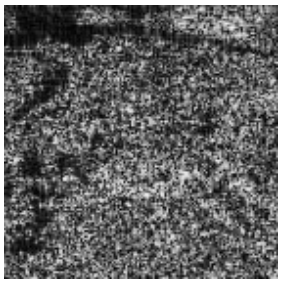
Gabor+Than orientation:135



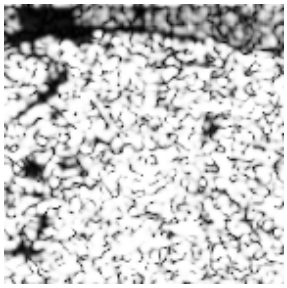
Gabor+Than orientation:135



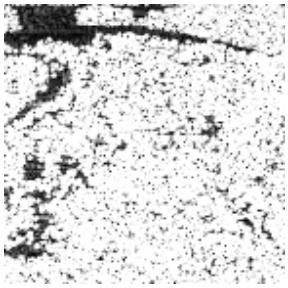
Gabor+Than orientation:135



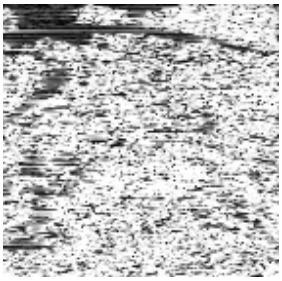
Gabor+Than+fenétre orientation:0



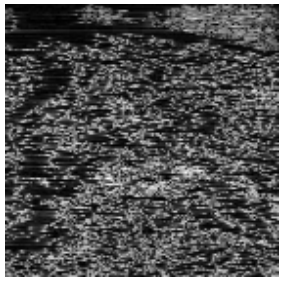
Gabor+Than+fenétre orientation:0



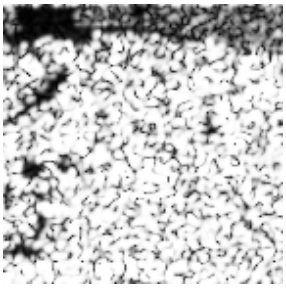
Gabor+Than+fenétre orientation:0



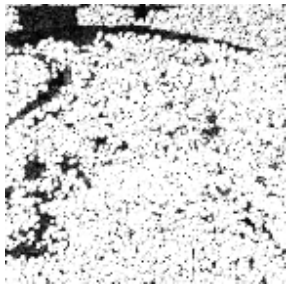
Gabor+Than+fenétre orientation:0



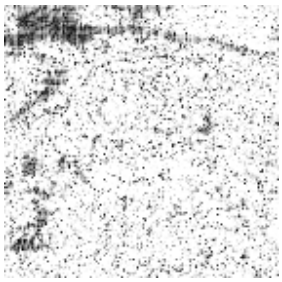
Gabor+Than+fenétre orientation:45



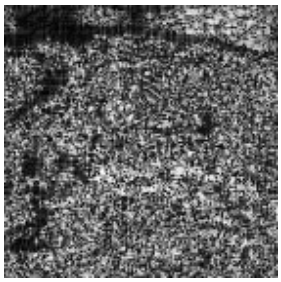
Gabor+Than+fenétre orientation:45



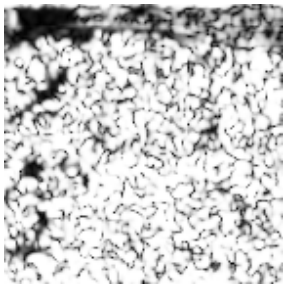
Gabor+Than+fenétre orientation:45



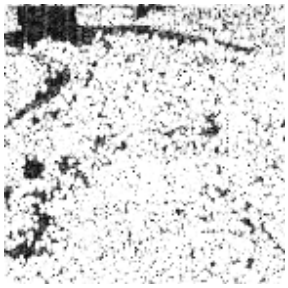
Gabor+Than+fenétre orientation:45



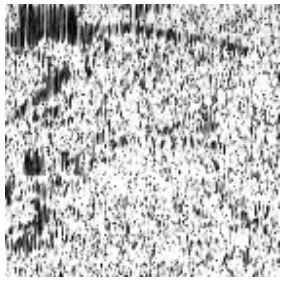
Gabor+Than+fenétre orientation:90



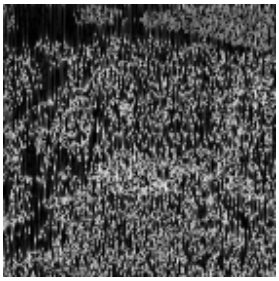
Gabor+Than+fenétre orientation:90



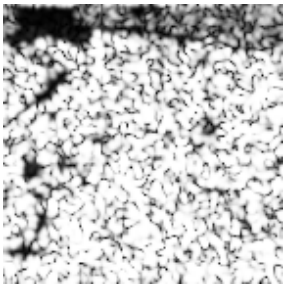
Gabor+Than+fenétre orientation:90



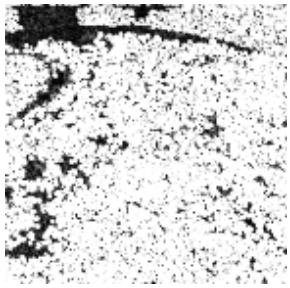
Gabor+Than+fenétre orientation:90



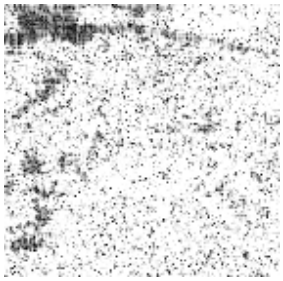
Gabor+Than+fenétre orientation:135



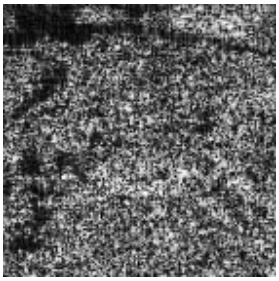
Gabor+Than+fenétre orientation:135



Gabor+Than+fenétre orientation:135



Gabor+Than+fenétre orientation:135



Annexe B

Le Matlab

I Généralités :

Matlab (abréviation de 'Matrix Laboratory'), est un environnement informatique conçu pour le calcul matriciel. L'élément de base est une matrice dont la dimension n'a pas à être fixée. Matlab est un outil puissant qui permet la résolution de nombreux problèmes en beaucoup moins de temps qu'il n'en faudrait pour les formuler en C ou en pascal.

Matlab peut être considéré comme un langage de programmation au même titre que C, Pascal ou Basic. Matlab est un interpréteur, c'est-à-dire un programme qui, une fois appelé, reste en mémoire.

Il existe plusieurs versions de Matlab, la plus récente est Matlab 7.

II Prise en main :

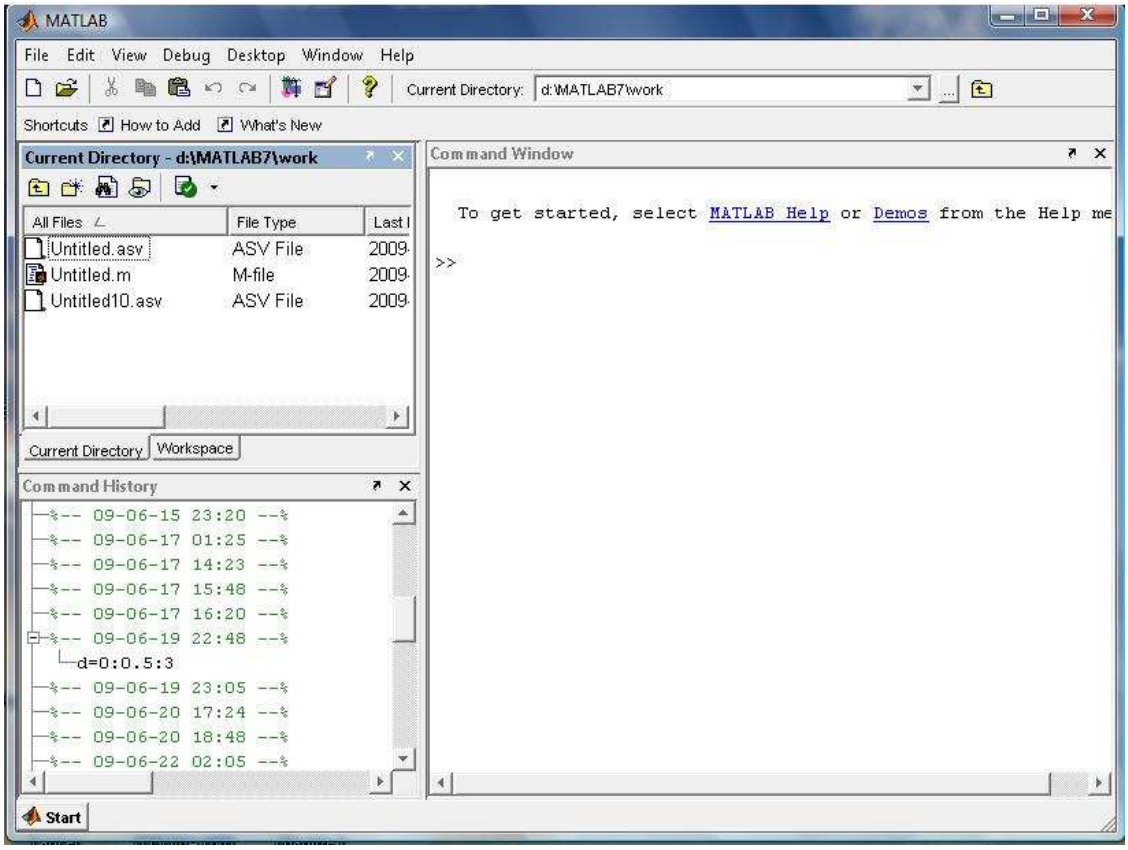
II.1 Lancement :

Pour démarrer Matlab ;

1. Cliquer sur le raccourci de Matlab dans le bureau.

2. Cliquer dans l'icône Matlabe dans le menu (démarrer).

L'espace de travail de Matlab se présente alors sous la forme d'une fenêtre affichant un prompt (>>), a la suite duquel nous pouvons taper une commande qui sera exécutée après avoir tapé sur touche return.



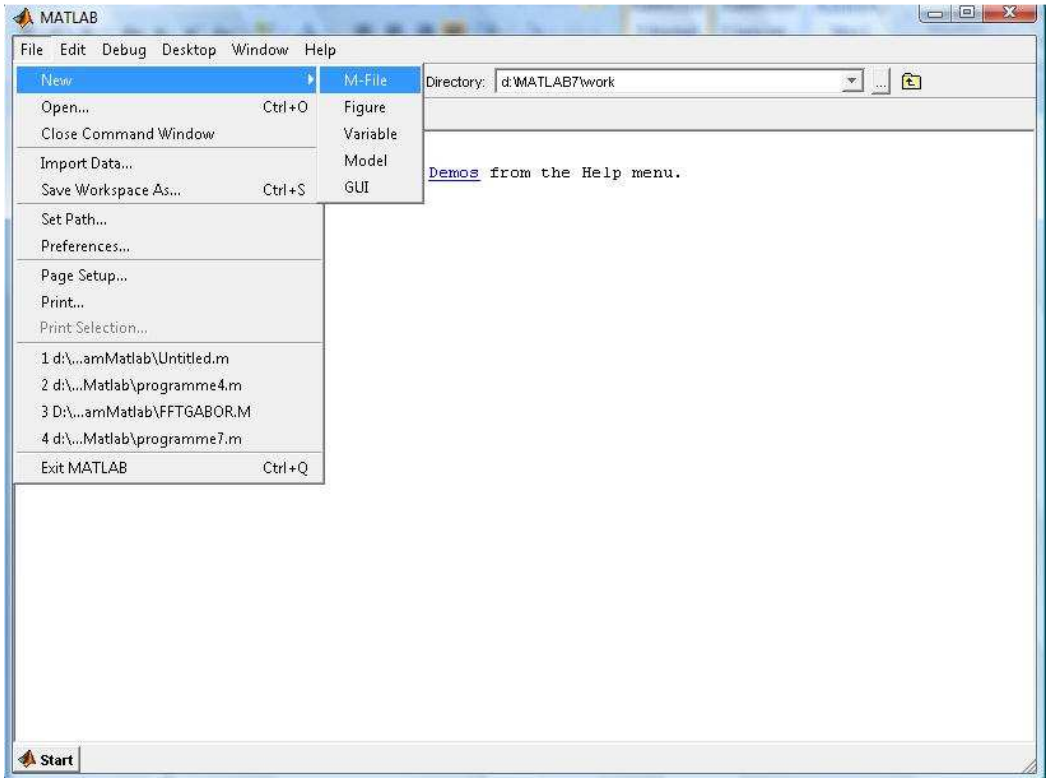
En haut de cette fenêtre se trouve une barre de menu qui nous permet d'ouvrir un fichier texte, de définir certaines variables de travail et surtout d'accéder à l'ensemble des fichiers d'aides.

II.2 Exécution des programmes :

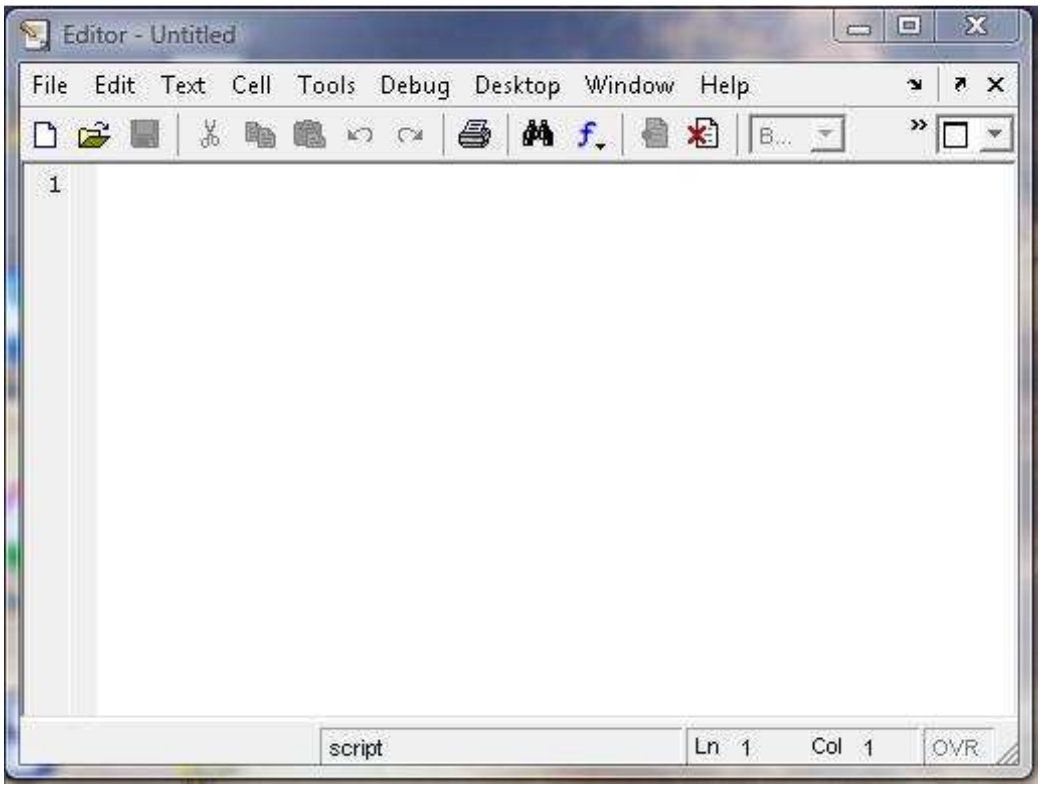
Les noms de fichiers ne devront pas contenir des caractères exotiques tels que les accents ou les espace, sinon matlabe ne pourra pas les exécuter correctement.

Le plus simple est de sauvegarder les fichiers en prenant comme première un caractère particulier pour éviter toute confusions, (Z-boussad.m) par exemple ; ou d'utiliser des noms de fichier clairement français (moyenne.m) par exemple.

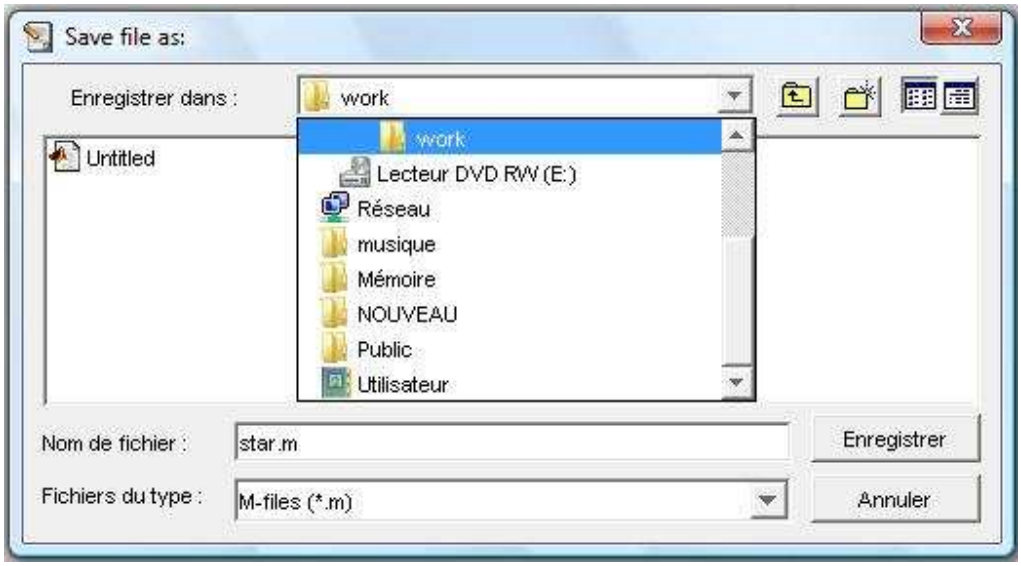
Pour éditer un fichier, dans le menu « file », choisir « New » ⟹ M-File.



On obtient ainsi cette fenêtre,



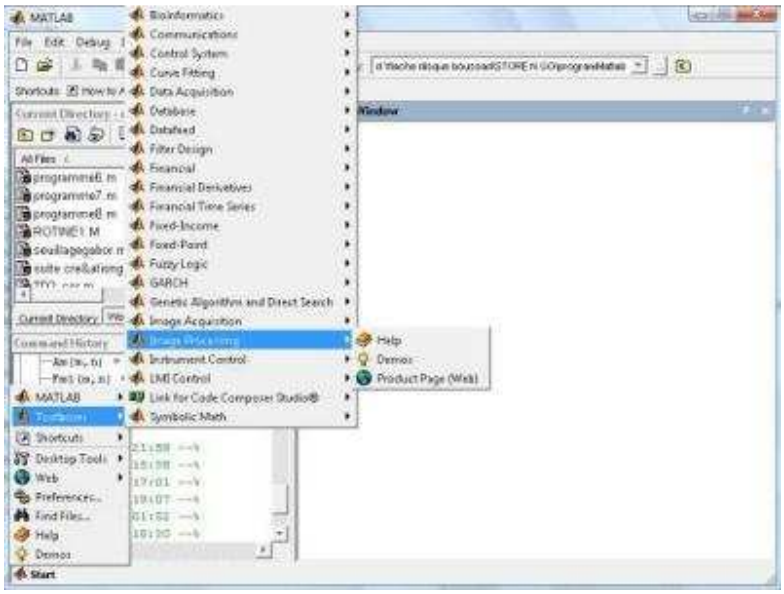
Pour enregistrer un fichier on clique sur « File » puis « Save As », et on tape le nom de notre fichier par exemple « star.m».

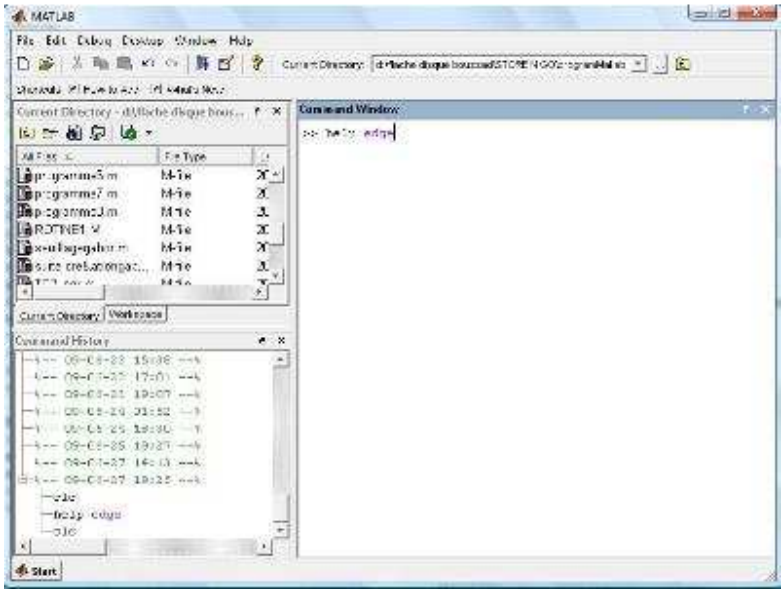


De cette façon, on a crée un fichier Matlab star.m vide qui se trouve dans le répertoire work. Si nous écrivons des instructions Matlab dans le fichier star.m, nous pouvons l'exécuter de deux manières différentes :

a. La fenêtre qui contient le fichier étant active, clique sur « Debug » $\Longrightarrow$ Run.

b. La fenêtre command window étant active, tapez le nom du fichier donc tapez star pour que le programme soit exécuté.


MATLAB
File Edit Debug
Bioinformatics
Communications
Control System
Curve Fitting
Data Acquisition
Database
Datafeed
Filter Design
Financial
Financial Derivatives
Financial Time Series
Fixed-Income
Fixed-Point
Fuzzy Logic
GARCH
Genetic Algorithm and Direct Search
Image Acquisition
Image Processing
Instrument Control
LMI Control
Link for Code Composer Studio®
Symbolic Math
Help
Demos
Product Page (Web)
Shortcuts
Desktop Tools
Web
Preferences...
Find Files...
Help
Demos
Start


MATLAB
File Edit Debug Desktop Window Help
Current Directory
Command Window
Command History
Start

Annexe C

Les satellites METEOSAT

1 Les satellites météorologiques :

Sur terre, les conditions météorologiques sont déterminées par des lois scientifiques qui sont très complexes et elles ne sont pas parfaitement maîtrisées par les météorologues. C'est la raison pour laquelle il est difficile de prévoir le temps qui fera en un lieu donné.

Les satellites jouent un rôle important dans les prévisions météorologique car ils nous permettent de surveiller de vastes régions, et d'étudier les formations nuageuse et les fronts qui leur sont associés, leur température, leur composition et d'analyser la répartition de la vapeur d'eau.

Les six satellites météorologiques géostationnaires opérationnels qui permettent l'observation de l'ensemble du globe terrestre, à l'exception des pôles sont METEOSAT, GOES-EST, GOES-WEST GMS, FY et ELKETRO.

La figure ci-dessous illustre les champs de vue de ces satellites.

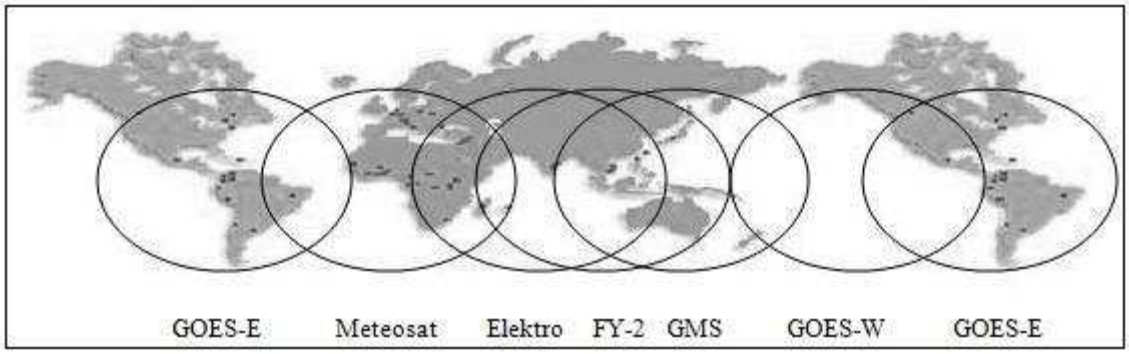


Figure 1: Champs de vision des satellites météorologiques géostationnaires

2 Acquisition des données satellitaires :

Une information satellitaire est obtenue suite aux étapes suivantes (voir figure2) :

- Les satellites au moyen des capteurs reçoivent et transforment les rayonnements électromagnétiques émis ou réfléchis par les objets, en des signaux électriques.
- Les résultats obtenus seront transmis au sol et captés par des paraboles pour subir une numérisation. L'ensemble de ces données est stocké et sauvegardé sur support magnétique
- Après un traitement automatique de ces données numériques, on obtient une image exploitable à des fins thématiques.
- Une interprétation du résultat consiste à établir une corrélation entre la mesure du rayonnement et la nature des objets et phénomènes observés.

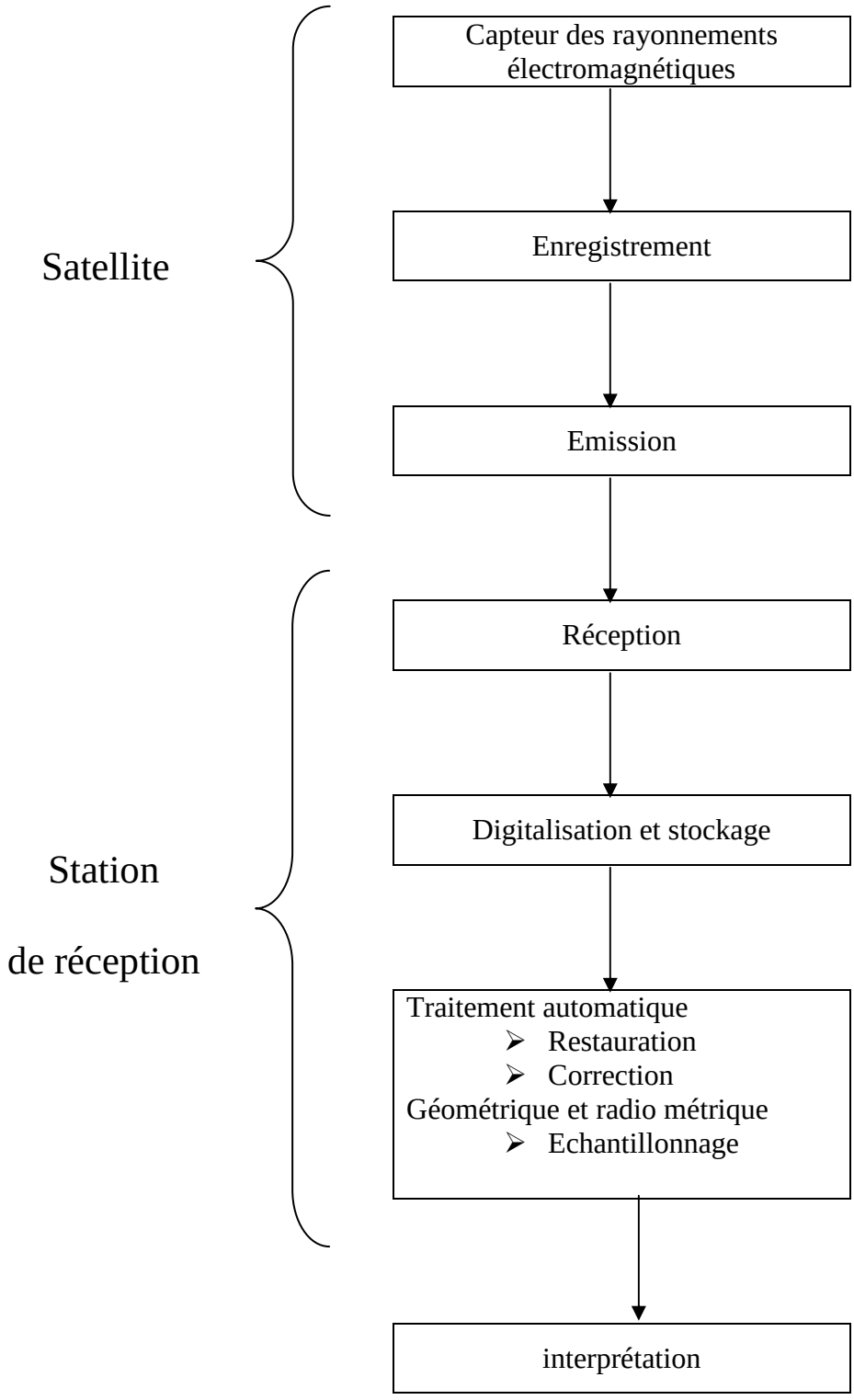


Figure 2: chaine d'acquisition de l'information satellitaire

3 visualisation des données de télédétection :

Le principe de la visualisation consiste a associer a chaque compte numérique un niveau de gris ou une couleur. Un compte numérique est la mesure du rayonnement dans un domaine de longueurs d'onde, pour un pixel donné.

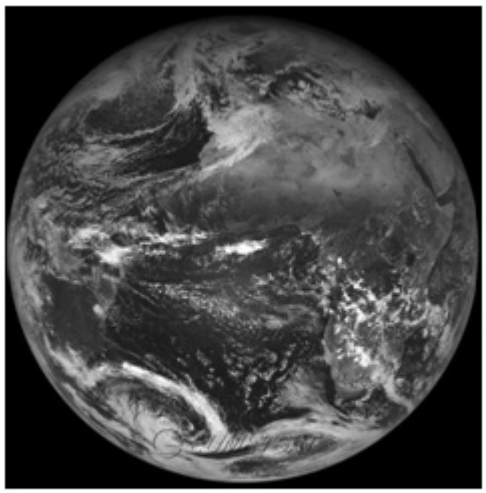
L'image numérique de télédétection est généralement composée de plusieurs canaux, chaque canal correspond à un domaine de longueur d'onde du spectre électronique. A chaque pixel de limage correspond, pour chaque canal, une valeur qui est la mesure du rayonnement de ce pixel dans ce canal.

La visualisation en niveau de gris se fait en faisant une correspondance entre les comptes numériques et les niveaux de gris, suivant une table do codage. Les valeurs numériques sont comprises entre deux bornes extrêmes qui sont le plus souvent 0 et 255. En, outre, les systèmes de restitution des images sont limités, c'est pour cela qu'on réduit l'information sur un domaine plus restreint en regroupant les niveaux de gris en plages plus large tout en gardant les valeurs limites (0 et 255).

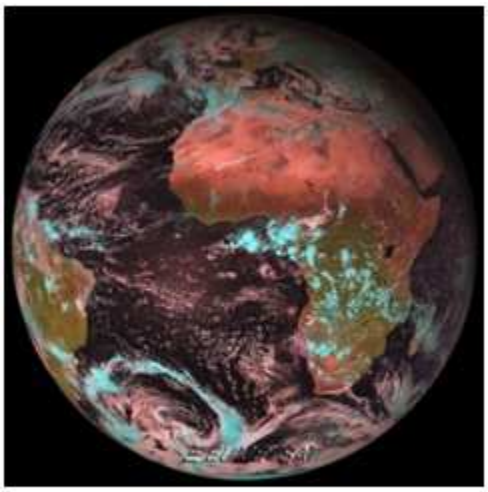
Pour la visualisation d'images en couleur, le principe adopté est le même que pour la visualisation en niveau de gris sauf que dans ce cas on associe a chaque valeur numérique, une couleur au lieu d'un niveau de gris. Pour réaliser cette visualisation, une table de couleur appelée « arc-en-ciel » est définie. Cette table contient toutes les couleurs du spectre ordonnées dans l'ordre croissant de longueurs d'onde (Violet, Indigo, vert, Jaune, Orange, Magenta et Rouge). Elle est utilisée dans la plupart des visualisations dites standard.

4 les satellites METEOSAT:

Le premier satellite météorologique européen METEOSAT a été mis en orbite en 1977. Hormis une courte interruption entre 1979 et 1981, EUMESAT (Européen Organisation For the Exploitation of Meteorological Satellites) a maintenu une série de satellites météorologique au point (0° N, 0° E) ; les deux premiers satellites METEOSAT lancé respectivement en 1977 et 1981, couvrent la période dit pré opérationnelle. La période opérationnelle débute avec METEOSAT 3, lancé en 1988, puis METEOSAT 4, 5, 6 et 7.



première image noir &blanc MSG2
de 24/01/06



première image couleur MSG2
de 25/01/06

Figure 3: La terre vue par METEOSAT

Ces satellites météorologiques européens à orbite géostationnaires sont situés à une altitude d'environ 36 000 Km à la verticale du golf de Guinée. Le dernier satellite de cette première génération est le METEOSAT 7 (figure4).son lancement a eu lieu le 2 juin 1998 et reste opérationnel après le lancement du satellite de la seconde génération. Il est cylindrique et tourne 100 fois pas minute autour de son axe de symétrie don la direction reste parallèle à l'axe des pôles de la terre.

Ce satellite diffuse des images suivant un planning bien défini qui est fixé par EUMESAT, il émet sur 1691,5 MHz, sur une liaison numérique à haut débit qui transmet l'image brute à la station de Darmstadt.

Son radiomètre possède deux détecteurs de rayonnement dans la bande visible offrant une résolution spatiale de 2.5x2.5Km^2, un détecteur thermique dans l'infrarouge de résolution 5x5 Km^2, et un détecteur dans le spectre vapeur d'eau de même résolution que le détecteur infrarouge.

Son radiomètre nous fournis alors des images du globe terrestre toutes les 30 minutes dans trois canaux différents (VIS, IR, WR).

Il est géré par l'ESA (Européen Space Agency) qui nous fournis des images couvrant l'Europe, l'Afrique, une partie du Brésil et une grande partie de l'océan Atlantique Nord et Sud.

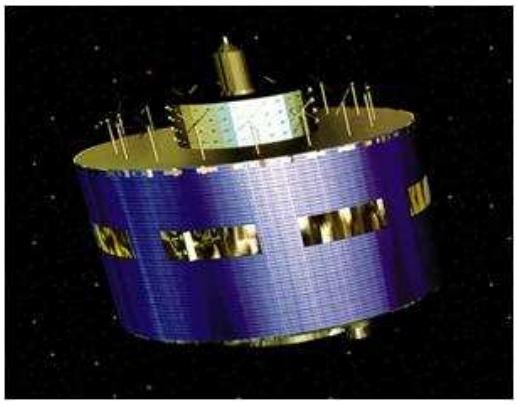


Figure 4 : METEOSAT 7

Le canal visible est caractérisé par une bande de 0.5 µm à 0.9 µm. dans celui-ci, on balaye 5000 lignes et chaque ligne composée de 5000 pixels. Sa résolution est de 2.5Km. Ce canal mesure la lumière du soleil réfléchi par les divers éléments ou les divers corps qui se trouvent sous le satellite. (Voir figure 5)

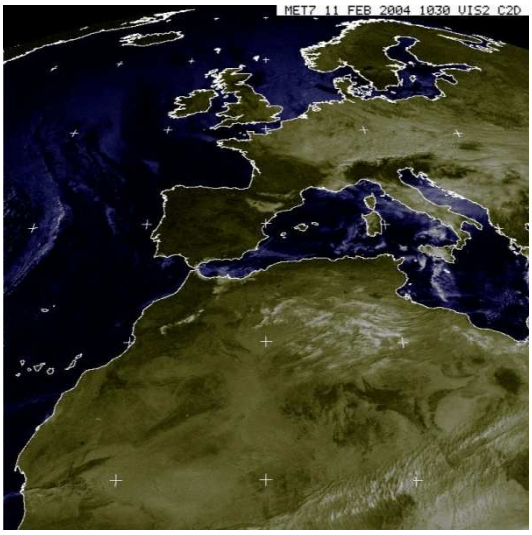


Figure 5 : image VIS prise le 11/02/2004

Le canal dans l'infrarouge thermique est caractérisé par une bande de 10.5µm à 12.5µm. le balayage se fait sur 2500 ligne et chaque lignes est composée de 2500 pixels. Sa résolution est de 5Km. Il mesure le rayonnement thermique émis par les nuages, par la surface du sol en absence des nuages…. L'intérêt de la prise d'image dans ce canal est qu'on peut l'obtenir aussi bien la nuit que le jour. (figur6).

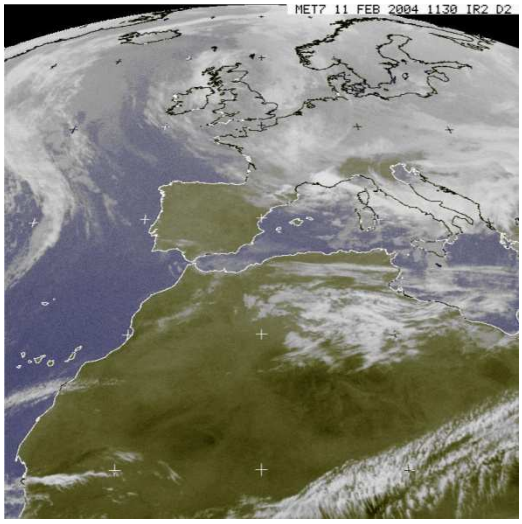


Figure 6 : image IR prise le 11/02/2004

Le canal vapeur d'eau est caractérisé par une bande de 5.7µm à 7.1µm. le nombre de ligne à balayer et sa résolution reste identique au canal infrarouge thermique. Ce canal permet d'estimer la partie du rayonnement infrarouge absorbée par la vapeur d'eau présente dans l'atmosphère. Les régions sèches apparaissent en gris sombre, tendis que les fortes humidités apparaisse en gris clair. (Voir figure 7)

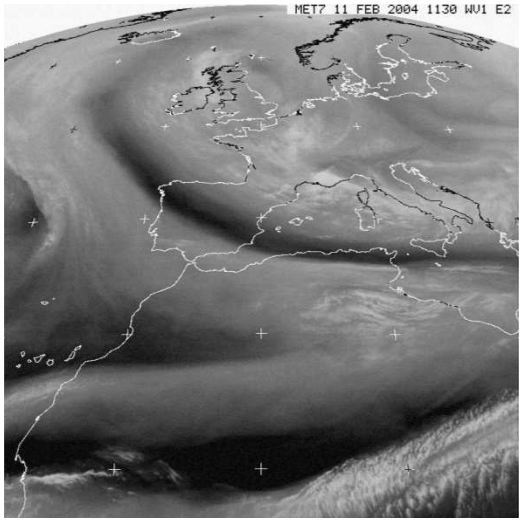


Figure 7 : image WV prise le 11/02/2004

Chaque canal de METEOSAT 7 correspond à une bande spectrale. Le tableau ci-après (figure8) résume les principales caractéristiques de son radiomètre.

Canal	VIS (Visible)	IR (Infrarouge)	WR (Vapeur d'eau)
Domaine de longueur d'onde	de 0.4 µm à 1.1 µm	de 10.5 µm à 12.5 µm	de 5.7 µm à 7.1 µm
Résolution spatiale	2.5 km	5 km	5 km
Nombre de lignes par image	5 000	2 500	2 500
Nombre de pixels par ligne	5 000	2 500	2 500
Champ total d'observation	12 500 km	12 500 km	12 500 km

Figure 8 : les principales caractéristiques du radiomètre de METEOSAT 7

En résumé, le canal visible balaye 5 000 lignes, chaque ligne étant composée de 5 000 pixels, les canaux infrarouges et vapeur d'eau balayent 2500 lignes, chaque ligne étant constituée de 2 500 pixels. Cela donne une résolution de 2.5 Km pour le visible et 5 Km pour les canaux infrarouge et vapeur d'eau sous le satellite. A cause de la courbure de la terre, la résolution décroit vers les bords de l'image. Elle est approximativement de 4.5 Km dans le canal visible au dessue de l'Europe.

5 Les satellites MSG :

En 1998, EUMESAT a examiné formellement les options possibles pour un successeur de METEOSAT et a décidé de mettre l'accent sur les besoins d'une mission d'imagerie améliorée complétée par une nouvelle mission d'analyse de masse d'air. La mission d'imagerie effectuera une surveillance des nuages et de la surfasse, tandis que la mission d'analyse de masse d'air apportera une capacité de surveillance de la température, de l'humidité et de l'ozone atmosphérique. Les études et les évaluations se son succédées pendant les années suivantes et en novembre 1992 les besoins et les spécifications ont été fixés. Un programme préparatoire a été lancé, qui a été suivi par le démarrage en janvier 1994 du programme EUMETSAT complet pour METEOSAT Seconde Génération (MSG).

Les nouveaux satellites seront basés sur les concepts de la première génération, mais utiliseront efficacement les technologies les plus avancées pour fournir un flot de données grandement amélioré.

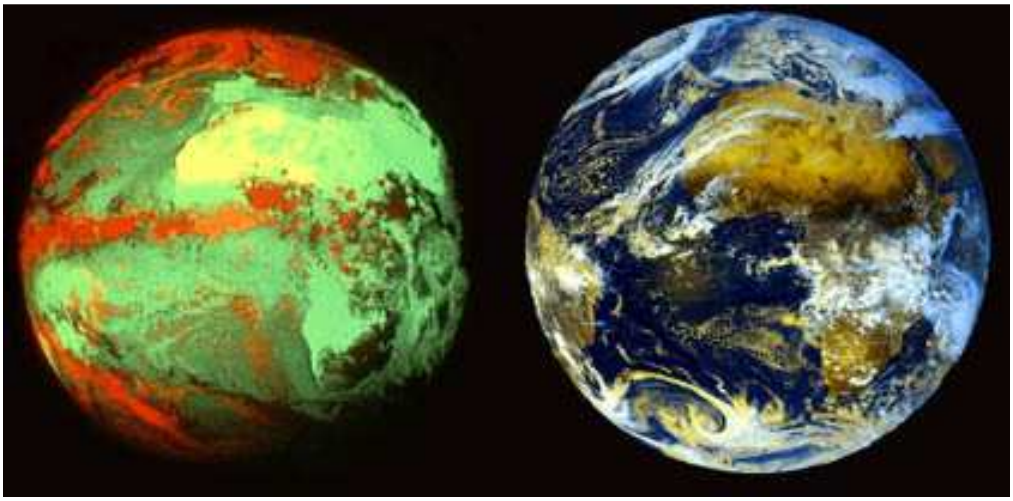


Figure 9: A gauche, la terre vue par METEOSAT 1 lancé en 1977
A droite une image récente de MSG lancé en 2002

Le satellite MSG-1 a franchi avec succès toutes les étapes depuis son lancement, le 28 août 2002, malgré quelques anomalies sans gravité normales pour le premier d'une nouvelle série. Une fois devenu opérationnel, il été rebaptisé Météosat-8 (figure 10). Sa conception est beaucoup plus sophistiquée (Programme METEOSAT second Génération) et ses capacités d'imagerie plus pointues marquent le début d'une nouvelle ère.
Cette seconde génération des satellites est basée sur les concepts de la première génération, mais en utilisant la technologie la plus récente. Les trois canaux sont remplacés par 12 : deux dans le visible, deux dans le proche et moyen infrarouge' deux dans le vapeur d'eau, cinq dans l'infrarouge et le dernier un peu particulier est visible haute révolution le HRVIS. Les images sont générées à 15 minutes d'intervalle au lieu d'une demi-heure. La résolution des canaux infrarouge passe de5 km à 3 km, tandis que le nouveau canal visible HRV fournit des images de 1 km de résolution au lieu de 2.5 km. Les nouveaux instruments génèrent une information 10 fois plus riches que celle collectée par les satellites de première génération.

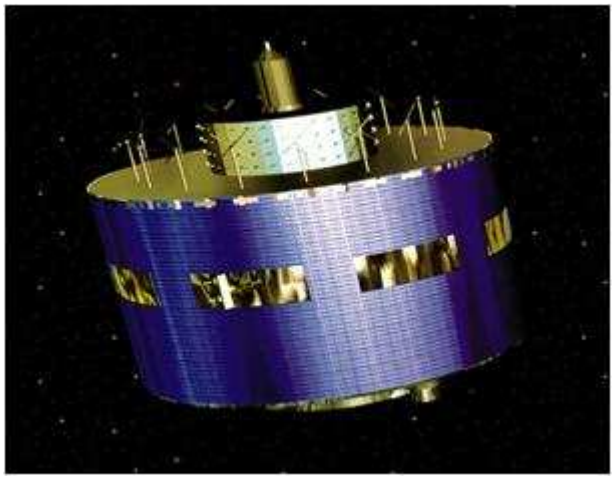


Figure 10: METEOSAT 8 (le satellite MSG)

Le domaine visible est constitué des canaux VIS 0.6 et VIS 0.8 telle que la bande passent de chacun d'eux est de 0.56 µm à 0.7 µm pour le VIS 0.6 et 0.74 µm à 0.88 µm pour le VIS0.8. Ces deux canaux sont utilisés pour la détection et le suivi des nuages. La réflectivité de la végétation « verte » est plus importante pour le VIS0.8. La combinaison des deux canaux est un outil important pour déterminer l'indice de végétation.

Le domaine proche et moyen infrarouge est constitué des canaux IR1.6 et R3.9. L'IR1.6 à une bande passante qui est comprise entre 1.5µm et 1.78µm. Il nous permet de distinguer la neige au sol des nuages. Il permet également de différencier les nuages de glaces des nuages d'eau liquide. Il donne des informations sur la présence des aérosols (des particules très fines se trouvant dans un gaz). L'IR3.9 à une bande passante qui est compris entre 3.48µm et 4.36µm. Il permet de distinguer les nuages bas et les brouillards de nuit. Il est fortement utilisé pour les détections de feux de forêt.

Le domaine d'absorption vapeur d'eau est constitué des canaux WV6.2 et WV7.3. La bande passante de WV6.2 est de 5.35µm à 7.15µm, pour le WV7.3 elle est de 6.85µm à 7.85µm. le premier nous renseigne la haute troposphère, et le second sur la moyenne troposphère. Ils fournissent des traceurs pour la détermination des vents atmosphérique. Ils permettent de connaitre l'altitude des nuages et le suivi de ces derniers, et donnent aussi des informations sur l'humidité de toutes les régions terrestres.

Le domaine de l'infrarouge est constitué des canaux IR8.7, IR9.7, IR10.8, IR12.0 et IR13.4. Pour l'IR8.7, sa bande passante est de 8.3µm à9.1µm. il renseigne sur les cirrus fin et il permet de différencier les nuages d'eau liquide des nuages de glace. L'IR9.7 a sa bande passante qui est compris entre 9.3µm et 9.94µm. Il donne une information pour le calcul de l'ozone total et pour sa variation diurne (pendant le jour). Il fournit également des traceurs pour la détermination des vents atmosphériques. L'IR10.8 sa bande passant est de 9.8µm à 11.8µm. il renseigne sur la température de surface. L'IR12.0 sa bande passante comprise entre 11µm à 13µm. il renseigne sur les nuages et l'humidité dans les basse couches de l'atmosphère. L'IR13.4 a sa bande passante est de 12.4µm à 14.4µm. Il permet de mesurer la température des basse couches.

Le dernier canal HRVIS (Haute résolution) est un canal du domaine de visible, mais il est de très haute résolution. Il permet de détecter les vecteurs vents dans la haute résolution dans le visible. Combiné au canal VIS0.6 du visible, il permet la détection et le suivi des nuages.

Références bibliographique

[1] http://www.eumetsat.de

[2] **M. Djioua**, Estimation de la pluviométrie par imagerie satellitaire METEOSAT, Thèse de magistère, département d'électronique, UMMTO, 1998.

[3] **K. Bey et M. Kouba**, Segmentation des images METEOSAT par les chaines de Markov, Mémoire d'ingénieur, département d'informatique, UMMTO, 2006.

[4**] M. Kadem et S. Mansour**, Segmentation des images satellitaires par méthode de la ligne de partage des eaux, Mémoire d'ingénieur département d'électronique, UMMTO, 2006.

[5] **J. P. Cocquerez, S. Philipp**, Analyse d'images : filtrage et segmentation, MASSON, Paris 1995

[6] **N. DRIF, S. BOURBIA**, Analyse d'images par spectre local de phase, Mémoire d'ingénieur, département d'électronique, UMMTO, 2000.

[7] **P. Vautro**, Segmentation et classification d'images texturées par filtre spatio-fréquentiel : Ondelettes splines et filtres de Gabor, Thèse de doctorat université de Reims 1996.

[8] **G. Blanchet et M. Charbit,** Signaux et images sous Matlab, HERMES Science Europe Ltd, paris, 2001.

[9] **A. Biran et M. Breiner**, MATLAB pour l'ingénieur, versions 6 et 7, Pearson Education.

[10] **K. Belloulata**, Introduction au traitement numérique du signal sous Matlab, office des publications Universitaire.

[11] **Anil K. Jain et S. Bhattacharjee,** Text Segmentation Using Gabor Filters for Automatic Document Processing, Machine Vision and Applications, vol. 5, 1992.

[12] **A. Bosnjak, G. Montilla et V. Torrealba.** Medical Images Segmentation using Gabor Filters applied to Echocardiographic Images, Computers in cardiology, vol. 25, 1998.

[13] **D. Carevic et T. Caelli** Application of partial modeling techniques for texture segmentation. J. Opt. Soc. Am. A, vol. 14,1997.

[14] **Z.-Q. Liu, R.M. Rangayyan et C.B. Frank** Analysis directional features in images using Gabor filters. Third Annual IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems, 1990.

[15] **Guodong Guo, Stan Z. Li, Kap Luk Chan et H. Pan** Texture Image Segmentation using Reduced Gabor Filter Set and Mean Shift Clustering.

[16**]** **M^{elles} L. Kahina, O. Fatiha et R. Aldjia**, Segmentation Markovienne des images Multispectrales MSG, Mémoire d'ingénieur, département d'électronique, UMMTO, 2007.