

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMERI TIZI-OUZOU



FACULTÉ DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET DE L'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT ÉLECTRONIQUE

Mémoire de fin d'études

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur D'état en électronique

Option : communication

Thème

Segmentation d'images texturées en utilisant la
décomposition en ondelette

Setenu le : 07/10/2009

Proposé et dirigé par :

M^{me} ARAB Dalila

Etudié par :

M_{r.}: Boukherouf Mouloud

M_{r.}: Ould Dris Kamel

Promotion: 2009

REMERCIEMENTS

Nous remercions en premier notre DIEU pour nous avoir donné le courage et la volonté durant les moments difficiles.

Nos vifs remerciements accompagnés de toute notre gratitude vont aussi à notre promotrice Mme ARAB dalila, pour avoir accepté de diriger notre travail, pour son entière disponibilité et ses conseils et orientations qui nous ont été fructueuses.

Nous tenons à remercier également tous les membres de la commission de suivi ainsi que les membres de jury pour avoir accepté de juger ce travail.

Que tous ceux qui, de près ou de loin, ont contribué, par leurs conseils, leurs encouragements ou leur amitié à l'aboutissement de ce travail, trouvent ici l'expression de notre profonde reconnaissance.

DEDICACES

Louange à Dieu, le seul et unique.

A mes très chers parents...

*Témoignage d'affection et de grande reconnaissance,
Que Dieu les garde pour moi.*

A tous mes frères

Mohand, Farid, Samir, Ferhat, Hacene et Hocine.

A mes soeurs Lamia et Lydia.

A tous mes proches grands et petits.

*A tous ceux qui ont veillé à mon instruction,
tous paliers confondus.*

A mon très cher ami et binôme

Ould dris kamel.

A tous mes autres amis.

A tous ceux que j'aime.

*Avec l'expression de tous mes sentiments de respect,
Je dédie ce modeste travail.*

Mouloud

DEDICACES

Louange à Dieu, le seul et unique.

*A la mémoire de mon cher frère Nacer
Que je porterai éternellement dans mon cœur
A mes très chers parents
Témoignage d'affection et de grande reconnaissance,
Que Dieu me les garde.*

*Au nouveau marié « Lyes & Chiraz »
A qui je souhaite une belle vie plein de bonheur.*

*A mes frères Sofiane, Ahmed.
A mes sœurs Sadia, Chahira et Karima.
A tous mes proches grands et petits.*

*A toi aussi cher ami
Boukherouf Mouloud.
A tous mes autres amis.
A tous ceux qui m'aime.*

*Avec l'expression de tous mes sentiments de respect,
Je dédie ce modeste travail.*

Kamel

Sommaire

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I : généralités sur le traitement d'image	
I. Introduction	3
I.1 Définition de l'image.....	3
I.1.1 Image comme un ensemble de points	3
I.1.2 Image comme un signal bidimensionnel.....	3
I.1.3 Image vectorielle	3
I.2 Numérisation de l'image	4
I.2.1 Le pixel	4
I.2.2 La résolution de l'image numérique.....	4
I.3 Image couleur	5
I.3.1 Image codée 24 bits (03 octets)	6
I.3.2 Image codée 08 bits (01 octet).....	6
I.3.3 Image en niveau de gris.....	6
I.4 Histogramme.....	6
I.4.1 Type d'histogramme	7
a-Histogramme uni modal.....	7
b- Histogramme bi modal.....	7
c- Histogramme multi modal	7
I.5 Prétraitement des images	8
I.5.1 Modification d'histogramme	8
a- Egalisation d'histogramme	8
b- Normalisation d'histogramme	9
c- Seuillage	10
I.5.2 Réduction de bruit	11
I.5.2.1 Définition du filtre.....	11

I.5.2.2 Types de filtres.....	11
A .Filtres linéaires	12
a. Filtrage par convolution	12
a.1 Filtres de lissage linéaire	11
a.1.1 Filtres moyennneur	12
a.2 Accentuation (détection de contour)	13
b. Filtrage par transformée de Fourier.....	13
B. Filtrage non linéaire.	14
B.1 Filtre médian.....	14
B.2 Filtre de position	15
 Chapitre II : texture et segmentation	
II.I-1. Introduction	16
II.I-2. Définition de la texture	16
II.I-3. Types de texture	17
II.I-3.1 Texture périodique.....	17
II.I-3.2 Texture Stochastique	17
II.I-3.3Texture Hybride	17
II.I-4. Méthode d’analyse de la texture	18
II.I-4.1 Méthodes structurelles-géométriques	18
II.I-4.1.1 Caractéristique d’autocorrelation	18
II.I-4.2 Méthodes fondées sur un modèle	18
II.I-4.3 Méthodes statistiques.....	19
II.I-4.3.1 Statistiques d’ordre supérieur	19
a. Les matrices des cooccurrences	19
b. Matrice des longueurs de plages.....	20
II.II Segmentation	22
II.II.II Définition de la segmentation	22

II.II.III Méthodes de segmentation d'images	23
II.II.III.1 La segmentation basée sur les régions (approche région)	23
II.II.III.1.1 Approche par accroissement de régions (agrégation de pixels).	23
II.II.III.1.2 Approche par division de région (split) quad-tree	24
II.II.III.1.3 Approche par fusion de région	25
II.II.III.1.4 Approche par division-fusion de région (split and merge)	25
II.II.III.2 La segmentation basée sur les pixels (approche classification)	26
II.II.III.2.1 Classification supervisée ou contrôlée	26
II.II.III.2.2 Classification non supervisée	26
II.II.III.3 Segmentation basée sur les contours	27
Conclusion	28

Chapitre III : la théorie des ondelettes et la méthode élaborée

III. Introduction	29
III.I Transformée de Fourier	29
III.I.1 Transformée de Fourier discrète	30
III.I.2 La transformée de Fourier fenêtrée (TFF)	30
III.II Les ondelettes	31
III.II.1 Transformée en ondelettes continue (cwt)	32
III.II.1.a Principe de calcul de la cwt	32
III.II.1.b Exemple d'ondelettes	33
III.II.1.c Résolution temps fréquence de la fenêtre	34
III.II.1.d Formule de reconstruction	34
III.II.2 Ondelettes discrète	35
III.II.3 transformée en ondelette discrète basée sur Analyse multi-résolution	36

III.II.3.1 Définition	36
III.II.3.2 Les filtre	37
III.II.3.3 La reconstruction du signal	39
III.II.3.4 Application concrète de l'analyse multi-résolution	40
III.II.4 Extension à deux dimensions	41
III.III Adaptation de la T-O à la caractérisation de la texture	42
III.IV Matrice des cooccurrences	44
III.V Principe de la méthode utilisée.....	45
a. Réduction de nombre de niveau de gris	45
b. Décomposition en ondelette et la reconstruction des images détails	46
c. Analyse des zones texturées et extraction des attributs	46
d. Classification	46
III.VI Conclusion	47
Chapitre IV : test & résultats	
IV-1 Introduction	48
• IV.2 Représentation des données.....	48
a. Image de brodatz	48
b. Images réelles	48
c. Image satellitaire	49
IV.3 Résultats des différentes étapes de la méthode	49
IV .3.1 réduction de niveau de gris	49
a. Image de Brodatz (180*180).....	49
b. Image cameraman (156*256)	50
c. Image mandrill (256*256).....	50
d. Image satellitaire (130*130).....	51
IV.3.2 Décomposition en ondelettes et construction des images détails.....	52
a. Image BRODATZ	52
b. Images naturelles	53

• Image test 02 (mandrill)	53
• Image test 03 (cameraman)	54
• Image satellitaire	55
IV.3.3 Images attributs	56
• Image contraste	56
• Image entropie.....	56
• Image corrélation	56
• Image énergie	57
• IV.4 Résultats de la segmentation	57
1. Image test 01	57
2. Image test 02	58
3. Image test 03	59
4. Image satellitaire.....	59
IV.5 Discussion	60
Conclusion générale	61
Annexes	
Bibliographie	

Introduction Générale

Introduction générale

Grace aux avancées du système informatique et des techniques d'analyses et de traitement, les images font maintenant partie de notre quotidien et deviennent notre source d'information privilégiée. Vu la variété des systèmes d'acquisition, l'accès aux informations portées par ces images devient aussi complexe, d'où la nécessité d'un traitement. En effet, de nombreux chercheurs ont mis en place un certain nombre de modèles permettant le traitement d'une image et son analyse.

Le prétraitement consiste à préparer l'image pour faciliter l'extraction des différents objets de la scène ; en éliminant le bruit et en renforçant le contraste entre les régions adjacentes par l'application des filtres et des techniques de modification d'histogramme. Vient après l'étape de traitement qui est la plus importante et à laquelle nous nous sommes intéressés. La segmentation est un traitement de bas niveau qui consiste à partitionner une image en régions homogènes et significatives. Cette opération constitue la base de tous les processus d'interprétation d'images et c'est à ce titre qu'elle reste encore l'un des principaux thèmes de recherche en vision par ordinateur.

Plusieurs techniques de segmentation ont été développées. Chacune d'entre elles possède des avantages et des inconvénients. Une technique peut être mieux adaptée à un type d'image ou à un problème donné qu'une autre.

Du fait de cette diversité, il est difficile de définir de manière absolue une "bonne" segmentation. En effet, le choix d'une technique de segmentation reste un problème posé. L'application de différents algorithmes à une même image donne souvent des résultats différents. De faibles variations des paramètres de la méthode peuvent impliquer des changements remarquables sur les résultats.

La méthode que nous allons présenter consiste à analyser le contenu textural d'une image à différentes échelles, en utilisant les ondelettes comme un outil de la décomposition à différentes résolutions, suivie par l'étape d'extraction des paramètres descriptifs de la texture en se basant sur la matrice des cooccurrences qui sont utilisés par la suite pour la séparation des zones de l'image.

Notre travail est organisé en quatre chapitres :

Dans le premier chapitre nous avons abordé des généralités et quelques définitions sur le traitement d'images.

Le deuxième chapitre est consacré à un rappel de quelques notions sur la texture et les différentes méthodes de la segmentation.

Dans le troisième chapitre nous avons donné quelques définitions et propriétés sur la théorie des ondelettes et la présentation de la méthode que nous avons élaborée.

Le quatrième chapitre enfin est dédié aux tests et résultats.

Chapitre I :

Généralités sur le traitement d'image

I. Introduction

Le traitement d'image désigne l'ensemble d'opérations appliquées à l'image dans le but d'améliorer sa qualité (par exemple pour en améliorer l'apparence, ou pour la coder d'une manière plus compacte en vue d'une transmission) soit d'en extraire les informations pertinentes qu'elle contient.

Le traitement d'image est un domaine très vaste, et l'un des axes de la recherche scientifique, qui trouve de plus en plus le champ d'application. A titre d'exemple on peut énumérer les éléments suivant:

- Dans le domaine industriel (pétrochimie, centrales nucléaire,...) où l'observateur humain ne peut plus intervenir à cause des hautes températures et les radiations dangereuses, le contrôle automatique par la vision prend en charge l'acquisition de l'information. Et de même pour le domaine médical tel que la radiologie, échographie....

- Le domaine de la photographie aérienne ou spatiale (astronomie, géologie, agriculture,...)

- La télécommunication (TV, vidéo,...)

Dans ce chapitre nous rappelons quelques définitions et notions de base sur le traitement d'image.

I.1 Définition de l'image

L'image est une représentation bidimensionnelle d'une scène réelle située en général dans un espace tridimensionnel, elle contient en chaque point l'intensité lumineuse fournie par les capteurs (caméras, scanner, appareils photo,...)

I.1.1 Image comme un ensemble de points

Dans une surface généralement rectangulaire, l'image est définie comme une répartition ou une distribution d'un ensemble de points appelés pixels. A chaque pixel on peut associer une fonction $F(x, y)$ où x, y représentent ses coordonnées spatiales et F représente son niveau de gris.

I.1.2 Image comme un signal bidimensionnel

Dans ce cas l'image est représentée par un signal à deux dimensions (espace, fréquence) variable, continu et fini. Le traitement s'effectue à base des outils de traitement de signal à deux dimensions (TF, TFFG, TO...).

I.1.3 Image vectorielle

L'image vectorielle est constituée à base d'éléments mathématiques constitutifs (figure géométrique simple, rectangle, segment de droite, un cercle de centre O , de rayant R et de couleur C ...).

On reconnaît l'image vectorielle au fait que sa qualité visuelle ne se dégrade pas lorsqu'on agrandit sa taille, Contrairement à l'image matricielle qui perd sa qualité dès qu'elle dépasse une certaine taille.

I.2 La numérisation de l'image [20]

Contrairement aux images analogiques qui sont représentées par une distribution continue d'intensités lumineuses, les images numériques sont des images matricielles dont chaque point est représenté par une valeur numérique (série de bits) associée à un niveau de gris qui lui correspond, afin qu'elle puisse être exploitée et traitée par ordinateur. La numérisation de l'image se fait suivant deux procédés :

- **L'échantillonnage** : C'est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque pixel une valeur unique.
- **La quantification** : désigne la discrétisation totale correspondant à la limitation du nombre de valeurs différentes que peut prendre chaque pixel. L'image numérique est donc une image échantillonnée et quantifiée.

La taille de l'image est donnée par le produit entre le nombre de lignes et celui des colonnes exemple [16*16,128*128,...512*512].

I.2.1 Le pixel

Le pixel est l'unité principale de l'image numérique, c'est la plus petite zone adressable dans l'image. Il peut être représenté en mémoire par:

- Un bit (0/1) pour les images monochromatiques ou binaires.
- Un octet pour les images codées sur 256 niveaux de gris.
- Trois octets pour l'image couleur (un octet pour chaque composante R.V.B (rouge. Vert. Bleu)).

I.2.2 La résolution de l'image numérique

La résolution de l'image numérique est simplement le produit du nombre de pixels suivant la largeur et la hauteur. Soit le nombre total de pixels qui constituent l'image. Une image de format 3000(H)*2000(V) a une résolution globale de six Méga pixels (6MP).

➤ Résolution horizontale

C'est le nombre de pixels par unité de longueur. Soit le dpi (dots per Inch) ou ppp (point par pouce) sur la même ligne.

➤ Résolution verticale

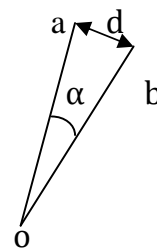
Elle exprime le nombre de lignes qui constituent l'image.

Remarque : la distance inter pixel (deux pixel successifs) est fixée selon la règle suivante :

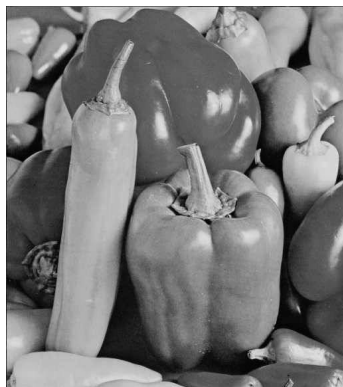
Deux points a et b séparés par une distance d peuvent être confondus dès que l'angle formé par rapport au centre O est inférieur à une minute d'angle ().

Tel que $\alpha = \alpha_{\text{limite}}$. Ce qui est nommé par le pouvoir séparateur dans la physiologie du système visuel humain.

Plus on se rapproche de α_{limite} , plus on aura une grande résolution



La qualité de l'image dépend du nombre de pixels (résolution), la figure suivante montre un exemple d'une même image acquise à des différentes résolutions.



512*512



128*128



64*64

Fig. I.1: Image à différentes résolutions

I.3 Image couleur [10]

Toute couleur dans le spectre visible peut être reproduite identiquement à celle de la source de cette couleur, dans des conditions déterminées par le mélange algébriques de trois couleurs primaires, selon la théorie qui a été énoncée par Young en 1802 [théorie du tri variance] et validée par Maxwell en 1857 puis normalisée par la CIE en 1931 (RVB CIE 1931) sur le system RVB.

Les trois couleurs (R.V.B) sont choisies de tel sorte que, toute couleur C de coordonnées (r, v, b) dans l'espace couleur tridimensionnel constitué par ces trois couleurs primaires peut être exprimée par la relation suivante :

$$C=rR+vV+bB$$

C'est la synthèse additive de la couleur.

I.3.1 Image codée 24 bits (03 octets) [17]

La synthèse additive de la couleur nous montre que la couleur d'un pixel dans l'image est la combinaison linéaire de trois couleurs primaires, donc le codage en bits des niveaux de gris se fait sur trois octets, autrement dit il nous faut $8*3=24$ bits pour coder une image couleur. Ce qui nous permet d'avoir 16.7 millions couleurs différentes.

I.3.2 Image codée 08 bits (01 octet) [12]

Pour gagner de l'espace mémoire, on peut coder l'information couleur sur un octet au lieu de trois, en utilisant une palette de couleur attachée à l'image. Dans ce cas, le pixel ne véhicule pas le code couleur RVB qui lui est associé, mais simplement un chiffre compris entre 0 et 255. A chacun de ces chiffres correspond une couleur stockée dans la palette, (0 correspond au noir, et 255 correspond au blanc).

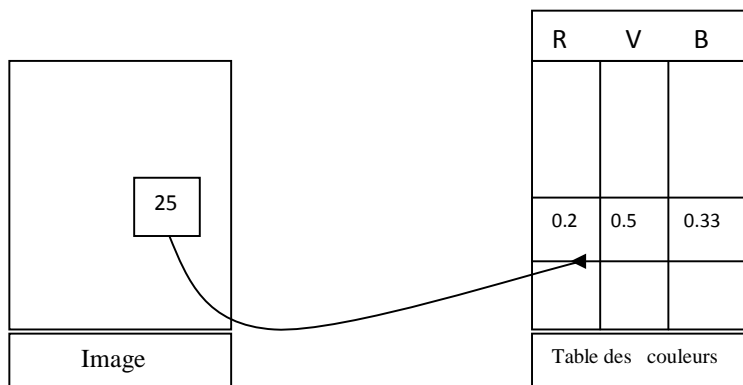


Fig. I.2 Image (indexée) codée 08 bits.

I.3.3 Image en niveau de gris [17]

Le niveau de gris est l'intensité lumineuse en un point de l'image, donc chaque pixel peut être défini en luminosité. Si on associe la valeur 0 au noir et la valeur 255 au blanc on aura l'intensité lumineuse qui sera codée sur 8 bits. Considérons une grille de 256×256 pixels on obtient l'image numérique de format $[256 \times 256 \times 256]$.

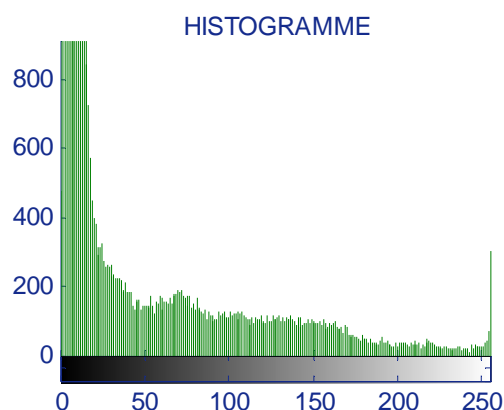
Le niveau de gris dépend du nombre de bits utilisé pour le codage, si par exemple le codage s'effectue sur un bit, l'image ne sera représentée qu'avec le noir et le blanc, l'augmentation du nombre de bits permet d'avoir une palette contenant toutes les nuances des niveaux de gris.

I.4 Histogramme [4]

L'histogramme est l'outil de traitement d'image qui permet de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image (le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse), par convention un histogramme représente le niveau de gris en abscisse en allant du plus foncé au plus claire, et le nombre de pixels en coordonnée.

On peut donc simuler l'histogramme à la densité de probabilité des intensités lumineuses à un facteur de normalisation près.

La figure ci- dessous représente exemple d'histogramme.



On peut dire que cette image est composée en grande partie de pixels de niveaux de gris entre 0 et 170.

I.4.1 Type d'histogrammes [11]

a. Histogramme uni modal :

Il est composé seulement d'un seul pic, il définit soit un objet ou un font. (Fig.: a).

b. histogramme bi modal :

Il est formé de deux pics séparés par une vallée, signifiant la présence de deux objets différents. (Fig. : b).

c. histogramme multi modal :

Il est formé de plus de deux pics séparés par des vallées, signifiant la présence de plusieurs objets dont la fréquence d'apparition est différente. (Fig: c)

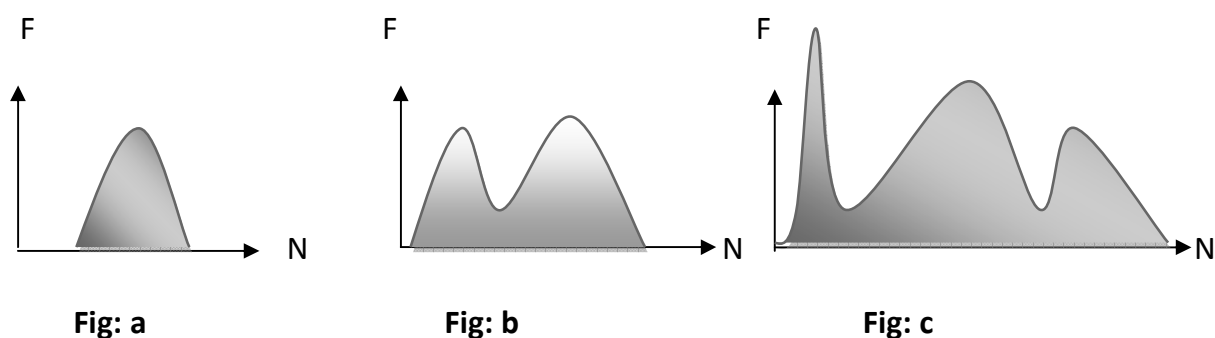


Fig. I.3 : Différents types d'histogrammes.

I.5 Prétraitement des images

Le prétraitement est l'opération qui vient juste après la phase d'acquisition, il a pour but d'améliorer la qualité de l'image en éliminant les parasites et bruits résultants lors de son acquisition (corriger les défauts liés à l'acquisition).

Les techniques de prétraitement les plus courantes sont : La modification d'histogramme et la réduction du bruit.

I.5.1 Modification de l'histogramme [21]

Cette opération consiste à corriger le contraste et d'exploiter toutes la plage des niveaux de gris.

La modification de l'histogramme est représentée sur une courbe appelé (courbe tonale) indiquant la modification globale des composantes, elle représente en abscisse les valeurs initiales, en ordonnée les valeurs finales.

La courbe tonale correspond à une fonction de transfert définie par une table de transcodage appelée (Look Up Table) LUT. La diagonale de celle-ci indique qu'aucune modification n'a eu lieu (valeurs finales sont égales aux valeurs initiales). Les valeurs à gauche de la valeur moyenne sur l'axe des abscisses représentent les pixels clairs et ceux de droite représentent les pixels foncés.

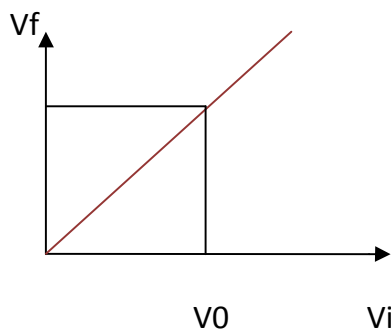


Fig.-1-

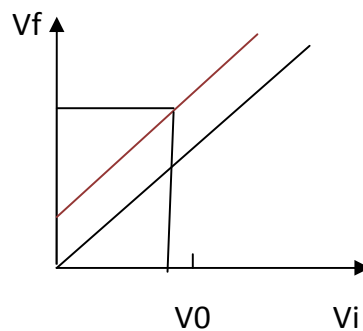


Fig.-2-

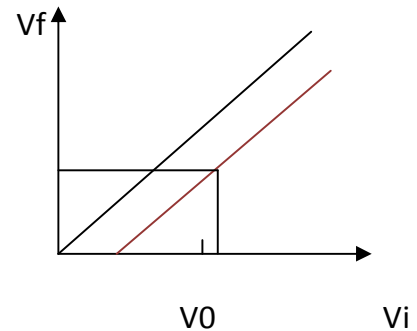


Fig.-3-

Si la courbe de modification est située au-dessous de la diagonale (fig3), cela implique que les pixels qui ont les valeurs faibles seront éclairés et inversement si la courbe est au-dessus de la diagonale (Fig. 2) les pixels seront sombres.

a. Egalisation de l'histogramme [17]

La perception des détails situés dans les zones sombre de l'image reste très difficile ou presque impossible. L'égalisation d'histogramme est l'une des solutions utilisées pour palier à ce problème.

L'égalisation de l'histogramme est une transformation de niveau de gris dont le principe est d'équilibrer le mieux possible la distribution des pixels dans la dynamique (idéalement on cherche à obtenir un histogramme plat). Le résultat est une augmentation globale du contraste dans l'image.

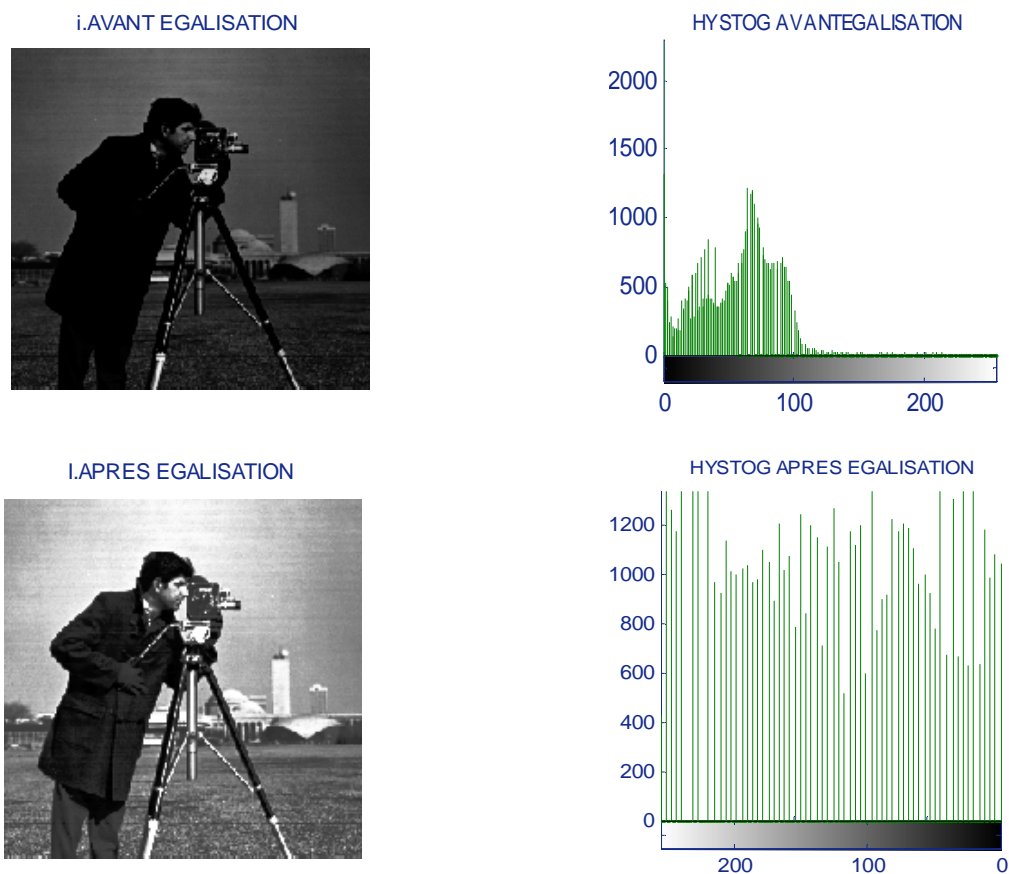


Fig. I.4 : Exemple d'égalisation

b. Normalisation de l'histogramme [5]

Cette opération consiste à répartir les fréquences d'apparition des pixels sur la largeur de l'histogramme, ainsi il s'agit d'une opération de modification de l'histogramme de telle manière à utiliser toute la dynamique de représentation

$$F_{new}(x, y) = (F(x, y) - N_{min}) \frac{2^d - 1}{N_{max} - N_{min}} \dots \dots \dots [I-1]$$

Où :

d : dynamique.

Nmin : la plus petite valeur du niveau de gris dans l'image.

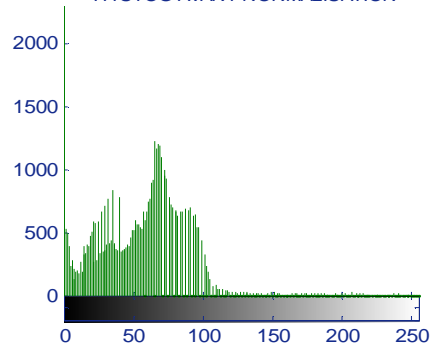
Nmax : la plus grande valeur du niveau de gris dans l'image.

Ceci revient à étendre l'histogramme afin que la valeur d'intensité la plus faible devient zéro et la plus grande devient 255. Cette opération de modification a pour but de rendre les pixels clairs encore plus clairs et les pixels foncés proche du noir, c'est l'augmentation du contraste.

I.AVANT NORMALISATION



HYSTOG AVANT NORMALISATION



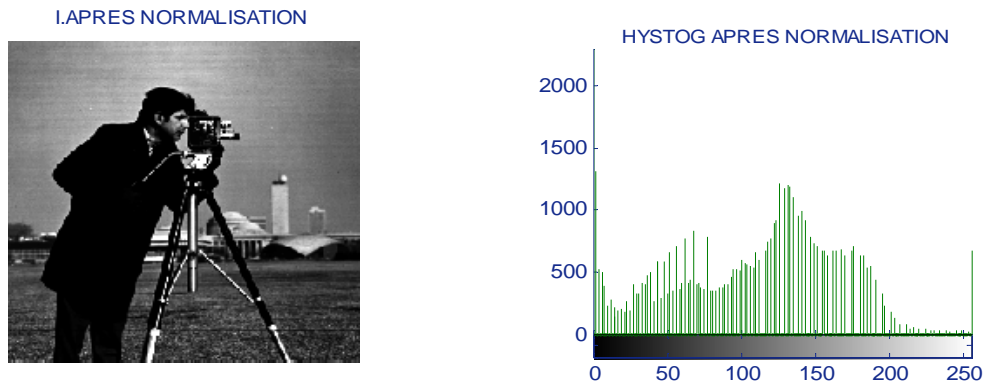
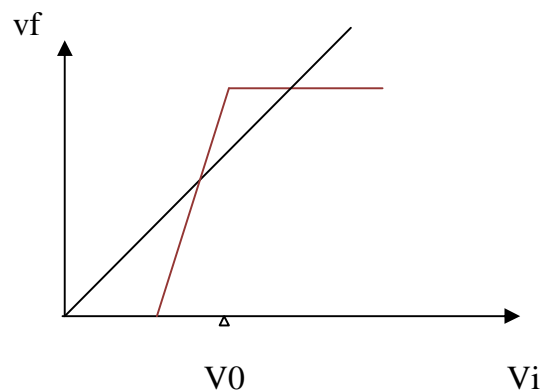


Fig. I.5 : Exemple de normalisation

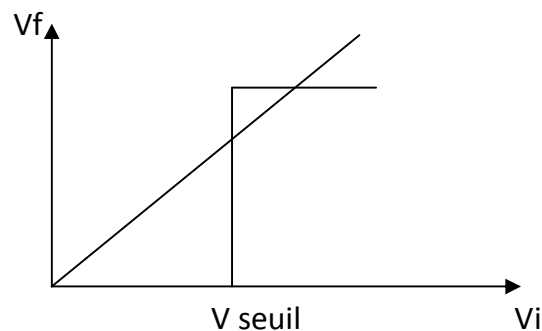
La courbe tonale qui correspond à l'étalement de l'histogramme est la suivante :



c. Le seuillage [4]

Comme son nom l'indique, le seuillage est une opération consistant à mettre à zéro toutes les valeurs de pixels ayant un niveau de gris inférieur à un certain seuil (threshold) et attribuer la valeur maximale à ceux qui sont supérieurs à ce seuil.

Le résultat est une image binaire ne contenant que des pixels noirs et blancs. Donc le but de cette opération est la transformation de l'image codée sur 8 ou 24 bits à une image binaire (noir/blanc). La courbe tonale correspondant à l'opération de seuillage est illustrée dans la figure suivante:



Avant seuillage



Après seuillage

Fig.I.6 : Exemple de seuillage

Avec cette opération de seuillage, on peut aussi sélectionner une partie (niveau de gris) de l'image qui nous intéresse, ceci revient à définir deux valeurs de seuil.

I.5.2 Réduction de bruit

Le bruit représente les parasites ou les interférences du signal. Ainsi le bruit d'une image désigne les régions où l'intensité lumineuse varie très rapidement c'est-à-dire .la différence d'intensité entre deux pixels voisins est très élevée.

Le bruit peut être causé par l'environnement d'acquisition ou par la qualité d'échantillonnage. On remarque la présence du bruit par son influence sur la qualité de l'image. D'où une étape de réduction de bruit appelé **filtrage** est nécessaire, elle a pour but d'éliminer les éléments perturbateurs (information inutile) dans l'image numérique, pour améliorer sa qualité visuelle ou bien pour simplifier son contenu.

I.5.2.1 Définition du filtre

En traitement numérique de l'image, le filtre est une transformation mathématique, qui modifie la valeur du pixel au quel elle s'applique en tenant compte des valeurs des pixels voisins.

I.5.2.2 Types de filtres [6]

On distingue deux types de filtres, linéaires et non linéaires.

A. Filtres linéaires

On désigne par filtrage linéaire l'opération qui consiste à remplacer la valeur du pixel ciblé par une combinaison linéaire des valeurs des pixels voisins. Parmi les filtres linéaires on trouve les filtres par convolution (spatiaux) et les filtres par transformée de Fourier (fréquentiels).

a. Filtrage par convolution

Ce type de filtre est utilisé dans le domaine spatial. Le filtre (noyau) ou masque de convolution est une matrice de taille $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7 \dots$ centrée sur le pixel cible. L'effet de ce filtre dépend des coefficients attribués au noyau.

La convolution de l'image numérique g par le masque de convolution h est définie comme suit

$$(h * g)[x, y] = \sum_i \sum_j h(i, j) \cdot g[x - i, y - j] \dots \dots \dots [I-2]$$

Où x, y sont les coordonnées des pixels de l'image.

On utilise généralement ce type de filtrage pour le lissage et l'accentuation du contenu des images.

a.1 Filtres de lissage linéaire

Les filtres de lissages sont des filtres de type passe bas, ce qui signifie qu'ils adoucissent les variations brutales d'intensité. Ils éliminent le bruit de l'image, ils gardent les intensités moyennes. L'image résultante de filtre est plus floue. Parmi les filtres passes bas on distingue :

a.1.1 Filtres moyenneur

- **Lissage fort :** Son noyau est donné par la matrice suivant

$1/9*$

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Ce type de filtre remplace la valeur du pixel cible par la moyenne des neuf pixels voisins.

- **Lissage moyen:** Son noyau est défini par la matrice suivante

1	2	1
2	4	2
1	2	1

Le coefficient le plus élevé du pixel central produit l'atténuation de l'effet de lissage

a.2 Accentuation (détection de contour)

C'est l'opération inverse du lissage. Les filtres d'accentuations sont de type passe haut ce qui signifie qu'ils atténuent les composantes basses fréquences de l'image, donc intensifient les détails fins (les points isolés, les limites des objets ...etc.).

Un opérateur d'accentuation remplace la valeur du pixel central par la somme des différences avec ces voisins.

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

Remarque :

Le filtre de convolution est un filtre qui s'applique localement à une région de l'image car la convolution s'applique individuellement pour chaque pixel, ce qui signifie que le filtrage se fait par balayage ordonné des lignes de l'image.

b. Filtrage par transformée de Fourier [19]

Contrairement au filtrage par convolution, le filtrage par transformée de Fourier s'applique au même temps sur tout les pixels de l'image. Autrement dit, c'est un filtrage global. La figure suivante montre un exemple de filtrage passe bas par transformée de Fourier.

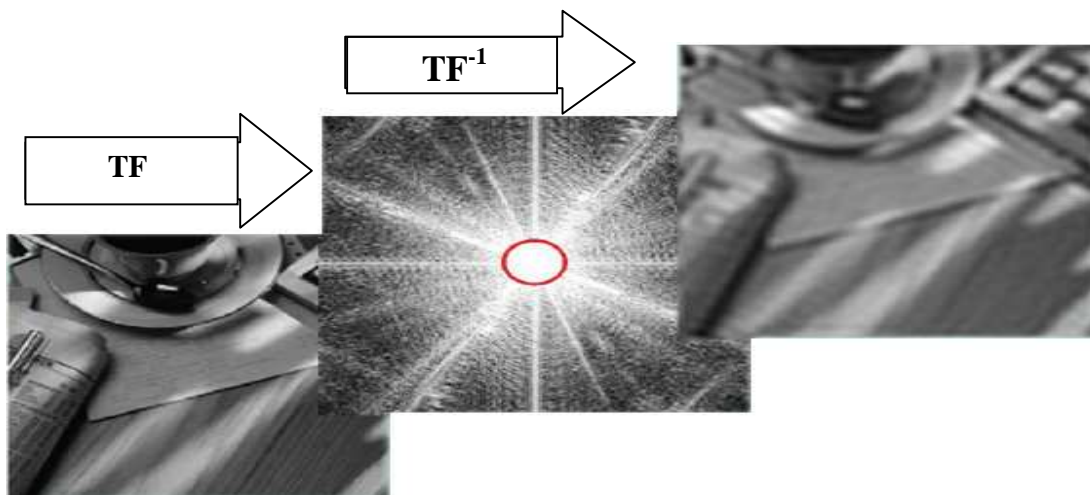


Fig. I.7: Exemple du filtrage par transformée de Fourier

B. Filtrage non linéaire [13]

Dans ce type de filtrage, la valeur du pixel cible n'est pas une combinaison linéaire, cependant les résultats obtenus avec ces filtres sont souvent de meilleur qualité.

B.1 Filtre médian [19]

Le filtre médian consiste à faire le tri des niveaux de gris des pixels voisins au pixel cible, suivi d'une sélection de la valeur médiane (celle du milieu du tri). Il a la capacité d'éliminer les bruits impulsionnels.

Exemple :

78	45	14
60	120	20
80	64	37

Liste non triée

78	45	14	60	120	20	80	64	37
----	----	----	----	-----	----	----	----	----

Voisinage

14	20	37	45	60	64	78	80	120
----	----	----	----	----	----	----	----	-----

Liste triée

Médiane



La valeur de pixel cible sera 60 au lieu 120.

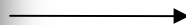


Image bruitée (bruit impulsionnel)

Filtre médian 5*5

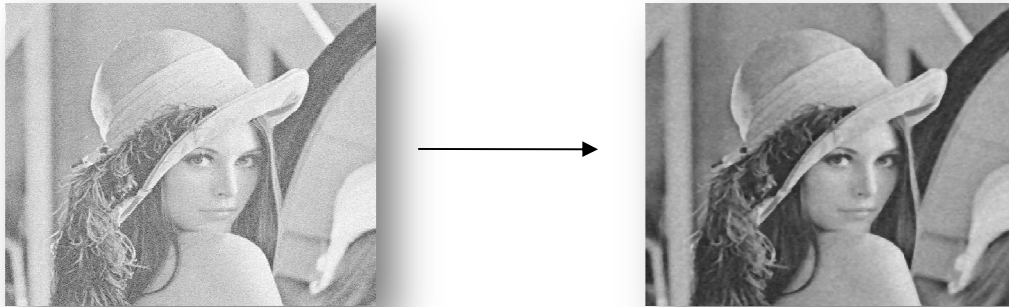


Fig. I.8: Exemple de filtrage median

B.2 Filtre de position

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

5	2	3	6	6
2	9	3	6	6
7	5	8	6	6
1	3	4	6	6
5	2	4	6	6

Le voisinage le plus homogène est celui correspondant aux deux dernières colonnes, donc le pixel central passera de la valeur **8** vers **6**.

Chapitre II :

Texture et Segmentation

II.I-1. Introduction

La texture est une caractéristique de base pour reconnaître les objets dans une image. C'est pour cela que le traitement d'image, nécessite souvent l'étape d'analyse et d'étude de celle-ci. Pratiquement, les méthodes de traitement utilisées sont combinées avec les méthodes d'analyse de la texture. Parmi les recherches qui existent dans ce domaine, on cite principalement : la classification, la synthèse, et la segmentation de la texture.

II.I-2. Définition de la texture

Plusieurs définitions de la texture ont été proposées par les chercheurs au cours d'évolution du domaine de traitement d'image. On peut citer :

UNSER[1] : « La texture est comme une région d'une image, pour la quelle il est possible de définir une fenêtre de dimension minimale tel qu'une observation au travers de celle-ci se traduit par une perception (impression) visuelle identique pour toutes les translations possibles de cette fenêtre à l'intérieur de la région considérée. »

PICARD [1] : « il est difficile d'établir une définition de la texture, il est cependant possible de dégager trois propriétés essentielles.

- La complexité de la texture est difficilement quantifiable.
- Une texture est caractérisée par des variations importantes dans les hautes fréquences (une zone uniforme ou quasiment lisse n'est pas une texture pour Picard).
- La notion de texture n'est valable que pour un ensemble de résolutions d'observation données ».

HARALICK [1] : « une texture est un phénomène à deux dimensions :

- La première concerne la description des éléments de teinte 'tonal primitives ' ou unité de paysage, qui sont les éléments de bases à partir desquels est formée la texture.
- La deuxième dimension est relative à la description des relations spatiales ou interaction entre ces éléments ».

A partir de ces définitions, UNSER et PICARD se basent dans leurs définitions sur la vision humaine et l'échelle d'observation, par contre HARALICK se base sur les dimensions des motifs composant l'image (tache) et leurs interactions.

En résumé, on peut dire que la texture peut être définie en suivant deux approches :

Une approche perceptuelle qui est une propriété visuelle et une approche formelle qui est une propriété dimensionnelle de la texture (primitive et interaction).

II.I-3. Types de textures

On distingue trois types de textures : périodique, stochastique, et la texture hybride.

II.I-3. 1 Texture périodique

Dans ce type de texture, on dispose d'un seul motif géométrique appelé texton, qui se répète d'une manière périodique sur toute l'image. Ce type de texture existe rarement dans la nature.

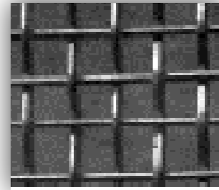
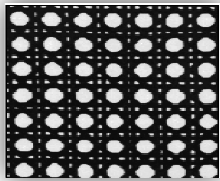


Fig. II.1 : Image de texture périodique.

II.I-3. 2 Texture Stochastique

Dans ce type de texture, la répartition des motifs est aléatoire et leurs distinction est impossible. On les trouve généralement dans la nature.

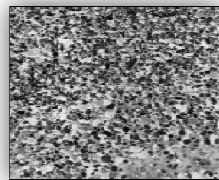
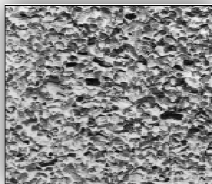


Fig. II.2 : Image de texture stochastique.

II.I-3. 3 Texture Hybride

C'est une concaténation des deux types précédents où on peut trouver par exemple la texture composée d'un seul motif de base réparti aléatoirement.

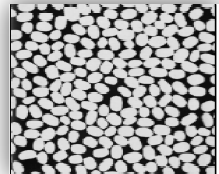
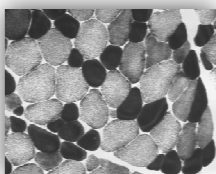


Fig. II.3 : Image de texture hybride.

II.I-4. Méthodes d'analyses de la texture [8]

Vu que la perception de la texture a une variété de dimensions et de forme, il n'y a pas uniquement une seule méthode de représentation ou d'analyse de texture. Parmi les méthodes d'analyses on distingue trois méthodes : Méthodes structurelles - géométriques, méthodes fondées sur un modèle, et les méthodes statistiques.

II.I-4. 1 Méthodes structurelles -géométriques [14]

Ce sont des méthodes qui font appel à l'information structurelle et contextuelle de l'image. Elles se basent sur les éléments primitifs constituant l'image et leurs répartitions spatiales. Cette dernière détermine l'existence et la nature de la texture. Ces méthodes se composent de deux phases.

Dans un premier temps, on fait une croissance de région sur un ou plusieurs attributs (intensité lumineuse, gradient, etc....).

Dans un deuxième temps on calcule les histogrammes du premier ordre et du second ordre de ces paramètres afin de caractériser leur répartition dans l'image. La méthode qui reste la plus utilisée est la méthode d'autocorrelation.

II.I-4. 1.1 Caractéristique d'autocorrelation

L'importante propriété de beaucoup de textures est la répétitivité naturelle du placement des primitifs dans l'image. La fonction d'autocorrelation d'une image peut être utilisée pour évaluer le taux de régularité via la finesse, la bonne texture dans l'image.

L'équation formelle d'autocorrelation d'une image $I(x, y)$ est défini comme suit :

$$P(x, y) = \frac{\sum_{\mu=0}^{N_{lig}} \sum_{\nu=0}^{N_{col}} I(\mu, \nu) I(\mu+x, \nu+y)}{\sum_{\mu=0}^{N_{lig}} \sum_{\nu=0}^{N_{col}} I^2(\mu, \nu)} \dots\dots\dots [II.1]$$

Ou N_{lig} : nombre de ligne, N_{col} : nombre de colonne.

Cette fonction permet de mesurer la bonne régularité de l'image en faisant une comparaison entre les moyennes des pixels avec un déplacement dans l'image de (x, y) pour les lignes et les colonnes respectivement. Les contours dans l'image doivent être entretenus mais ici on néglige les détails. Cette fonction est liée aux dimensions des primitifs de texture (c'est-à-dire finesse de la texture). Quand la texture est bonne, la fonction d'autocorrelation présente des variations lentes. Dans le cas contraire, elle varie rapidement. Pour les textures de distributions régulières, la fonction d'autocorrelation, est sous forme de pics séparés par des vallées.

II.I-4. 2 Méthodes fondées sur un modèle

Comme son nom l'indique, elles se basent sur la construction d'un modèle d'image, choisi suivant des paramètres caractérisant la texture. Le rôle de ce modèle n'est pas la description de la texture mais sa synthèse. Le modèle fait la synthèse par ces paramètres, qui capte l'essentiel de la qualité de perception de la texture. Donc identifier une texture consiste à trouver la combinaison de paramètres, qui engendre une texture similaire à l'observateur (selon un critère approprié).

L'inconvénient de cette méthode réside dans la complexité des algorithmes d'estimation et de détermination des paramètres du modèle, et la nécessité d'avoir des connaissances sur le contenu déterministe de la texture.

II.I-4. 3 Méthodes statistiques

Elles désignent la notion qualitative usuelle de la texture : granularité, contraste, homogénéité, répétitivité, fragmentation, orientation, ...etc. Ainsi, plusieurs méthodes statistiques existent. Certaines utilisent des transformations orthogonales locales sur l'image (Fourier, Haar, Hadamard, Slaut, Karhunen, loeve), d'autres utilisent les statistiques locales de l'intensité lumineuse, principalement les lois du premier ordre (histogramme) ou les moments du second ordre. On cite ici seulement les méthodes statistiques locales de l'intensité lumineuse car ce sont celles qui nous intéressent dans notre étude.

II.I-4. 3.1 Statistiques d'ordre supérieur [15]

Ces méthodes ont été utilisées par beaucoup de chercheurs, et leur utilité a été justifiée par des études psycho-visuelles de Julesz et Gallowicz. Ces lois ont un appréciable pouvoir de séparation pour la reconnaissance de la texture. Parmi ces méthodes on cite : les matrices des cooccurrences et celle des longueurs de plages.

a. Les matrices des cooccurrences

La matrice des cooccurrences est souvent utilisée dans l'extraction des paramètres de type statistiques deuxième ordre. Elle consiste à estimer les probabilités de transition d'un niveau de gris « i » vers un niveau de gris « j » entre deux pixels voisins. La transition entre les pixels voisins se fait par un vecteur de transition qui donne la distance entre ces pixels.

Pour une image $I(x, y)$, et pour un vecteur de transition $\delta(a, b)$ l'estimation se fait de la manière suivante :

$$P_{\delta}(i, j) = P[I(x, y) = i, I(x+a, y+b) = j].$$

L'estimation de cette matrice est faite en calculant toutes les transitions entre les niveaux de gris i et j dans l'image $I(x, y)$ en respectant les conditions d'orientation ($\theta=0^{\circ}, 45^{\circ}, 90^{\circ}, 135^{\circ}$) et l'ordre de déplacement, pour les deux pixels voisins en question. Puis

on normalise cette quantité par le nombre max de transition entre les niveaux de gris dans l'image.

Les valeurs couramment utilisées pour le vecteur de transaction sont : $\delta(0, d)$, $\delta(d, 0)$, $\delta(d, d)$ et $\delta(-d, d)$, pour d petit tel que 1,2,3.

La matrice des cooccurrences permet de révéler certaines propriétés de la distribution spatiale du niveau de gris, dans l'image texturée. Souvent les paramètres calculés sont le second moment angulaire (ASM) qui est une mesure de l'homogénéité de l'image, le contraste qui mesure les variances locales et la corrélation qui représente la linéarité de l'image. Haralick a proposé quatorze paramètres, qui sont présentés dans le tableau suivant.

Tableau de paramètres proposé par Haralick.

<i>Nom de l'attribut de texture</i>	Notation
Second moment annulaire	Cooc-1
Contraste	Cooc-2
Corrélation	Cooc-3
Variance	Cooc-4
Moment des différences inverses	Cooc-5
Somme des moyennes	Cooc-6
Somme des variances	Cooc-7
Somme des entropies	Cooc-8
Entropie	Cooc-9
Variance des différences	Cooc-10
Variance des entropies	Cooc-11
Mesure 1 de corrélation	Cooc-12
Mesure 2 de corrélation	Cooc-13
Coefficient de corrélation maximum	Cooc-14

b. Matrice des longueurs de plages

L'ensemble de pixels ayant le même niveau de gris liés selon une direction donnée forme une plage. Sa longueur est désignée par le nombre de pixels qui la composent suivant une direction choisie. Les orientations qui sont choisies dans ces matrices sont ($\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$).

Dans toutes les images nous pouvons calculer les matrices des longueurs de plages L_θ (i, j), suivant chacune des quatre directions. Où L_θ (i, j) donne le nombre d'apparence d'une plage de niveau de gris « i » et de longueur « j ».

La taille de la matrice des longueurs de plages est $N_g \times N_r$ avec N_g le nombre de niveau de gris dans l'image et N_r la longueur maximale d'une plage dans l'image. Dans ces matrices cinq attributs sont calculés pour résumer l'information contenue dans la matrice L_θ . Comme le montre le tableau suivant avec leur notation.

Nom de l'attribut de texture	Notation
Accentuation des petites plages	LDP-1
Accentuation des grandes plages	LDP-2
Hétérogénéité des niveaux de gris	LDP-3
Hétérogénéité des longueurs de plages	LDP-4
Pourcentage des plages	LDP-5

Tableau des attributs de texture

Exemple :

Soit une image de 25 pixels ayant 4 niveaux de gris pour une direction $\theta=135^\circ$. Calculons sa matrice des longueurs de plages

1	2	1	2	2
2	1	4	3	3
2	4	2	4	3
3	1	4	2	1
4	3	1	4	3

Image de 25 pixels

i/j	1	2	3	4
1	2	2	0	0
2	5	1	0	0
3	2	2	0	0
4	1	1	1	0

Matrice des longueurs de plages associées

II.II Segmentation

Fondamentalement, la segmentation est un processus qui consiste à découper l'image en régions connexes, présentant une homogénéité selon un certain critère choisi (couleur, texture, niveau de gris,...etc.). La reconnaissance de ces différentes régions est une application immédiate de l'analyse de la texture. Dans la figure fig. II.4 on peut reconnaître quatre régions texturées différemment.[15]

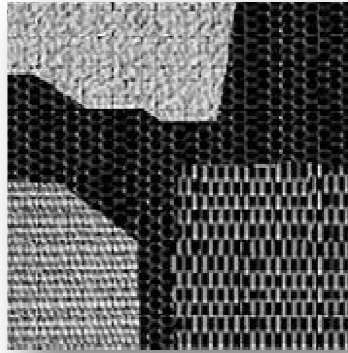


Fig. II.4 : Image représentant quatre régions différentes.

II.II.II Définition de la segmentation [5],[1]

La segmentation est une étape de traitement de bas niveau, elle a pour intérêt l'extraction des informations qualitatives de l'image. Cette étape de traitement consiste à réduire l'image à des régions étiquetées qui contiennent presque toutes les informations utiles de l'image originale. Ces informations sont exploitées, en suite, via un traitement de haut niveau pour extraire des caractéristiques de forme, de position, ...etc. L'étiquette d'un pixel correspond au numéro de la région à laquelle il appartient.

Soit I l'image à segmenter en R_i régions qui doivent respecter les conditions suivantes :

- $\bigcup R_i = I$
- $R_i \cap R_j = \emptyset$ où R_i et R_j sont deux régions homogènes.
- $\text{pred}(R_i) = \text{vrai}$ pour tous i

La première condition implique que chaque pixel de l'image doit appartenir à une région R_i , et l'union de toutes les régions donne l'image originale.

La deuxième condition implique qu'un pixel ne doit pas appartenir à deux régions différentes.

La troisième condition stipule que chaque région doit respecter un prédicat d'uniformité.

II.II.III Méthodes de segmentation d'images [17],[15]

Les méthodes de segmentation d'images sont très nombreuses. On peut les classer en trois grandes classes :

- segmentation basée sur les régions (approche région).
- segmentation basée sur les pixels (approche classification).
- segmentation basée sur les contours (approche contour).

II.II.III.1 La segmentation basée sur les régions (approche région)

Ce type de segmentation utilise les méthodes qui construisent les régions par le balayage de l'image, et qui considèrent une région comme un ensemble de pixels connexes. Ces méthodes correspondent aux algorithmes d'accroissement et de découpage de régions.

On distingue quatre approches : approche par division de régions ; approche par fusion de régions ; approche par accroissement de régions ; approche par division-fusion de régions.

II.II.III.1.1 Approche par accroissement de régions (agrégation de pixels)

Les méthodes de segmentation par accroissement de régions sont les méthodes les plus simples. Leur principe se base sur une approche dite bottom-up, c'est à dire les algorithmes de segmentation commencent le traitement par des petites régions de l'ordre de pixel (pixel d'amorce ou germe), puis regroupent les régions adjacentes suivant un prédicat de fusion choisi (couleur, distance,...etc.).

Exemple :

Supposons une région de couleur homogène R , initialement R =un pixel. On va agrandir la région R en sommant les pixels situés sur la frontière et dont la couleur est proche de celle de R (la variation de couleur est inférieure à un certain seuil δ). En répétant cette procédure jusqu'à ce qu'il n'y ait plus de pixels de couleur assez proches sur la frontière. On obtient une région de couleur homogène au tour du pixel de départ.

Cette méthode représente deux inconvénients qui influencent sur le résultat de la segmentation :

1. Le résultat obtenu dépend fortement du pixel d'amorce et de l'ordre de l'examinations des pixels voisins.

2- Le résultat est très sensible à la valeur du seuil. Donc le bon choix de seuil est nécessaire.

Pour bien illustrer, nous proposons l'exemple suivant pour montrer ces inconvénients. Considérons trois pixels adjacents **a b c** dont les intensités sont 18, 20, 21 respectivement, avec un seuil de 2, et on choisi le pixel **b** comme pixel d'amorce.

- Si on commence le traitement par le pixel **a**, donc on aura la valeur d'intensité du couple (**ab**) est de 19 et on a $[21-19] < 2$, donc le pixel **c** s'ajoute au couple (**ab**) et on aura qu'une seule région (**abc**).
- Si maintenant, on commence par le pixel **c**, on aura la valeur de l'intensité du couple (**bc**) est de 20.5, donc le pixel **a** ne s'ajoute pas au couple (**bc**) [20.5-18 > 2]. D'où on aura deux régions différentes (**bc**) et (**a**).

Remarque : ce type d'algorithme ne tient compte que de la valeur moyenne de la couleur du couple considéré. Ce qui conduit à la possibilité d'avoir un écart type considérable. Pour éviter ce problème, on introduit dans l'algorithme une amélioration qui permet de prendre en considération l'écart type sur lequel on fixe le second seuil.

II.II.III.1.2 Approche par division de région (split) quad-tree

Cette approche de segmentation utilise les algorithmes de découpage, qui consistent à diviser l'image à analyser en quatre parties égales suivant un attribut de division. Puis on lance la procédure de division dans chaque partie d'une manière récursive.

A cause de la division en quatre régions, cette méthode est adaptée seulement à des images carrées ou rectangulaires, dont le nombre de lignes et de colonnes est une puissance de deux.

Dans ce type de méthodes, la région initiale correspond à l'image entière (image à analyser), et pour que cette méthode soit applicable il faut que la région initiale ne respecte pas le prédicat d'homogénéité.

L'exemple suivant montre la procédure de découpage

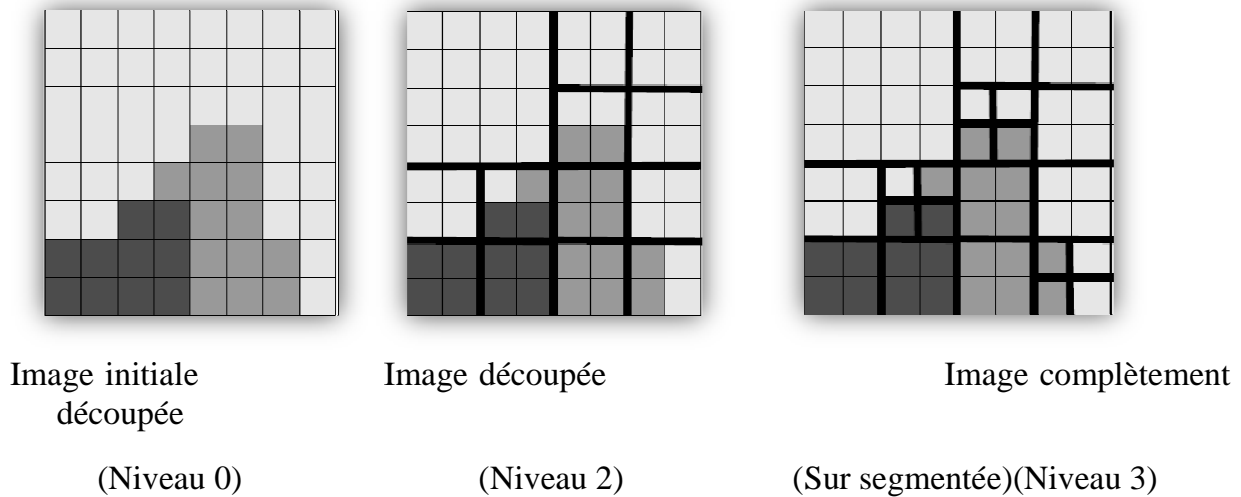


Fig. II.5 : Le processus de divisions par la méthode split

II.II.III.1.3 Approche par fusion de région

Cette approche de segmentation consiste à fusionner les régions après découpage par la méthode split.

Le principe de cette méthode est fondé sur l'analyse d'un graphe appelé **graphe d'adjacence de régions**, qui est construit en parallèle avec le processus de découpage. Ce graphe est constitué à base des nœuds et des arrêtes, tel que chaque nœud représente une région découpée (sous bloc), et chaque arrête représente l'adjacence entre deux régions.

L'analyse de graphe de l'adjacence de régions nous permet de fusionner les régions de l'image sur segmentée, le procédé consiste à fusionner deux nœuds (régions) reliés par une arrête en respectant un prédicat de fusion. Cette procédure se répète jusqu'à ce que toutes les régions soient traitées.

Les méthodes d'analyse de graphe d'adjacence diffèrent selon la complexité du graphe et selon le prédicat de fusion. L'exemple suivant montre comment se fait la fusion de régions. (On prend l'image sur segmentée précédemment)

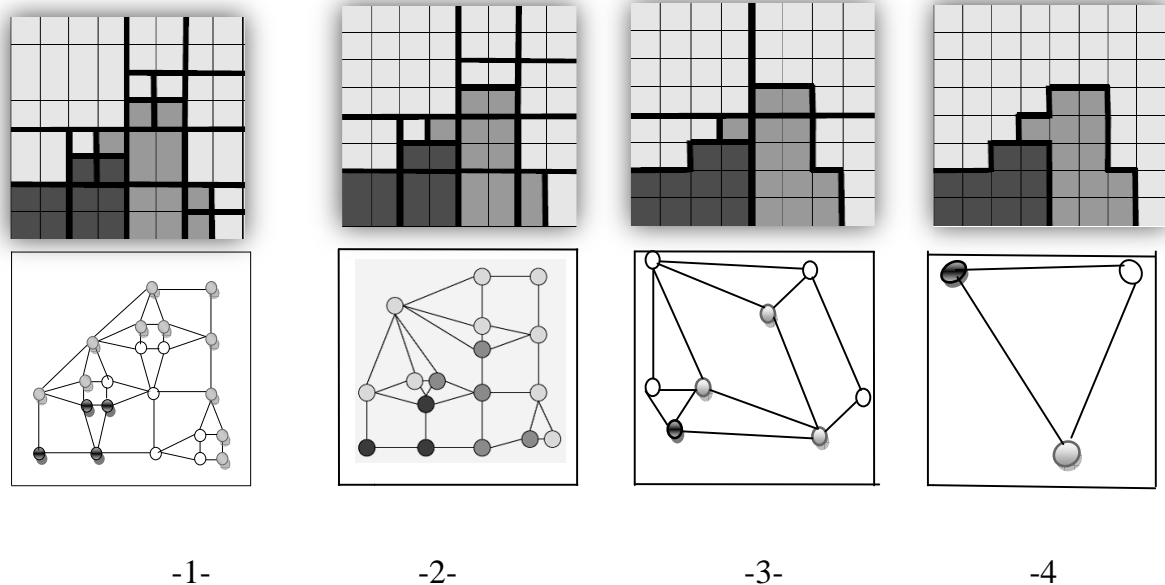


Fig. II.6: La procédure de fusion avec le graphe d'adjacence de régions.

II.II.III.1.4 Approche par division- fusion de région (split and merge)

Cette méthode est représentée pour la première fois, en 1974 par PAVLIDIS et HOROWITZ dans le cadre de la segmentation en niveau de gris.

Le principe de cette méthode regroupe les deux approches précédentes. On divise d'abord l'image en petite régions homogènes par la méthode split, une fois que l'image est sur segmentée on lance le processus de fusion des régions adjacentes par la méthode merge.

L'inconvénient de cette méthode est quelle présente des difficultés lors de la restitution des contours naturels. De plus elle présente des problèmes au niveau des algorithmes d'accroissement de régions (phase merge), dont le résultat final dépend de l'ordre dans le quel sont examinées les régions adjacentes lors du regroupement.

II.II.III.2 La segmentation basée sur les pixels (approche classification) [17], [4]

Ces méthodes de segmentation font parties du domaine de la classification des pixels. Ceci revient à partitionner l'image originale en un ensemble de régions (classes), ces régions sont considérées comme des ensembles de pixels qui répondent à certains critères de segmentation (couleur ; niveau de gris,...etc.). Ces méthodes de classification ne prennent pas en compte la répartition spatiale des pixels dans l'image, elles considèrent que la distribution des couleurs dans l'espace utilisé.

Ce type de segmentation utilise les algorithmes qui identifient en premier lieu les classes de pixels présentes dans l'image, puis affectent à chaque pixel une étiquette qui indique la classe à laquelle il appartient.

Il existe plusieurs méthodes de segmentation par classification de pixels, que l'on peut regrouper en deux catégories. Classification supervisée, et classification non supervisée.

II.II.III.2.1 Classification supervisée ou contrôlée

On dit qu'une classification est supervisée lorsqu'on dispose des informations ou des données sur le cas à traiter, provenant des exemples déjà traités. La classification se fait en introduisant ces informations qui sont considérées prioritaires dans le processus de construction des classes. A titre d'exemple on présente la méthode de K plus proche voisins.

- **Méthode de K plus proche voisins :**

La méthode de k-plus proche voisins se base sur le principe de comparaison, c'est-à-dire on compare le vecteur d'attribut de chaque pixel à ceux des k plus proches voisins en termes d'attribut puis on lui affecte l'étiquette des voisinages qui dominent.

II.II.III.2.2 Classification non supervisée

Une classification est dite non supervisée lorsqu'aucune connaissance à priori n'est disponible, c'est-à-dire sans aucune connaissance préalable des classes. Dans ce cas la classification se fait à base des méthodes qui font généralement intervenir des seuils autour des vecteurs attributs.

L'algorithme de K-Means est l'une des méthodes les plus simples et les plus utilisées, qui s'appuie sur ce type de classification que nous allons décrire.

- **K-Means :**

L'algorithme de K-Means appliqué localement sur les imagerie constituant l'image à segmenter est décrit comme suit :

- premièrement on initialise les centres de K clusters (classes), qui consistent à prendre aléatoirement K point parmi N point données.
- deuxièmement on affecte chaque point à son cluster le plus proche (basant sur la distance euclidienne minimale entre un point et le centre des clusters).
- la troisième et la dernière étape c'est le test d'arrêt de l'itération, on teste les centres des clusters en se basant sur les deux dernières itérations, tel que si les centres des clusters sont stables pendant ces deux dernières itérations on arrête le processus si non on continue jusqu'à atteindre d'un nombre maximum d'itérations fixé.

Exemple : la seule différence entre l'algorithme de K-Means et celle de centre mobile c'est que dans celle de centre mobile on fait la mise à jour des centres des clusters une fois que tous les pixels sont affectés à leurs classes.

II.II.III.3 Segmentation basée sur les contours [18]

Cette approche de segmentation est basée sur les contours. Ceux-ci peuvent être considérés comme des porteurs d'informations utiles pour reconnaître les objets dans l'image.

Un contour peut être défini comme une frontière entre deux régions homogènes. Son existence revient à une variation importante d'intensité entre deux niveaux de gris ou deux couleurs successives. Donc un contour peut être défini comme une zone où le signal présente une intense variation (presque une discontinuité du signal).

Les contours sont généralement détectés en appliquant des filtres différenciateurs (sous formes d'une fonction polynomiale construite à partir des dérivées partielles).

La segmentation par détection des contours s'appuie sur deux étapes essentielles.

➤ **Etape de détection des points des contours :** c'est une étape qui consiste à appliquer les opérateurs différentiels sur tous les points de l'image.

- on considère l'image comme une fonction f à deux dimensions (signal bidimensionnel).

La dérivée première de f en un point $M(x,y)$ connue sous le nom de **gradient**, est exprimée comme suit :

$$\nabla f(x, y) = \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) + \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) \dots\dots\dots [\text{II.2}]$$

On calcule le gradient en chaque point de l'image, puis on construit l'image de la norme gradient.

On s'intéresse également au calcul des dérivées secondes, nommée **laplacien** qui est une fonction scalaire en chaque point de l'image. Exprimée comme suit :

$$\Delta f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2} \dots\dots\dots [\text{II.3}]$$

- Dans le cas où l'image est numérique on fait correspondre les opérateurs de convolution $(-1, 0, 1)$ pour la dérivée horizontale $(\partial f / \partial x)$. Et $\begin{pmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ pour la dérivée verticale $(\partial f / \partial y)$.

Donc le masque de convolution qui correspond à la fonction gradient f est celui de PREWITT:

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

Le noyau de PREWITT calcul la différence de part et d'autre de l'axe vertical et horizontal.

Pour des raisons de sensibilité des opérateurs de dérivation au bruit, il est préférable d'accompagner l'opération de dérivation dans une direction, par une opération de lissage dans la direction orthogonale. Le masque de Sobole apporte cette amélioration :

$$S_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad S_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

Le noyau de Sobole calcule la différence entre la moyenne des pixels voisins et le pixel lui-même. Et de même pour le Laplacien peut être estimé en utilisant un noyau dit le Laplacien en 4-connexité.

$$L_4 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

➤ Étape d'obtention des contours :

Une fois que les vecteurs gradients ou Laplacien sont calculés, Les contours sont obtenus, soit en cherchant les points qui présentent un fort gradient qui correspondent aux maxima locaux de la norme gradient, ou on cherche les points de passage par zéro du Laplacien. Soit par seuillage par hystérésis qui permet de supprimer parmi les points des contours extraits, ceux qui présentent un bruit dans l'image.

Il existe aussi d'autres opérateurs dérivateurs comme ce lui de **Deriche** et de **Shen-castan** qui donnent des résultats plus précis que ceux trouvés par les opérateurs notés précédemment.

Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons cerné la notion de texture, et cité les différentes méthodes d'analyse de celle-ci. Par la suite nous avons défini la segmentation et décrit ces différentes approches. Pour l'analyse de la texture, nous avons retenu la méthode des cooccurrences vue son efficacité ; et la qualité des résultats qu'elle offre.

Chapitre III :

La théorie des ondelettes et la méthode élaborée

Introduction

La texture est une notion très liée à la résolution. Tel que deux images de la même région ayant deux résolutions différentes possèdent un contenu textural différent. Donc la caractérisation de la texture comme une fonction d'échelle apporte une information supplémentaire.

L'analyse en multi-résolution consiste à étudier un phénomène à plusieurs résolutions. Dans ce travail nous avons utilisé la décomposition en ondelettes pour caractériser la texture à différentes résolutions. Nous avons limité la décomposition à deux niveaux car au-delà l'analyse sera très complexe.

Dans ce chapitre on présente les différents outils de traitement de signal (image). Et leur évolution selon les besoins de ce domaine.

III.I Transformée de Fourier [9]

Au début des années 1800 le mathématicien français J. Fourier, a prouvé que n'importe quelle fonction périodique peut être exprimée comme une somme infinie de fonctions exponentielles complexes périodiques. Puis cette propriété est généralisée pour les fonctions non périodiques.

Pour tout signal non périodique, sa transformée de Fourier s'écrit comme suit :

$$\dots\dots\dots (III-1)$$

Où f est la fréquence qu'on peut mesurer physiquement en hertz.

Exemple de transformée de Fourier.

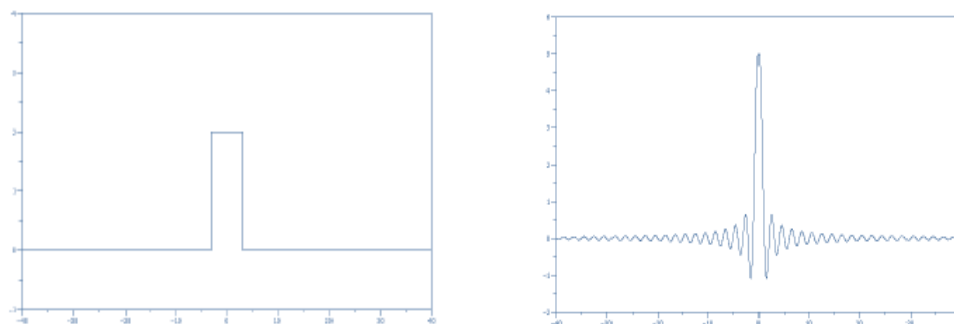


Fig.III-1 : Signal et sa transformée de Fourier.

Remarque : L'information fournie par l'intégrale, correspond à tous les instants de temps. C'est pourquoi la transformée de Fourier n'est pas un outil adéquat pour les signaux non stationnaires (signaux à fréquence variable dans le temps), seulement si on s'intéresse aux composantes spectrales du signal.

III.I.1 Transformée de Fourier discrète [2]

Depuis le théorème d'échantillonnage qui est énoncé par Mr C.Chanon en 1949, qui stipule que si un signal ne contient qu'une bande de fréquence limitée, alors ce signal peut être reproduit exactement à partir d'un nombre fini de points, qui sont déterminés par la relation suivante :

$$F_0 \geq 2F_{\max} \quad \text{Où } F_{\max} \text{ la fréquence maximale du signal.}$$

La transformée de Fourier discrète d'un signal $x(t)$ est donnée par la relation suivante :

$$X(\omega) = \frac{1}{2^N} \sum_{m=0}^{2^N-1} x\left(\frac{m}{2^N}\right) e^{i\omega\left(\frac{m}{2^N}\right)} \dots\dots\dots (III-2)$$

Avec 2^N est le nombre d'échantillon du signal.

A partir de la formule précédente, on constate que cette transformées est lente car on calcule $2N$ échantillons pour chaque valeur de N avec N le nombre de fréquences du signal.

La transformée de Fourier continue et discrète ont un manque de localisation temporelle, c'est-à-dire, aucune information fréquentielle n'est disponible dans le domaine temporel et vice-versa. La transformé de Fourier fenêtrée fut la première solution à régler ce problème.

III.I.2 La transformée de Fourier fenêtrée (TFF)

D'après le principe d'incertitude de Heisenberg, on ne peut pas localiser un signal aussi précisément que l'on veut en temps et en fréquences. D'une façon plus simple, on peut dire qu'il y a toujours une incertitude sur les mesures en temps et en fréquence d'un signal. Et comme on sait, pour une valeur de ω fixe la TF dépend des valeurs du signal à tous les instants $t \in \mathcal{R}$, il est donc difficile d'analyser les caractéristiques local à partir de la TF, or dans beaucoup de problèmes, on cherche une certaine localisation en temps de l'analyse fréquentielle. La première idée qui vient comme solution à ce problème est d'analyser le signal dans une fenêtre que l'on déplacerait le long de l'axe du temps. C'est l'idée de la TFF. [2]

Le Principe de la TFF consiste à analyser le signal non stationnaire à base des fenêtres étroites, c'est-à-dire les parties du signal vues par ces fenêtres sont en effet stationnaires, puis on déplace ces fenêtres le long du signal à analyser, donc l'idée est de diviser le signal en petits segments. Les dimensions de la fenêtre sont limitées par la stationnarité du segment du signal.

La fenêtre est définie dans le plan temps-fréquence par :

$$W(t, \omega) = W(t-T) e^{-i\omega t} \dots\dots\dots (III-3)$$

D'où la formule générale de TFF :

$$S_x(\omega, T) = \int X(t)W(t, T)e^{-i2\pi\omega t} dt \dots\dots\dots (III-4)$$

Avec $S_x(\omega, T)$ coefficient de la TFF

La transformée de Fourier fenêtrée localise un signal simultanément en temps et en fréquence. En l'observant à travers une fenêtre qui sera translatée par la suite au long du signal, la largeur de la fenêtre en temps et en fréquence est fixe et dépend de la stationnarité du signal (*résolution fixe*). Le choix de la fenêtre reste un problème pour l'utilisateur ; les fenêtres étroites donnent une bonne résolution temporelle et une faible résolution fréquentielle, et les fenêtres larges donnent une faible résolution temporelle et une bonne résolution fréquentielle, sans oublier que les fenêtres larges peuvent violer la condition de stationnarité. Cela rend la transformée de Fourier à fenêtre glissante inefficace pour l'analyse des signaux instables dans le temps en terme de résolution.

La solution est de trouver une fonction fenêtre qui peut donner une résolution variable (la largeur en temps et en fréquence de la fenêtre sera variable), connue sous le nom ondelette.

III.II Les ondelettes : [1]

Au début des années 80, et selon le Géophysicien Morlet et son collaborateur physicien C.Grossman, l'ondelette est une petite onde représentée par une fonction fenêtre ψ continue de longueur finie et de moyenne nulle, ce qui s'écrit mathématiquement:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t)dt = 0 \dots\dots\dots (III-5)$$

Ce qui implique que l'ondelette doit être une fonction oscillatoire.

Une ondelette mère désigne la fonction fenêtre ψ sur laquelle on introduit un facteur de translation (τ) et facteur de dilatation (compression) (s), donc l'ondelette mère est un prototype pour produire d'autres fonctions de fenêtres.

$$\psi_{\tau,s} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \dots \dots \dots (III-6)$$

III.II.1 Transformée en ondelettes continue (cwt) [7]

La **cwt** a été développée comme une approche alternative de la TFF pour maîtriser le problème de la résolution.

Par analogie à la TFF, on multiplie le signal par la fonction ondelette, et on calcule la transformation séparément pour différents segments du signal dans le domaine temporel, mais, la largeur de la fenêtre sera changée pendant la transformation. Ceci représente la caractéristique la plus significative de la transformée en ondelette. On ne présente ici que les propriétés en une dimension.

La transformée en ondelette d'un signal $x(t)$ est donnée comme suit :

$$X_\psi = WT_{X(\tau,s)} = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt \dots \dots \dots (III-7)$$

Avec ψ^* est le complexe conjugué de ψ .

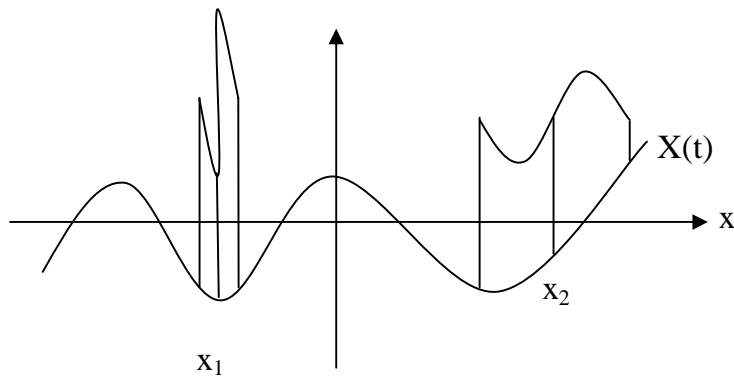


Fig.III-2 : Effet de la dilatation et de la compression de la fenêtre.

$$X_1 = \frac{1}{\sqrt{s_1}} \psi\left(\frac{t-\tau_1}{s_1}\right) \text{ et } X_2 = \frac{1}{\sqrt{s_2}} \psi\left(\frac{t-\tau_2}{s_2}\right)$$

Remarque :

Le produit de l'ondelette par le signal correspond à une grande valeur à l'endroit où le signal a une composante spectrale, qui correspond à la valeur courante de s . Autrement ce produit donne une valeur relativement petite ou nulle.

III.II.1.a Principe de calcul de la cwt [9]

Une fois que l'ondelette mère est choisie, on suit les étapes suivantes :

- 1- Initialisation de s : on commence par la plus petite valeur de s soit s_0 qui correspond à l'onde la plus comprimée.
- 2- Calcul de la cwt : on place l'onde (fenêtre) au début du signal au point qui correspond à $t=0$, puis on calcule la cwt, qui correspond au couple $(\tau=0, s=s_0)$ à l'aide de l'équation (III-6).
- 3- Incrémentation de τ : on translate la fenêtre en suite vers la droite par une valeur $t=\tau_0$, et on calcule de nouveau la cwt au point $(t=\tau, s=s_0)$.
- 4- Incrémentation de s : On répète ce procédé jusqu'à ce que l'ondelette atteigne l'extrémité du signal, puis on incrémente s par une petite valeur.

On répète le procédé ci-dessus pour chaque valeur de s .

Les paramètres s et τ doivent être incrémentés d'une façon continue, c'est -à-dire les pas d'incrément sont très petits.

III.II.1.b Exemple d'ondelettes : [7]

Ondelette de Haar (H) : c'est la plus simple des ondelettes. C'est une fonction constante par morceaux définie sur l'intervalle $[0,1]$ (ou par fois sur $[-1/2,1/2]$) .

$$H(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in [0, \frac{1}{2}] \\ -1 & \text{si } x \in [\frac{1}{2}, 1] \end{cases} \dots\dots\dots (III-8)$$

Ondelette de Morlet : l'ondelette de Morlet est définie comme suit :

$$\psi(t) = e^{-\pi t^2} e^{2i\pi k_0 t} \dots\dots\dots (III-9)$$

Avec k_0 est une constante

Pour que la condition (III-5) soit satisfaite il faut que k_0 soit suffisamment grand.

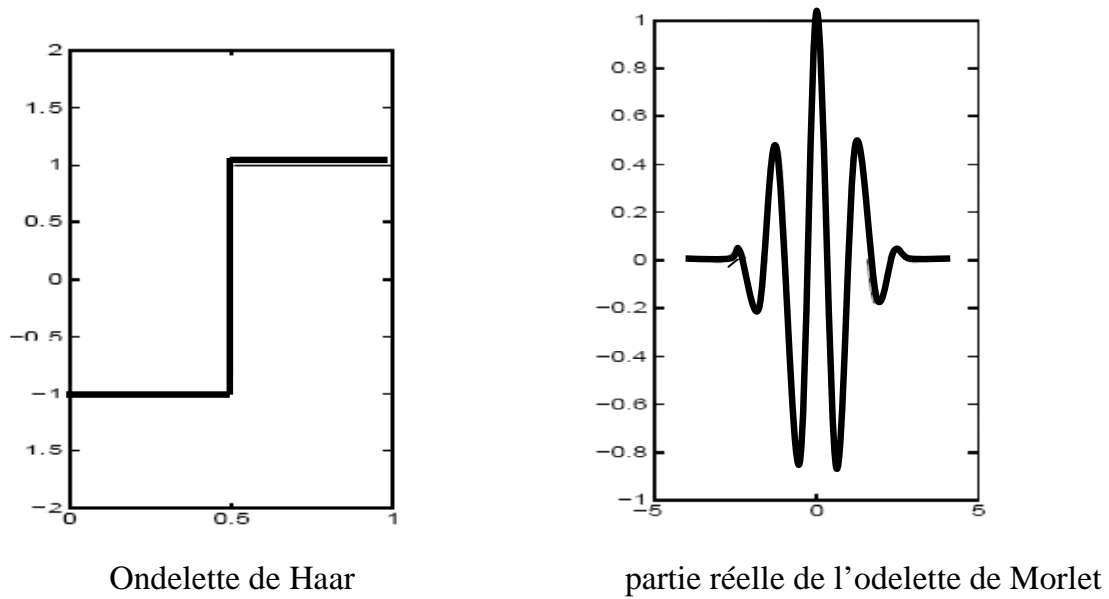


Fig.III-3 : Exemple d'ondelettes.

III.II.1.c Résolution temps fréquence de la fenêtre [2]

Dans la figure ci- dessous, chaque case correspond à une valeur de la WT dans le plan temps-fréquences. Les cases possèdent une certaine surface constante non nulle. Donc, tous les points de ce plan qui appartiennent aux mêmes cases sont représentés par la même valeur de la WT.

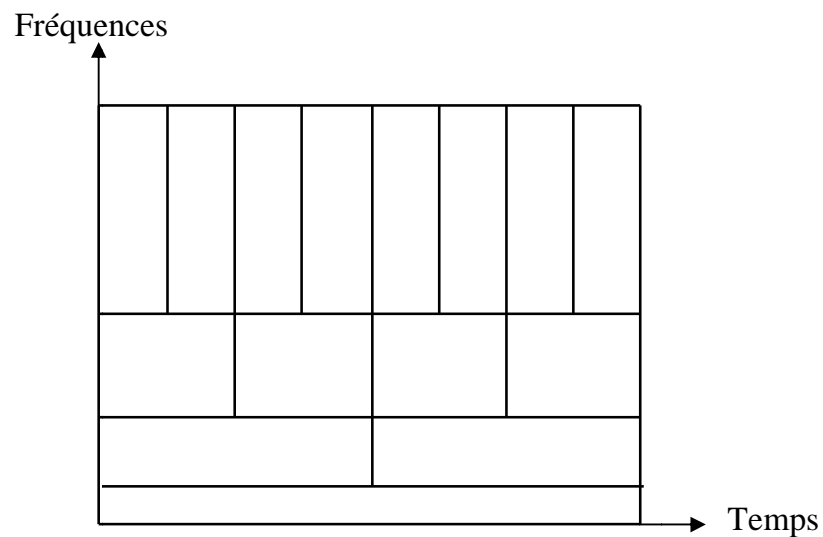


Fig.III-4 : Résolution temps fréquence de la fenêtre

On remarque qu'aux basses fréquences, la tailles des cases sont plus courtes (bonne résolution en fréquence), mais leurs largeurs sont plus longues (résolution faible en temps), contrairement à des fréquences plus élevées.

III.II.1.d Formule de reconstruction :

Le signal d'origine peut être reconstruit par la formule suivante.

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi^2} \iint_{-\infty}^{+\infty} X_\psi(\tau, s) \cdot \frac{1}{s^2} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau ds \dots\dots\dots (III-10)$$

Avec $c_\psi > 0$ (annex)

III.II.2 Ondelettes discrète:[1]

En réalité, ni la TF ni la CWT ne peuvent être pratiquement calculées en employant des équations analytiques et des intégrales... etc. En outre, le calcul de la transformée en ondelettes continues (variation fine de l'échelle) rend la transformation (l'information) très redondante en terme de qualité, et nécessite un temps de calcul considérable, d'où l'apparition de la transformée en ondelette discrète, dont le principe est de restreindre le calcul à des positions et à des échelles non continues.

Par analogie à la TF et la TFF, la solution est de faire simplement l'échantillonnage du plan temps-fréquences (échelle) à l'exception dans le cas de la transformation en ondelette, la notion d'échelle (changement d'échelle) nous permet de réduire le taux d'échantillonnage aux échelles les plus hautes (les basses fréquences). Donc, un taux différent d'échantillonnage est employé pour chaque échelle.

Pour une discrétisation naturelle des échelles, Daubechie à proposer de choisir

$$s = s_0^j \text{ avec } s_0 > 1 \text{ et } j \in \mathbb{Z}.$$

La discrétisation de paramètre de translation τ est liée à celle de l'échelle par la relation suivante : $\tau = ks_0^j \tau_0$. Avec $\tau_0 > 0$.

Donc l'équation (III-6) devient :

$$\psi_{j,k}(t) = s_0^{-\frac{j}{2}} \psi(s_0^{-j} t - k\tau_0) \dots\dots\dots (III-11)$$

La transformation en ondelette discrète est donnée alors par :

$$WT_X = C_{j,k}(x(t)) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \dots\dots\dots (III-12)$$

La formule de reconstruction est donnée par

$$x(t) = \sum_{-\infty}^{+\infty} \sum_{-\infty}^{+\infty} C_{j,k} x(t) \psi_{j,k}(t) \dots\dots\dots (III-13)$$

Pour des raisons purement mathématiques (intégration des fonctions ondelettes mères et leurs ondelettes filles), et pour un meilleur taux d'échantillonnage qui permet la reconstruction exacte du signal et un traitement non redondant en termes d'information, les échelles sont discrétisées sur les valeurs dyadiques (binaires) : $s_0=2$ et $\tau=1$.

L'équation (III-11) s'écrit alors :

$$\psi_{j,k} = 2^{\frac{-j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) \dots\dots\dots (III-14)$$

Le choix des échelles dyadiques rend la transformée en ondelette beaucoup plus compacte et plus économique du point de vue mémoire et temps de calcul.

III.II.3 Transformée en ondelette discrète basée sur Analyse multi-résolution :

L'analyse multi-résolution est conçue pour donner une bonne résolution en temps et une faible résolution en fréquences aux hautes fréquences et vice versa. Cette approche a un sens particulier quand le signal réel a des composantes à hautes fréquences pour des courtes durées et des composantes de basses fréquences pour de longues durées.

Une analyse multi-résolution analyse le signal à haute fréquence, pour en prélever les détails, en suite elle analyse le signal à une résolution deux fois moins fine, et elle réitère l'opération en grossissant l'échelle d'un facteur de deux, jusqu'à obtenir une description complète du signal.[2]

D'un point du vue pratique, cette méthode nécessite deux fonctions en plus du signal analysé. Une fonction appelée fonction d'échelle φ (orthogonale) et une ondelette associée ψ à cette fonction d'échelle. [7]

III.II.3.1 Définition : [7]

L'analyse en multi-résolution de $L^2(\mathbb{R})$ est une suite de sous espaces fermés emboîtés $(V_j)_{j=-\infty} \dots +\infty$.

Une multi-résolution peut approximer n'importe quel signal sans redondance et avec précision si elle répond aux conditions suivantes.

$$\forall j \in \mathbb{Z}, V_j \subset V_{j+1}$$

$$\forall j \in \mathbb{Z}, X(t) \in V_j \Leftrightarrow X(2t) \in V_{j+1}$$

$$\forall k \in \mathbb{Z}, X(t) \in V_0 \Leftrightarrow X(t - k) \in V_0$$

$$\lim_{j \rightarrow -\infty} V_j = \bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}$$

$$\lim_{j \rightarrow +\infty} V_j = \bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(\mathbb{R})$$

III.II.3.2 Les filtre :

En 1986, le mathématicien S.Mallat, a eu l'idée de considérer l'analyse en multi-résolution comme une décomposition du signal en cascade de filtre, associant une paire de filtres à chaque niveau de résolution. A une résolution donnée, un filtre passe bas associer à la fonction d'échelle donne une image grossière du signal, et un filtre passe haut associer à l'ondelette code les détails de l'image. Les deux filtres doivent être complémentaires (demi bandes) c'est-à-dire les fréquences coupées par l'un doivent être reprise par l'autre. Ces deux filtres sont liés par la relation suivante :

$$g(n) = (-1)^n h(1-n) \dots \dots \dots (III-14)$$

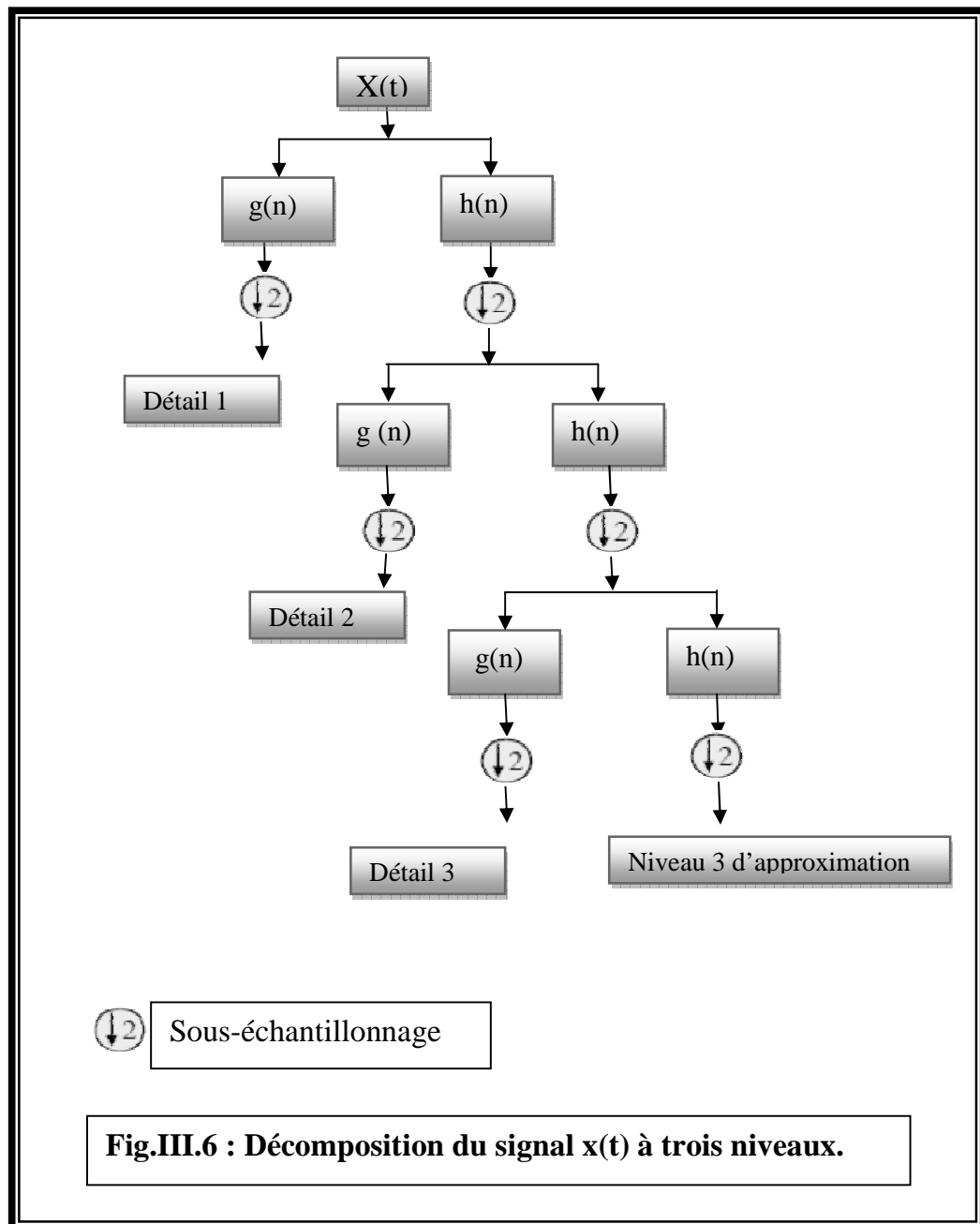
Le procédé commence à passer le signal discret par le filtre numérique passe bas demi bande de réponse impulsionnelle $h(n)$. Cette opération est définie comme un produit de convolution entre le signal et la réponse du filtre.

$$y(n) = x(n) * h(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k) * h(n - k) \dots \dots \dots (III-15)$$

A la sortie du filtre passe bas, le signal sera représenté par la moitié de la fréquence du signal original. Donc d'après le théorème d'échantillonnage, le signal peut être représenté seulement par la moitié du nombre de points, en enlevant un échantillon parmi deux échantillons consécutifs. Cette opération est dite sous-échantillonnage.

Le résultat de l'opération précédente divise en deux la résolution temporelle à chaque niveau puisque seulement la moitié du nombre d'échantillons caractérise le signal entier. Cependant, cette opération double la résolution fréquentielle (échelle), puisque la bande de fréquence du signal enjambe seulement la moitié de la bande de fréquence précédente.

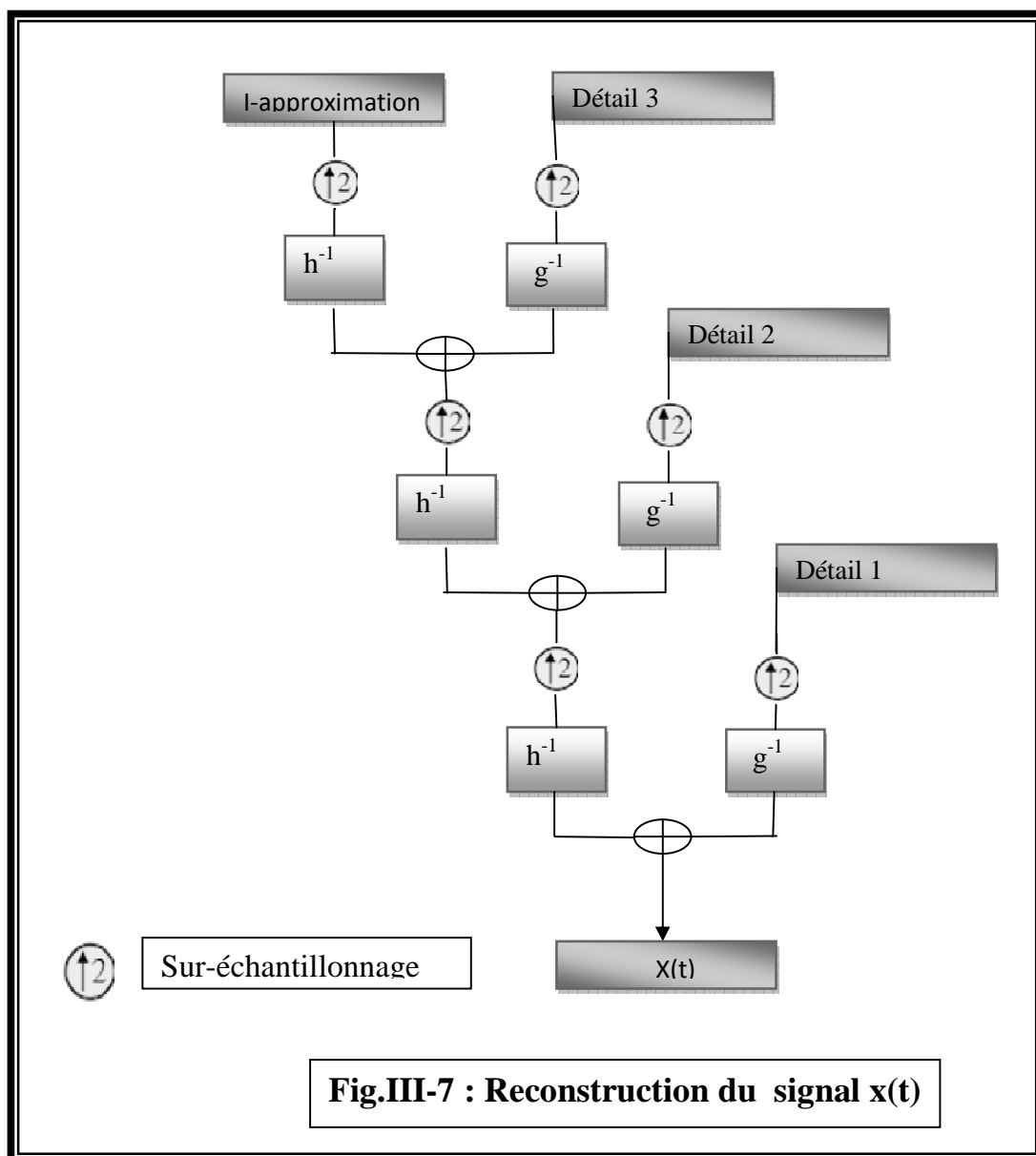
Le schéma suivant illustre le procédé de décomposition du signal $x(t)$



La transformée en ondelette discrète du signal original alors est obtenue en concaténant tous les coefficients (détails) à partir du dernier niveau de décomposition (dans l'exemple précédent, à partir du niveau trois).

III.II.3.3 La reconstruction du signal :

La reconstruction du signal est faite par le procédé inverse de la décomposition. Le signal est sur-échantillonné à chaque niveau par l'insertion d'une valeur nulle entre deux échantillons consécutifs, puis on le passe par les deux filtres h^{-1} et g^{-1} afin de lisser les valeurs nulles. Le signal original est obtenu en effectuant la sommation de deux signaux à la sortie de chaque filtre comme le montre la figure suivante.



III.II.3.4 Application concrète de l'analyse multi-résolution :[9]

Soit la fonction d'échelle (filtre basse bas) $\varphi = \varphi(\frac{t-\tau}{s})$ et $\psi = \psi(\frac{t-\tau}{s})$ l'ondelette associée.

Les différentes étapes de l'algorithme de l'analyse en multi-résolution qu'il faut suivre pour décomposer un signal $x(t)$ sont les suivantes :

1-la première étape consiste à effectuer le produit scalaire du signal $x(t)$ avec la fonction d'échelle et l'ensemble de ces translatés d'une unité φ_τ , le produit nous fournit une série de coefficients C_τ qui représente l'importance de la fonction d'échelle sur l'intervalle considéré. On définit une nouvelle fonction $X_1(t)$ comme étant la somme des fonctions φ_τ multipliées par les coefficients C_τ . cette nouvelle fonction n'est rien d'autre que l'approximation lissée du signal par la fonction d'échelle à cette résolution.

$$[\varphi_\tau ; x(t)] = C_\tau$$

$$X_1(t) = \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \varphi_\tau C_\tau \quad \tau \in N$$

2- On répète la même opération précédente, mais cette fois ci les fonctions φ_τ sont remplacées par l'ensemble ψ_τ formées par l'ondelette $\psi(\frac{t-\tau}{s})$ et ces translatées.

Nous obtenons ainsi une série de coefficients d'ondelette. Dans ce cas, on ne construit rien avec ces coefficients, mais on les garde en mémoire pour le besoin de reconstruction du signal.

3-cette étape est identique à la première, mais la fonction d'échelle utilisée au départ est dilatée par un facteur de deux.

$$\varphi^2 = \frac{1}{2} \varphi(\frac{t-\tau}{\frac{1}{2}})$$

La fonction φ^2 fournit une approximation $X_2(t)$ plus lisse à une résolution deux fois fine.

4-cette étape aussi est identique à la seconde, sauf que cette fois ci les ondelettes utilisées sont également dilatées d'un facteur de deux.

Ces dernières vont coder les différences entre l'approximation $X_2(t)$ d'arrivée et $X_1(t)$ de départ.

$$\psi^2 = \frac{1}{2} \psi\left(\frac{t-\tau}{\frac{1}{2}}\right)$$

5-On répète ces deux opérations jusqu'à avoir totalement lissé le signal.

III.II.4 Extension à deux dimensions :

En traitement d'image, les signaux à traiter sont à deux dimensions, ce qui exige les outils de traitement bidimensionnels.

La transformation en ondelette d'une image est faite d'une manière séparable, c'est-à-dire on applique successivement la transformation unidimensionnelle suivant les lignes et les colonnes de l'image.

Les différentes étapes à suivre pour la décomposition sont Bien expliquées dans l'algorithme de Mallat :

1-On applique la transformation suivant les colonnes de l'image, ce qui donne comme résultat deux images. La première (L) correspond à l'image d'approximation donnée par le filtre passe bas (h) et la deuxième (H) correspond aux détails codés par le filtre passe haut (g).

2-Dans cette étape on applique la transformation suivant les lignes pour les deux images (L) et (H) trouvées précédemment, ceci donne quatre images de détails différents :

-Image d'approximation (LL) qui est une version réduite et lissée de l'image initiale (coefficients issus du filtre passe bas suivant les lignes et les colonnes).

- Image de détails horizontaux (LH) (détails codés par le filtre passe haut suivant les lignes et les colonnes de l'image).

- Image de détails verticaux (HL) (détails codés par le filtre passe haut suivant les colonnes et passe bas suivant les lignes).

-Image de détails diagonaux (détails issus par le filtre passe haut suivant les deux directions).

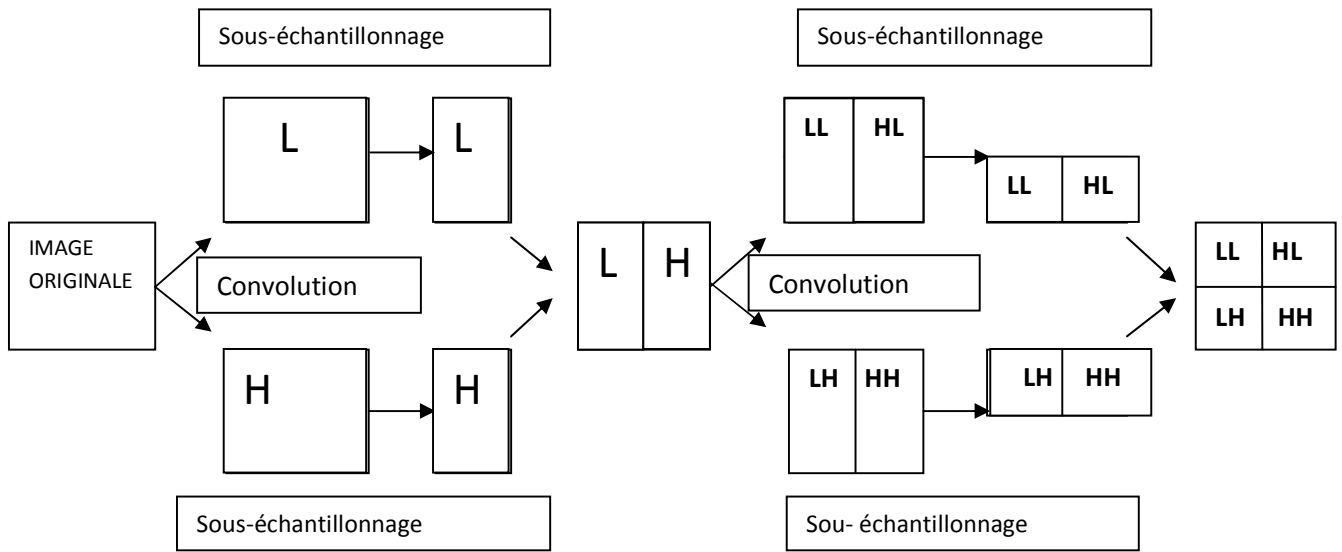


Fig.III.8: Schéma général de décomposition d'une image par ondelette

III.III Adaptation de la T-O à la caractérisation de la texture

Comme nous avons vu précédemment le passage de la résolution «j» à la résolution «j+1» s'accompagne d'une opération de décimation. Ce ci fait que à la 1^{ère} décomposition (décomposition en premier niveau) la taille de chacune des quatre images (détails et approximation) ont une taille qui fait le quart de celle de l'image originale. Et celle de deuxième niveau seront représentées par une taille d'un seizième de l'image originale. Cette réduction de taille n'apporte pas une perte d'information car l'information apportée par l'image originale se trouve complète dans les images détails et celle d'approximation. On peut écrire

$$\text{Image originale} = \sum_{i=1}^2 DD_i + DH_i + DV_i + A_i$$

mais elle présente un handicap, car on ne peut pas faire une correspondance pixel à pixel entre les images de différentes résolutions et l'image originale. A fin de résoudre ce problème, on représente les images détails et celle d'approximation avec une même taille que l'image originale. Cette application est faisable sous il suffit pour cela de garder que

l'information contenue dans l'image détail que l'on veut agrandir et compléter par des zéro. Ce procédé est illustré dans la figure suivante :

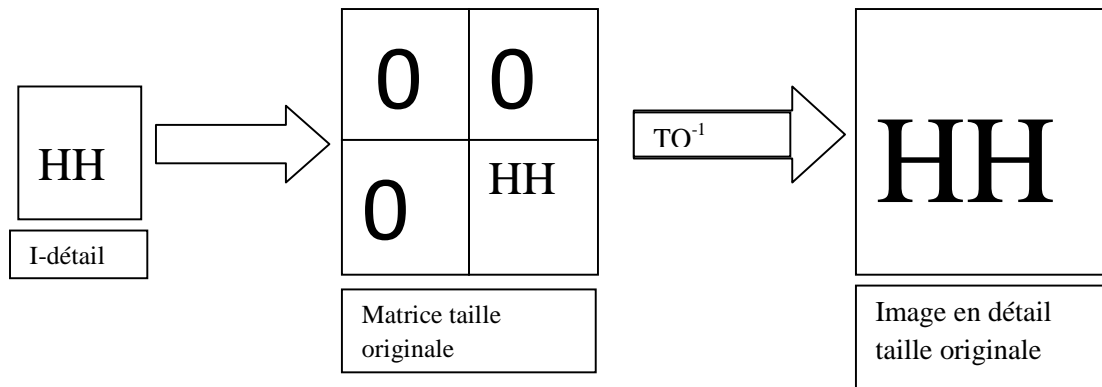


Fig.III.9 : Reconstruction des images détails en taille de l'image

Le processus de reconstruction s'applique pour toutes les images détails et celle d'approximation.

Remarque : comme nous l'avons vu auparavant, l'image d'approximation est le résultat du filtrage passe bas suivant les lignes et les colonnes. Donc l'opération du filtrage successive (décomposition en plusieurs niveaux) produit un lissage de l'image d'approximation plus en plus fort, ce qui diminue par la suite son contenu textural. Donc à partir d'un certain niveau de décomposition cette image sera dépourvue de toute information texturale. C'est la raison pour la quelle on ne l'utilise pas pour la caractérisation de la texture.

Lors de l'application de la transformation en ondelettes à l'analyse de la texture, le problème majeur qui s'impose est le nombre d'images résultantes ($3.n+1$ images pour une décomposition en n niveaux). Nous allons extraire autant d'indices pour chaque image. Il est évident qu'un nombre important d'indices présente une grande quantité d'information, mais en contre partie rend le processus de classification plus difficile.

Dans ce travail on va se limiter au calcul de quatre attributs parmi les quatorze attributs définis par HARALICK [1] pour chacune des images détails, qui sont les suivants

(entropie, contraste, énergie et corrélation), car il a été démontré par expérience que ces quatre attributs sont suffisants pour avoir de bons résultats de la segmentation.

La matrice des cooccurrences est la méthode que nous avons choisie pour calculer les paramètres de classification (attributs texturaux) à partir des images détails.

III.IV Matrice des cooccurrences [3]

La matrice des cooccurrences MC_d est définie pour tout couple de niveau de gris (i,j), pour chaque direction comme suit :

$$MC_d(d, \theta) = \text{card}\{(s, s + d)\} \dots \dots \dots [\text{III.15}]$$

Avec:

S: la position du pixel i, S + d : position du pixel j et d : la distance (translation) entre les deux pixels i et j.

le résultat de calcul MC_d nous informe sur le nombre d'apparition d'une transition i vers j dans une région R de l'image suivant une direction θ (la distance d est fixée généralement à un pixel suivant toutes les direction usuelles $0^\circ, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{4}$).

La taille de la matrice est fixée par le nombre de niveau de gris NG dans l'image par $NG * NG$.

Le calcul des paramètres texturaux se fait à partir de la matrice normalisée, appelée matrice de probabilité, donnée par :

$$P(d, \theta) = \frac{1}{N} MC_d(d, \theta) \dots \dots \dots [\text{III.16}]$$

Où N le nombre Max de transition possible pour chaque direction θ .

Exemple : Calcul de la matrice des cooccurrences pour une image 4*4 avec un vecteur de déplacement $d = (1, 0)$ et $\theta = 0^\circ$.

1	1	0	0
1	1	0	0
0	0	2	2
0	0	2	2

Image originale

i/j	0	1	2
0	4	0	2
1	2	2	0
2	0	0	2

matrice des cooccurrences

III.V Principe de la méthode utilisée.

Le principe de la méthode se base sur quatre étapes essentielles. Dans la première, on fait la réduction de niveau de gris, dans la seconde étape on décompose l'image et on présente les différentes images détails en taille de celle d'origine, dans la troisième on calcule les attributs texturaux et en fin dans la quatrième étape on fait la classification des pixels.

Le schéma suivant représente les différentes étapes de la méthode.

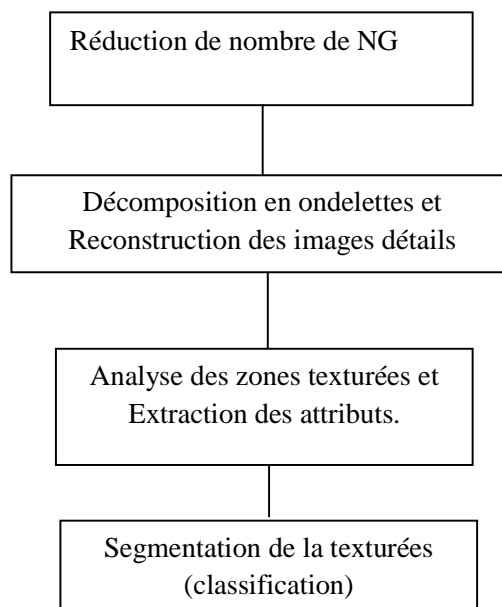


Fig.III.10 : Les différentes étapes de l'approche de segmentation.

Les différentes étapes sont expliquées brièvement dans ce qui suit.

e. Réduction du nombre de niveaux de gris

Le calcul des paramètres de classification se fait à l'aide de la matrice de cooccurrence, cette dernière estime la probabilité de transition d'un niveau de gris à un autre, donc si on travaille sur une image en 256 niveaux de gris alors le calcul sera très coûteux en termes de temps. La solution proposée est de réduire le nombre de niveau de gris. Ce niveau de gris ne peut être choisi aléatoirement, en effet la nouvelle image doit présenter le maximum d'informations pertinentes.

Après plusieurs tests sur des images en niveaux de gris, nous avons remarqué que la réduction jusqu'à 32 niveaux n'influence pas beaucoup sur le contenu de l'image.

Le procédé est d'associer pour chaque plage de huit pixels, soit la valeur maximale ou la valeur minimale ou celle de la moyenne des pixels constituant la plage.

Le résultat des essais sur quelques images est présenté dans le chapitre suivant.

b. Décomposition en ondelette et la reconstruction des images détails

Cette étape consiste à décomposer l'image originale en sept images détails, trois images détails niveau 1, trois images détails niveau 2 et celle d'approximation. Ces dernières seront représentées par la suite en taille de l'image originale.

c. Analyse des zones texturées et extraction des attributs

La plus grande information dans l'image est traduite par la texture. Afin de caractériser les régions texturées, nous avons choisi de caractériser les pixels composant ces régions par un vecteur d'attributs, le principe est de calculer à chaque position de la fenêtre d'analyse un ensemble d'attributs (contraste, entropie, énergie, variance) qui sont affectés par la suite au pixel centrale.

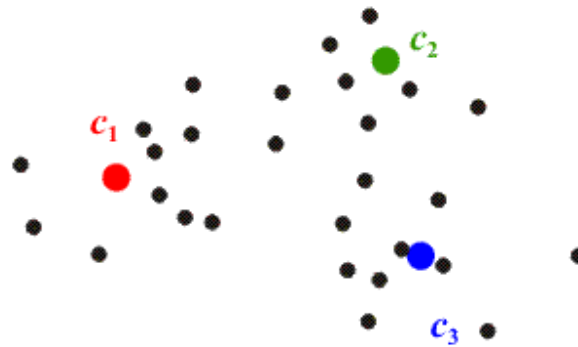
- **Choix de la fenêtre d'analyse :**

Le choix de la fenêtre d'analyse présente un dilemme texture segmentation. Tel que, l'évaluation des caractéristiques de la texture exige une fenêtre de taille large pour obtenir une description significative de son contenu et une fenêtre de petite taille pour une meilleure localisation des frontières entre différentes régions texturées.

d. Classification [16]

Après avoir calculé les attributs texturaux à partir de la matrice des cooccurrences, ils sont utilisés pour faire la classification par l'une des méthodes proposée en littérature. Nous avons choisi comme algorithme de classification celui de k-means.

La méthode de k-means est l'une des méthodes les plus simples et les plus utilisées. Elle cherche à partitionner les données en k clusters ne se chevauchant pas, k étant fixé par l'utilisateur. Ce résultat est obtenu en positionnant k points « germes » dans les régions les plus peuplées. Chaque pixels est affecté en suite au cluster le plus proche (règle dite - distance minimale -). Chaque classe contient les pixels qui sont plus proche au pixel d'amorce, comme le montre la figure suivante.



Les clusters sont positionnés par une procédure itérative qui les amène progressivement dans leur position finale stable.

La grande popularité de k-means vient de sa simplicité conceptuelle, sa rapidité et ses faibles exigences en taille mémoire.

Les différentes étapes de l'algorithme sont organisées comme suit :

1. Initialement les k centres sont choisis aléatoirement.
2. L'affectation de chaque point à un des k clusters.
3. Recalculer les barycentres de chacun des k groupes. Leurs coordonnées sont recalculées par le calcul de la moyenne des points « j » du groupe « i »

$$c_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^k x_j$$

-
4. Réaffecter chaque point au groupe dont le centre est le plus proche.
 5. Répéter 2 et 3 jusqu'à atteindre la convergence (barycentres fixes), ou le nombre d'itération fixé.

III.VI Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques notions importantes sur la théorie des ondelettes, et le principe de la multi-résolution, ainsi les problèmes qu'on peut rencontrer lors de la décomposition en ondelettes et les solutions proposées.

De ce passage, nous constatons les avantages et les précisions que peut apporter les ondelettes pour l'étude élaborée. Plus précisément dans la segmentation de la texture et l'obtention des informations importantes qui ne sont pas acquises par d'autres méthodes.

Chapitre IV :

Test & résultats

IV-1 Introduction

Ce chapitre est consacré pour la représentation et l'exposition des résultats de la méthode issus des images sur les quelles on a fait les testes.

Nous avons utilisé comme logiciel de calcule des paramètres et de développement des algorithmes, le MATLAB7.0.

On commence par la représentation des données qui sont des images à traiter, puis nous exposons par la suite les différentes images attributs, les résultats de la segmentation et en fin on discute les résultats de la segmentation obtenus en appliquant la méthode élaborée.

IV.2 Représentation des données

- **a. Image de Brodatz**

A fin de décider si la méthode est performante ou non, on va faire un test sur une image sélectionnée de l'album de **Brodatz**, qui est une image fortement texturée de taille (180*180), 256 niveau de gris et sur la quelle on dispose des connaissances apriori. Les résultats obtenus sont jugés par rapport à l'image originale.

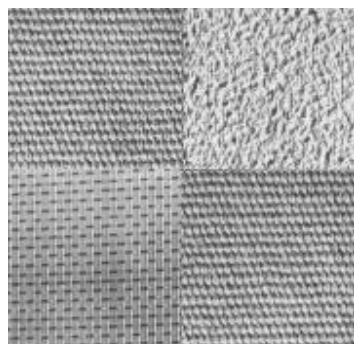


Fig. I V.1: Image test 01.

- **b. Images réelles**

Nous avons choisi comme images réelles les images « test 02 et 03 », 256 niveau de gris et de 256*256 de résolution, l'image (test 02) est composée majoritairement des zones texturées que des zones uniformes, contrairement à l'image (test 03) qui est composée majoritairement des zones uniformes. Les zones peuvent être séparées on se basant sur le critère visuel, se qui nous permet d'estimer les résultats de la classification.

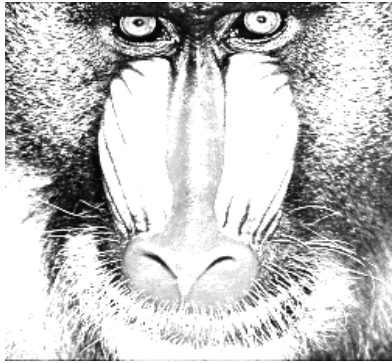


Image test 02



Image test 03

Fig. I V.2: Images réelles (test 02, Test 03)

- **c. Image satellitaire**

L'image satellitaire présentée ci- dessous est de résolution (132*132), présentée par 256 niveaux de gris et composée majoritairement des zones uniformes.

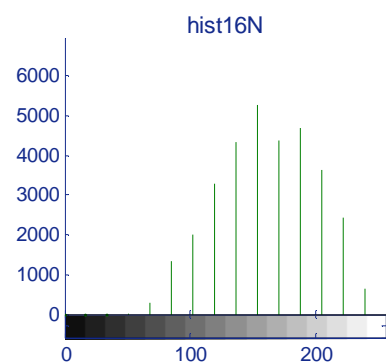
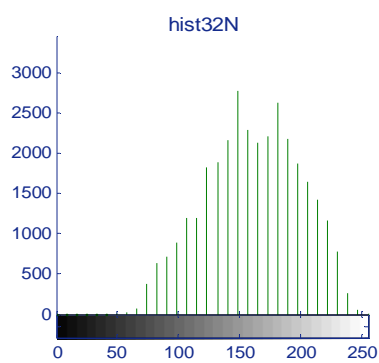
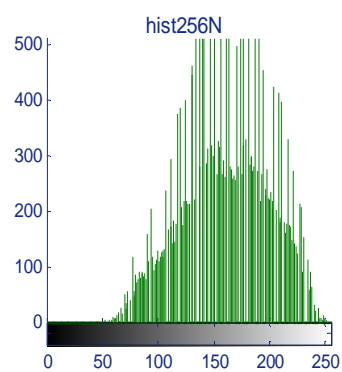
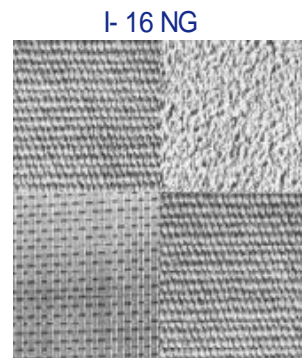
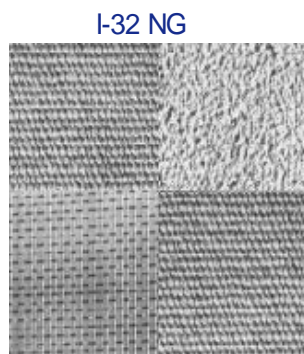
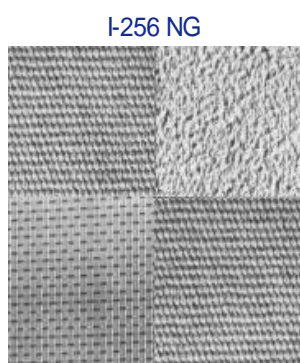


Fig. I V.3: Image satellitaire

IV.3 Résultats des différentes étapes de la méthode

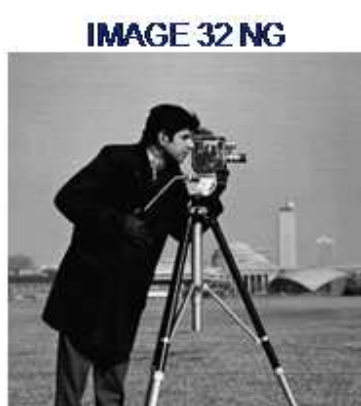
IV .3.1 réduction de niveau de gris

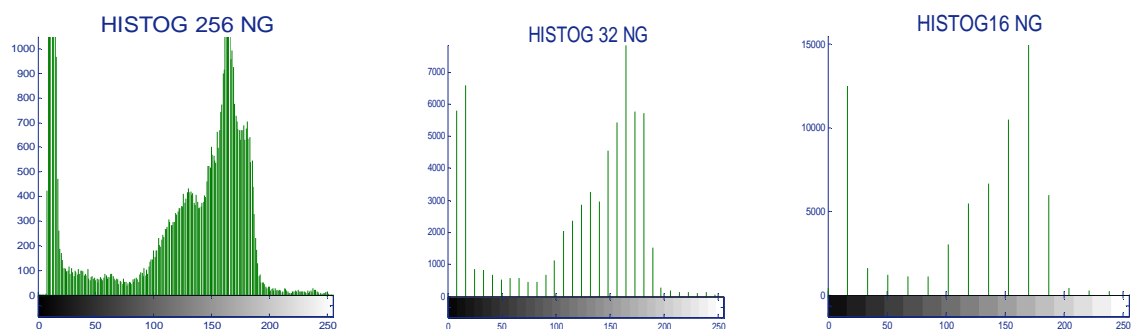
- e. **Image de Brodatz (180*180)**



L'image de Brodatz garde sa qualité à 32 et 16 niveaux de gris.

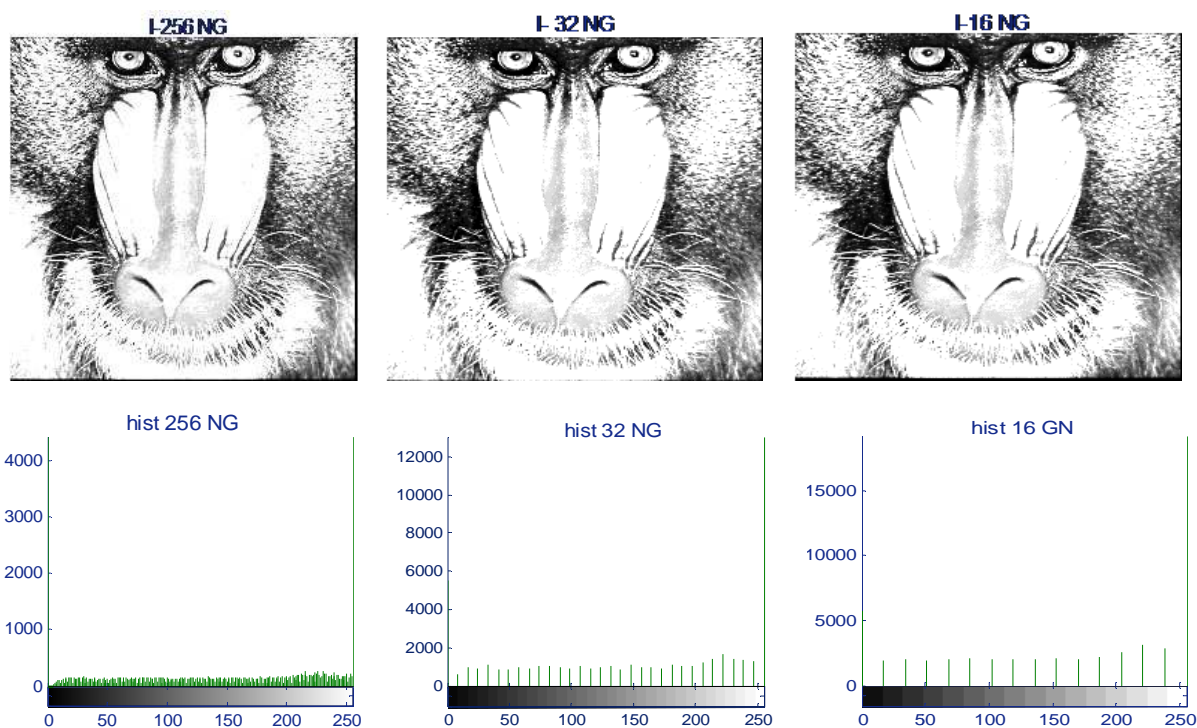
f. Image cameraman (156*256)





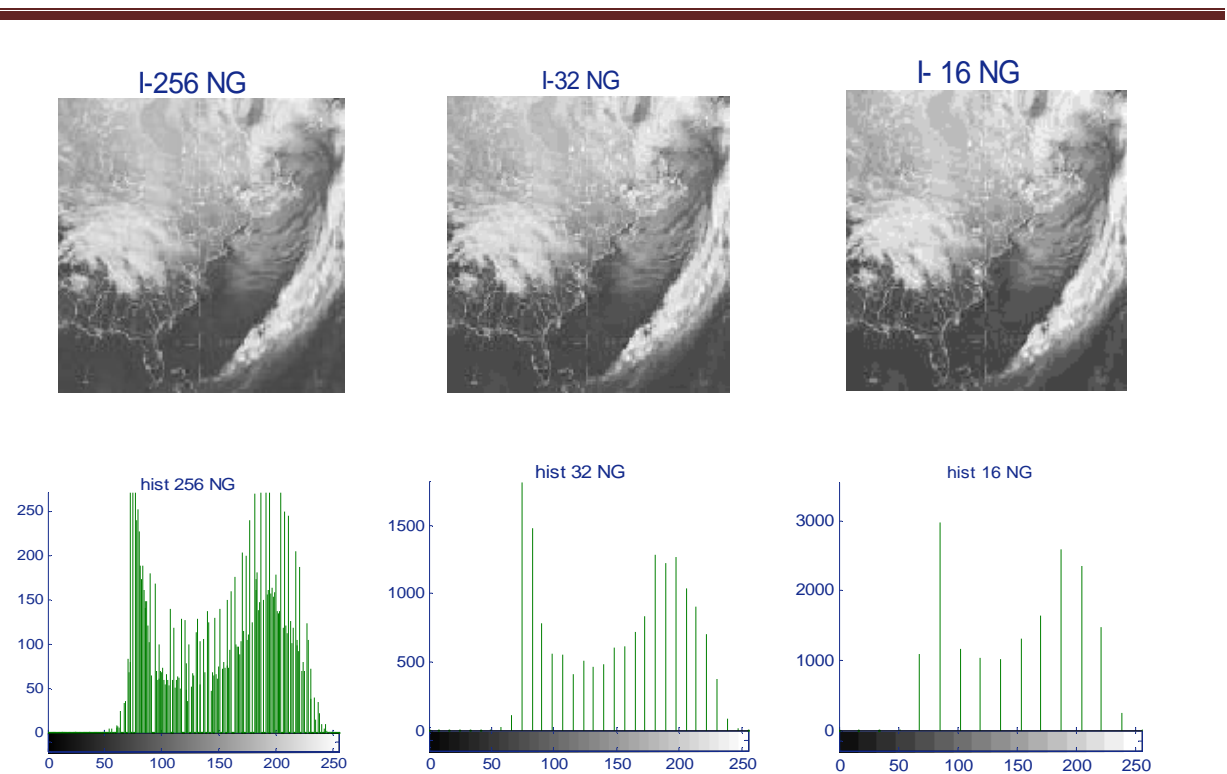
On remarque que l'image *cameraman* garde sa qualité lors de réduction jus'à 32 niveaux de gris mais commence à perdre son contenu à 16 niveaux de gris.

g. Image mandrill (256*256)



L'image *mandrill* garde sa qualité à 32 et 16 niveaux de gris.

d. Image satellitaire (130*130)



L'image *satellitaire* garde sa qualité à 32 et comence a dégrader à 16 niveaux de gris.

Fig. I V.4 : Résultats de l'étape de réduction de niveau de gris.

Toutes l'images précédentes ont gardées leus contenu informatif à 32 niveaux de gris.

IV.3.2 Décomposition en ondelettes et construction des images détails

c. Image BRODATZ

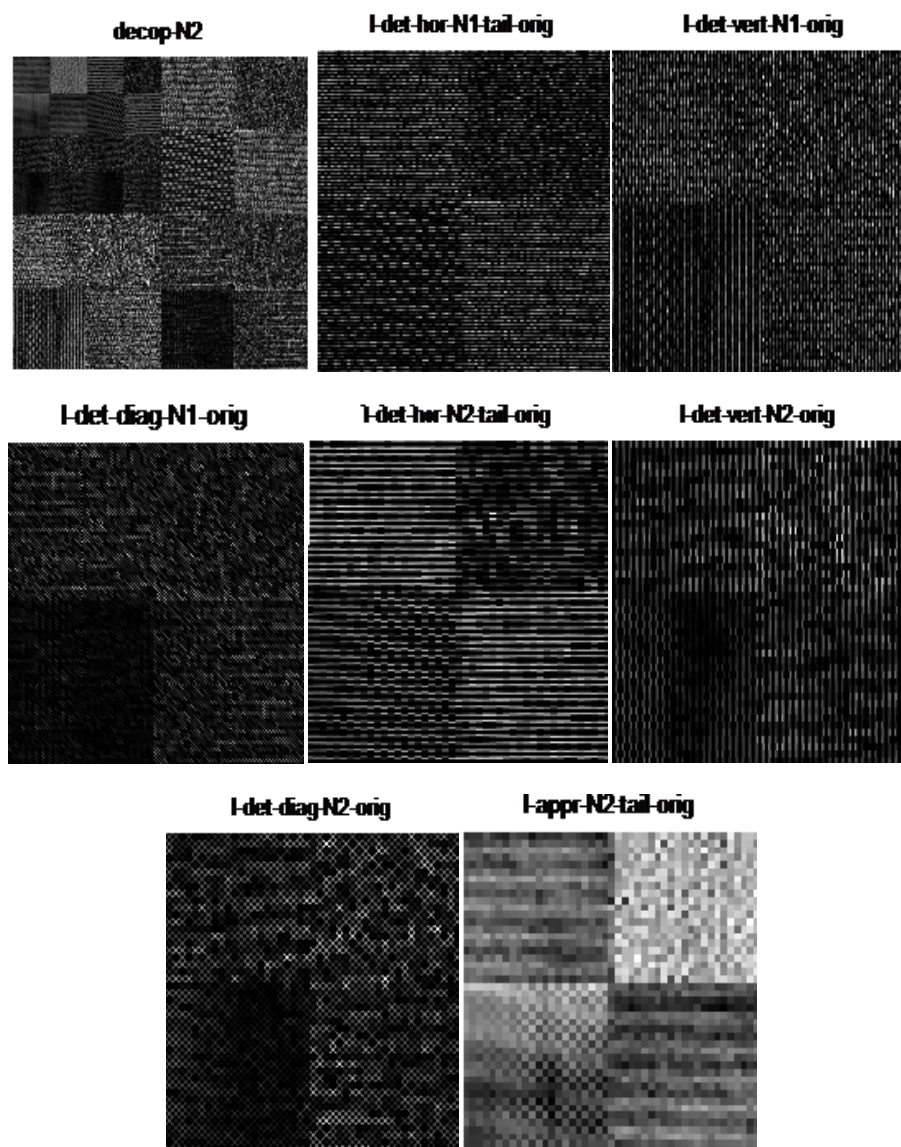


FIG.IV.5 : Représentation des différentes images détails (Image test 01) en taille de l'image originale.

- d. Images naturelles
- Image test 02 (mandrill)

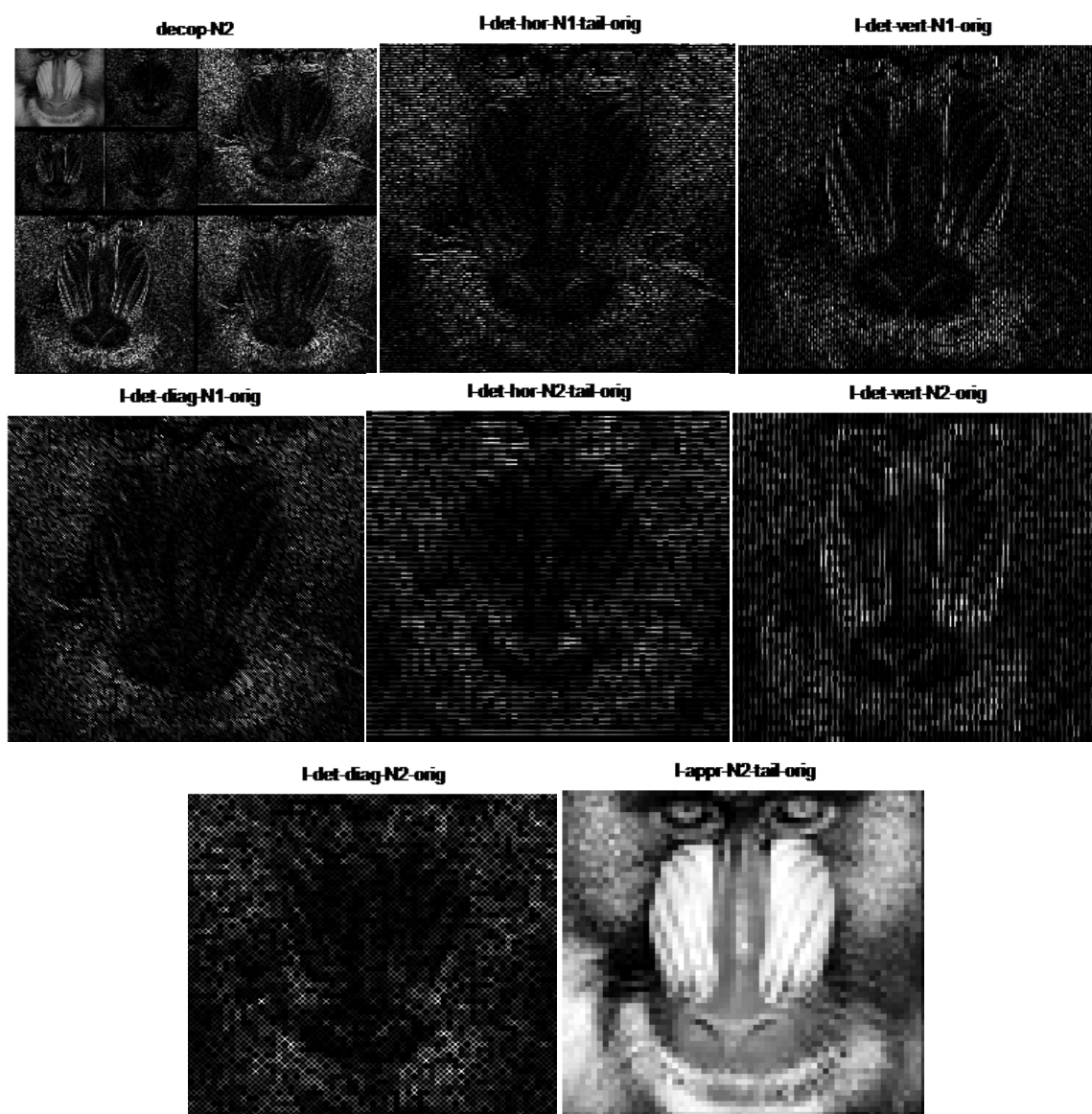


FIG.IV.6 : Représentation des différentes images détails (Image test 01) en taille de l'image originale.

- Image test 03 (cameraman)

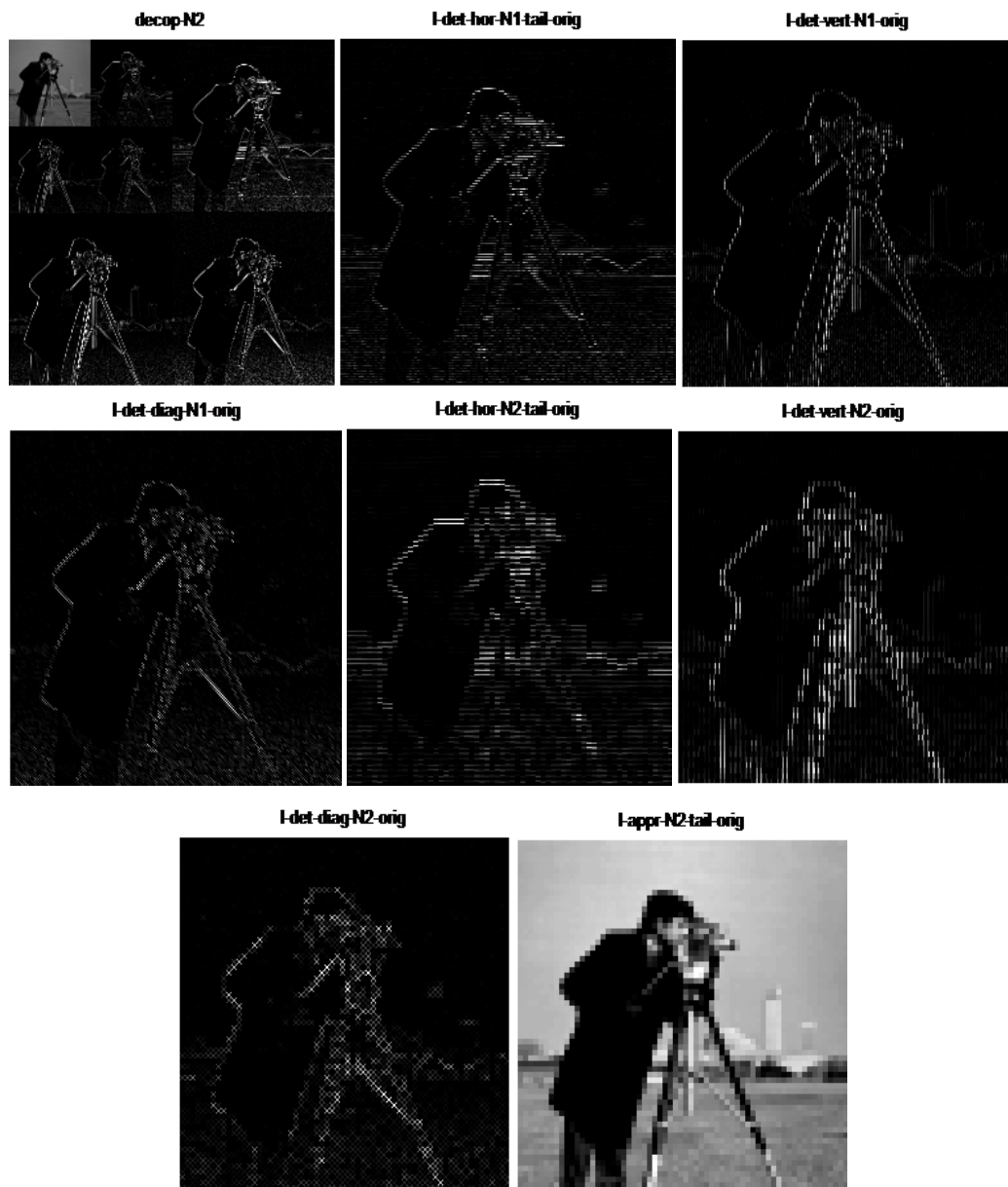


FIG.IV.7 : Représentation des différentes images détails (Image test 03) en taille de l'image originale.

- Image satellitaire

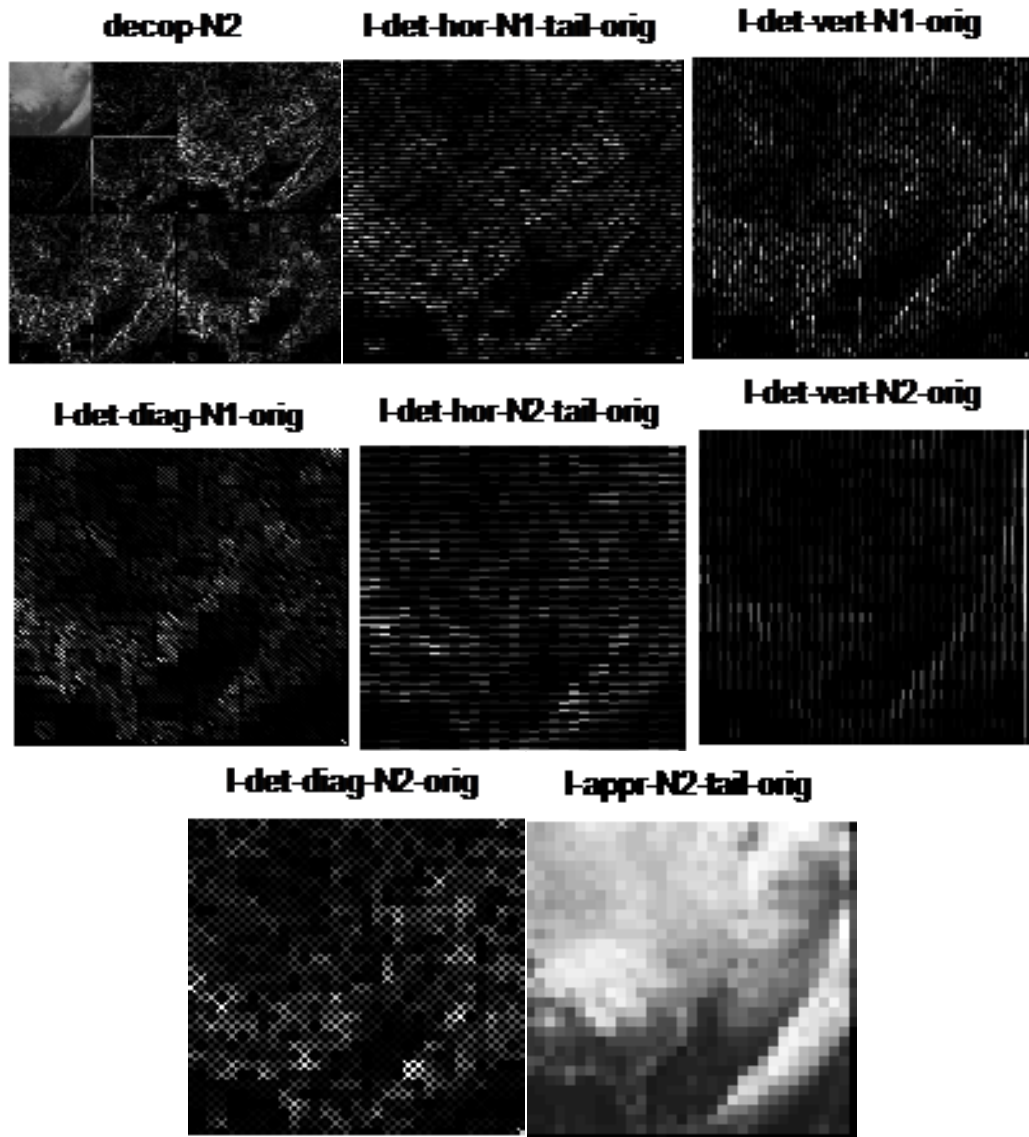


FIG.IV. 8: Représentation des différentes images détails (Image satellitaire) en taille de l'image original.

IV.3.3 Images attributs

- **Image contraste**



Image test 01

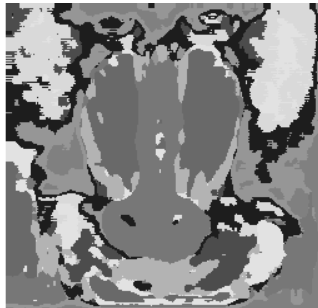


Image test 02



Image test 03

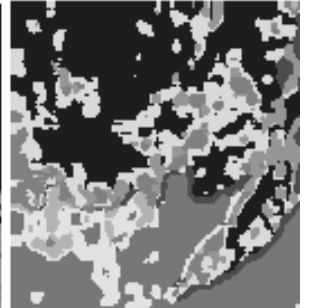


Image satellitaire

- **Image entropie**

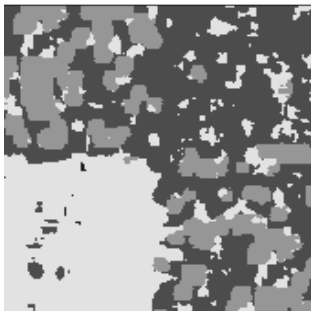


Image test 01

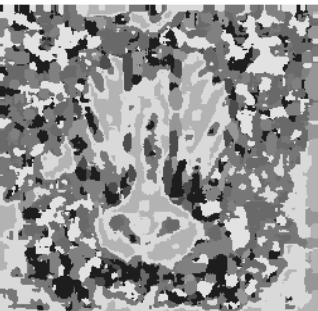


Image test02

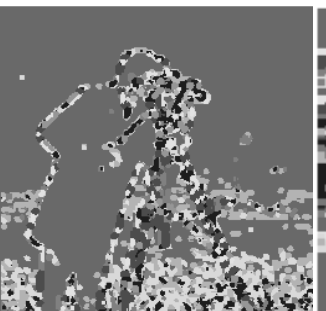


Image test 03

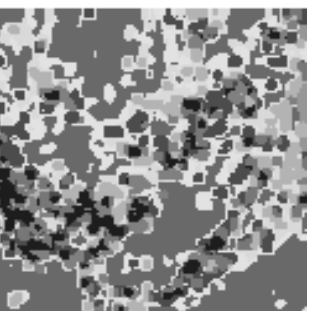


Image satellitaire

- **Image corrélation**

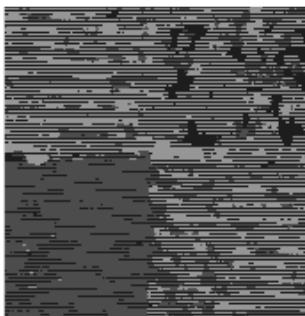


Image test 01



Image test02



Image test 03

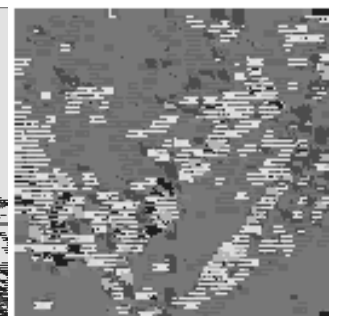


Image satellitaire

- Image énergie

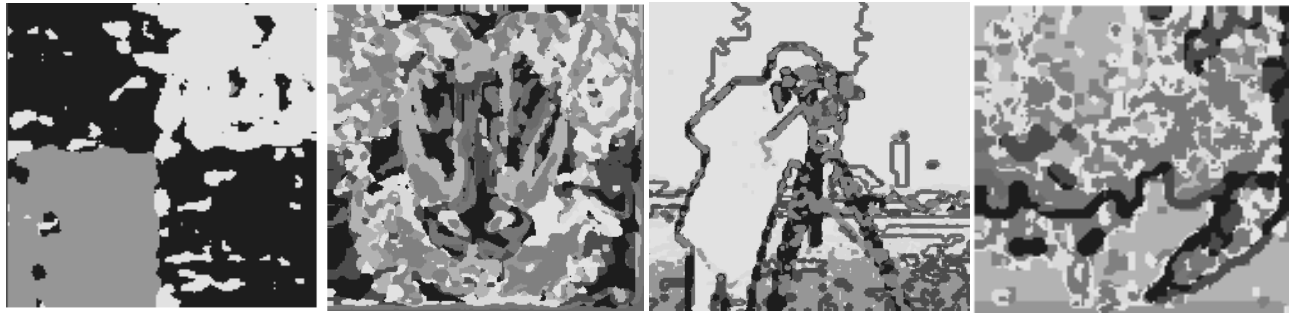


Image test 01

Image test02

Image test 03

Image satellitaire

FIG.IV.9: Images attributs des différentes images tests.

IV.4 Résultats de la segmentation

1. Image test 01 :

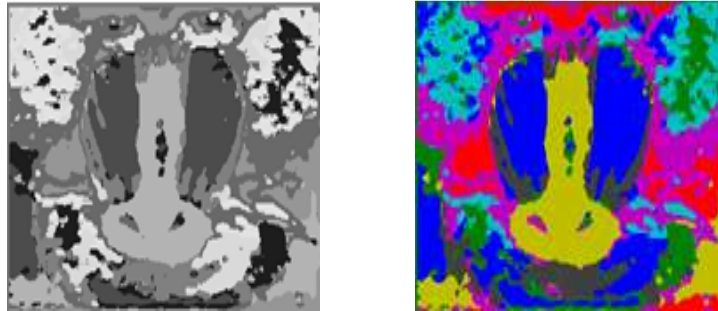


03 classes

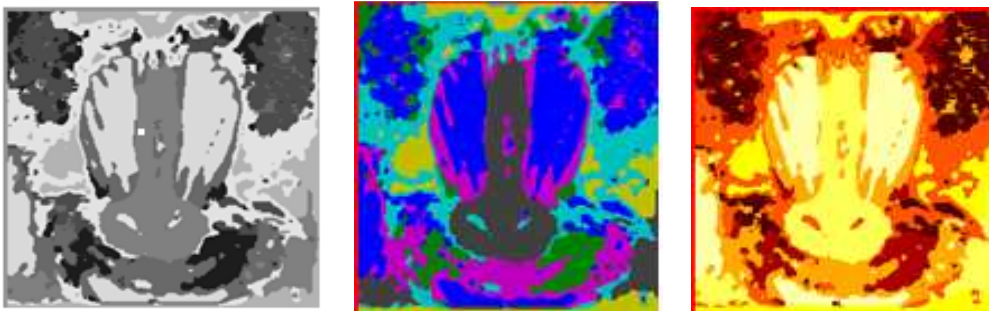
FIG .IV.10: Résultat de la segmentation de l'image test 01.

Nous constatons que le résultat a donné une bonne segmentation, tel que les trois régions de l'image test 01 sont correctement déterminées. Le résultat de la segmentation de l'image test 01 nous confirme l'efficacité de la méthode pour la segmentation des images fortement texturée

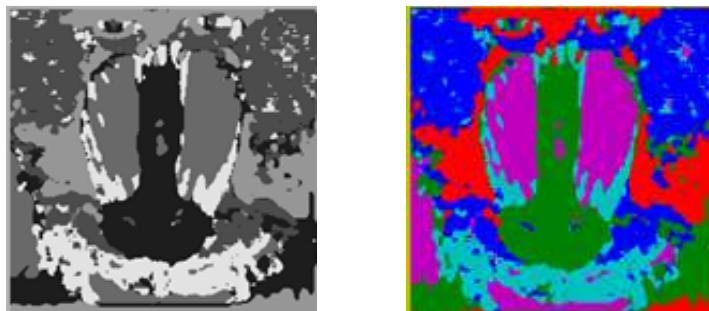
2. Image test 02 :



07 classes



06 classes

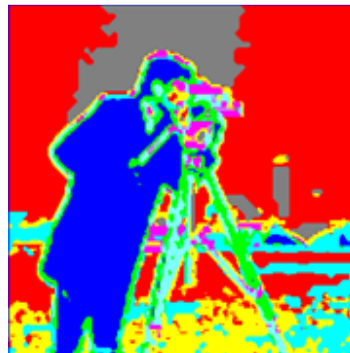


05 classes

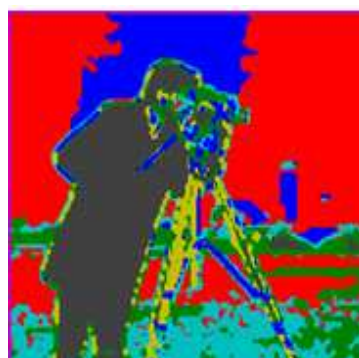
FIG.IV.11 : Résultat de la segmentation de l'image test 02.

L'image test 02 est majoritairement composée des zones texturées. Le résultat obtenu pour cette image semble correct, tel que toutes les zones texturées sont bien localisées. De plus on remarque une bonne séparation entre les régions.

3. Image test 03 :



07 classes

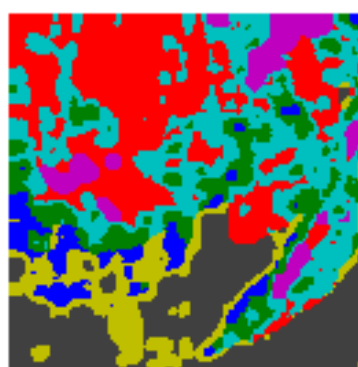
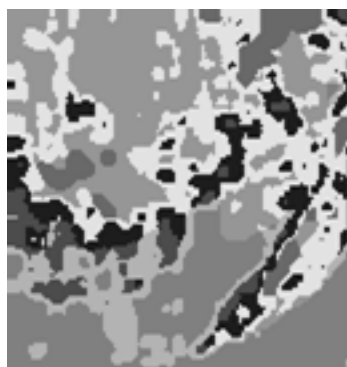


06 classes

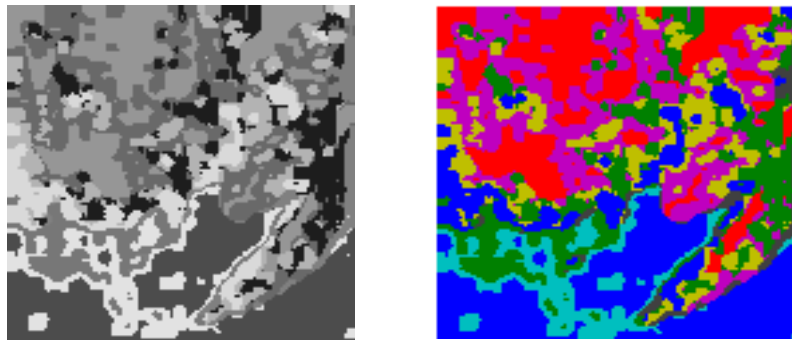
FIG.IV.12 : Résultat de la segmentation de l'image test 03.

On observe une bonne segmentation des zones texturées où toutes les différentes régions sont apparentes et une segmentation qui semble correcte pour les zones uniformes.

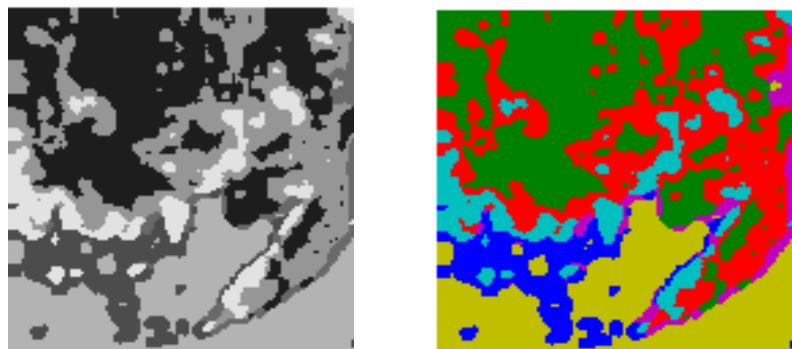
4. Image satellitaire



06 classes



08 classes



05 classes

FIG.IV.13: Résultat de la segmentation de l'image satellitaire

IV.5 Discussion :

A partir des résultats obtenus pour les différentes images tests, on peut dire que la méthode utilisée a permis d'avoir une bonne segmentation et des résultats satisfaisants. En effet, toutes les zones texturées ont été bien détectées pour les images fortement et faiblement texturées. Cependant dans l'image satellitaire (faiblement texturée), on remarque l'absence de quelques régions uniformes due au choix de la fenêtre d'analyse et au nombre de classes. Les zones sont analysées par les fenêtres de tailles **[9*9]** pour les images test 01 et test 02, **[7*7]** pour l'image test 03, qui est un choix favorisant les zones texturées mais considéré comme un mauvais choix pour les zones uniformes. Pour l'image satellitaire Les images de premier niveau sont analysées par une fenêtre **[5*5]** et celles de deuxième niveau sont analysées par une fenêtre de **[7*7]**.

Conclusion Générale

L'analyse de la texture est un vrai problème en traitement d'image car il conditionne la qualité de la segmentation et de l'interprétation. Et comme l'étape de la segmentation reste une étape quasi obligatoire pour extraire des informations qualitatives dans tout système de vision artificiel, le bon choix de la méthode d'analyse de la texture est très important.

L'information texturale est fortement liée à l'échelle ou à la résolution, ce qui justifie l'utilisation d'une méthode multi-résolution pour l'analyse et la segmentation de la texture.

La méthode que nous avons présentée dans ce mémoire répond au problème cité précédemment, dont le principe est fondé sur trois étapes essentielles. En premier lieu on présente l'image à différentes échelles et les différentes images détails pour chaque résolution, en utilisant la décomposition en ondelettes. En second lieu les paramètres descriptifs de la texture sont extraits en utilisant la matrice des transitions pour chaque niveau de résolution et en fin l'étape de classification par k-means en se basant sur la similarité entre les attributs.

Dans ce travail on a exposé quelques problèmes qu'on peut rencontrer lors de la décomposition en ondelettes, tels que la taille des images détails et le nombre important des attributs qu'il faut calculer et la solution finale à ces problèmes.

A partir des résultats que nous avons présentés dans le quatrième chapitre, on peut dire que la méthode élaborée, est l'une des méthodes les plus performantes pour la segmentation des images texturées.

L'analyse de la texture par la transformation en ondelette apporte une amélioration significative. Il est clair que la particularité qu'offre la transformation en ondelette, à savoir son aptitude à représenter la texture à diverses échelles constitue un avantage certain.

En fin, nous tenons à signaler que ce travail nous a permis de nous instruire et nous familiariser avec un domaine d'actualité qui est le traitement d'image.

Annexes

Attribut de la matrice des cooccurrences :

- * **Energie** : la présence du même couple de pixels rend cet indice plus élevé donc quand le niveau de gris est uniforme dans l'image à niveau de gris.

$$E = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} p(i, j)^2$$

- * **Contraste** : c'est une fonction qui favorise les variations importantes entre deux niveaux de gris (mise en évidence des contours). Il caractérise aussi la dispersion des valeurs de la matrice par rapport à sa diagonale.

$$Cont = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} (i - j)^2 p(i, j)$$

- * **La corrélation** : cet indice rend compte de la corrélation entre les lignes et colonnes de la matrice c.-à-d. il donne une information sur le pixel relativement à sa ligne et sa colonne.

$$Cor = \sum_{i=1}^{ng} \sum_{j=1}^{ng} (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j)$$

- * **Entropie** : Elle nous renseigne sur le désordre que peut présenter une texture, ce paramètre est faible si on a souvent le même couple de pixel, forte si chaque pixel est peut représenter.

$$Ent = - \sum_{i=0}^{ng-1} \sum_{j=0}^{ng-1} p_{d,\theta}(i, j) \log_2(p_{d,\theta}(i, j) + \varepsilon)$$

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 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 8.0

II Prise en main :

II.1 Lancement :

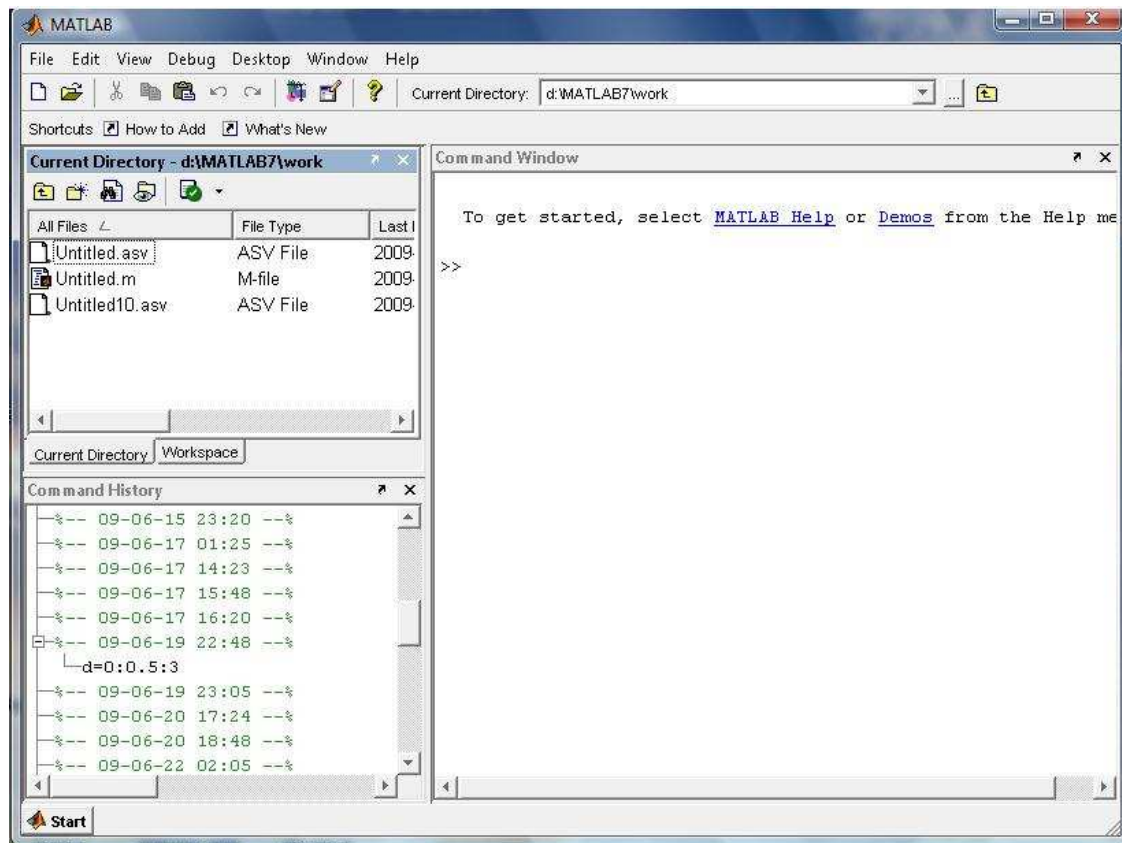
Pour démarrer Matlab ;

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



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

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



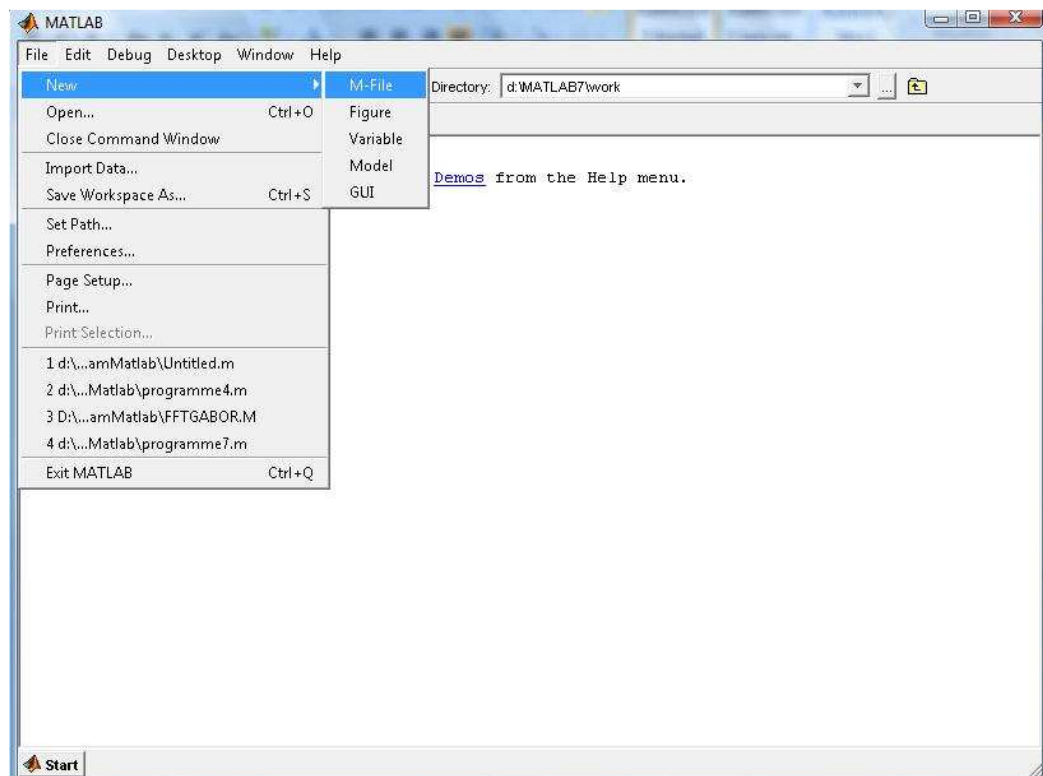
En haut de cette fenêtre se trouve une barre de menu qui nous permet d'ouvrir un fichier texte, de définir certaines variables de travail et surtout d'accéder à l'ensemble des fichiers d'aides.

II.2 Exécution des programmes :

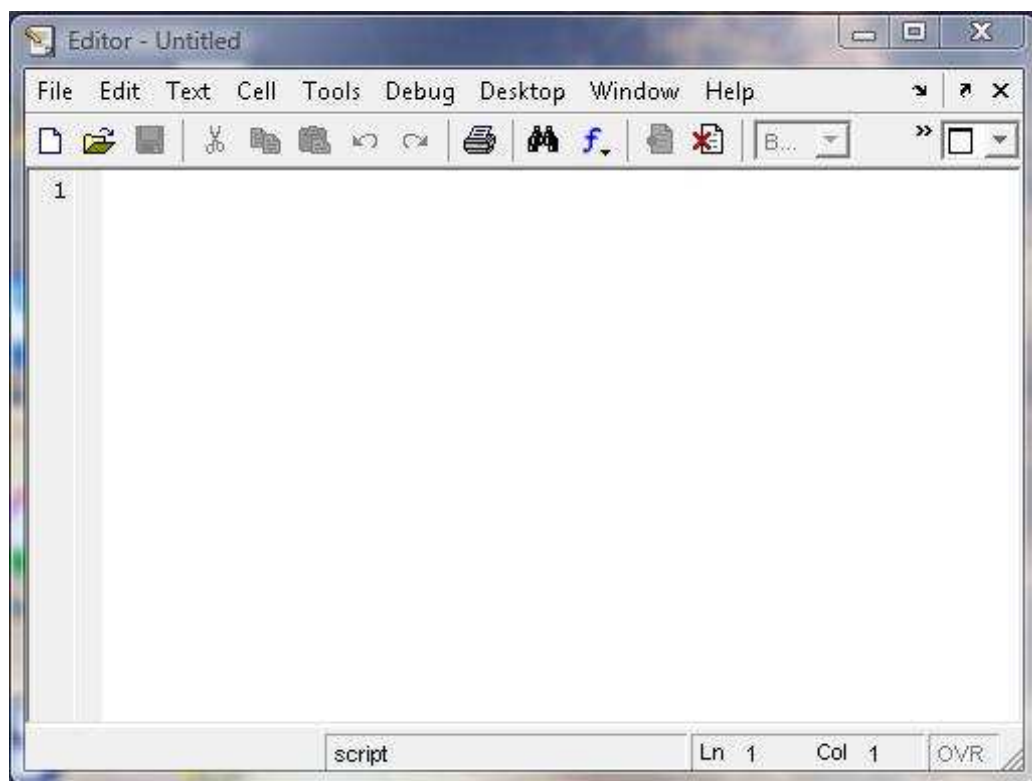
Les noms de fichiers ne devront pas contenir des caractères exotiques tels que les accents ou les espace, sinon Matlab ne pourra pas les exécuter correctement.

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

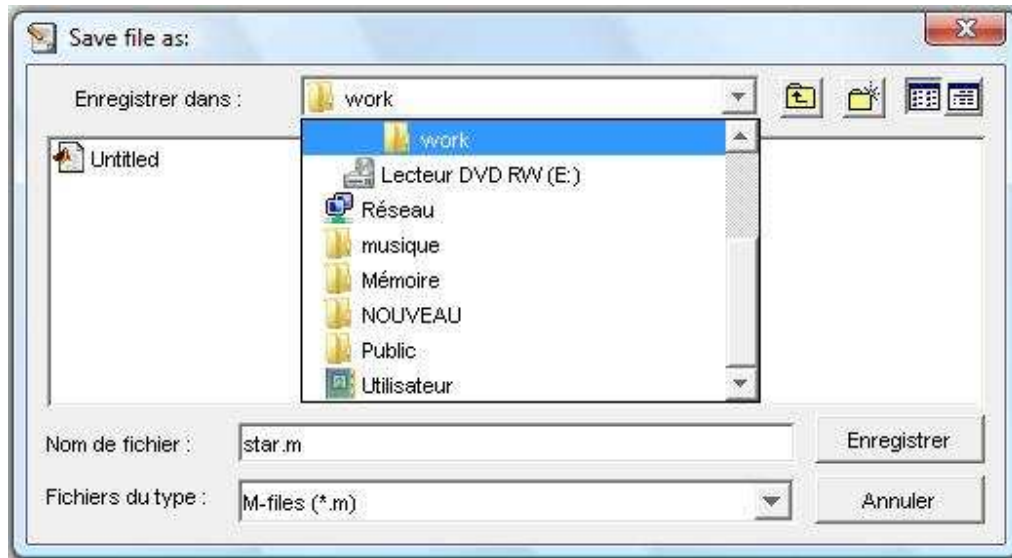
Pour éditer un fichier, dans le menu « file », choisir « New » \Rightarrow M-File.



On obtient ainsi cette fenêtre,

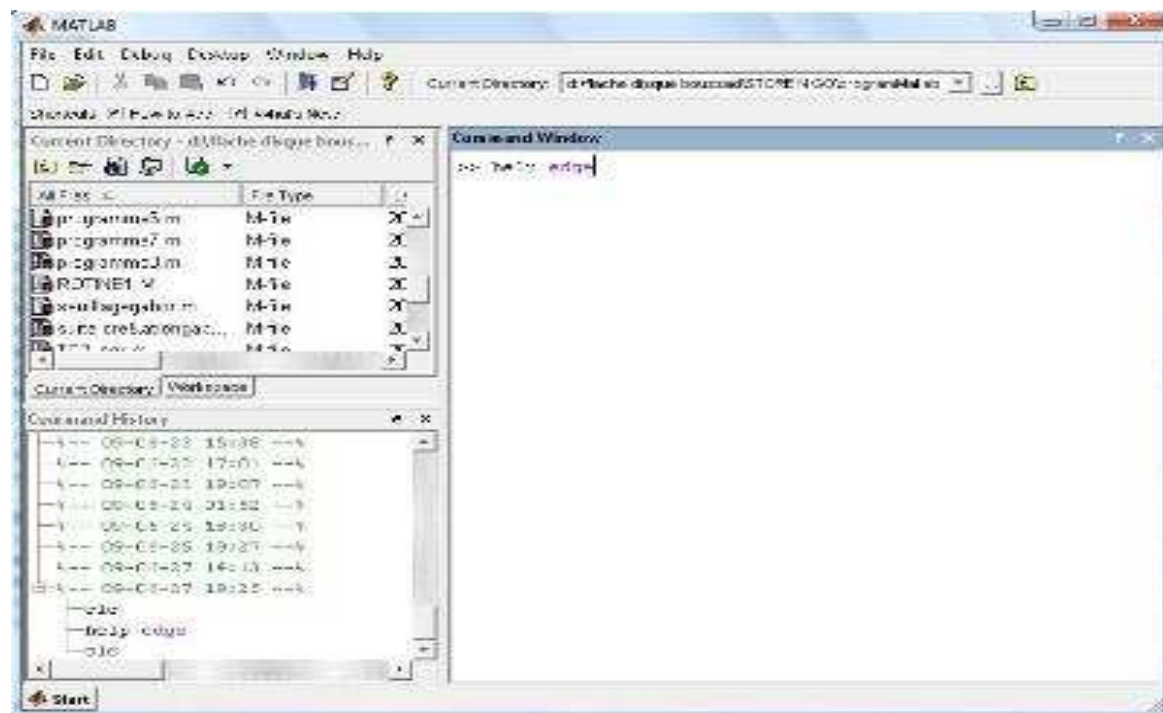
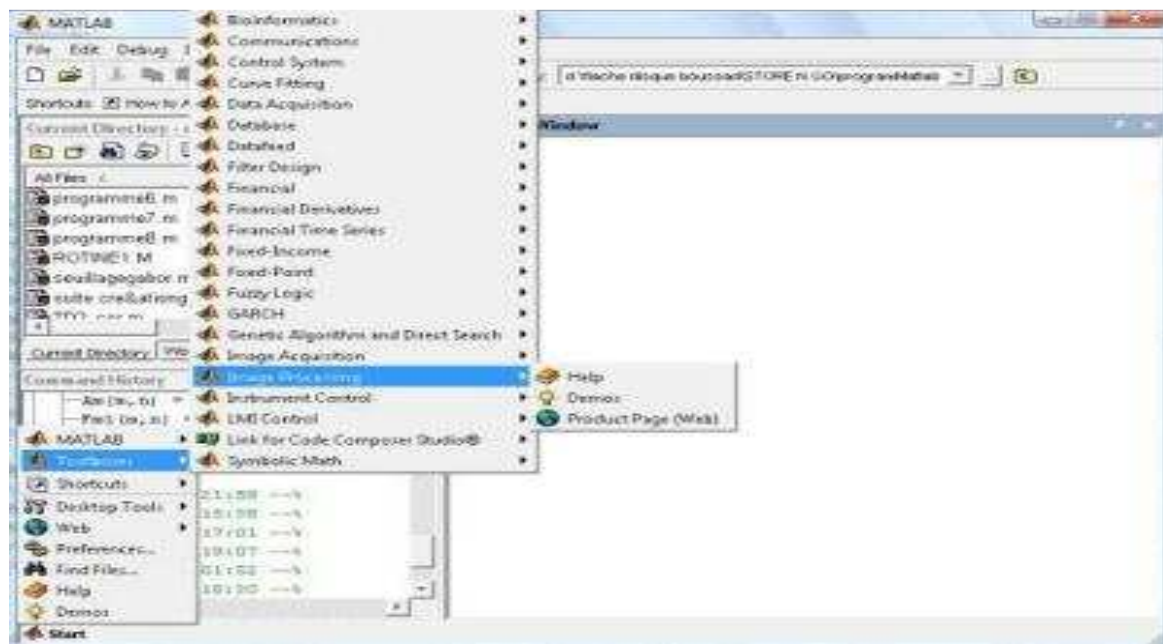


Pour enregistrer un fichier on clique sur « File » puis « Save As », et on tape le nom de notre fichier par exemple « star.m ».



De cette façon, on a créé 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 activé, clique sur « Debug » \Rightarrow Run.
- b. La fenêtre command Windows étant activé, tapez le nom du fichier donc tapez star pour que le programme soit exécuté.



Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE :

- [1] Abdelmounaime S, et Iftene .T, *application de la transformation en ondelette à la classification texturale multi-résolution des images satellitaires*, thèse master, 2003.
- [2] Alani .T, *ondelette et transformée de Fourier*, Département Informatique ESIEE-Paris: <http://www.esiee.fr/~alanit>, 2008.
- [3] Amazit .D: *segmentation d'image texturée par Approche Statistique*, thèse Magistère, UMMTO, 2005.
- [4] Antonine .M : *Traitement et reconnaissance d'image*, université Pierre et Marie Curie.
- [5] Baillie J.C, *traitement d'image et vision artificielle*.
- [6] Bouillot. R : *cours de traitement numérique de l'image*.
- [7] Cadet .O : *Méthode ondelettes pour la segmentation d'image*, thèse doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2004.
- [8] Christophe.K.C, *analyse et segmentation de la texture*, R 1999.
- [9] Demaeyer J.M et Forthomme, *Les ondelettes*, université de Bruxelles.
- [10] Fernandez-Maloigne .A.T.C, P ierre Bonton, *image numérique couleur*
- [11] G.H : *segmentation d'image par la méthode hybride*, thèse ingénieure, UMM-TO, 2006
- [12] *Introduction au traitement d'image et simulation sous matlab*.
- [13] Philippeau. X, *les filtres usuels en traitement d'image*, 2007
- [14] Tucernyan, *texture analysis*, Indiana University. (jain@cps.msu.edu).
- [15] Yahia.M, Ould ameur.A, Ouchaoua.S : *segmentation d'image texturée par la méthode des matrices des cooccurrences*, UMM-TO, 2008.

Document internet :

- [16] *Classification par K-means*. http://www.aiaccess.net/y_tut_liste_descriptive.htm#k_means
- [17] *Cours traitement d'images*, Catherine Achard, 2006.
- [18] *Filtrage*. <http://arthur.u-strasbg.fr/~ronse/TIDOC/FILTER/medlin.html>
- [19] *Filtrage médiane*. <http://arthur.u-strasbg.fr/~ronse/TIDOC/FILTER/median.html>

[20] *Image numérique*. <http://www.figer.com/Publications/images.htm>

<http://redirect.upmc.fr/urfist.html>

[21] *Traitement d'image*. <http://www.lri.fr/~mbl/ENS/IG2/cours2/TraitementImages>.

<http://raphaello.univ-fcomte.fr/ig/Default.htm> .