الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DR. YAHIA FARES DE MEDEA

FACULTE DES SCIENCES ET DE LA TECHNOLOGIE

Département du Génie Électrique et de l'Informatique



Projet de Fin d'Etudes

Présenté pour l'obtention du Diplôme
de Master en Génie Électrique

Spécialité : *Systèmes de Télécommunications*

THEME

Segmentation d'image texturée par la décomposition en sous bande et classification par FCM

Proposé et dirigé par,

M. MIMEN Bakhti.

Préparé et présenté par,

M. DEBDABI Mohamed Amine.

M. MEKKI Elhadi.

Dédicaces

A ma mère et mon père pour leur appui, leur amour, leur compréhension, leur patience et pour tout ce qu'ils ont fait pour moi.

A mes sœur, a mes frères.

A toute ma famille.

A mes amis, surtout Bilel SOFTA, Mohamed B, Debdabi M A, Walha m, Hakim A, Rahim hamza

A mes collègues de l'université de Medea.

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

Je dédie ce mémoire.

Mekki Elhadi



Dédicaces

A ma mère et mon père pour leur appui, leur amour, leur compréhension, leur patience et pour tout ce qu'ils ont fait pour moi.

A ma sœur, a mes frères.

A toute ma famille.

A mes amis, Bilel SOFTA, Mohamed B, Elhadi M, Walha m, Hakim A.

A mes collègues de l'université de Medea.

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

Je dédie ce mémoire.

Debdabi Mohamed Amine



Remerciements

*Nous tenons tout d'abord à remercier **ALLAH** le tout puissant et miséricordieux, qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.*

*En second lieu, nous tenons à remercier tout le corps enseignant qui a contribué à notre formation, plus particulièrement notre encadreur **M.** BAkhti Mimen pour son aide et les précieux conseils qu'il a bien voulu nous donner.*

Nos remerciements s'étendent également aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail.

Résumé :

Nous présentons dans ce mémoire une méthode de segmentation d'images texturées basée sur l'application de la décomposition en sous bande et l'extraction d'un vecteur d'attributs caractérisant la texture existante suivie d'une classification réalisée dans l'espace des attributs au moyen de la méthode C-moyenne floue pour déterminer les différentes régions composant l'image. La méthode a été testée sur des textures de l'album de Brodatz.

Mots clés :

Segmentation d'images, Texture, décomposition en sous bande, Classification, C-moyenne floue

Abstract :

We present in this paper a method for segmentation of textured images based on the application of the sub-band decomposition and extracting a feature vector characterizing the existing texture followed by a classification made in space attributes using the method fuzzy C-means to determine the regions that make up the picture. The method was tested on textures of Brodatz album.

Keywords:

Image segmentation, texture, sub-band decomposition, Classification, fuzzy C-means

ملخص:

نقدم في هذه المذكرة طريقة تقسيم الصور على أساس تطبيق التحليل الفرعي واستخراج شعاع المميزات التي تميز نسيج الصورة، ثم تليها عملية التصنيف في فضاء السمات باستخدام طريقة التصنيف C المتوسط الغامض للحصول على المناطق المختلفة في الصورة، كما تم استعمال صور من البوم بروداتز (Bdortza) لتنفيذ جميع الخوارزميات.

كلمات مفتاحية:

تجزئة الصورة، صور الانسجة، التحليل الفرعي، تصنيف، المتوسط غامض

Table des matières

LISTE DES FIGURES I

Introduction générale II

CHAPITRE I : Generalite sur le traitment d'image

1. Introduction 1

2. Définitions 1

2.1. Image 1
2.2. Images numériques 2
2.3. La taille d'une image 2
2.4. Pixel 2
2.5. Distance entre deux pixels 2
2.6. Résolution et définition d'une image 3

3. Formats d'image 3

3.1. Format GIF 3
3.2. Format PNG 4
3.3. Format TIFF 4
3.4. Format JPEG et JPEG 2000 5

4. Types d'images 5

4.1. Image matricielle (ou image bitmap) 5
4.2. Image vectorielle 6
4.3. Image en couleur 6
4.4. Images binaire 6
4.5. Image à niveau de gris 7

5. Image Texturée 7

5.1. Définition 7
5.2. Types de textures 8
5.2.1. Texture périodique 8
5.2.2. Texture aléatoire 8
5.2.3. Texture directionnelle 9

6. Notion de segmentation 9

6.1. Définition 9
6.2. Les différents types de segmentation 10
6.2.1. Segmentation par approche «région» 10
6.2.2. Segmentation par approche «frontière» 11
6.2.3. Segmentation par approche mixte 11

7. Conclusion 12

CHAPITRE II :Etude de la decomposition d'image en sous bande

1. Introduction 13

2. Décomposition en sous bande par moyenne et différence 13

2.1. Algorithmes de décomposition en sous bande 13
2.1.1. Algorithme de décomposition niveau 1 13
2.1.2. Algorithme de décomposition niveau 2 14

3. Décomposition a base d'ondellete **15**

3.1. Transformée en ondelettes (TO) 15
3.1.1. Définition 15
3.1.2. Coefficient d'ondelette 16
3.1.3. Reconstruction 16

4. Décomposition en sous bande et banc de filtre **17**

4.1. Définition 17
4.2. Sous-échantillonnage et Sur -échantillonnage 17
4.2.1. Sous_ échantillonnage 17
4.2.2. Sur_échantillonnage 19
4.3. Filtrage et les sous et sur échantillonnage 21
4.3.1. Filtre décimateur et sous échantillonnage 21
4.3.2. Filtre interpolateur et Sur_échantillonnage 22
4.4. Banc de filtre 24

5. Conclusion **25**

CHAPITRE III :Etude de la classification des image texturées par FCM

1. Introduction 26

2. Méthodologie de la classification 26

2.1. Méthodes supervisées 27
2.2. Méthodes non supervisées (semi -Automatiques) 27

3. Méthode de la classification **27**

3.1. Classification hiérarchique 27
3.2. Classification non hiérarchique (partitionnement) 28

4. Technique de la classification **28**

4.1. La classification par histogrammes 28
4.2. Classification floue 28
4.2.1. La logique floue 28
4.2.2. La théorie des sous-ensembles flous 29
4.3. La classification par k-moyens 29
4.3.1. Algorithme k-moyens 30
4.4. La classification C-Moyenne floue: Fuzzy C-Means (FCM) 31
4.4.1. Principe 31
4.4.2. Algorithme de c-moyennes floues 31
4.4.3. Défuzzification 35

5. Conclusion **35**

CHAPITRE IV :Implémentation et discusion des resultats

1. Introduction.....36

2. Implémentation et discussion des résultats.....**37**

2.1. Segmentation en contours par décomposition en sous bandes.....37

A/ Décomposition en sous bande niveau1.....38

B/ Décomposition en sous bande niveau2.....40

2.2. Segmentation en région par classification FCM.....42

2.3. Segmentation des images par la méthode hybride (Décomposition en sous bande et classification).....45

A/ Décomposition en sous bande niveau 1 de l'mage classifiée.....45

B/ Décomposition en sous bande niveau 2 de l'mage classifiée.....52

3. Conclusion.....**58**

Conclusion générale.....

LISTE DES FIGURES

Figure I.1: *Image matricielle* 5
Figure I.2: *Image vectoriel* 6
Figure I.3: *Image en couleur* 6
Figure I.4: *Image binaire* 7
Figure I.5: *Image à niveau de gris* 7
Figure I.6: *Texture périodique*. 8
Figure I.7:*Textures aléatoires*. 9
Figure I.8: *textures directionnelles* 9
Figure II.1: *L'organigramme de décomposition en sous bande niveau 1*. 14
Figure II.2: *Principe de décomposition en sous bande au second niveau 2* 15
Figure II.3: *Représentation temporelle vers ondelettes* 16
Figure II.4 : *Spectre avant et après Sous-échantillonnage*. 18
Figure II.5 : *Signal avant et après Sous-échantillonnage*. 19
Figure II.6 : *Signal avant et après Sur échantillonnage*. 19
Figure II.7 : *Spectre avant et après Sur _ échantillonnage*. 20
Figure II.8 : *Filtre décimateur et Sous échantillonnage*. 21
Figure II.9 : *Sur_échantillonage et Filtre interpolateur*. 23
Figure II.10 : *Structure de banc de M filtres d'analyse et de synthèse*. 24
Figure IV.1 : *Echantillons d'images Texturée d'album de Brodatz* 37
Figure IV.2 : *Décomposition de premier niveau d'image 1* 38
Figure IV. 3 : *Décomposition de premier niveau d'image 2* 39
Figure IV. 4 : *Décomposition de premier niveau d'image 3* 39
Figure IV.5 : *Décomposition de premier niveau d'image 4* 40
Figure IV.6 : *Décomposition de deuxième niveau de l'image 1* 40
Figure IV.7 : *Décomposition de deuxième niveau de l'image 2* 41
Figure IV.8 : *Décomposition de deuxième niveau de l'image 3* 41
Figure IV.9 : *Décomposition de deuxième niveau de l'image 4* 42
Figure IV.10 : *Segmentation par FCM de l'image 1* 43
Figure IV.11 *Segmentation par FCM de l'image 2* 43
Figure IV.12 *Segmentation par FCM de l'image 3* 44
Figure IV.13 : *Segmentation par FCM de l'image 4* 44
Figure IV.14 : *Décomposition niveau 1 de l'image 1 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001 45
Figure IV.15 : *Décomposition niveau 1 de l'image 1 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 46
Figure IV.16 : *Décomposition niveau 1 de l'image 1 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 46
Figure IV.17 : *Décomposition niveau 1 de l'image 2 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001 47
Figure IV.18 : *Décomposition niveau 1 de l'image 2 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 47
Figure IV.19 : *Décomposition niveau 1 de l'image 2 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 48
Figure IV.20 : *Décomposition niveau 1 de l'image 3 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001 48
Figure IV.21 : *Décomposition niveau 1 de l'image 3 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 49
Figure IV.22 : *Décomposition niveau 1 de l'image 3 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 49
Figure IV.23 : *Décomposition niveau 1 de l'image 4 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001 50
Figure IV.24 : *Décomposition niveau 1 de l'image 4 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 50
Figure IV.25 : *Décomposition niveau 1 de l'image 4 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 51
Figure IV.26 : *Décomposition niveau 2 de l'image 1 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001 52
Figure IV.27 : *Décomposition niveau 2 de l'image 1 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 52
Figure IV.28 : *Décomposition niveau 2 de l'image 1 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 53
Figure IV.29 : *Décomposition niveau 2 de l'image 2 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001.. 53
Figure IV.30 : *Décomposition niveau 2 de l'image 2 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 54
Figure IV.31 : *Décomposition niveau 2 de l'image 2 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 54
Figure IV.32 : *Décomposition niveau 2 de l'image 3 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001 55
Figure IV.33 : *Décomposition niveau 2 de l'image 3 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 55
Figure IV.34 : *Décomposition niveau 2 de l'image 3 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 56
Figure IV.35 : *Décomposition niveau 2 de l'image 4 classifie de paramètre* m= 2, nc=2, ε=0.0001 56
Figure IV.36 : *Décomposition niveau 2 de l'image 4 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.0001 57
Figure IV.37 : *Décomposition niveau 2 de l'image 4 classifie de paramètre* m= 3, nc=2, ε=0.00001 57

Introduction générale

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui , C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

La segmentation d'images est une étape incontournable dans tout processus d'analyse d'image. C'est un traitement de bas niveau qui précède l'étape de mesure, de compréhension et de décision.

Notre projet est consacré à l'étude de la segmentation d'images texturées par décomposition en sous bandes et classification C_moyenne floue c'est -à- dire partitionner l'image en régions connexes et homogènes au sens d'un critère d'homogénéité difficile à définir surtout dans le cas de régions texturées.

La texture qui est presque omniprésente dans les images, joue donc un rôle important en analyse d'images non seulement dans les applications de segmentation mais aussi de classification et de caractérisation.

Bien qu'elle ait intéressé de nombreux chercheurs et que de nombreux travaux aient été publiés ces dernières années, la texture continue à susciter l'intérêt des chercheurs surtout avec le succès réalisé par la transformée en ondelettes grâce à la possibilité d'effectuer une analyse spatio-fréquentielle des images.

Cependant, la recherche de paramètres discriminants caractérisant la texture et l'utilisation de ces paramètres pour la segmentation des images texturées restent encore un problème délicat, sans solution universelle.

Cette méthode est basée sur une phase d'extraction des attributs par la décomposition en sous bande, caractérisant d'une manière fiable les différentes régions texturées ainsi qu'une phase de classification automatique des pixels de l'image à analyser, par la méthode de classification C-Moyenne floue (Fuzzy C-mean).

Ce mémoire est subdivisé en quatre chapitres :

- Le premier chapitre, nous avons donné quelques notions de bases du traitement d'images.

- Le deuxième chapitre consacré à l'étude de la décomposition d'images en sous bande.

- Le troisième chapitre, nous présente l'étude de la classification par la méthode C-Moyenne floue.

- le quatrième chapitre c'est l'implémentation, mise en œuvre et discussion des résultats obtenus par l'application des méthodes de décomposition en sous bandes et classification sur des textures de l'album de Brodatz des textures naturelles.

- Finalement on termine par une conclusion générale.

Chapitre I :

Notion de base sur le traitement d’image

1. Introduction :

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre. C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

De ce fait, le traitement d'images est l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur celles-ci, dans le but de rendre cette opération possible, plus simple, plus efficace et plus agréable, d'améliorer l'aspect visuel de l'image et d'en extraire des informations jugées pertinente.

2. Définitions :

2.1. Image [1] :

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain.

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction I(x, y) de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné.

- Les x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image.
- I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur.

Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation.

2.2. Images numériques :

Une image numérique est une matrice de pixels repérés par leur coordonnées (x, y). S'il s'agit d'une image couleur, un pixel est codé par trois composantes (R, G, B), (chacune comprise au sens large entre 0 et 255), représentant respectivement les concentrations de rouge, vert et bleu qui caractérisent la couleur du pixel. S'il s'agit d'une image en niveau de gris, il est codé par une composante comprise au sens large entre 0 et 255, représentant la luminosité du pixel. **[1]**

2.3. La taille d'une image :

Pour connaître la taille d'une image, il est nécessaire de compter le nombre de pixels que contient l'image, cela revient à calculer le nombre des cases du tableau, soit la hauteur de celui-ci que multiplie sa largeur. La taille de l'image est alors le nombre des pixels que multiplie la taille (en octet) de chacun de ces éléments. **[2]**

Exemple : pour une image de 240 x 420

Nombre de pixels : 240 x 420 = 100800 pixels

Taille de chaque pixel : 24 bits = 3 octets

Donc la taille de l'image en Ko : 100800 x 3 = 302400 octets= (302400/1024) Ko = 295 Ko.

2.4. Pixel :

Une image numérique est constituée d'un ensemble de points appelés pixels (abréviation de Picture Element) pour former une image. Le pixel représente ainsi le plus petit élément constitutif d'une image numérique. L'ensemble de ces pixels est contenu dans un tableau à deux dimensions constituant l'image

2.5. Distance entre deux pixels : [3]

L'image est caractérisé par un couple de coordonnée (X, Y), Pour deux pixels P (X_p, Y_p) et Q (X_q, Y_q) on aura :

- Distance de **Manhattan** (city block) :

$$\boldsymbol{D = (P, Q) = |X_p - X_q| + |Y_p - Y_q|} \quad \text{(I.1)}$$

- Distance **Euclidienne** :

$$\boldsymbol{D(P, Q) = \left(|X_p - X_q|^2 + |Y_p - Y_q|^2\right)^{0,5}} \quad \text{(I.2)}$$

- Distance du **Roi sur l'échiquier** :

$$\boldsymbol{D(P, Q) = Max\left(|X_p - X_q|, |Y_p - Y_q|\right)} \quad \text{(I.3)}$$

2.6. Résolution et définition d'une image :

La définition d'une image est le nombre de points (ou pixels) que comporte une image numérique en largeur et en hauteur (exemple : Image de 1600x1200pixels).

La résolution d'une image est le nombre de pixels par unité de longueur. La résolution est exprimée le plus souvent en **ppp** (point par pouces) ou en **dpi** (dots per inch). **Où** 1 pouce = 2.54 cm. Une image de 100 ppp (ou 100 dpi) contient 10 000 points par pouce carré. (100 x 100 = 10 000)

La résolution définit la netteté d'une image et sa qualité d'affichage à l'écran. Plus la résolution est grande (c'est-à-dire plus il y a de pixels dans une longueur de 1 pouce), plus l'image est précise dans les détails.

3. Formats d'images : [4]

Les images numériques sont créées par de nombreux capteurs (caméras CCD, scanners, appareils photo numériques, logiciels de dessin et de traitement d'images, etc.) avec des formats souvent très différents. Tout fichier "image" doit contenir des informations autres que l'image proprement dite : dimension de l'image (nombre de lignes et de colonnes), mode de représentation visuelle (type de représentation couleur, noir et blanc, etc.)

Il n'existe pas de format idéal. Selon le cas, certains formats peuvent être préférables.

3.1. Format GIF :

Format de fichier graphique bitmap. Il est utilisé pour des images codées sur 8 bits au plus, c'est à dire des images de basse qualité : 2 à 256 couleurs (2, 4, 8, 16, 32, 64, 128 ou

256) parmi 16.8 millions. Grâce à cette palette limitée en nombre de couleurs, les images GIF ont une taille généralement très faible. De plus, l'affichage est très rapide, car les systèmes de visualisation gèrent très bien 256 couleurs par pixel. Les images GIF sont toujours compressées. Il y a possibilité d'avoir des images animées (appelées GIFs animés) en stockant plusieurs images au sein du même fichier. Tous les éditeurs de logiciel manipulant des images GIF doivent payer une redevance à la société détentrice des droits, Unisys. C'est une des raisons pour lesquelles le format PNG est de plus en plus préféré par rapport au format GIF.

3.2. Format PNG :

Ce format bitmap a été mis au point en 1995 pour fournir une alternative libre au format GIF. Il permet de stocker des images en noir et blanc (jusqu'à 16 bits par pixel de profondeur de codage), en couleurs réelles (True colour, jusqu'à 48 bits par pixel de profondeur de codage) et des images indexées, faisant usage d'une palette de 256 couleurs. De plus, il supporte la transparence par couche alpha (possibilité de définir 256 niveaux de transparence), alors que le format GIF ne peut définir qu'une seule couleur de la palette comme transparente. Il possède aussi une fonction d'entrelacement qui permet d'afficher l'image progressivement. La compression proposée par ce format est sans perte et est 5 à 25% meilleure que la compression GIF.

3.3. Format TIFF :

Ancien format de fichier graphique bitmap très utilisé. Il a été mis au point en 1987 par la société *Aldus* (appartenant désormais à *Adobe*) pour faciliter l'échange entre programmes et pour sauvegarder sans perte des images de taille importante (plus de 4 Go compressé) issues de diverses sources (scanners, caméras, etc.). De plus, il a été structuré pour pouvoir être facilement mis à jour en intégrant de nouvelles données (pour tenir compte de l'évolution des cartes graphiques et des résolutions des scanners et caméras). Le format TIFF permet de stocker des images en noir et blanc, en couleurs réelles (jusqu'à 32 bits par pixels) ainsi que des images indexées, faisant usage d'une palette de couleurs. Il permet plusieurs espaces de couleurs : RGB, CMYK, YCrCb. Une particularité du format TIF est de définir des balises (en anglais tags, d'où le nom Tagged Image File Format) qui décrivent les caractéristiques de l'image. Les balises servent pour stocker diverses informations : dimensions de l'image,

nombre de couleurs utilisées, type de compression et correction gamma (définition du facteur gamma).

3.4. Format JPEG et JPEG 2000 :

Le plus connu et le plus employé pour ses modes de compression variés.

La compression JPEG (regroupement de carrés de 8x8 pixels) est destructrice, car elle diminue la qualité. Son niveau varie de 0 (compression maximale et faible qualité) à 10 (compression minimale et minimum de pertes en qualité). Le niveau 8 est souvent conseillé.

La JPEG 2000 est capable de travailler avec ou sans pertes, utilisant une transformation en ondelettes. En compression irréversible, JPEG 2000 est plus performante que la méthode de compression JPEG. On obtient donc des fichiers d'un poids inférieur pour une qualité d'image égale. Les performances en compression de JPEG 2000, sont meilleures que JPEG. La résistance aux erreurs de transmission, le codage sans pertes, et les diverses extensions visant diverses applications font l'intérêt de la norme.

4. Types d'images :

On distingue plusieurs types d'images à la composition et au comportement différent : les images matricielles et les images vectorielles. **[5]**

4.1. Image matricielle (ou image bitmap) :

Elle est composée comme son nom l'indique d'une matrice (tableau) de points à plusieurs dimensions, chaque dimension représentant une dimension spatiale (hauteur, largeur, profondeur), temporelle (durée) ou autre (par exemple, un niveau de résolution). **[5]**

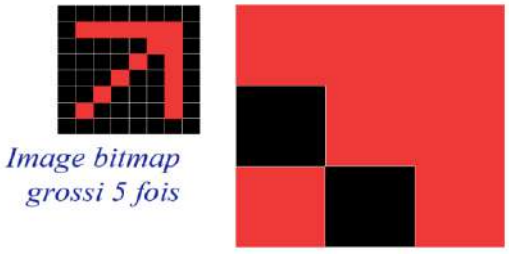


Figure I.1 : Image matricielle

4.2. Image vectorielle :

Le contenu de l'image est défini par des vecteurs dont les coordonnées sont les coordonnées de points représentant une forme. **[5]**

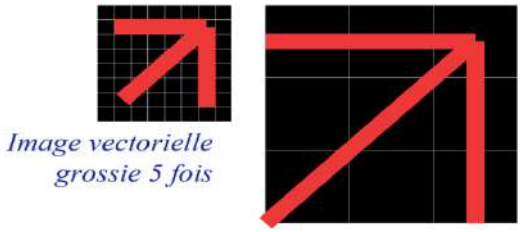


Figure I.2 : Image vectoriel

4.3. Image en couleur :

Une image couleur correspond à la synthèse additive de 3 images, rouge, verte et bleue. Chaque pixel est donc codé sur 3×Nbits. **[5]**

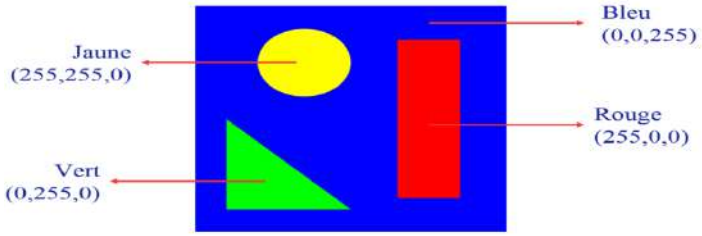


Figure I.3 : Image en couleur

4.4. Images binaire :

Dans une image binaire, les pixels sont représentés par deux états logiques 0 (noir) et 1 (blanc). C'est un codage de l'image sur 1 bit. **[5]**

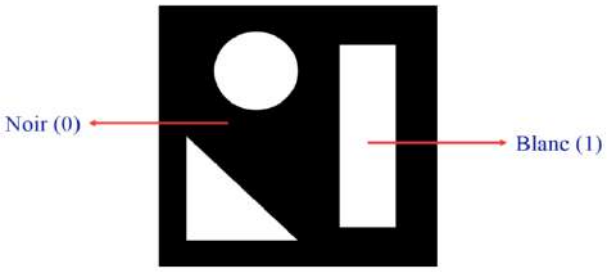


Figure I.4 : Image binaire

4.5. Image à niveau de gris :

Chaque pixel est codé sur N bits, ce qui lui confère des valeurs entières comprises entre 0 (noir) et $(2)^N - 1$ (blanc).

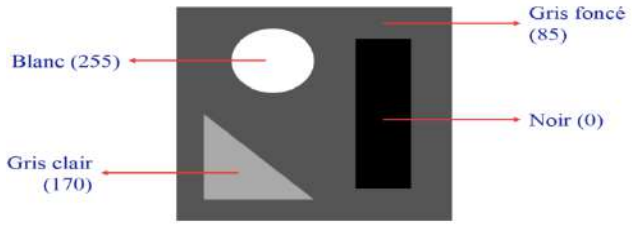


Figure I.5 : Image à niveau de gris

5. Image Texturé :

5.1. Définition :

Il n'existe pas des définitions précises de la texture, mais la définition littéraire, dit que la texture est l'agencement spatiale d'un même motif dans différentes directions de l'espace.

Cette définition est limitative car elle ne tient pas compte des informations visuelles qui permettent de décrire la texture qualitativement à l'aide d'adjectifs tels que : contrastée, grossière, fine, lisse, tachetée, granuleuse, marbrée, régulière ou irrégulière.

En conséquence, les définitions de texture proposées varient selon les domaines de recherche et les conceptions des auteurs.

La complexité de cette notion de texture s'impose aussi dans les types des textures. Plusieurs types existent. Citons les trois principales familles : (Textures périodique ; Textures

aléatoires ; Textures directionnelles).

5.2. Types de textures :

Il existe trois types de textures :

5.2.1. Texture périodique :

On peut les considérer comme étant la répartition spatiale de motifs élémentaires de base dans différentes directions de l'espace suivant une certaine règle de placement. En effet, voilà ces deux figures qui illustrent ce type de textures périodiques.

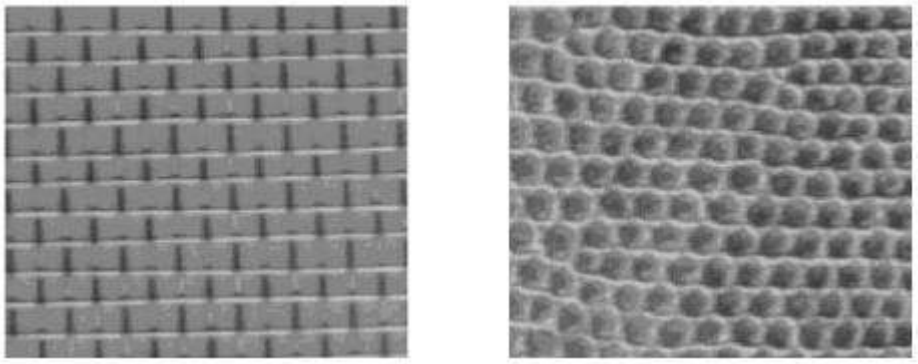


Figure I.6 : Texture périodique.

La première représente un mur de briques dont la texture est composée d'un ensemble d'éléments de base (les briques) disposés relativement régulièrement de manière horizontale. La deuxième texture est aussi composée de motif de base alvéolée agencée d'une manière particulière les uns à côté des autres.

5.2.2. Texture aléatoire :

Ce type de texture a un aspect anarchique tout en restant globalement homogènes. On ne peut pas en extraire de motif de base se répétant spatialement. Cette catégorie a fourni d'autres travaux de recherche plutôt fondés sur des méthodes d'analyse statistique. Dans ces cas-là l'image texturée est considérée comme étant un processus aléatoire bidimensionnel.

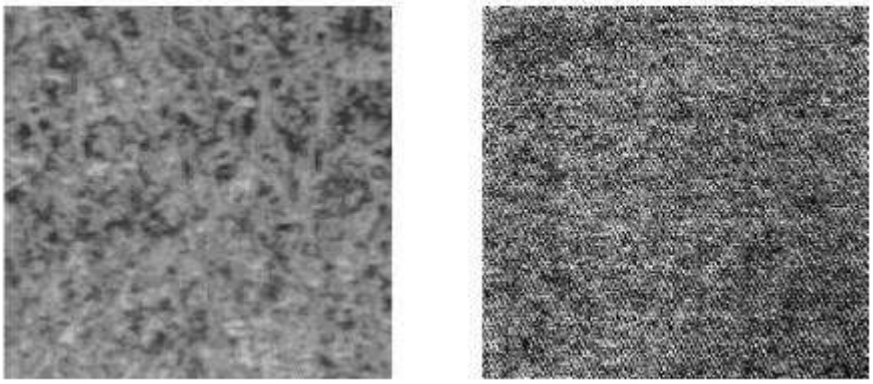


Figure I.7 : Textures aléatoires.

5.2.3. Texture directionnelle :

Ces textures ne sont pas totalement aléatoires et ne présentent pas d'éléments structurants de base. Néanmoins, elles se caractérisent par certaines orientations. La figure suivante illustre cette texture, telle que la texture de gauche qui laisse apparait

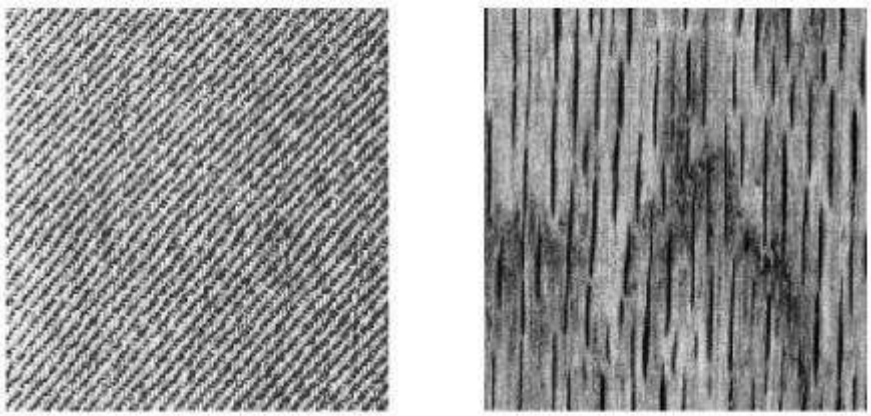


Figure I.8 : textures directionnelles.

6. Notions de segmentation : [6]

6.1. Définition :

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

Si l'homme sait naturellement séparer des objets dans une image c'est grâce à des connaissances de haut niveau (compréhension des objets et de la scène). Mettre au point des algorithmes de segmentation de haut niveau (chaque région est un objet sémantique) est encore un des thèmes de recherche les plus courants en traitement d'images.

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

6.2. Les différents types de segmentation :

6.2.1. Segmentation par approche « région » :

Les méthodes appartenant à cette famille manipulent directement des régions. Soit elles partent d'une première partition de l'image, qui est ensuite modifiée en divisant ou regroupant des régions, et on parle alors de méthodes de type décomposition/fusion (ou split and merge en Anglais) ; soit elles partent de quelques régions, qui sont amenées à croître par incorporation de pixels jusqu'à ce que toute l'image soit couverte, et on parle alors de méthodes par croissance de régions. Des méthodes fondées sur la modélisation statistique conjointe de la régularité des régions et des niveaux de gris de chaque région existent également.

Les algorithmes de type décomposition/fusion exploitent les caractéristiques propres de chaque région (surface, intensité lumineuse, colorimétrie, texture, etc.). On cherche des couples de régions candidates à une fusion et on les note en fonction de l'impact que cette fusion aurait sur l'apparence générale de l'image. On fusionne alors les couples de régions les mieux notés, et on réitère jusqu'à ce que les caractéristiques de l'image remplissent une condition prédéfinie : nombre de régions, luminosité, contraste ou texture générale donnée, ou alors jusqu'à ce que les meilleures notes attribuées aux couples de régions n'atteignent plus un certain seuil (dans ce dernier cas, on parle d'un algorithme avec minimisation de fonctionnelle).

Les algorithmes par croissance de régions partent d'un premier ensemble de régions, qui peuvent être calculées automatiquement (par exemple, les minima de l'image), ou fournies par un utilisateur de manière interactive. Les régions grandissent ensuite par incorporation des pixels les plus similaires suivant un critère donné, tel que la différence entre le niveau de gris du pixel considéré et le niveau de gris moyen de la région. Les algorithmes de segmentation

par ligne de partage des eaux, développés dans le cadre de la morphologie mathématique, appartiennent à cette catégorie.

Les algorithmes fondés sur une modélisation statistique conjointe des régions et des niveaux de gris, notamment ceux s'appuyant sur les Champs de *Markov* Cachés, reposent sur la minimisation d'une fonction de vraisemblance (ou énergie). Cette fonction prend simultanément en compte la vraisemblance de l'appartenance du pixel à une région considérant son niveau de gris, et les régions auxquelles appartiennent les pixels voisins. Cette fonction effectue un compromis entre la fidélité à l'image initiale et la régularité des régions segmentées.

6.2.2. Segmentation par approche « frontière » :

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

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

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

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

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

6.2.3. Segmentation par approche mixte :

Les approches frontières et régions s'appuient sur les informations différentes et

complémentaires. Cela a incité plusieurs chercheurs à développer des systèmes de segmentation par coopération de méthodes. On distingue en principe trois types de coopération :

1. La coopération série : donne naissance à des algorithmes de segmentation puissants. Cependant le résultat dépend souvent de l'ordonnancement de la coopération.
2. La coopération parallèle : elle fait appel à trois mécanismes, la fusion, l'adaptation et la correction. Généralement la modélisation utilisée favorise un de ces trois mécanismes, ce qui ne contribue pas d'une manière générale à des résultats très probants.
3. La coopération hybride : permettant de solutionner quelques lacunes des deux coopérations précédentes.

7. Conclusion :

Les images numériques sont de plusieurs types : couleurs, noir et blanc, niveaux de gris et couleurs. Celles en couleurs peuvent être représentées sur des différentes espaces.

Nous avons décrit dans ce chapitre quelques notions sur l'analyse d'image, et segmentation d'images. La méthode de segmentation d'image est très nombreuse et très variés.

Chapitre II :

Etude de la décomposition d’image en sous bande

1. Introduction :

La décomposition des images est une technique qui était utilisé pour la compression afin de réduire la taille de l'image et le temps du traitement.

Pour la décomposition en sous bande on trouve deux méthodes qu'on peut utiliser l'une d'elle. La première technique base sur la moyenne et la différentiation entre les éléments paires et impaires de l'image suivant des parties bien spécifiées. C'est la technique qu'on va l'utiliser dans notre implémentation.

Dans la deuxième technique on utilise le filtrage paramétrique à base d'ondelettes sur la sous bande inférieur contenant le maximum d'information, et la sous bande supérieur pour la détection de contours. La décomposition par ondelette qui est une méthode analytique mathématique, les ondelettes sont utilisées afin de décomposer une fonction réelle (signal) en une combinaison linéaire de fonctions élémentaires (ondelettes). **[7]**

2. Décomposition en sous bandes par moyenne et différence :

Dans cette partie on présente l'algorithme de décomposition qui base sur la moyenne et la différence entre deux sous espaces paires et impaire. D'où on peut déduire la décomposition du premier et du second ordre.

2.1. Algorithmes de décomposition en sous bande :

2.1.1 Algorithme de décomposition niveau 1 :

1. lecture de l'image $I(i, j)$ de dimension $L*C$ tel que L et C sont de l'ordre (2^n) avec n entier

2. Détermination des élément impaire $x_1(i, j)$, et paire $x_2(i, j)$, avec i=1: L; j=1 :C/2

3. on décompose l'image en deux parties pour obtenir une image ***moyenne déférence*** **(MD)**

- Dans la partie ***gauche***, on classe la ***moyenne*** des éléments $x_1(i, j)$ et $x_2(i, j)$ donne par la relation suivant :

  $M(i,j) = \frac{x_1(i,j)+x_2(i,j)}{2}$ avec i=1 :L; j=1 :C /2……(II.1)

- Dans la partie ***droite,*** on classe la ***différence*** des éléments $x_1(i, j)$ et $x_2(i, j)$ donnée par la relation suivant :

  $D(i,j) = |x_1(i,j) - x_2(i,j)|$ avec i=1 : L; j=1 : C/2……..(II.2)

4. en basant sur l'image ***MD*** résultant, en décomposant cette image en deux partie ***Haute*** et ***Basse*** pour obtenir une image ***haute basse*** (***HB***) :

- Détermination des éléments paire $y_1(i, j)$ et impaire $y_2(i, j)$ de l'image ***MD***.
- Dans la partie ***haut***, on classe la ***moyenne*** des éléments impaire $y_1(i, j)$ et paire $y_2(i, j)$ de l'image ***MD*** par la relation suivant :

  $M(i,j) = \frac{y_1(i,j)+y_2(i,j)}{2}$ avec i=1 :L/2; j=1 :C ……(II.3)
- Dans la partie ***basse,*** on classe la ***déférence*** des éléments impaires $y_1(i, j)$ et paire $Y_2(i,j)$ de l'image ***MD*** par la relation suivant :

  $D(i,j) = |y_1(i,j) - y_2(i,j)|$avec i=1 :L/2 ; j=1 :C…… (II.4)

5. l'image obtenue a ce niveau est constituée des zone suivants ***MM***, ***MD***, ***DM***, ***DD*** **(*moyenne de moyenne, moyenne de déférence, déférence de moyenne, déférence de déférence*)**

La figure suivante illustre le résultat de décomposition au premier niveau.

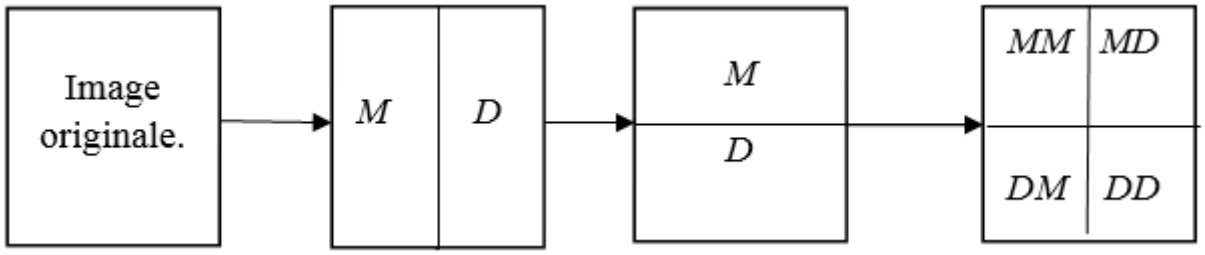


Figure II.1. L'organigramme de décomposition en sous bande niveau 1.

2.1.2. Algorithme de décomposition niveau 2 :

Pour cette opération, on considère la partie ***MM*** de l'image résultante du premier niveau, et sur laquelle on applique les étapes utilisées pour la décomposition au premier niveau

La figure suivante illustre le résultat de décomposition niveau 2 :

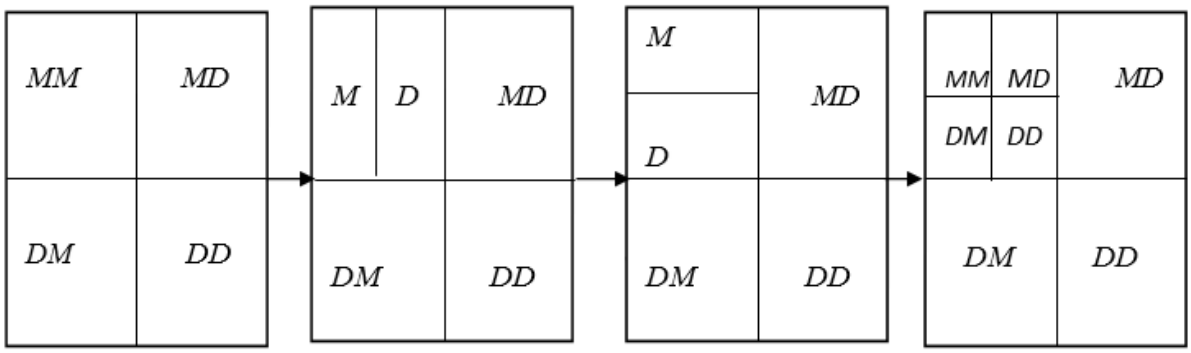


Figure II.2. Principe de décomposition en sous bande au second niveau.

Note : ce que nous intéresse par la suit est l'utilisation de la partie ***MM*** de chaque niveau de décomposition pour détermine 'image décomposée

3. Décomposition à base d'ondelette :

3.1. Transformée en ondelettes (TO) :

3.1.1. Définition :

L'ondelette est une forme d'onde qui a une durée limitée et avec une valeur moyenne égale à zéro. La transformation en ondelettes permet d'appliquer une analyse multi-résolution sur le signal étudié. L'analyse multi-résolution de la transformation en ondelettes équivaut à une décomposition atomique temps-échelle [8].

Au début de l'année 1980, *J. Morlet* propose une solution différente : partant d'une fonction ψ bien localisée dans le plan temps-fréquence et oscillante au sens où $\boldsymbol{\psi}(\boldsymbol{t})\,\boldsymbol{dt} = \mathbf{0}$, il construit une famille de fonctions analysantes, $\boldsymbol{\psi}_{a,b}$, a>0, b∈ℝ, dites « ondelettes », au moyen de translations et dilatations, suivant la définition : [9]

$$\psi_{a,b}(t) = a^{\frac{-1}{2}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad \text{(II. 5)}$$

$\psi_{a,b}(t)$**:** Ondelette mère (fonction de fenêtrage qui possède deux coefficients).

a **:** coefficient d'échelle (coefficient de dilatation de l'ondelette).

b **:** coefficient de translation (déplacement de la fenêtre le long du signal).

La figure suivant donne un aperçu sur ce concept.

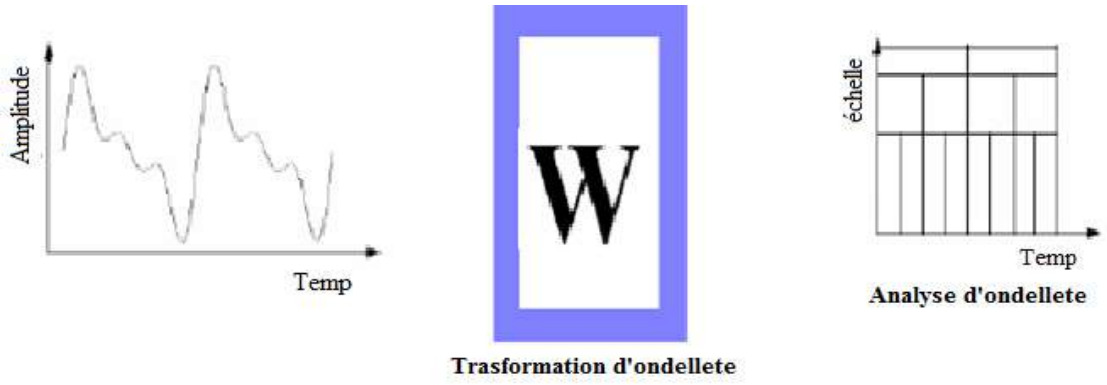


Figure II.3. Représentation temporelle d'une ondelette

3.1.2. Coefficient d'ondelette :

On définit le coefficient d'ondelette au point ***b***, à l'échelle ***a,*** comme le produit scalaire du signal f(t) et de la fonction $\psi_{a,b}(t)$ par :$C_{a,b} =< f, \psi_{a,b} >$

Soit :

$$C_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\, \psi\left(\overline{\frac{t-b}{a}}\right) dt \quad \text{(II. 6)}$$

Lorsque le signal oscille à la même fréquence que l'ondelette, le produit scalaire entre les deux signaux (représentant leur « corrélation ») devient maximal, et donc le coefficient est grand. Au contraire, si les deux échelles sont différentes, on calcule le produit d'une fonction de moyenne nulle par une fonction presque constante, le coefficient est donc voisin de zéro. **[10]**

3.1.3. Reconstruction :

En 1982, *A.Grossman* a fait une représentation qui démontre la formule de reconstruction :

$$f(t) = C \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} W\, f(a,b)\, \psi_{a,b}(t) \mathrm{db}\, \frac{da}{a^2} \quad \text{(II. 7)}$$

C : est une constante dépendante du choix de ψ

L'analyse par ondelettes peut s'interpréter en théorie des groupes, par le fait que la représentation canonique du groupe affine des dilatations translations est de carré intégrable.

Elle autorise, sous réserve de remplir la condition d'admissibilité, une reconstruction du signal et la conservation de l'énergie par : **[10]**

$$f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_0^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} C_{a,b},\ \psi_{a,b}(t) \mathrm{db}\ \frac{da}{a^2} \quad \text{(II. 8)}$$

4. Décomposition en sous bandes et bancs de filtre :

4.1. Définition :

On appelle filtre numérique un système utilisé pour modifie la distribution fréquentielle d'un signal numérique selon des spécifications données. Un filtre numérique peut être vu comme un procédé de calcul permettant de transformer un signal numérique d'entrée pour obtenir la modification voulue du signal.

4.2. Sous-échantillonnage et Sur -échantillonnage : [11]

Un signal à bande étroite a un spectre de largeur 2B (ou Δf) concentré au tour d'une fréquence central$\pm f_0$ tel que : ($2B / f_0 << 1$) théoriquement, la cadence d'échantillonnage correspondante est $2(f_0 + B)$, c'est-à-dire $2f_{MAX}$.

Il est préférable de se ramener en basse fréquence ($f0 = 0$) et de la sous-échantillonner à la cadence 2B au lieu de $2(f_0 + B)$, puisque la fréquence porteuse $f0$ ne joue qu'un rôle secondaire.

Pour la restitution du signal original ont procédé à l'opération inverse qui consiste au sur-échantillonnage du signal obtenu précédemment avec la même fréquence suivie d'un filtrage permettent d'extraire le spectre du signal initial.

4.2.1. Sous_ échantillonnage :

$$x(t) \underset{TF^{-1}}{\overset{TF}{\longleftrightarrow}} x(f)$$

$$x_e(f) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(f - kf_e) \quad \text{(II. 9)}$$

$fe = 1/T$: Fréquence d'échantillonnage.

$X_{se}(f) = \frac{1}{2T}\sum_{k=-\infty}^{+\infty} . X(f - \frac{k_{fe}}{2})$ ……………………………………………………….(II. 10)

En décomposant la sommation sur k en indices paire et impaires on obtient :

$X_{se}(f) = \frac{1}{2\left[X_e(f)+X_e\left(f-\frac{f_e}{2}\right)\right]}$ ……………………………………………………….(II. 11)

On met un phénomène de recouvrement de spectre par la procédure de sous-échantillonnage. Il est possible d'éviter ce phénomène par un filtrage convenable de X(t).

En générale : $X_{se}(f) = \frac{1}{MT}\sum_{k=-\infty}^{+\infty}. X\left(f - \frac{kf_e}{M}\right)$ …………………………………………… (II.12)

Posons : k = mM+r avec r = 0,…………,M-1 on obtient :

$X_{se}(f) = \frac{1}{MT}\sum_{r=0}^{M-1}\frac{1}{T}\sum_{m=-\infty}^{+\infty}. X(f - r\frac{f_e}{M} - mf_e)$ …………………………………………….(II. 13)

$\Rightarrow X_{se}(f) = \frac{1}{M}\sum_{r=0}^{M-1} X_e(f - rf_e/M)$ ……………………………………………………….(II. 14)

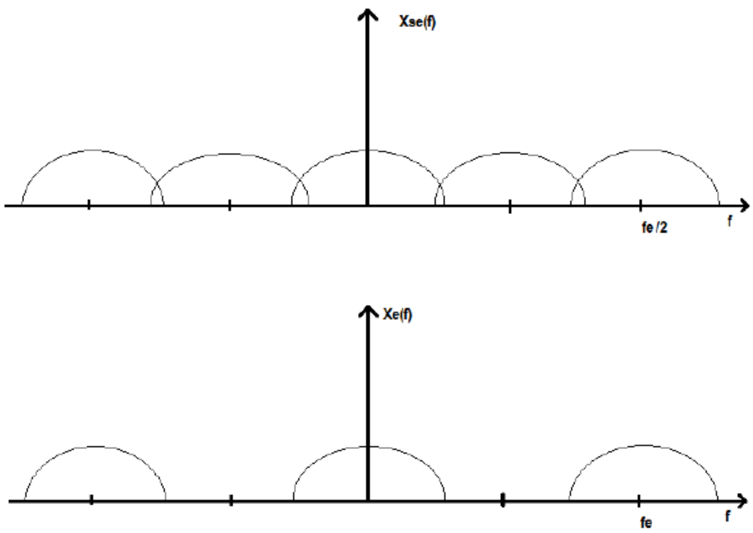


Figure II.4. Spectre avant et après Sous-échantillonnage.

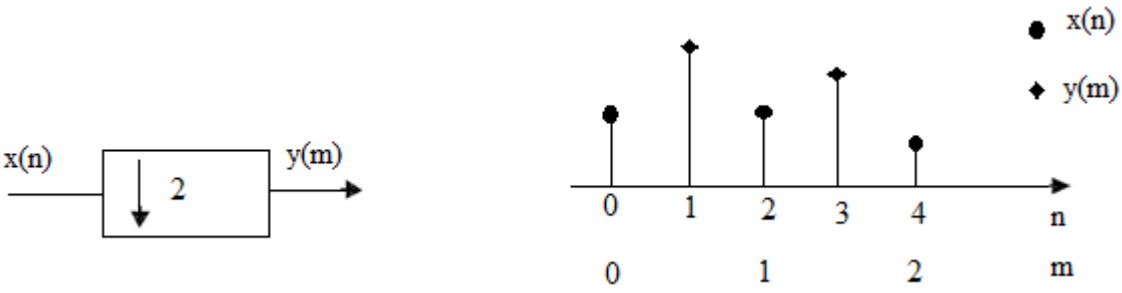


Figure II.5. Signal avant et après Sous-échantillonnage.

4.2.2. Sur_échantillonnage :

A partir de x(n), on crée y(m) en intercalant M-1 zéro entre deux élément adjacents :

$y(nM) = x(n)$ ... ... (II. 15)

y(nM+r)=0 pour r=1……M-1.

La transformée en Z de cette séquence est égale à :

$Y(z) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} y(m).z^{-m} = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} y(nM).z^{-nM}$

$\Longrightarrow Y(z) = X(z^M)$ ... ... (II. 16)

$Y(z) = X(Mf)$ ... ... (II. 17)

Il y a création d'image et un phénomène de rétrécissement des fréquences.

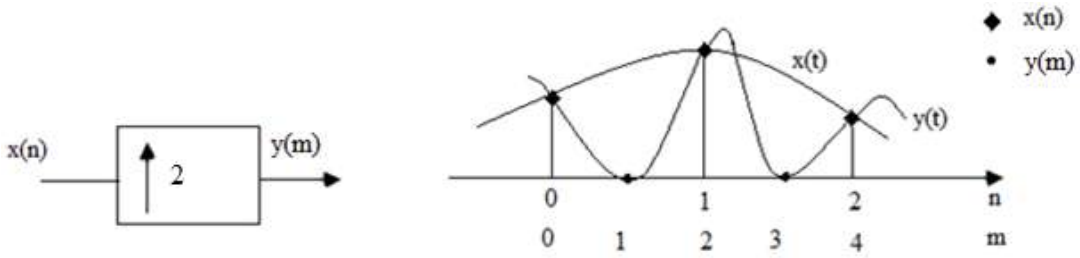


Figure II.6. Signal avant et après Sur échantillonnage.

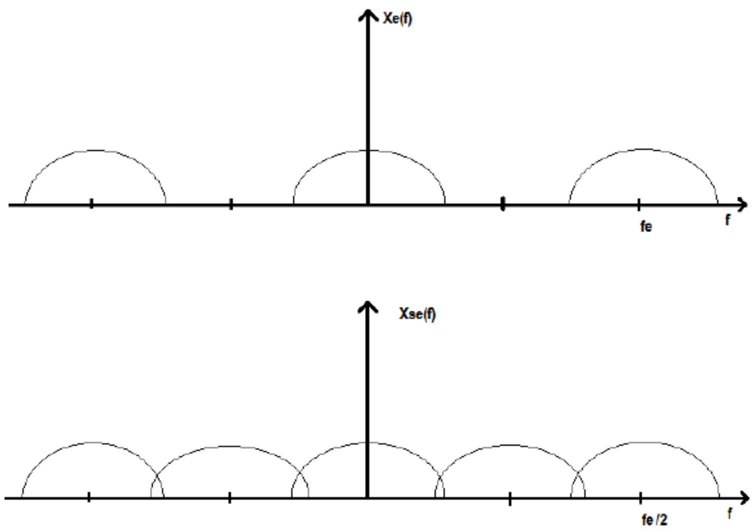


Figure II.7. Spectre avant et après Sur _ échantillonnage.

Si x(n) est obtenu par échantillonnage à la fréquence f_ed’un signal à temps continu x(t) :

$$\mathrm{X}(f) = X(z)\big|_{z=e^{-j2\pi f/f_e}} \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \text{(II. 18)}$$

Ou f est maintenant la fréquence réelle (non normalisée).Si y(m) est obtenu par l’échantillonnage à la fréquence $f'_e = Mf_e$ d’un signal à temps continu y(t).

$$Y(f) = Y(z)\big|_{z=e^{-\frac{j2\pi f}{f'_e}}} = X(f) \qquad \text{si} \qquad \frac{f_e}{2} < f < \frac{f_e}{2} \ldots\ldots\ldots\ldots \text{(II. 19)}$$

Mais $Y(f)$ contient aussi des composantes pour des fréquences f >$f_e/2$.

Les deux signaux $y(t)$et x(t) ne sont pas identiques.

Si on veut que x(n) et $y(m)$ aient des spectres identiques, il faut filtrer $y(m)$ avec un filtre passe_ bas de fréquence de coupure : $\frac{f'_e}{2m} = f_e/2$.

Pour construire un signal à temps discret $y(m)$ qui soit la meilleure interpolation au sens signal ayant la bande la plus limité d’un signal à temps discret x(n). Il suffit de créer un nouveau signal en intercalent m-1 zéros puis de filtre avec <<le filtre interpolateur>>.

L’opération de Sous _ échantillonnage risque de faire perdre l’information. Ce n’est jamais le cas avec l’opération de sur_échantillonnage.

4.3. Filtrage et les sous et sur échantillonnage : [12]

4.3.1. Filtre décimateur et sous échantillonnage :

Appelons H(z) la fonction de transfert du filtre décimateur permettent d'éviter le phénomène de recouvrement des spectres du au sous_ échantillonnage.

On obtient le schéma suivant :

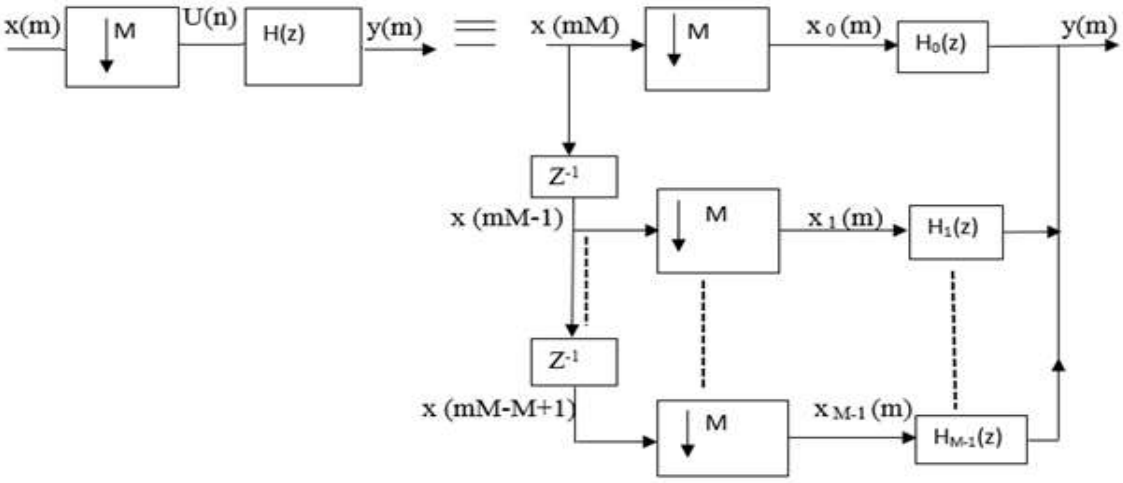


Figure II.8. Filtre décimateur et Sous échantillonnage.

$y(m) = u(mM) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(mM-k)(k) = \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$ (II. 20)

Posons : k = iM + r avec r = 0……..M-1

$y(m) = u(mM) \sum_{r=0}^{m-1} \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(iM+r)\mathrm{x}(mM-iM-r) \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$ (II. 21)

$h_r(i) = h(iM+r).$

$\mathrm{x}_r(m-1) = \mathrm{x}[(m-i)M-r] \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$ (II. 22)

On obtient :

$y(m) = \sum_{r=0}^{M-1} \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h_r(i)\mathrm{x}_r(m-1) \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots\ldots$ (II. 23)

Le signal x(n) apparaissant de façon séquentielle est mémorisée dans un vecteur $[x_0 \dots \dots \dots x_{M-1}]$(m) par l'intermédiaire des opérateurs Z^{-1} ? et des sous_ échantillonnage que l'on supposera fonctionnant de façon synchrone. Chaque composante est filtrée d'une façon indépendante par un filtre de fonction de transfert :

$$H_r(z) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h_r(i) z^{-1} \dots \dots \dots \dots (II.24)$$

On appelle les composantes du vecteur les composantes polyphasées du signalx(n).

Cette décomposition est intéressante car elle montre que les calculs peuvent être réalisés à la cadence la plus faible.

On remarque également que l'ordre dans lequel doivent être faits les calculs a été réorganisé de façon à les repartir le plus uniformément possible. Donnons la relation entre $H(z)$et les $H_r(z)$.

Soit : $H(z) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(n) z^{-n}$

$$H(z) = \sum_{r=0}^{M-1} z^{-r} \sum_{i=-\infty}^{+\infty} h(iM + r) z^{-IM} \dots \dots \dots \dots (II.25)$$

$$H(z) = \sum_{r=0}^{M-1} z^{-r} H_r(Z^M) \dots \dots \dots \dots (II.26)$$

S'appelle décomposition polyphasé des $H(z)$ les polynômes $H_r(z)$ sont les composantes polyphasées de $H(z)$.

4.3.2. Filtre interpolateur et Sur_échantillonnage :

Appelons $F(z)$ la fonction de transfert du filtre interpolateur qui permet de supprimant les images créés par le sur_échantillonnage comme le montre la figure (II.9), le sur_échantillonneur et le filtre interpolateur donnent la relation suivent :

$$\hat{x}(n) = \sum_{-\infty}^{+\infty} f(n-k)\, \hat{u}(k) \dots \dots \dots \dots (II.27)$$

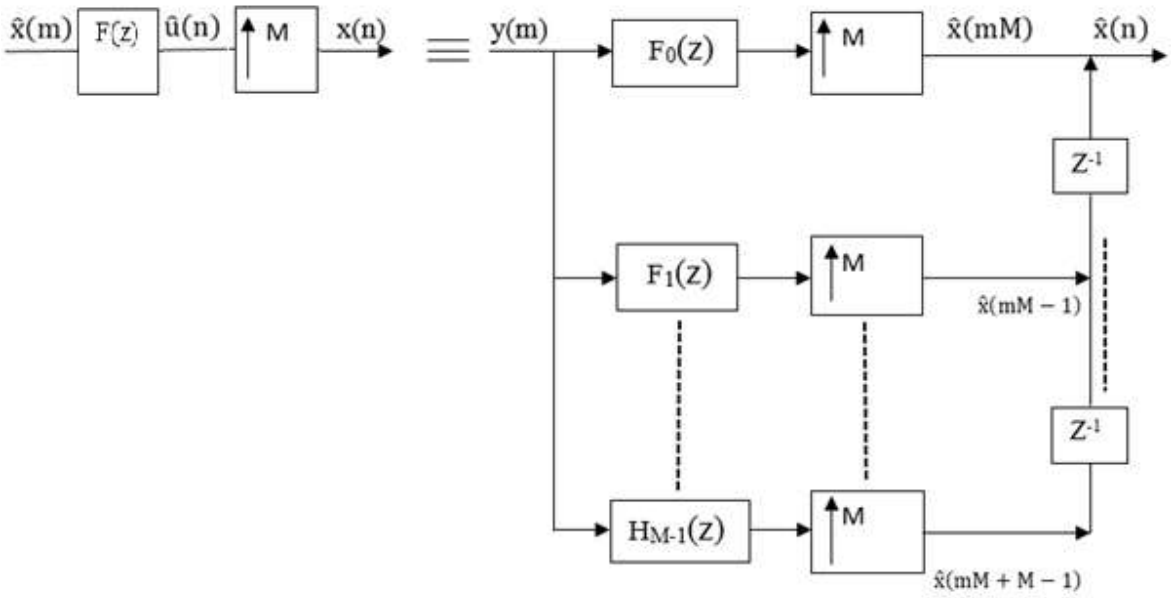


Figure II.9. Sur_échantillonage et Filtre interpolateur.

Posons k = iM + r avec r = 0……M-1

$$\hat{x}(n) = \sum_{r=0}^{m-1} \sum_{i=-\infty}^{+\infty} f(n - iM - r)\hat{u}(iM + r) \quad \text{(II. 28)}$$

Comme $\hat{u}(iM + r) = y(1) \;\; si$ si r = 0 et égale à zéro sinon on obtient :

$$\hat{x}(n) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} f(n - iM)y(1) \quad \text{(II. 29)}$$

Posons maintenant : n = mM + r avec r = 0……M-1

On aura :

$$\hat{x}(mM + r) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} f(mM - iM + r)y(1) \quad \text{(II. 30)}$$

$$\hat{x}(mM + r) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} f_r(m - 1)y(1) \quad \text{(II. 31)}$$

On met en évidence M filtrage représenté dans la figure (II.9), les opérateurs Z^{-1} et les additionneurs permettent de convertir une information parallèle en une information série, une nouvelle fois, on constate que les calculs peuvent être réalisée à la cadence la plus faible.

4.4. Banc de filtre :[11]

Considérons le schéma d'un banc de << M >> filtre appelés filtres d'analyse et << M >> filtres de synthèse donnée figure

On note $H_k(z) et\ F_k(z)$ les fonctions de transfert correspondantes :

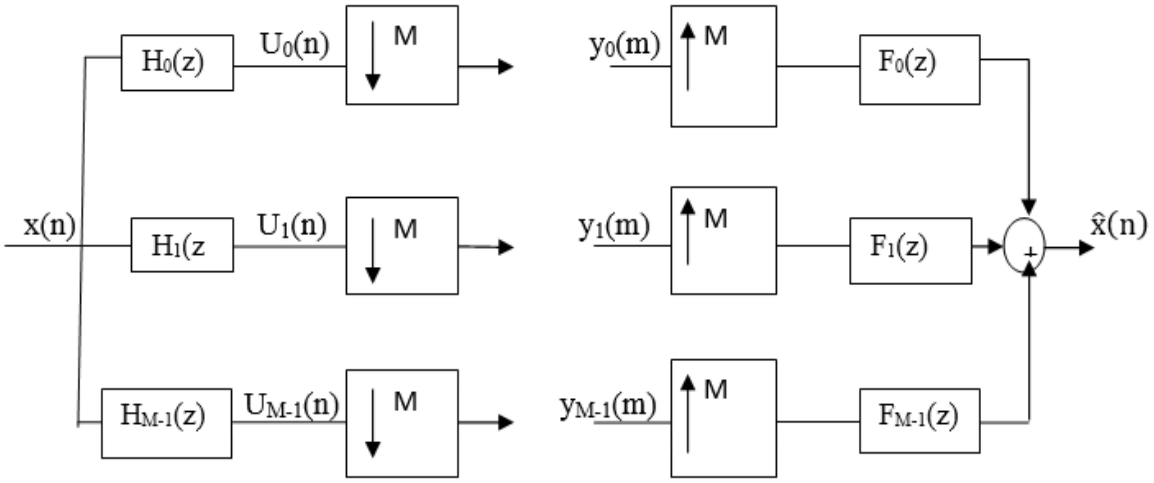


Figure II.10. Structure de banc de M filtres d'analyse et de synthèse.

On supposera par la suite que tous les filtres utilisés sont des filtres à réponse impulsionnelle finie(RIF) à coefficients réels de même ordre N aussi bien à l'analyse qu'à la synthèse.

On peut par exemple choisir des filtres passe_ bande idéaux de largeur de bande 1/M centrer sur les fréquences K/M avec K = 0……M-1 réponse en fréquence $H_k(f)$se déduisent du filtre de réponse en fréquence$H_0(f)$.

$$H_k(f) = H_0\left(f - \frac{K}{M}\right) \quad \text{(II. 32)}$$

$$h_k(n) = h_0(n)e^{j2\pi\left(\frac{k}{M}\right)n} \quad \text{(II. 33)}$$

Pour que les coefficient des filtres soient réels il est préférable de choisir des filtres de largeur de bandes 1/2M centré sur les fréquences (2K+1)M avec K = 0……..M-1 les << M >> réponse en fréquences $H_k(f)$ se déduisent d'un filtre prototype vérifiant

$H(f) = 1$ pour $f \in$[-1/4M , 1/4M], et $H(f) = 0$ si non on obtient les nouvelles relations :

$$H_k(f) = H\left(f - \frac{2k+1}{4M}\right) + H\left(f + \frac{2k+1}{4M}\right) \text{ ...} \quad \text{(II. 34)}$$

$$h_k(\text{n}) = h(n)\ [e^{j2\pi \frac{2k+1}{4M}\ n} + e^{-j2\pi \frac{2k+1}{4M} n}] \quad \text{(II. 35)}$$

$$h_k(n) = 2h(n)\cos[\pi \frac{2k+1}{2M}\ n] \quad \text{(II.36)}$$

On parle de banc de filtres uniforme modulé :

Dans les deux cas, on peut apparemment sous _ échantillonner par un facteur $\ll M \gg$ chaque signal sans perdre d'information on dit alors que le sous échantillonnage est critique.

À la synthèse, on sur_échantillonne, interpole et somme. Un filtre passe bande idéal n'étant pas réalisable puis que l'on doit se limiter à l'ordre fini N, on pense de montrer qu'une reconstruit parfaite x̂(n) = x(n) est tout de même possible, a un délai de reconstruction prés.

5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux techniques de décomposition en sous bande, qui permettent de réduire la taille de l'image à traiter sans perte d'information et donc la réduction importante du temps de détection. De plus la détection ferra d'une manière acceptable, et plus nous avons étudié le sous-échantillonnage et le sur_échantillonnage.

Chapitre III :

Etude de la classification des image texturée par FCM

1. Introduction :

Le contenu d'une image peut être décrit par un ensemble organisé de composantes visuelles. Les relations entre elles traduisent donc une sémantique limitée. Leur détection est une tâche ardue et un problème fondamental du traitement d'image. Une solution élémentaire mais naturelle fait partie de la segmentation et consiste à partitionner l'image en régions homogènes selon certains critères tels que la couleur, la texture ou la forme.

Pour décomposer l'image en entités visuelles nous utilisons des techniques de regroupement (Clustering) améliorées afin d'obtenir une segmentation à la fois plus efficace et plus cohérent. L'image est donc considérée comme un nuage de points représentés dans un espace de caractéristiques. Les points similaires sont regroupés sous contraintes en amas (Cluster) eux-mêmes décomposés naturellement en parties connexes de l'image.

La méthode choisie repose sur la technique de C-Moyenne flous «Fuzzy C-Means ». Bien que ce type de technique soit considéré comme méthode d'apprentissage non supervisé le nombre de classes est ici introduit manuellement. Ceci rend le résultat subjectif en même temps que la tâche difficile pour une grande base d'images. Pour surmonter ce dernier problème nous utiliseront une technique qui permet d'extraire automatiquement le nombre de groupes que peut éventuellement contenir le nuage de points en basant (sur leur densité et leur séparation).

2. Méthodologie de la classification :

La mise en œuvre d'une procédure de classification, ayant pour objectif de classifier automatiquement des objets. Cette méthode comporte généralement deux phases fondamentales :

- Une phase d'apprentissage dont le but est de déterminer un espace de représentation des objets et de rechercher les paramètres discriminants capables de caractériser chaque classe d'objets.
- Une phase de reconnaissance au cours de laquelle on attribue à une classe chacun des objets inconnus dans l'espace de représentation déterminé durant l'apprentissage.[13]

Notons que la classification peut être supervisée ou non supervisée.

2.1. Méthodes supervisées :

Ce sont des méthodes dans lesquelles les classes sont connues ***à priori*** avant d'effectuer l'opération d'identification des éléments de l'image. Elles demandent une première phase d'apprentissage sur l'échantillon représentatif dans le but d'apprendre les caractéristiques de chaque classe et une deuxième phase pour décider de l'appartenance d'un individu à telle ou telle classe. Les données segmentées de l'ensemble d'apprentissage proviennent d'un étiquetage manuel des images ou des régions d'intérêt en *C* classes de tissus (C_1 ; C_2... C_c) par un ou plusieurs experts.

Parmi ces méthodes on peut citer : la segmentation Bayésienne, la segmentation par les champs de *Markov*, réseaux de neurones, etc. [14]

2.2 Méthodes non supervisées (semi -Automatiques) :

La méthode de classification non supervisée a pour but de trouver des partitions d'un ensemble d'individus en fonction de critères de proximité de leurs vecteurs d'attributs dans l'espace de représentation. Elles sont utilisées pour effectuer une classification en aveugle et, ainsi pour réaliser une segmentation sans connaissances **a priori** sur l'image. Il est par conséquent nécessaire de prendre quelques précautions. La mesure de proximité est calculée sur tous les attributs, il n'y a donc pas de réduction de l'espace de représentation. Comme il n'y a pas d'exemples d'apprentissage, si certains attributs utilisés sont non représentatifs des classes recherchées, le résultat pourra être médiocre. [14]

3. Méthodes de la classification :

La majorité des algorithmes de classification peuvent être divisés en deux catégories :

3.1. Classification hiérarchique :

La classification hiérarchique fournit une hiérarchie de partitions. Ce type de classification regroupe les méthodes ascendantes et descendantes. Ces algorithmes essaient de créer une hiérarchie de classes. Les objets les plus similaires sont rassemblés dans des groupes aux plus bas niveaux, tandis que les objets moins similaires se retrouvent dans des groupes aux plus hauts niveaux. [13]

3.2. Classification non hiérarchique (partitionnement) :

Il n'y a pas d'hiérarchie. Dans la plupart de ces méthodes, le choix ***a priori*** du nombre de classes est nécessaire. Les points d'initialisation peuvent être des points du nuage pris au hasard ou les centroïdes d'une partition préalable. Les classes obtenues n'ont pas plus d'importance les unes que les autres.

Nous distinguons deux types de classification à partitionnement :

- ✓ classification dure (telle que la K means).
- ✓ classification floue (telle que la C- moyenne floue).

Dans la suite de ce paragraphe, nous présentons la méthode de classification C- moyenne flou. [13].

4. Techniques de la classification :

4.1 La classification par histogrammes :

Premièrement l'histogramme à une dimension (1D) est souvent employé dans la segmentation d'images couleur car elle présente l'avantage de ne pas nécessiter de connaissance ***a priori*** sur l'image. Les méthodes d'analyse d'histogrammes se diffèrent par l'espace couleur choisi ou la composante couleur la plus significative. [15]

Deuxièmement, l'utilisation de classification par histogrammes 3D semble plus appropriée à la segmentation d'images couleur que celle par histogrammes 1D. En effet, l'information couleur étant tridimensionnelle, une classe de pixels séparable dans un espace couleur à trois dimensions, peut ne pas l'être par la projection selon une composante.

4.2 Classification floue :

L'algorithme de classification que nous avons utilisé est basé sur la logique floue.

4.2.1. La logique floue :

La logique floue est une théorie mathématique prenant en compte l'incertitude et l'imprécision. Elle a été introduite par *Zadeh* s'appuie sur la théorie des sous-ensembles flous. La modélisation d'un sous ensemble d'un univers donné est réalisé avec des fonctions d'appartenance. La logique floue est une extension de la théorie des ensembles classiques.

Zadeh a montré que cette théorie des sous-ensembles flous se réduit à la théorie des sous-ensembles classiques dans le cas où les fonctions d'appartenance considérées prennent des valeurs binaires (c'est à dire 0 ou 1). La logique floue se distingue de la logique booléenne puisqu'elle permet à une condition d'être en un autre état que "vrai" ou "faux", elle donne des degrés de vérité.

Dans la vie de tous les jours, nous trouvons dans des situations où les informations que nous disposons ne sont pas toujours précises. Dans le domaine de la science aussi, des imprécisions peuvent être vues ; par exemple lorsqu'on veut établir une valeur qui caractérise le degré de similarité de deux formes.

L'être humain est habitué à utiliser des informations entachées d'incertitudes et d'imprécision dans la vie de tous les jours, il utilise ces informations incomplètes, raisonne avec elles et prend des décisions. Dans le domaine scientifique, il a été nécessaire de créer une logique qui admette des valeurs de vérité en dehors de l'ensemble {vrai, faux} pour pouvoir tenir compte et manipuler ce genre d'information incomplète. [13]

Lukasiewicz propose en 1920 une logique ayant les trois valeurs de vérité suivantes :"Vrai", "faux" et "doute". Ces valeurs ont été représentées par l'ensemble {0, 1,0.5}, étant été ensuite étendues à l'intervalle [0,1].

4.2.2. La théorie des sous-ensembles flous :

La théorie des sous-ensembles flous et les outils de raisonnement qui en découlent, proposent un cadre formel qui permet de modéliser le langage naturel et de gérer l'imprécis et l'incertain. Cette théorie est basée sur la notion de degré d'appartenance. Ces degrés sont des valeurs qui expriment l'appartenance incertaine d'un pixel à une région. Le degré d'appartenance se situe dans l'intervalle [0,1] et les classes obtenues ne sont pas forcément disjointes. [13]

4.3. La classification par k-Moyens : [13]

L'algorithme k-moyenne est l'algorithme de clustering le plus connu et le plus utilisé, du fait de sa simplicité de mise en œuvre. Il partitionne les données d'une image en K clusters. Contrairement à d'autres méthodes dites hiérarchiques, qui créent une structure en « arbre de clusters » pour décrire les groupements, k- moyenne ne crée qu'un seul niveau de clusters.

L'algorithme renvoie une partition des données, dans laquelle les objets à l'intérieur de chaque cluster sont aussi proches que possible les uns des autres et aussi loin que possible des objets des autres clusters. Chaque cluster de la partition est défini par ses objets et son centroïde.

Le k-means est un algorithme itératif qui minimise la somme des distances entre chaque objet et le centroïde de son cluster. La position initiale des centroïdes conditionne le résultat final, de sorte que les centroïdes doivent être initialement placés le plus loin possible les uns des autres de façon à optimiser l'algorithme. Le résultat est un ensemble de clusters compacts et clairement séparés, sous réserve qu'on ait choisi la bonne valeur K du nombre de clusters.

Les principales étapes de l'algorithme k-means sont :

1. Choix aléatoire de la position initiale des K clusters.
2. Affecter les objets à un cluster suivant un critère de minimisation des distances (généralement selon une mesure de distance euclidienne).
3. Une fois tous les objets placés, recalculer les K centroïdes.
4. Réitérer les étapes 2 et 3 jusqu'à ce que plus aucune réaffectation ne soit faite.

4.3.1. Algorithme k- moyenne :

Soit X= $\{x_k$ / k=1,…, $n\}$ un sous-ensemble d'un espace n-dimensionnel. Une partition de X en c classes peut être représentée par des sous-groupes mutuellement disjoints $C_1 \ldots C_n$tel que $C_1 \cup \ldots \cup C_n = X$

Chaque vecteur $x_k$est assigné à une et une seulement classe qui lui est la plus proche.

La fonction objective correspondante s'exprime sous la forme :

$$J = \sum_{i=1}^{c} \sum_{k=1}^{n} U_{ik}\, D^2(x_k, v_i) \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \text{(III. 1)}$$

Où :

v_i: désigne le prototype (centroïde) de cette classe.

D : mesure la similarité entre le prototype et le vecteur de données.

$U_{ik.}$: est un indicateur binaire désignant l'appartenance ou non du vecteur x_kà laclasse $C_i(U_{ik} = 1\ si\ x_k \in C_i\ etU_{ik} = 0\ sinon, \forall i = 1 \dots c\ et\ x_k \in X)$

L'indicateur d'appartenance$U_{ik.}$ S'exprime comme suit :

$$U(x_k\ , v_i) = \{1\ si\ d(x_k, v_i) = \min c(x_k\ , v_c)\ ou\ 0\ sinon\}$$

L'optimisation se fait de manière itérative.

4.4. La classification C-Moyenne floue: Fuzzy C-Means (FCM)

4.4.1 Principe :

La FCM est un algorithme de classification non-supervisée floue. Issu de l'algorithme des C-Moyens (C-means), il introduit la notion d'ensemble flou dans la définition des classes, chaque point dans l'ensemble des données appartient à chaque cluster avec un certain degré, et tous les clusters sont caractérisés par leur centre de gravité. Comme les autres algorithmes de classification non supervisée, il utilise un critère de minimisation des ***distances intra-classe*** et de maximisation des ***distances inter-classe***, mais en donnant un certain degré d'appartenance à chaque classe pour chaque point.

Cet algorithme nécessite la connaissance préalable du nombre de clusters et génère les classes par un processus itératif en minimisant une fonction objective. Ainsi, il permet d'obtenir une partition floue de l'image en donnant à chaque pixel un degré d'appartenance (compris entre 0 et 1) à une classe donnée. Le cluster auquel est associé un pixel est celui dont le degré d'appartenance sera le plus élevé. [16]

4.4.2 Algorithme de c-moyennes floues :

L'algorithme des c-moyennes floues effectue une optimisation itérative en évaluant de façon approximative les minimums d'une fonction d'erreur. Il existe toute une famille de fonctions d'erreur associées à cet algorithme qui se distinguent par des valeurs différentes prises par un paramètre réglable *m*, appelé indice de flou et qui détermine le degré de flou de la partition obtenue. Les FCM sont un cas particulier d'algorithmes basés sur la minimisation d'un critère ou d'une fonction objective. [17]

Soient V_i le centroïde (ou prototype) de la classe i, U la matrice des coefficients μ_{ik} et X_c celle des coordonnées des centres. Etant donnés le nombre de classe C

La fonction objectif associée aux *c*-moyennes floues, *J*, est définie par :

$$j(U,V,m) = \sum_{i=1}^{C} \sum_{k=1}^{n} u_{ik}^{m} D^2 \quad \ldots \ldots \ldots \quad (\text{III}.2)$$

Avec :

c : le nombre de classes connu à priori.

n : la taille du vecteur de données (nombre de pixels à classer).

u_{ik}: le degré d'appartenance du pixel x_kà la classe i connue par son centroïde c_i.

m : un réel >1 appelé degré de flou. Plus m tend vers 1, plus la classification devient dure et u_{ik}se rapproche de 0 ou de 1. Inversement quand m devient trop grand il y a moins de tolérance au bruit, et la distribution des degrés d'appartenance tend à se concentrer autour de 1/c.

D_{ki} : est une métrique choisie au sens d'une ***norme***. Généralement, il s'agit de la norme euclidienne.

$D_{ki} = ||X_k - V_i||$ c'est la distance entre le vecteur x_k et le prototype V_i

Le carré de la distance séparant un vecteur x_k d'un centre V_i, $(D_{ik})^2$, est pondéré par la puissance même du degré d'appartenance de la donnée x_k à la classe *i* $(u_{ik})^m$.

J est donc une erreur quadratique généralisée et sa minimisation conduit, théoriquement à la partition optimale. Les c-moyennes floues produisent une c-partition floue qui est une approximation de cette partition optimale de l'ensemble de donnée $X = \{x1, x2, ..., xn\}$.

L'algorithme, dont la convergence a été étudiée par *Bezdek*, peut être décrit par les étapes suivantes :

1. Fixer les paramètres ;
   - c : nombre de classes ;
   - ε: seuil représentant l'erreur de convergence (par exemple : = 0.001) ;
   - m : degré de flou, généralement pris égal à 2.
2. Initialiser le vecteur *V* par C centres aléatoirement choisis.

3. calcule la matrice degrés d'appartenances U par des valeurs aléatoires dans l'intervalle [0, 1]. Le degré d'appartenance u_{ik} s'exprime comme suite **:**

$$u_{ik} = \frac{(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^{c}(d(x_k, v_i))^{\frac{2}{m-1}}} \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots . (III.3)$$

4. Calculer le nouveau centre de chaque classe à l'aide de l'équation :

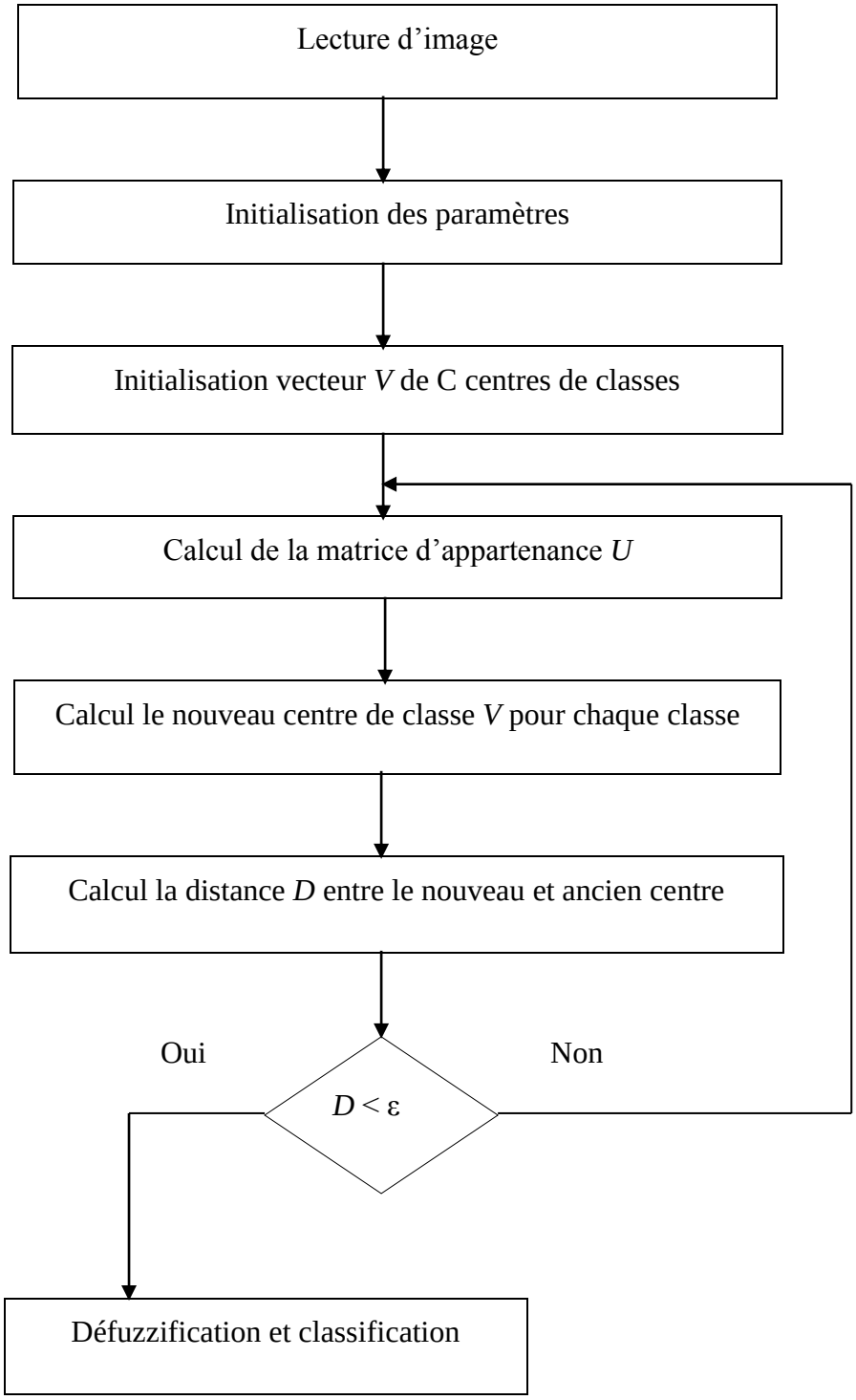
$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^{n} u_{ik}{}^m x_k}{\sum_{k=1}^{n} u_{ik}{}^m} \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots . (III.4)$$

5. Mettre à jour la matrice de degrés d'appartenances U et Calculer la distance entre les nouveaux et les anciens centres par :

$$V^{ancien} - V^{nouveau} < \varepsilon$$

6. Répéter les étapes 3 à 5 jusqu'à la satisfaction du critère d'arrêt**.**

L'organigramme suivant illustre la méthode de classification par c-moyenne floue :



4.4.3. Défuzzification :

Enfin, une ultime étape est nécessaire lorsque le résultat souhaité est une classification non floue. On parle alors de « défuzzification ». Lorsque l'on ne souhaite pas mettre en évidence les pixels où les degrés d'appartenance sont approximativement les mêmes pour chaque classe, une façon naturelle de procéder est de considérer que la classe finale d'un pixel est celle pour laquelle le degré d'appartenance est maximal :

$$\forall k \in [1,n] x_k \in C_j \Leftrightarrow (u_{jk} < u_{ik} \forall i \neq j \in [1.c]$$

L'étape de la défuzzification se fait après la dernière itération de l'algorithme des c-moyennes floues **.**Pour l'algorithme de c-moyenne floue, la décision d'appartenance d'un pixel à une classe n'est prise qu'à la fin de la convergence, La FCM offre la possibilité d'agir sur la considération du bruit [13].

5. Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté la méthode le plus utilisée pour la classification des images. Dans notre travail, nous nous intéressons à la technique de classification automatique (Fuzzy C-means). Nous avons vu que la classification permet de regrouper des objets en classes.

Chapitre IV :

Implémentation et discussion des résultats

1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons maitre en œuvre les deux méthodes de segmentation étudiées dans les chapitres II et III consécutivement en utilisant le MATLAB comme outil de programmation.

Dans la première partie, on va implémenter l'algorithme de décomposition en sous bande en utilisant la procédure mathématique à base des moyennes et des différences entre les éléments paires et impaires des l'image, où l'opération inverse sans prendre en considération les basses fréquences nous permet l'obtention des contours de l'image (segmentation en contours).

Dans la deuxième partie on va utiliser la technique de classification floue moyenne (FCM) qui a le même principe que la technique K means, où la FCM permet la segmentation on région.

En troisième partie, on effectue une hybridation entre les deux techniques précédentes. D'où on applique la décomposition en sous bande sur l'image classifiée.

Dans les diverses applications, on utilise des images texturées de l'album de BRODATZ. Parmi les images de l'album de BRODATZ on trouve les suivants [18] :

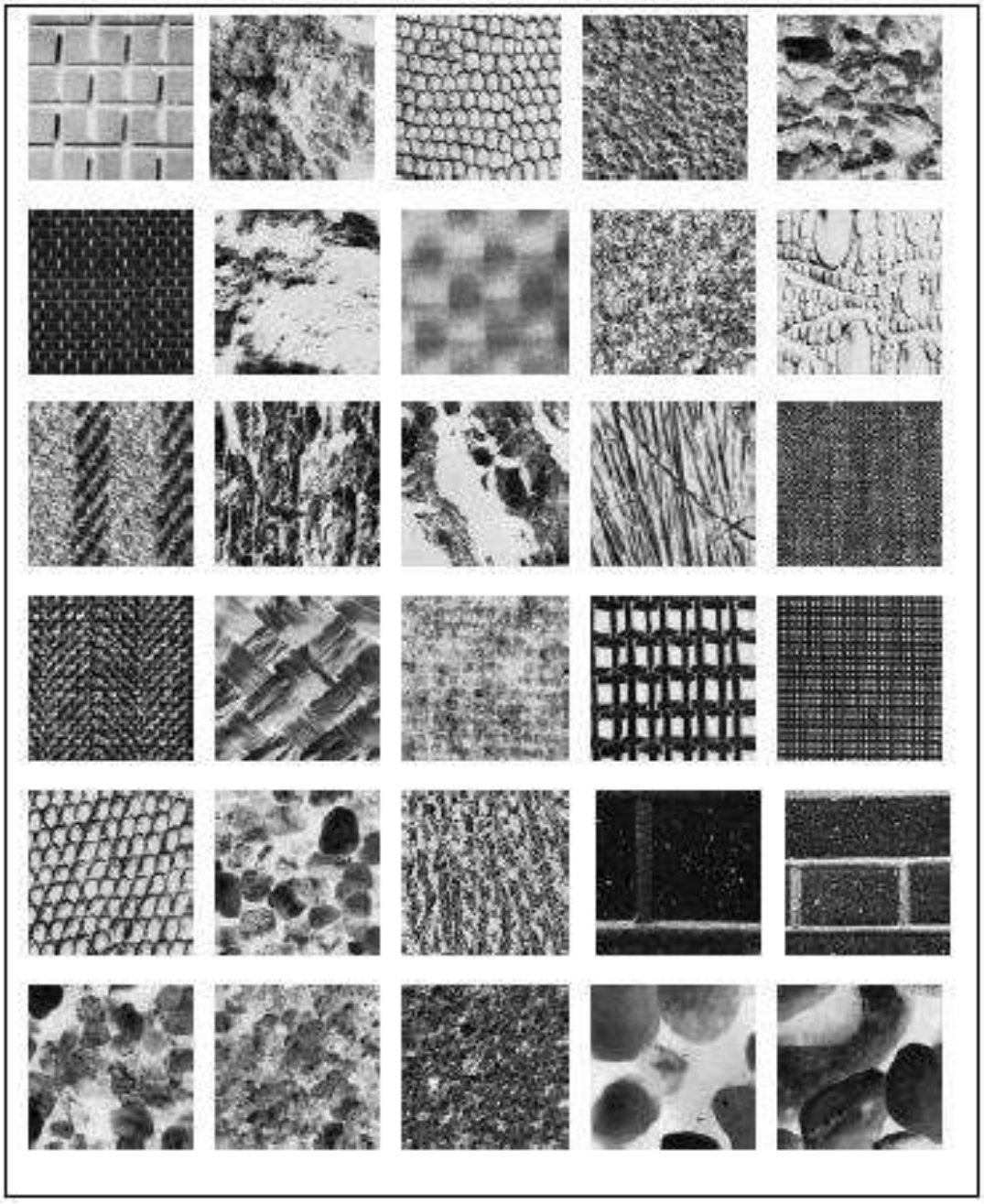


Figure IV.1 échantillons d'images Texturée d'album de Brodatz

2. Implémentation et discussion des résultats :

2.1 Segmentation en contours par décomposition en sous bandes :

Dans cette partie, on applique la décomposition en sous bande du premier et du deuxième niveau. Cette algorithme est constitué de deux parties principales, la partie analyse et la partie synthèse.

Dans la partie analyse, on décompose l'image en sous bandes du premier niveau et du deuxième niveau.

Dans la partie synthèse, on annule la bande des basses fréquences et on restitue l'mage contours.

Les résultats obtenus sont les suivants :

A/ Décomposition en sous bande niveau1 :

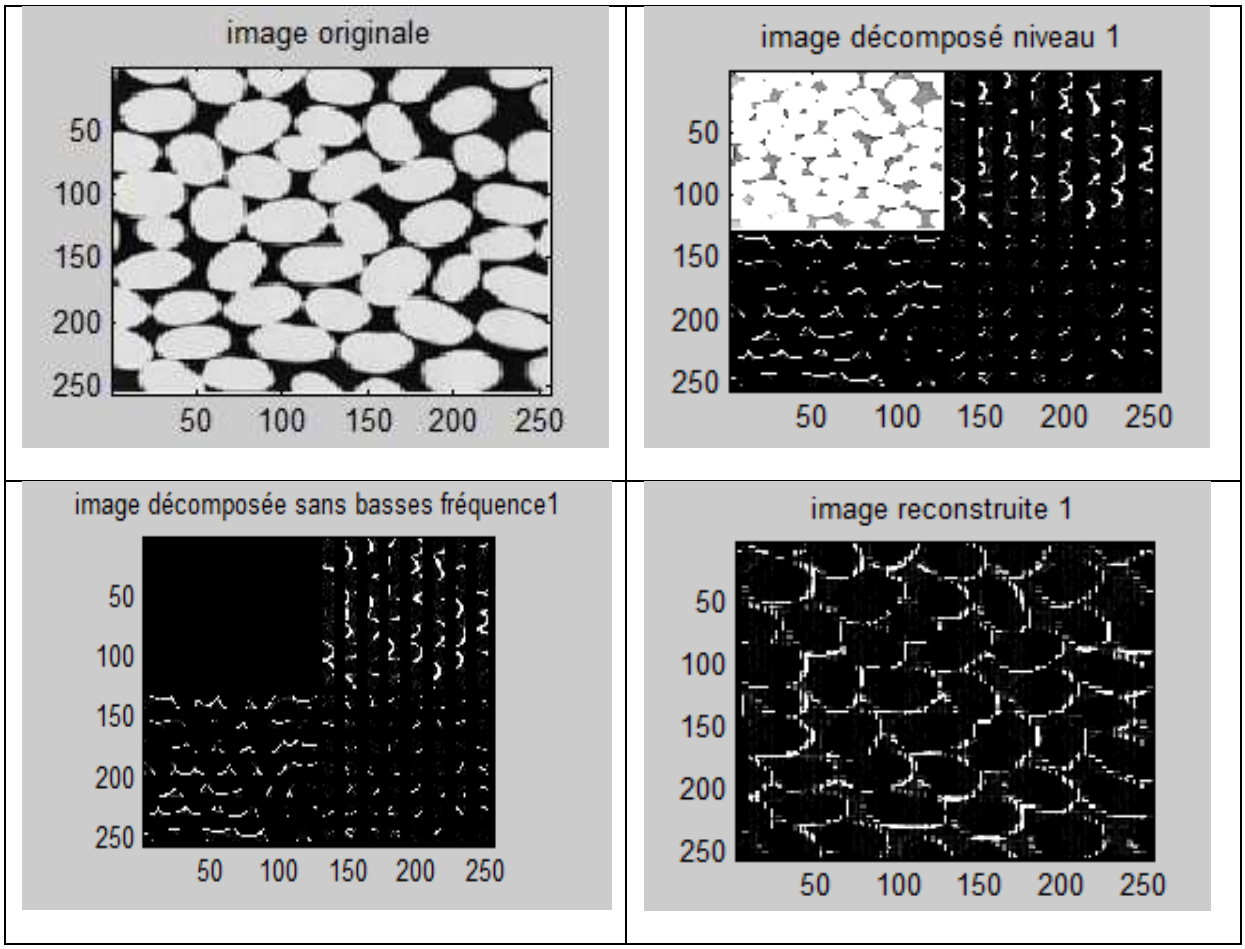


Figure IV.2 : Décomposition de premier niveau d'image 1.

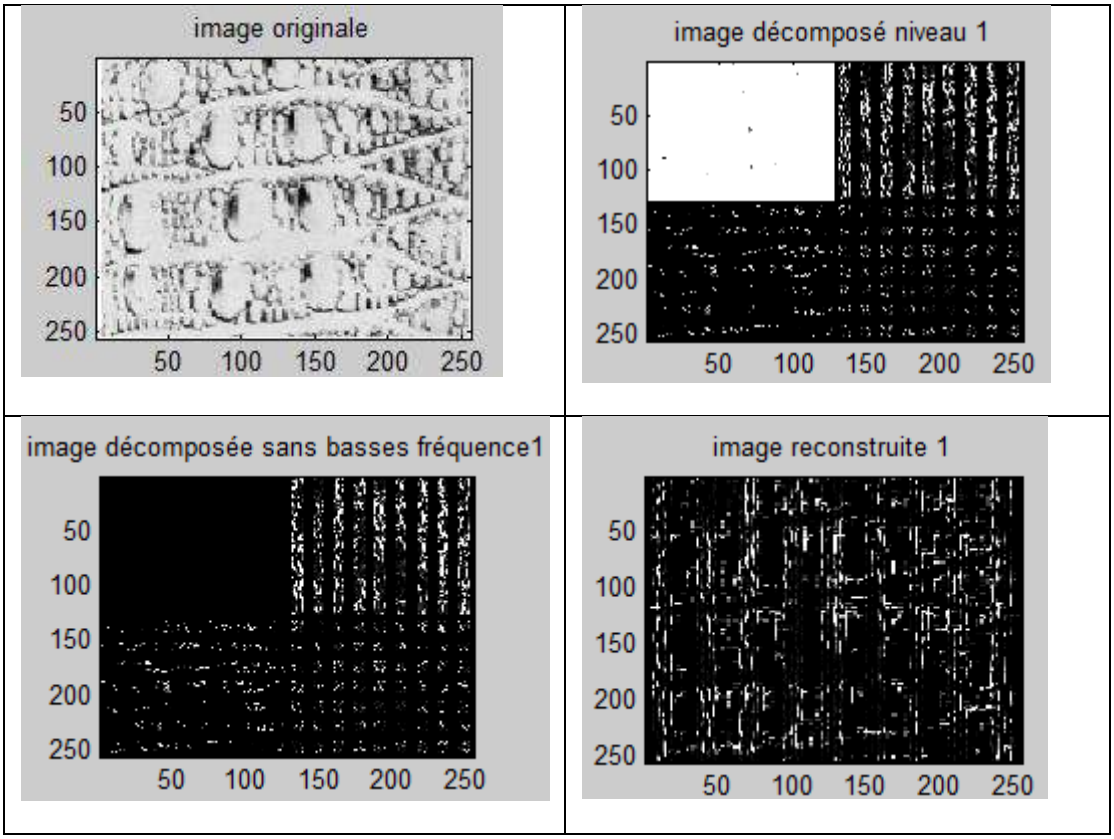


Figure IV. 3 : Décomposition de premier niveau d'image 2.

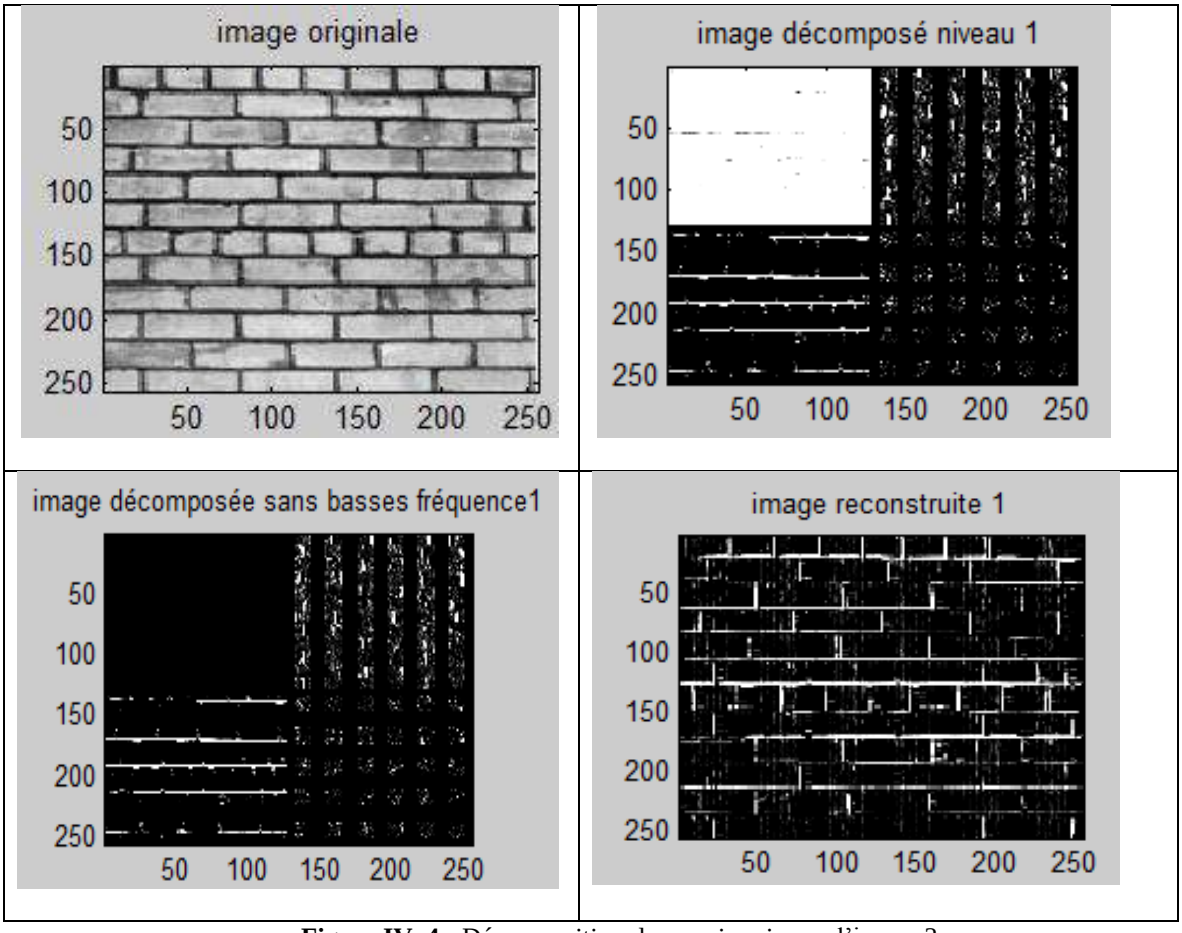


Figure IV. 4 : Décomposition de premier niveau d'image 3.

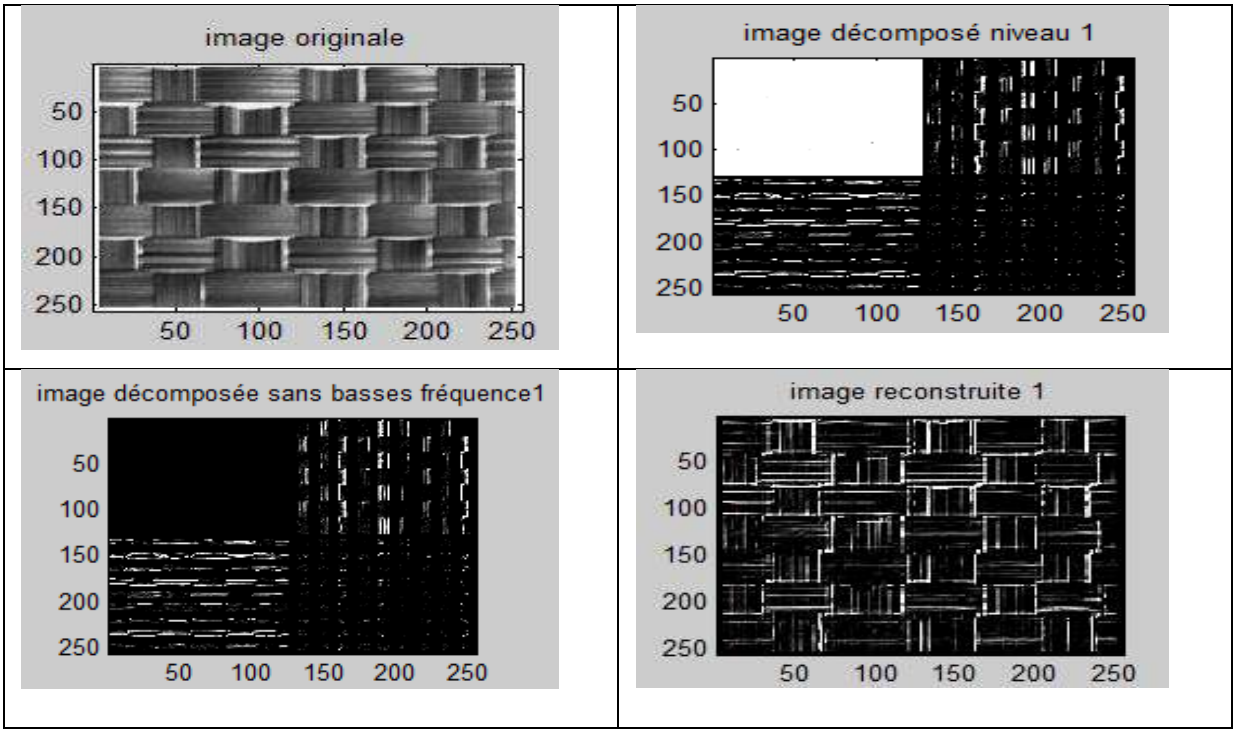


Figure IV.5 : Décomposition de premier niveau d'image 4.

D'après les divers images reconstruites, on constate que la décomposition en sous bande du premier niveau permet une bonne détection de contours sans prendre en considération les basses fréquences.

B/ Décomposition en sous bande niveau2 :

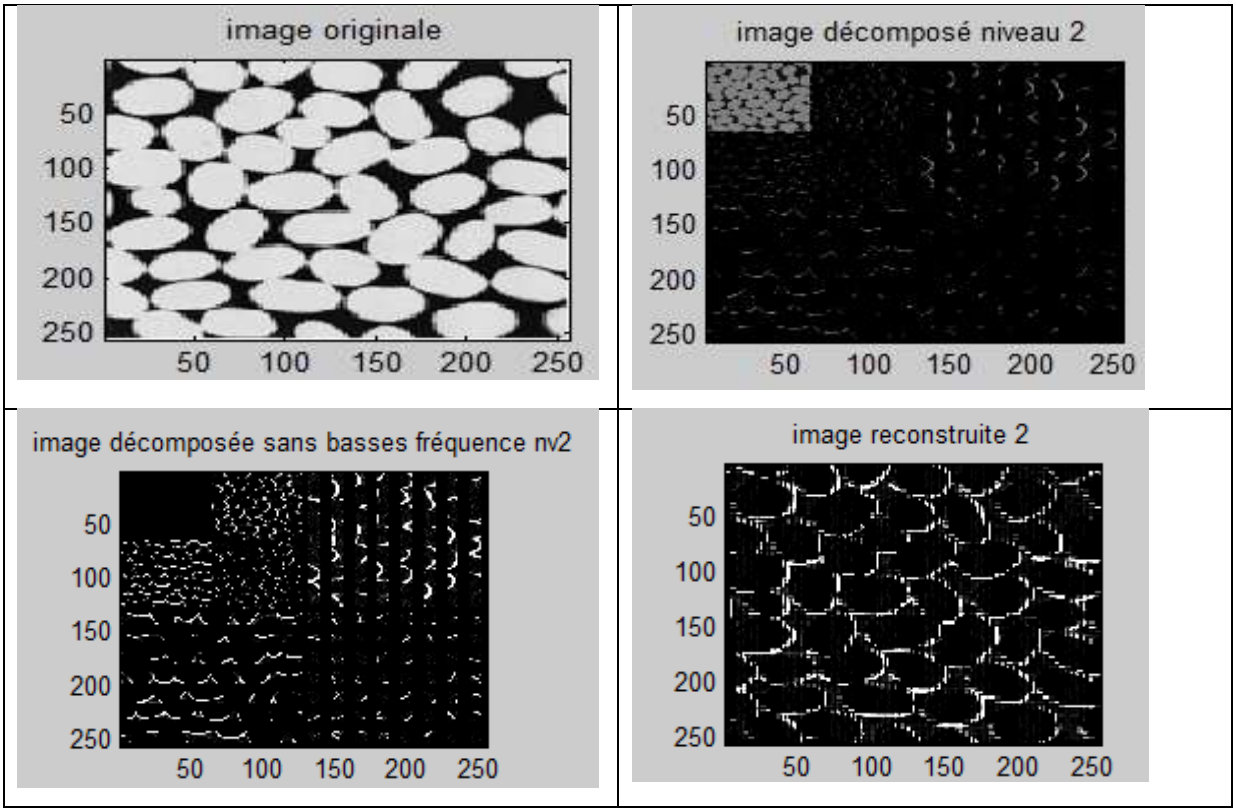


Figure IV.6 : Décomposition de deuxième niveau de l'image 1.

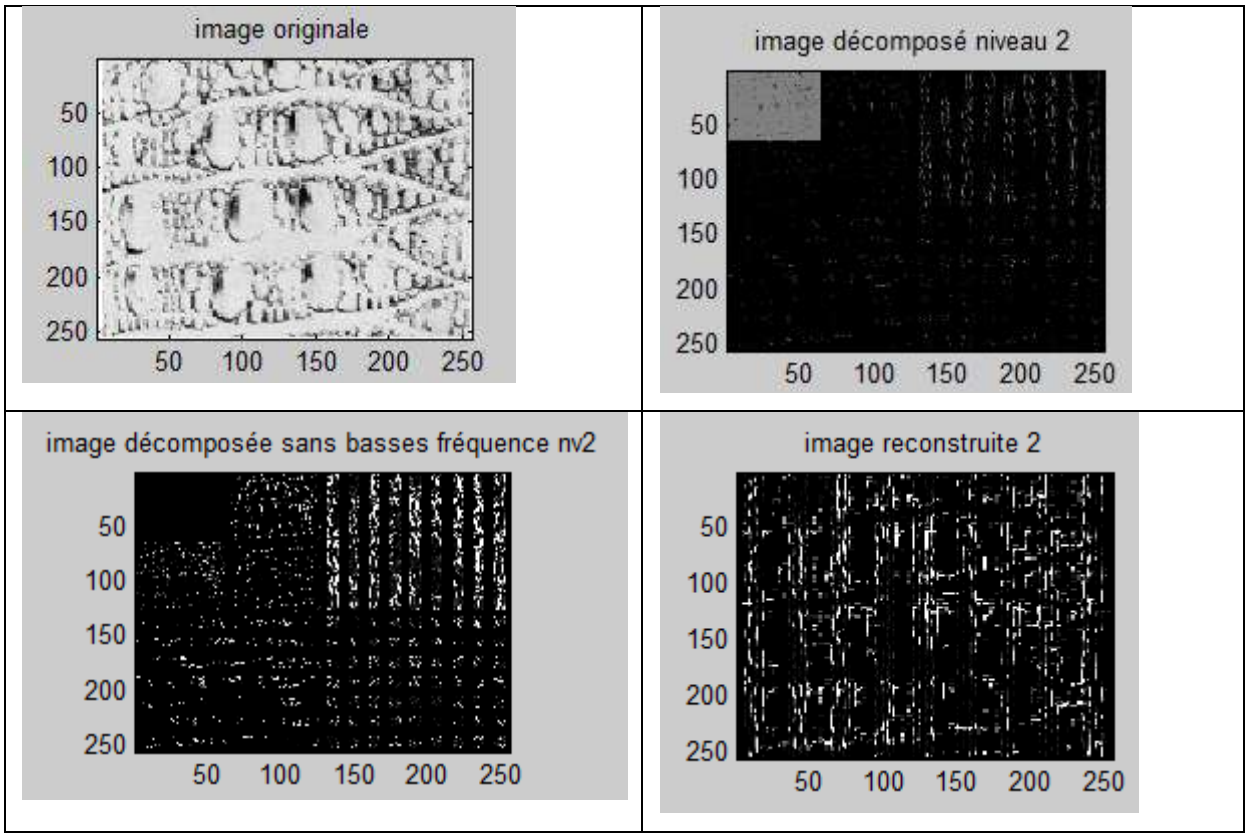


Figure IV.7 : Décomposition de deuxième niveau de l'image 2.

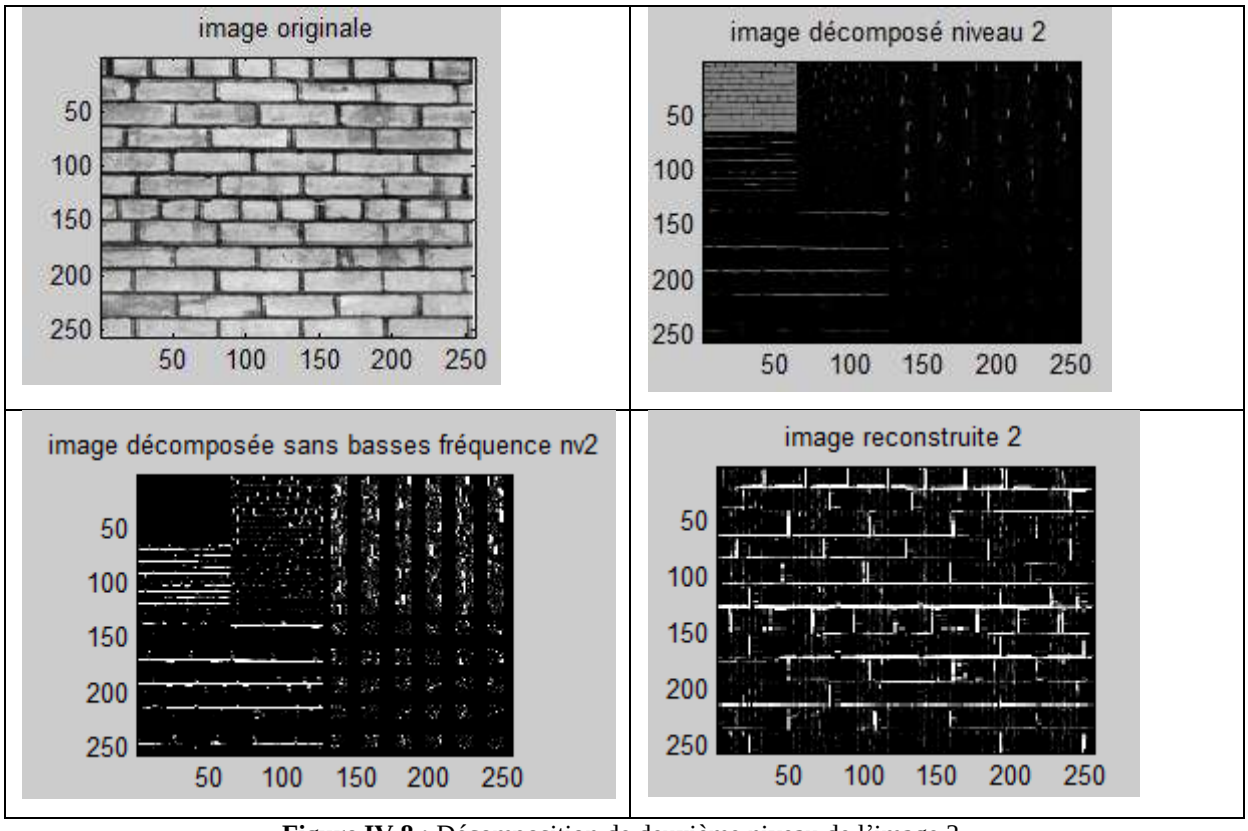


Figure IV.8 : Décomposition de deuxième niveau de l'image 3.

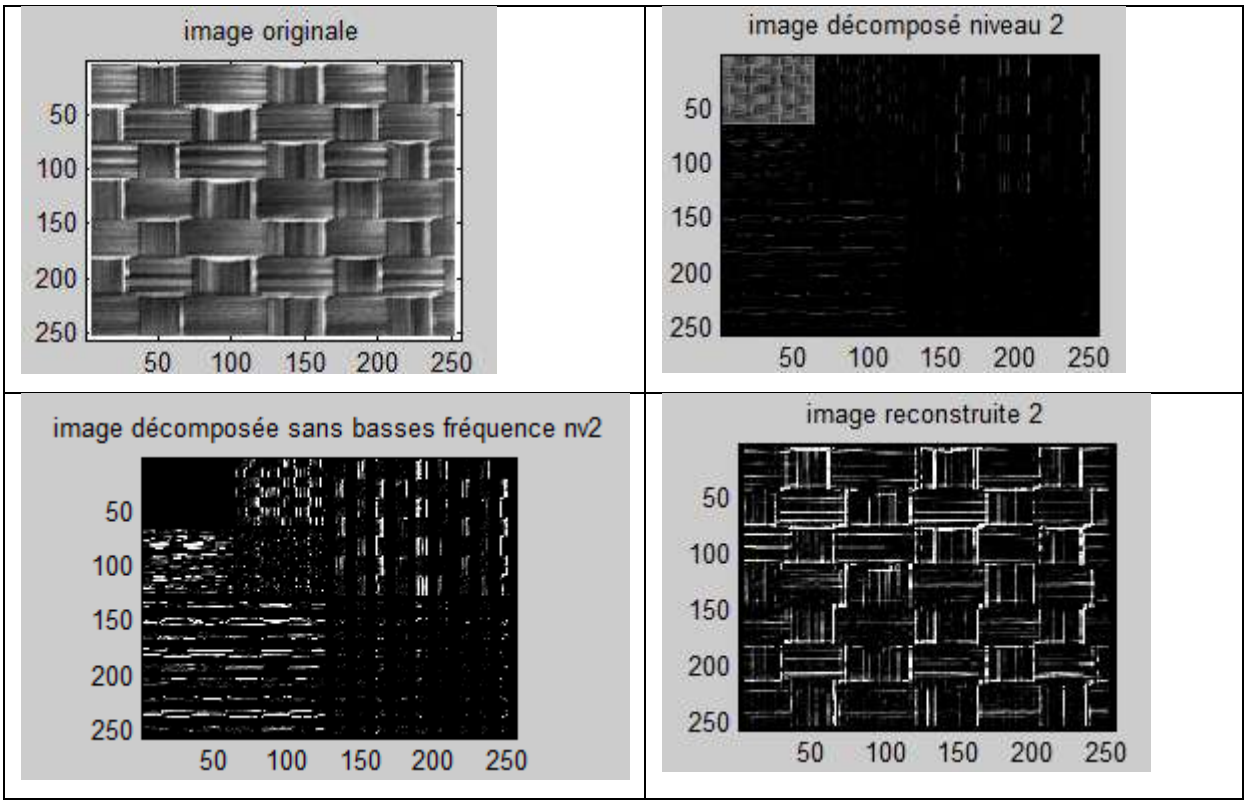


Figure IV.9 : Décomposition de deuxième niveau de l'image 4.

On fait la même remarque pour la décomposition du deuxième niveau car on trouve quelle présente de meilleurs résultats de détection de contours.

2.2 Segmentation en région par classification FCM :

La mise en œuvre de cette méthode nous permet la segmentation en région suivant les paramètres choisis. En appliquant cette technique sur les mêmes images utilisées précédemment de tailles (256x256) pixels. D'où les résultats sont les suivants :

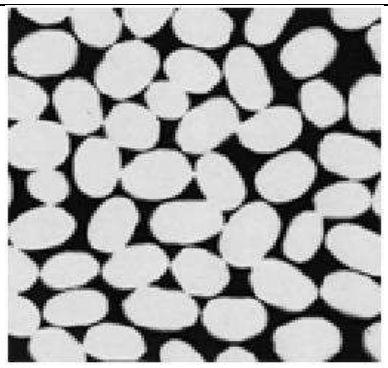
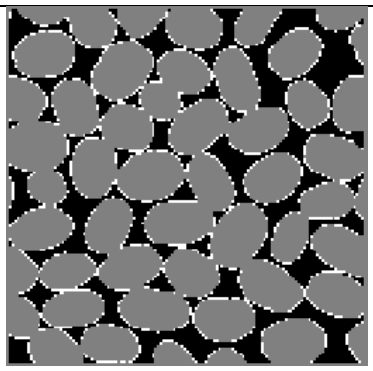
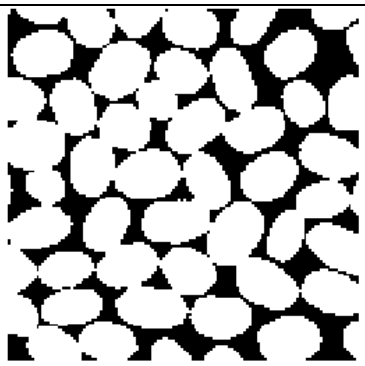
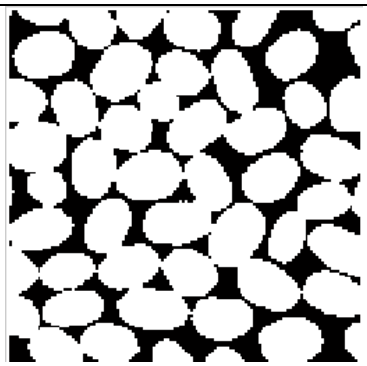
	
A : image originale	**b :**image segmentée avec, m=2 , nc=2, ε=0,0001
	
c : m=2 , nc=2, ε=0,0001	**d :** m=2 , nc=2, ε=0,0001

Figure IV.10 : Segmentation par FCM de l'image 1.

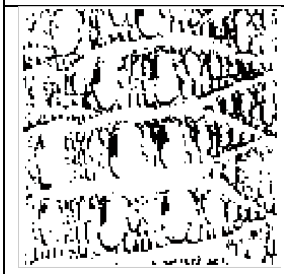
	
A :image originale	**b :**m=2 ,nc=2,ε=0,0001
	
c : m=2 ,nc=2,ε=0,0001	**d :** m=2 ,nc=2,ε=0,0001

Figure IV.11 : Segmentation par FCM de l'image 2.

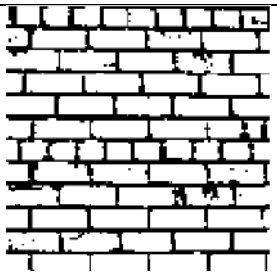
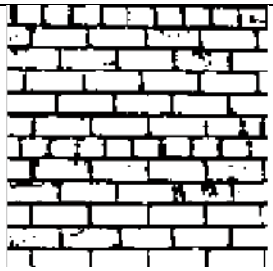
	
A :image originale	**b :**m=2 ,nc=2,ε=0,0001
	
c : m=2 ,nc=2,ε=0,0001	**d :** m=2 ,nc=2,ε=0,0001

Figure IV.12 : Segmentation par FCM de l'image 3.

	
A :image originale	**b :**m=2 ,nc=2,ε=0,0001
	
c : m=2 ,nc=2,ε=0,0001	**d :** m=2 ,nc=2,ε=0,0001

Figure IV.13 : Segmentation par FCM de l'image 4.

2.3. Segmentation des images par la méthode hybride (Décomposition en sous bande et classification) :

Dans cette partie on procède au suivant :

1. On applique la classification FCM sur l'image originale, en suite on utilise la méthode de décomposition on sous bande niveau 1 et Niveau 2 pour déterminer les images contours.
2. Une comparaison entre les résultats obtenus par la première et la dernière méthode sera effectuée de point de vu détection de contours.

Les résultats obtenus sont les suivants :

A/ Décomposition en sous bande niveau 1 de l'mage classifiée :

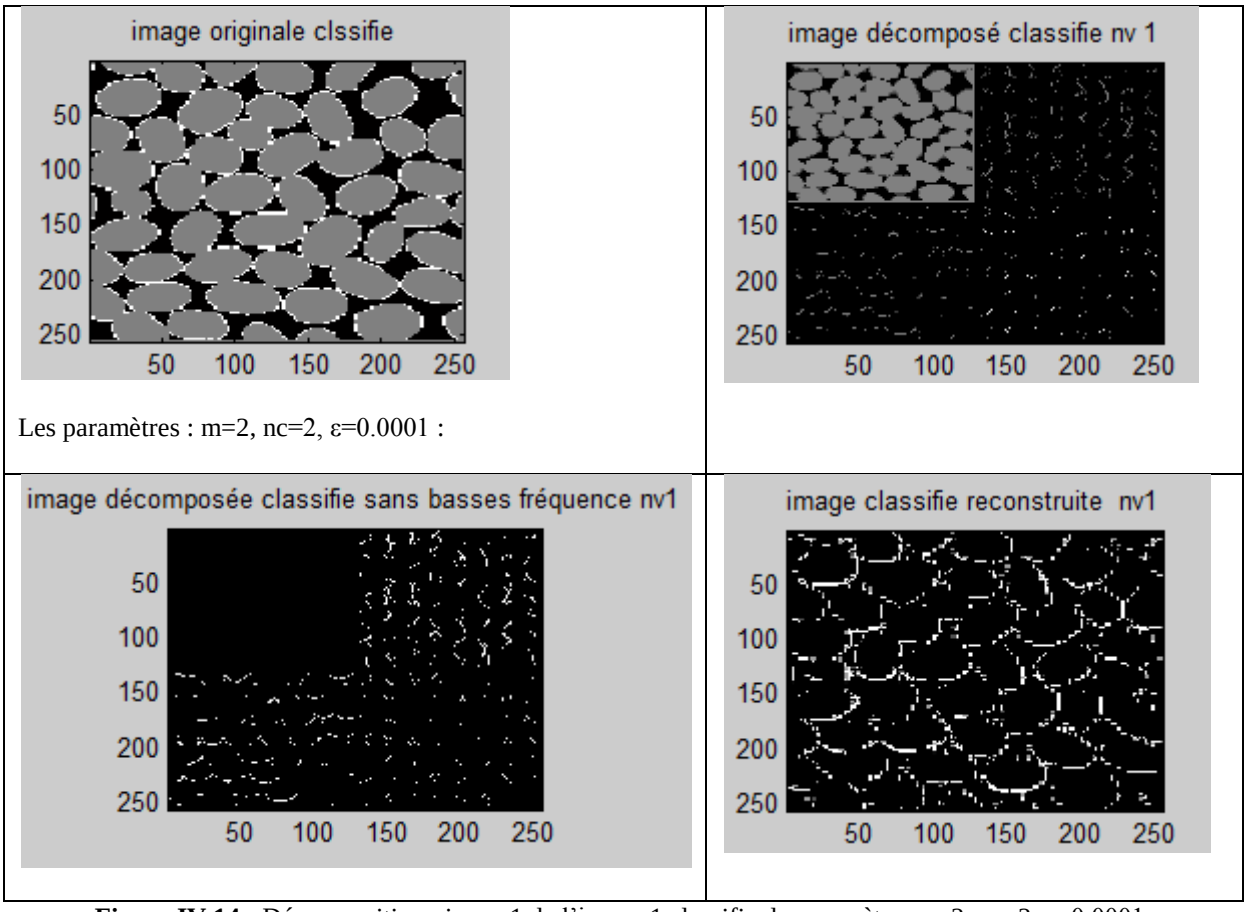
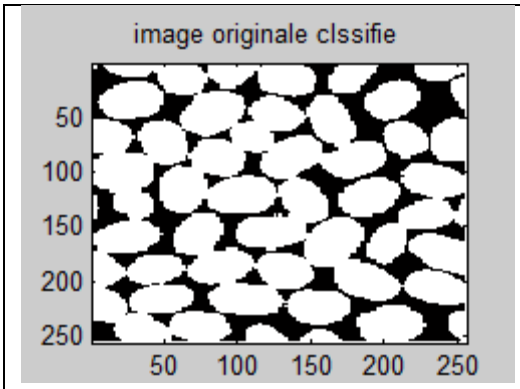
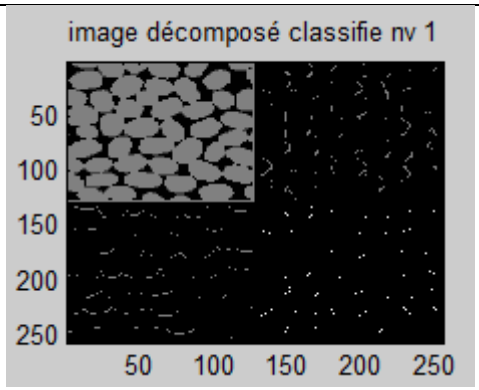
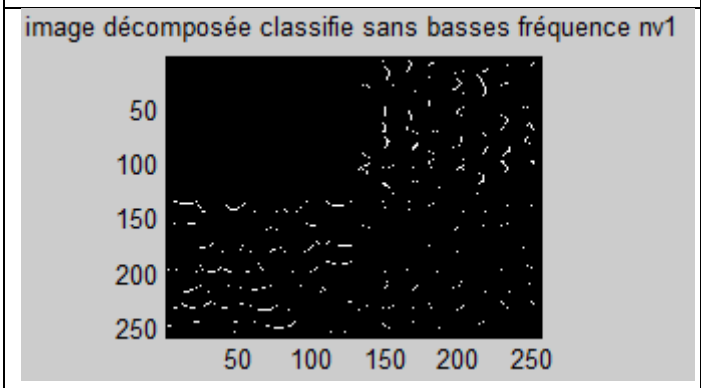


Figure IV.14 : Décomposition niveau 1 de l'image 1 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001.





les paramètre : m=3, nc=2, ε=0.0001 :



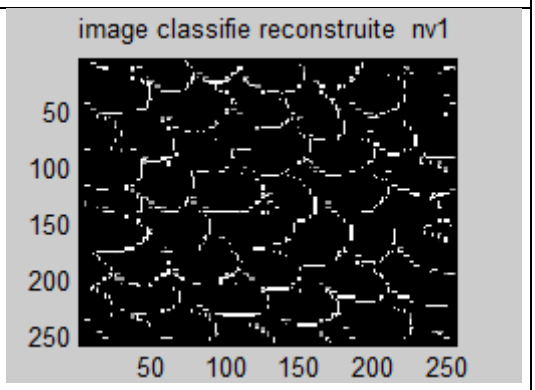
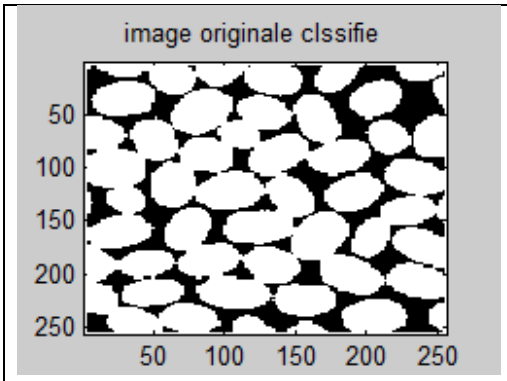
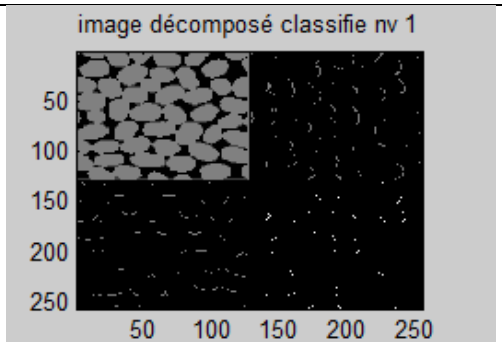
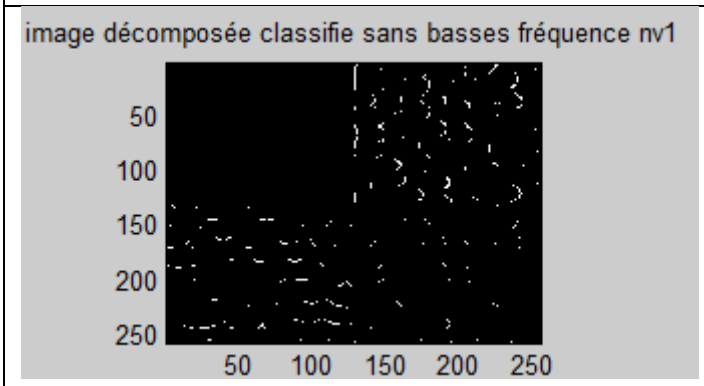


Figure IV.15 : Décomposition niveau 1 de l'image 1 classifie de paramètre m=3, nc=2, ε=0.0001.





Les paramètres : m=3, nc=2, ε=0.00001



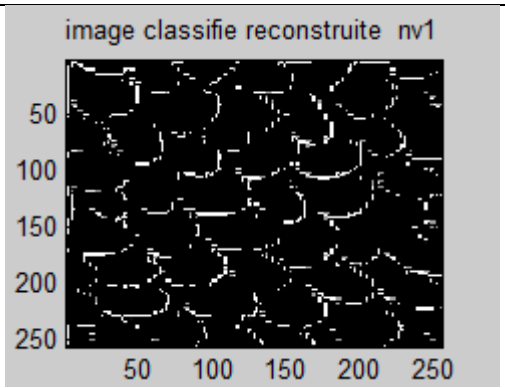
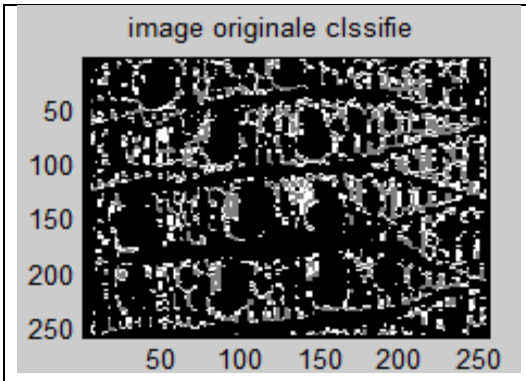
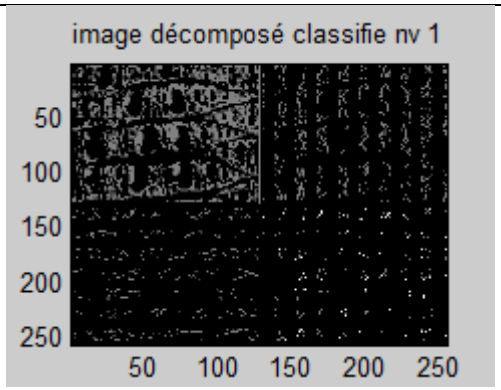
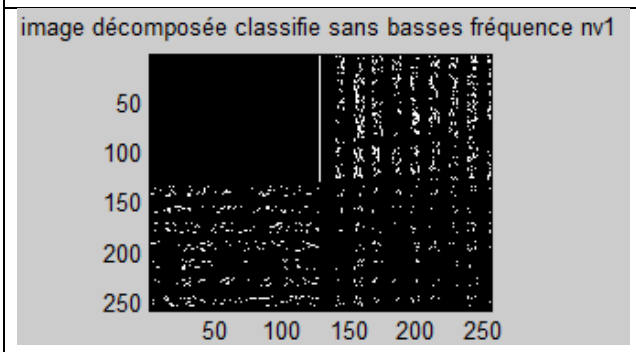


Figure IV.16 : Décomposition niveau 1 de l'image 1 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.





Les paramètre :m=2, nc=2, ε=0.0001 :



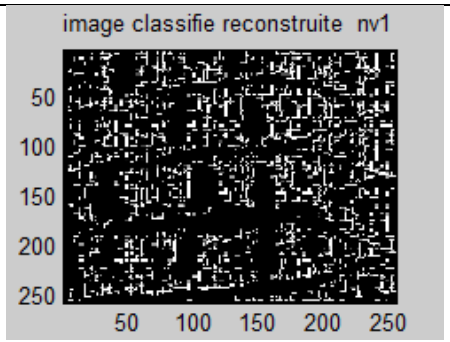
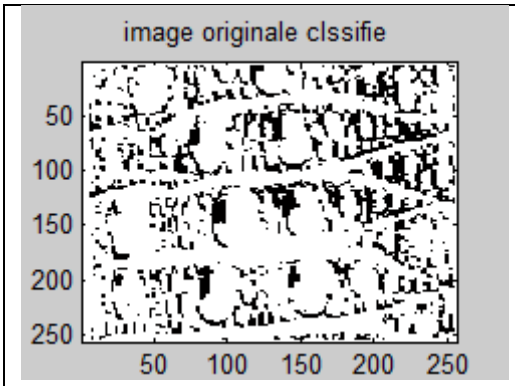
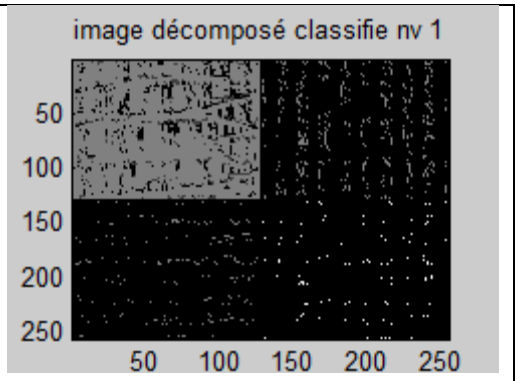
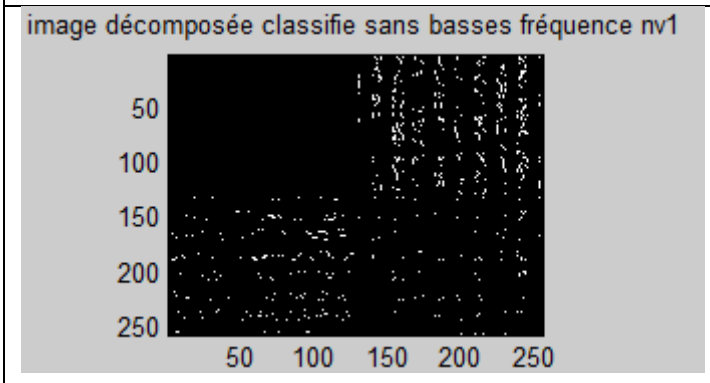


Figure IV.17 : Décomposition niveau 1 de l'image 2 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001 .





les paramètres : m=3, nc=2, ε=0.0001 :



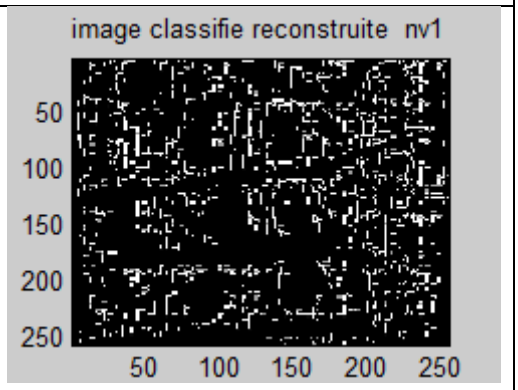
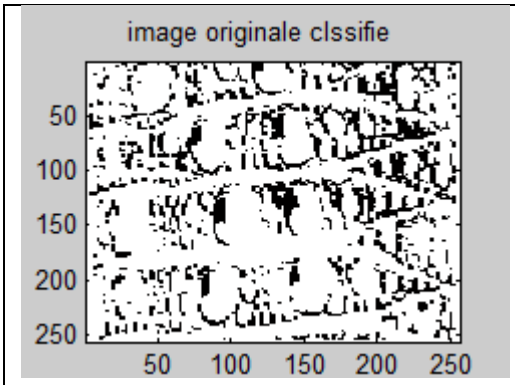
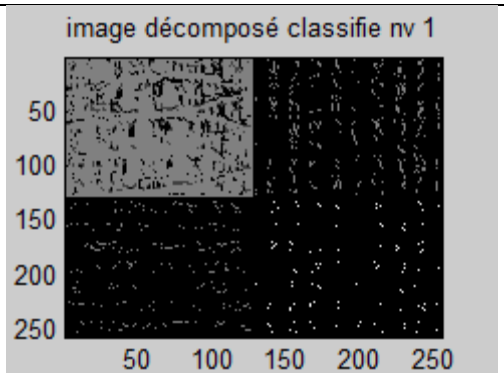
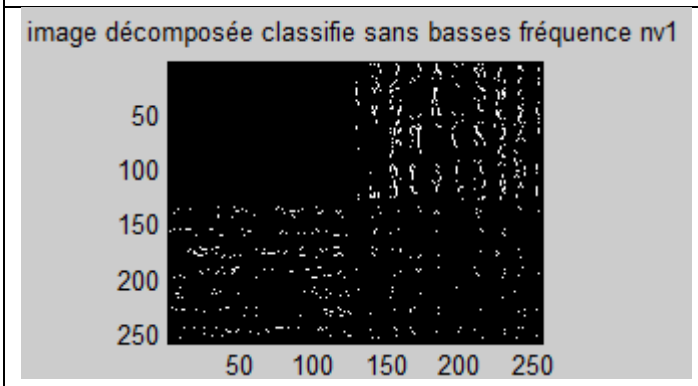


Figure IV.18 : Décomposition niveau 1 de l'image 2 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.00001 :



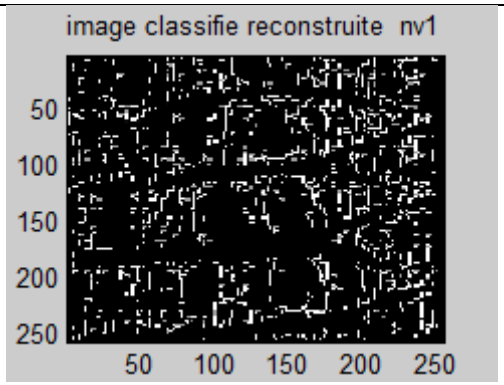
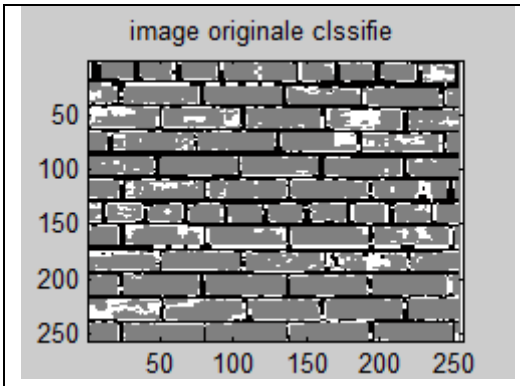
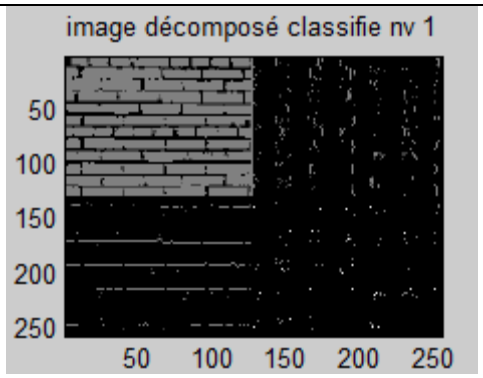
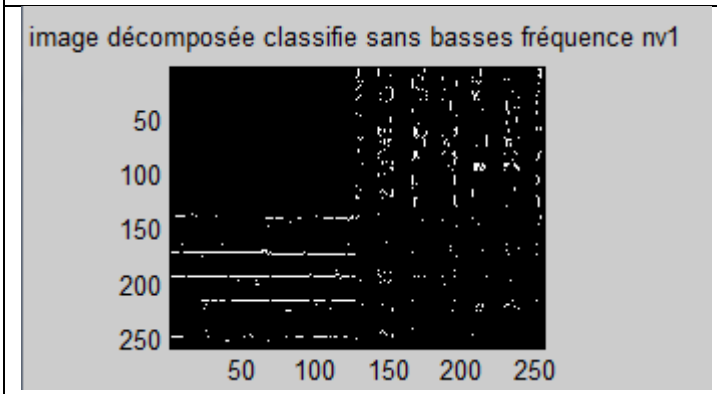


Figure IV.19 : Décomposition niveau 1 de l'image 2 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.





paramètres : m=2, nc=2, ε=0.0001 :



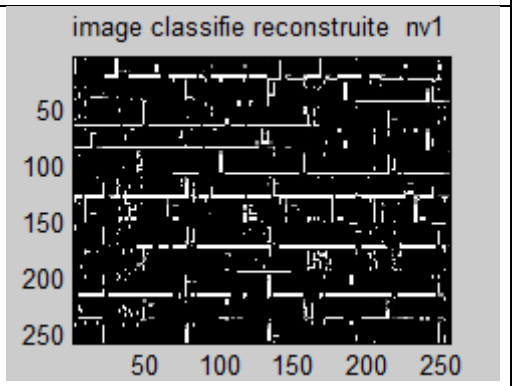
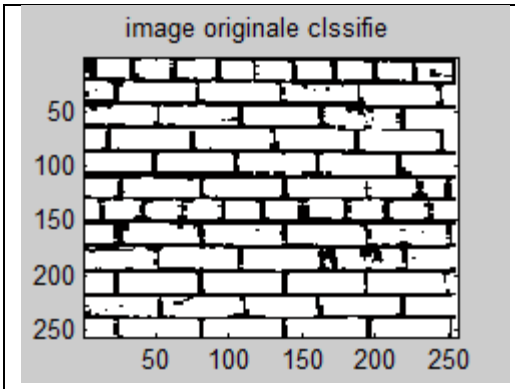
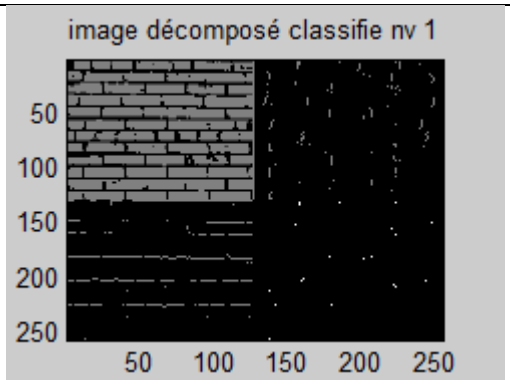
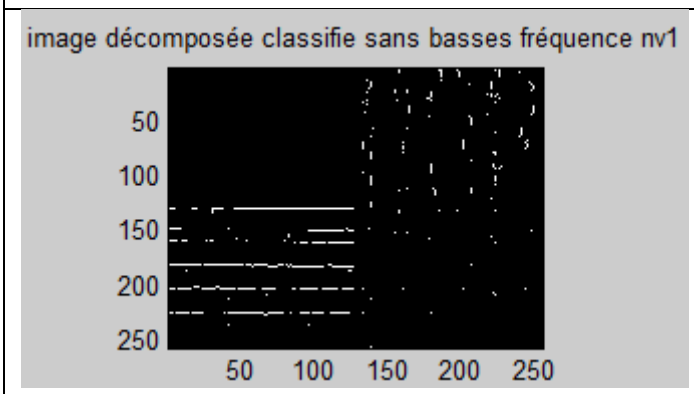


Figure IV.20 : Décomposition niveau 1 de l'image 3 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.0001 :



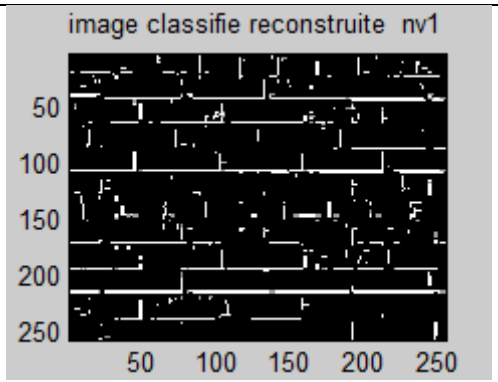
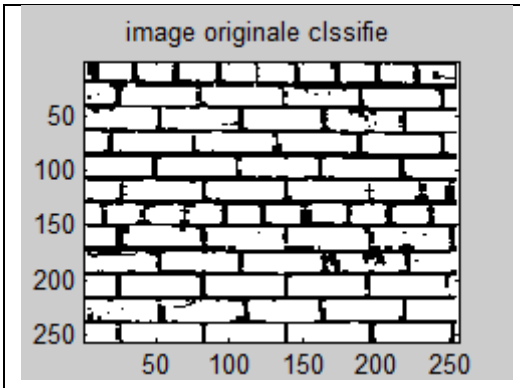
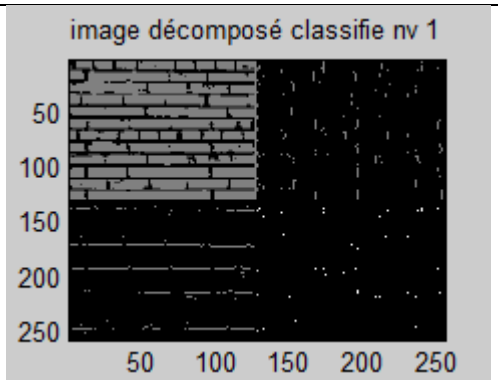
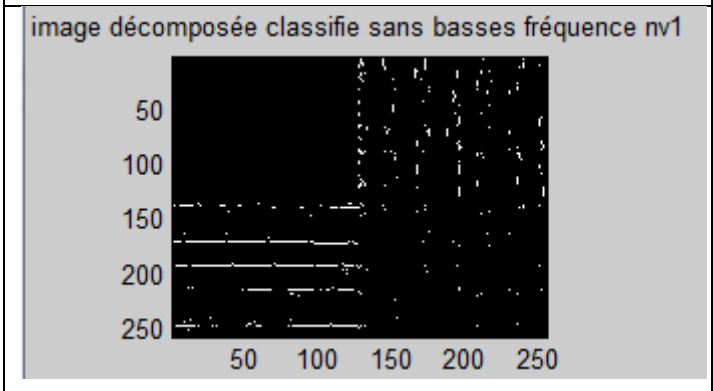


Figure IV.21 : Décomposition niveau 1 de l'image 3 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.0001.





paramètre : m=3, nc=2, ε=0.00001 :



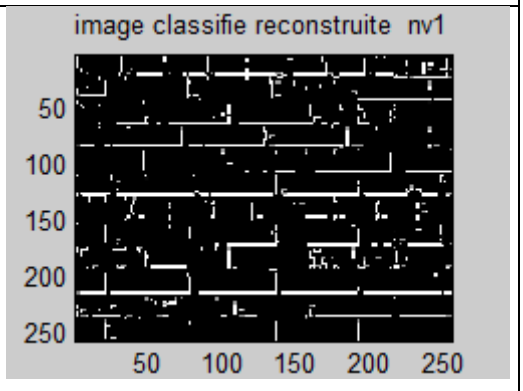
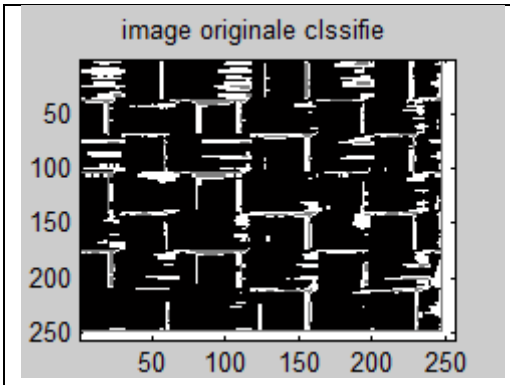
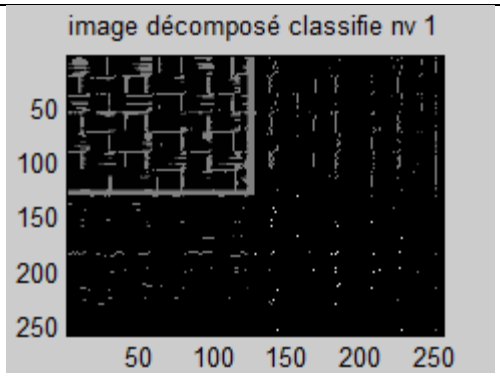
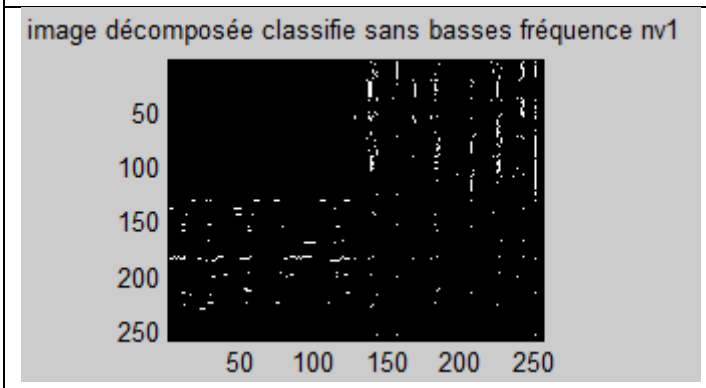


Figure IV.22 : Décomposition niveau 1 de l'image 3 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.





paramètre :m=2, nc=2, ε=0.0001 :



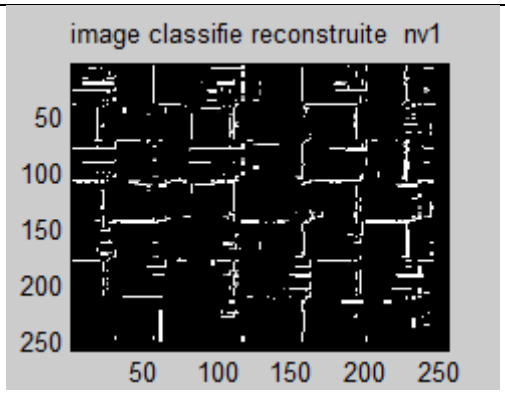
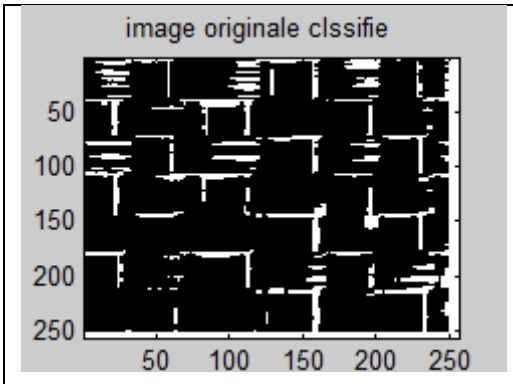
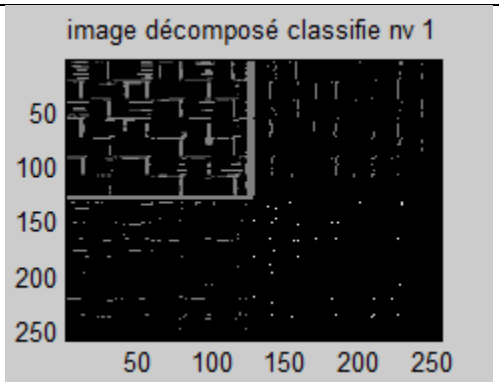
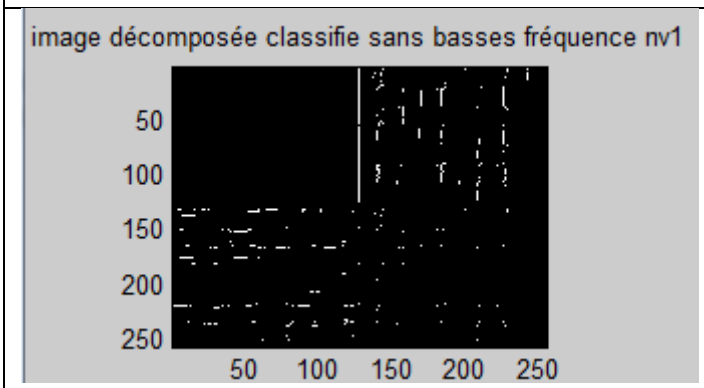


Figure IV.23 : Décomposition niveau 1 de l'image 4 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.0001 :



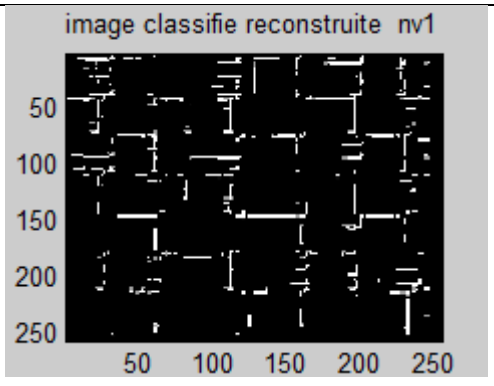
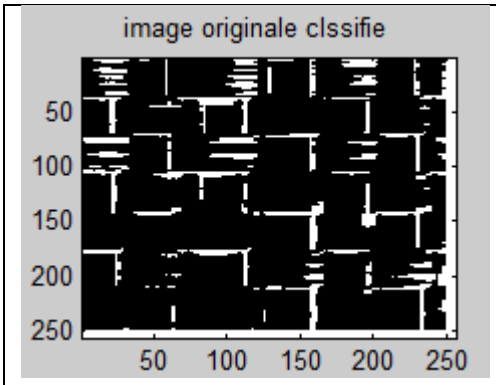
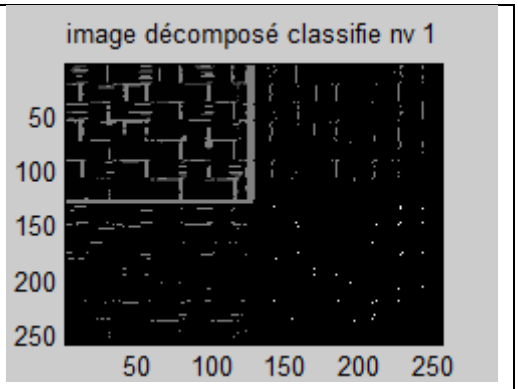
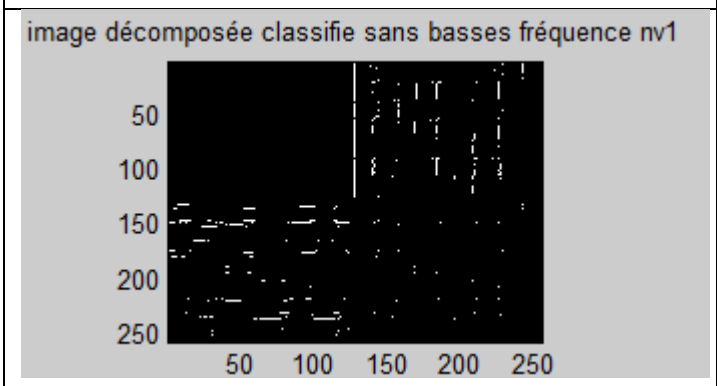


Figure IV.24 : Décomposition niveau 1 de l'image 4 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.00001 :



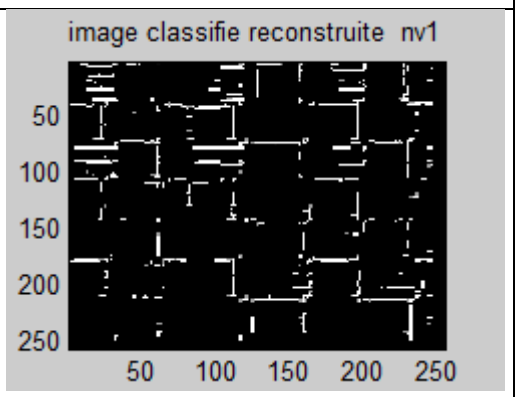


Figure IV.25 : Décomposition niveau 1 de l'image 4 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.

D'après les différents résultats obtenus pour cette partie de décomposition Niveau et classification pour divers paramètres on constate qu'il y a de meilleurs amélioration de détection des contours.

B/ Décomposition en sous bande niveau 2 de l'mage classifiée :

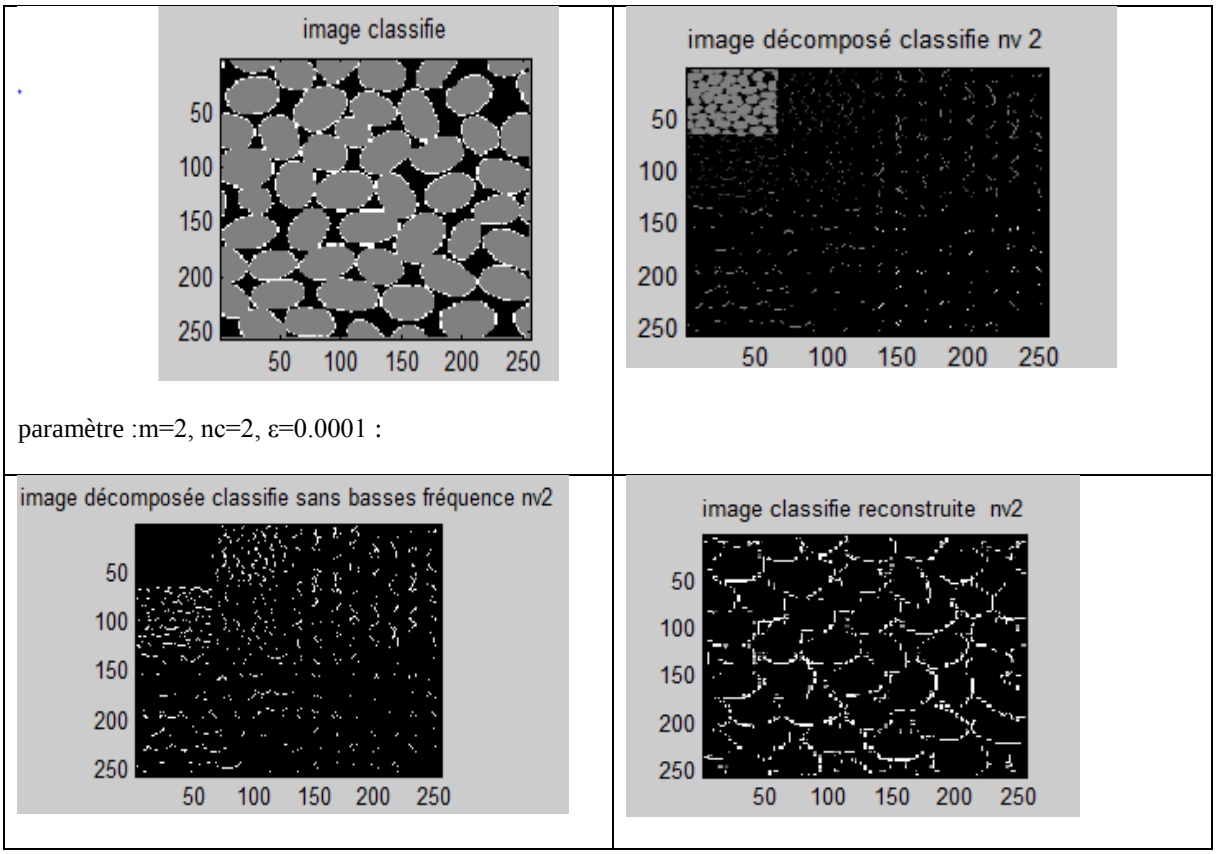


Figure IV.26. Décomposition niveau 2 de l'image 1 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001.

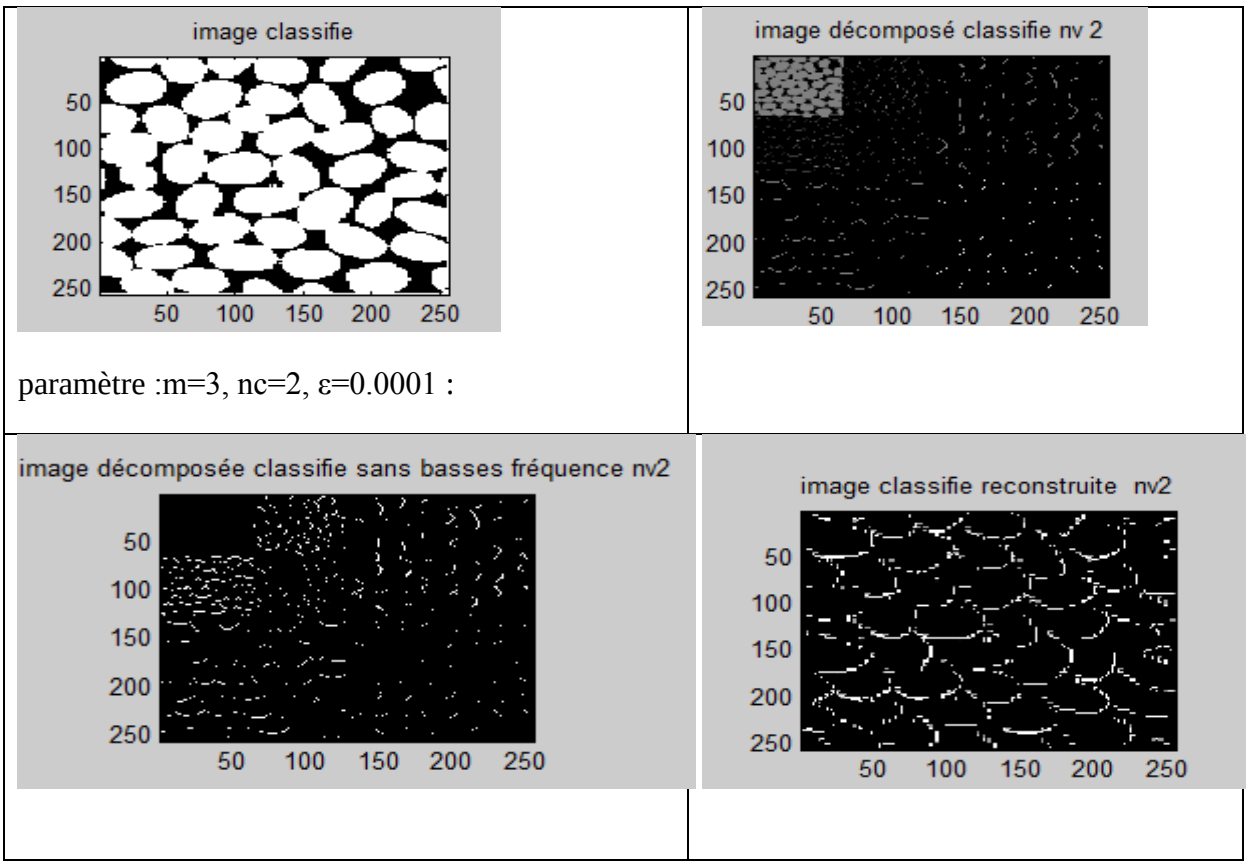
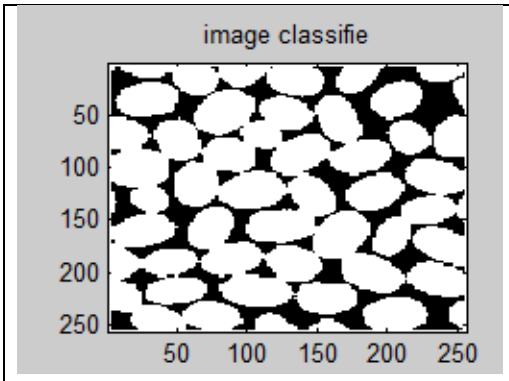
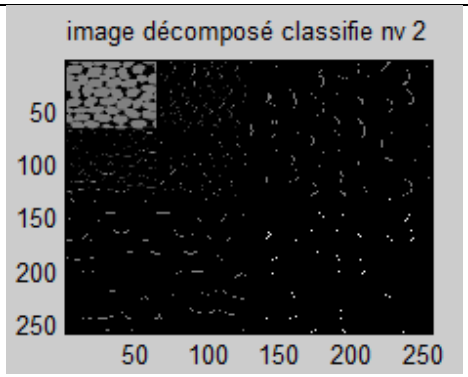
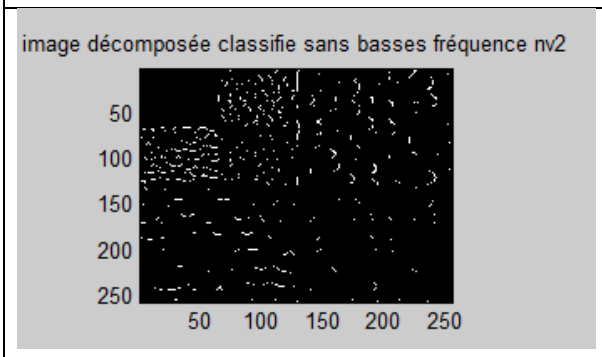


Figure IV.27 : Décomposition niveau 2 de l'image 1 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.0001.





paramètre : m=3, nc=2, ε=0.00001 :



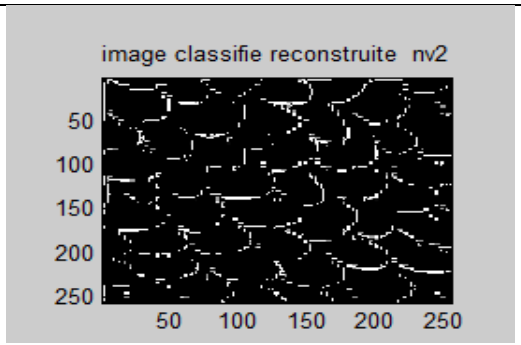
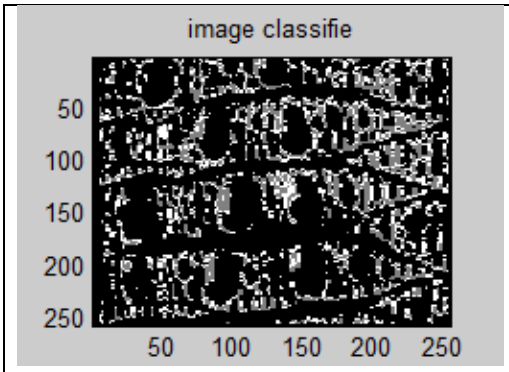
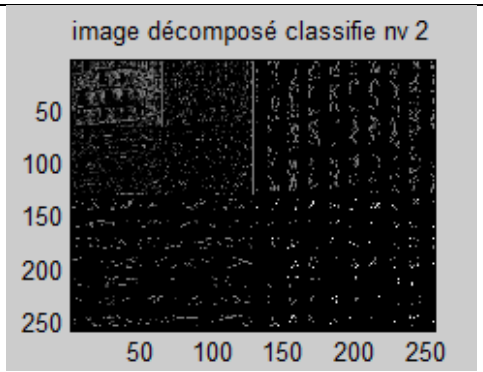
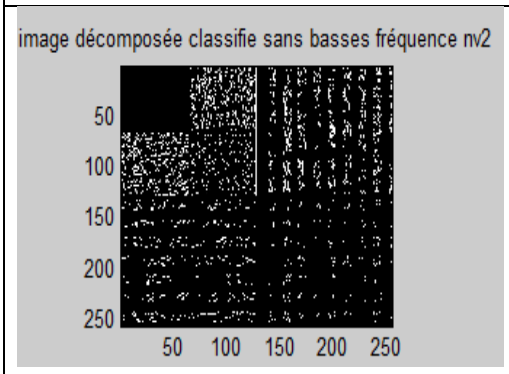


Figure IV.28 : Décomposition niveau 2 de l'image 1 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.





paramètre :m=2, nc=2, ε=0.0001 :



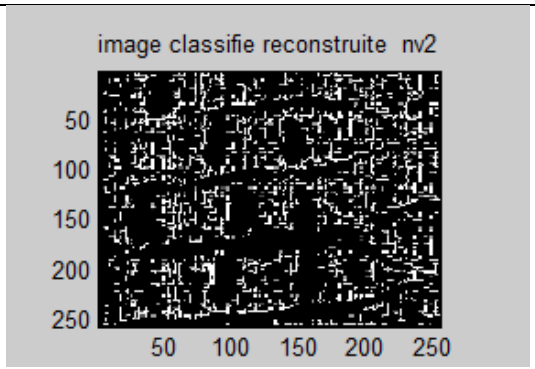
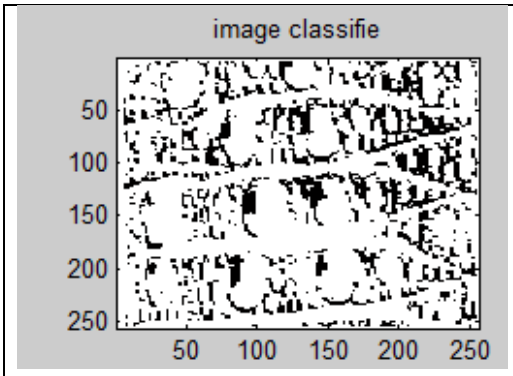
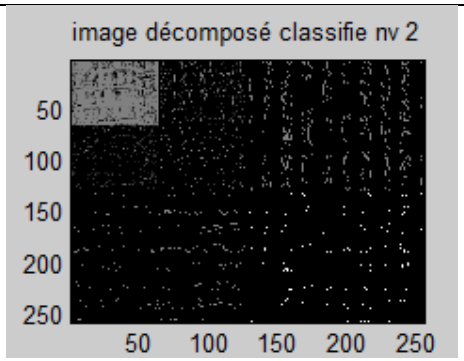
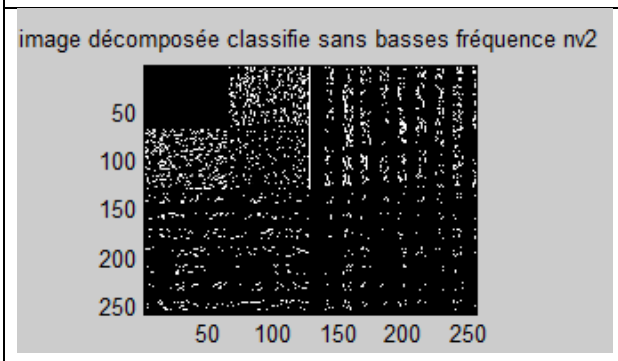


Figure IV.29 : Décomposition niveau 2 de l'image 2 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.0001 :



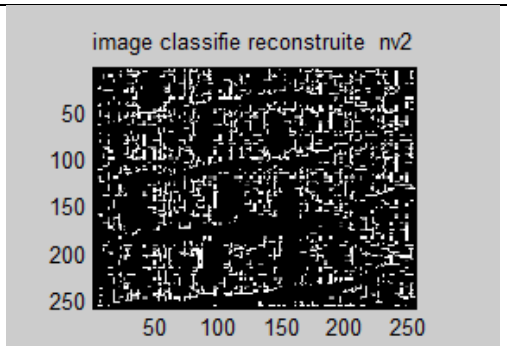
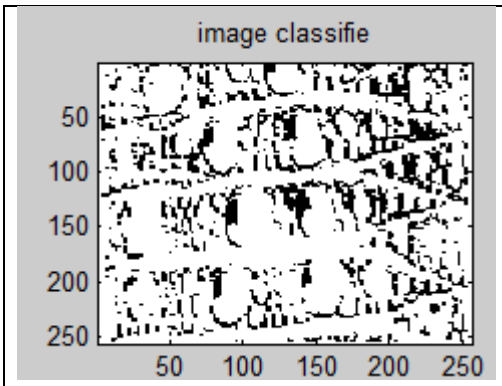
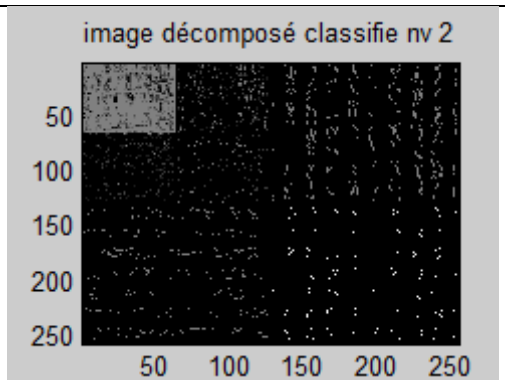
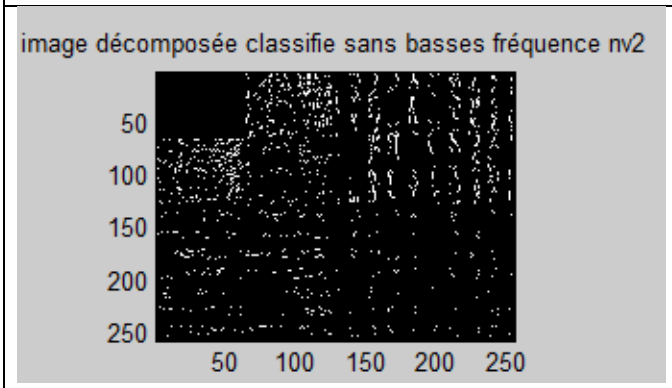


Figure IV.30 : Décomposition niveau 2 de l'image 2 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.00001 :



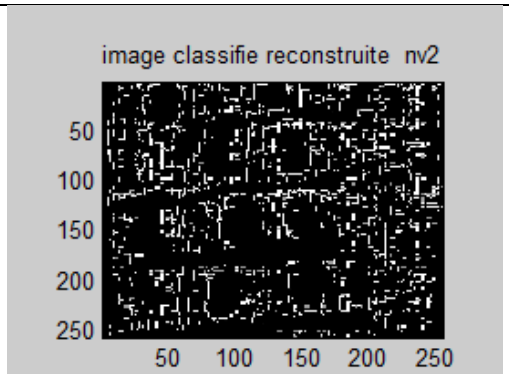
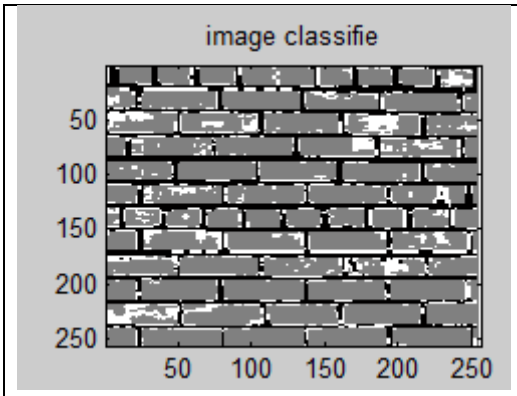
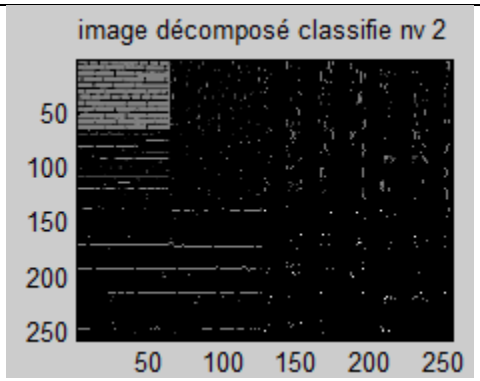
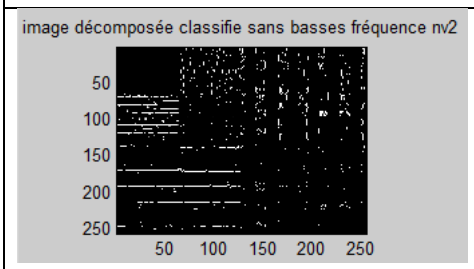


Figure IV.31 : Décomposition niveau 2 de l'image 2 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.





paramètre :m=2, nc=2, ε=0.0001 :



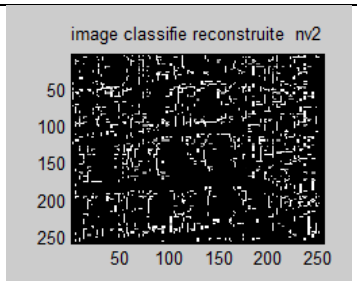
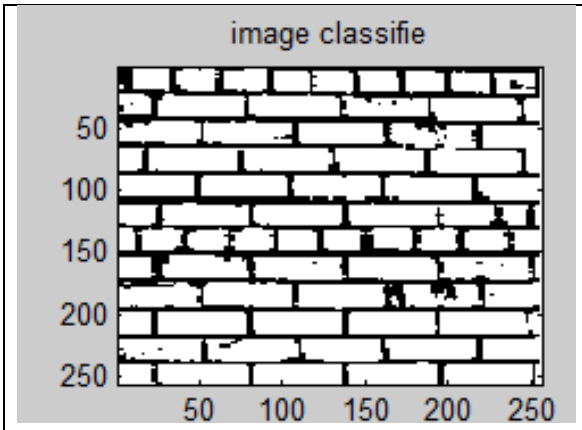
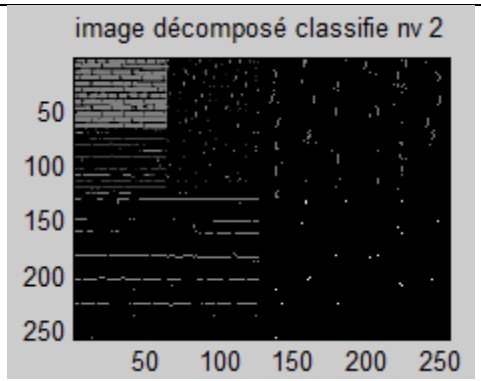
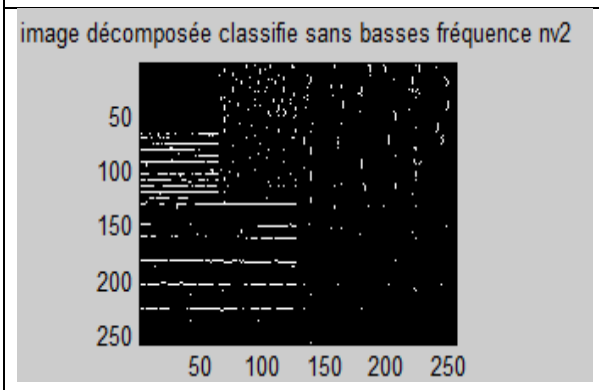


Figure IV.32 : Décomposition niveau 2 de l'image 3 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.0001 :



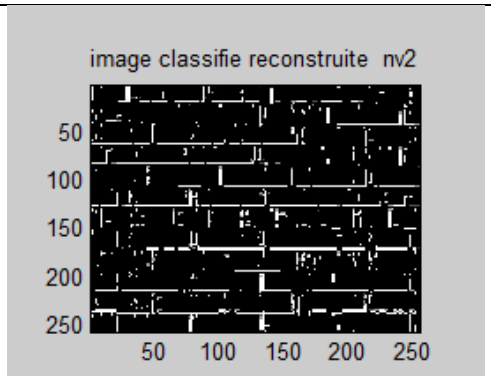
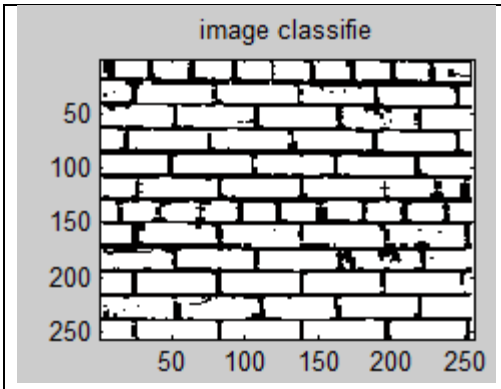
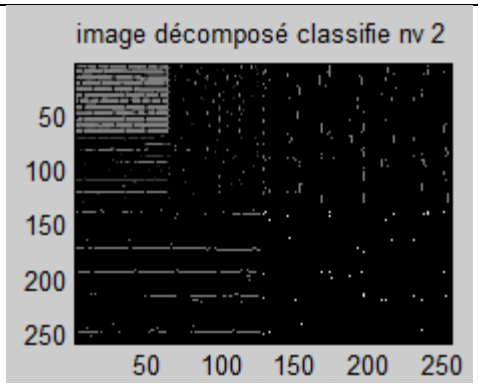
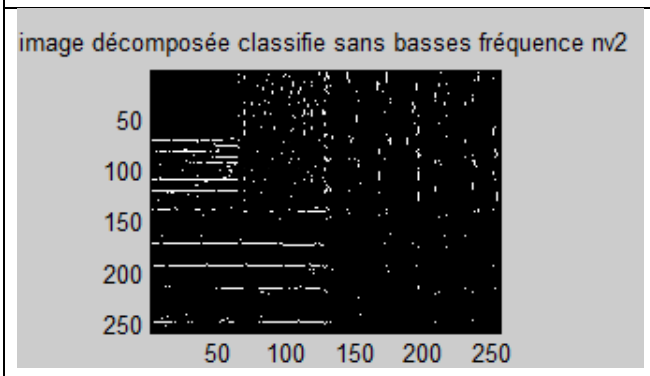


Figure IV.33 : Décomposition niveau 2 de l'image 3 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.0001.





paramètre : m=3, nc=2, ε=0.00001 :



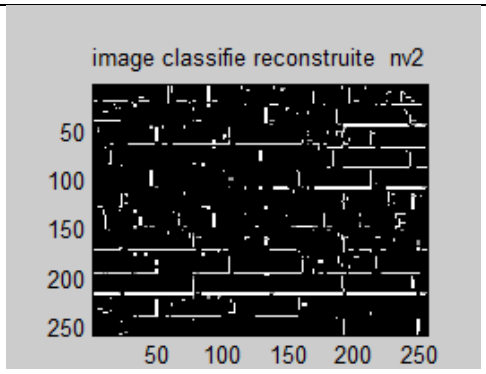
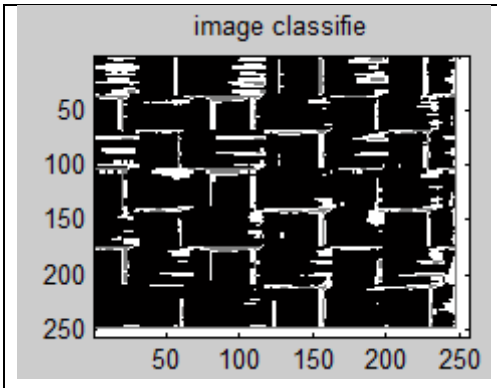
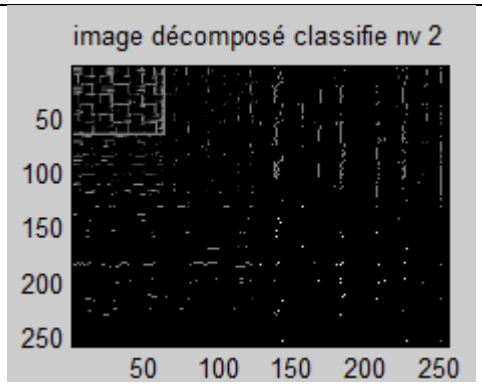
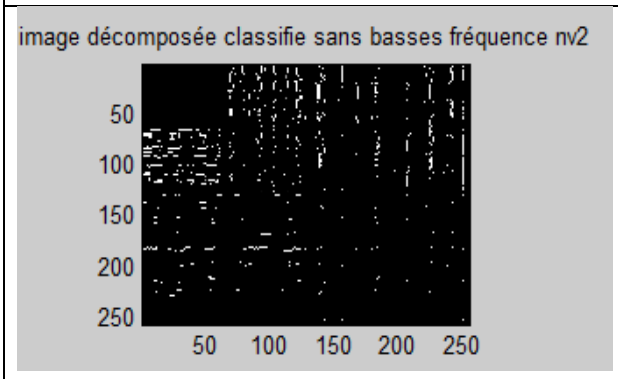


Figure IV.34 : Décomposition niveau 2 de l'image 3 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.





paramètre :m=2, nc=2, ε=0.0001 :



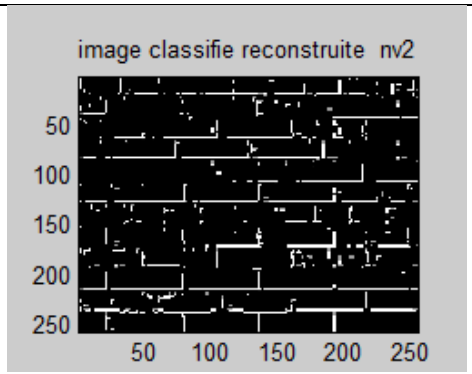
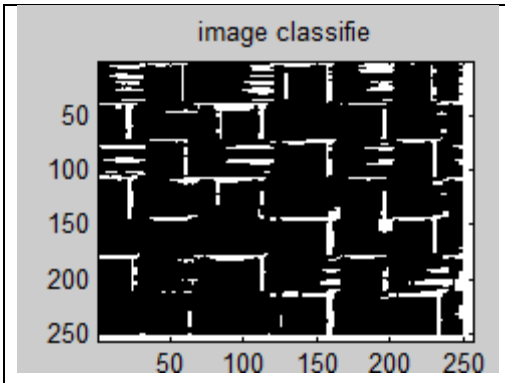
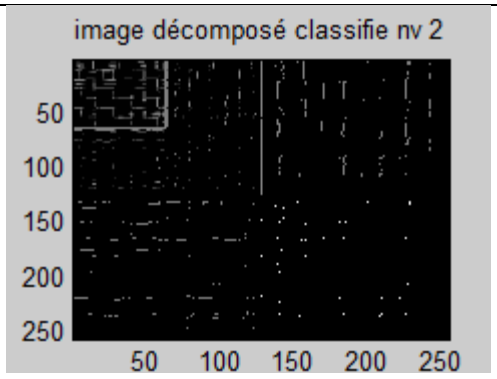
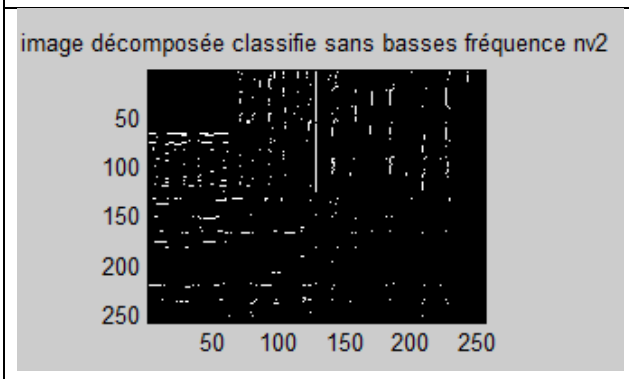


Figure IV.35 : Décomposition niveau 2 de l'image 4 classifie de paramètre m= 2, nc=2, ε=0.0001.





paramètre : m=3, nc=2, ε=0.0001 :



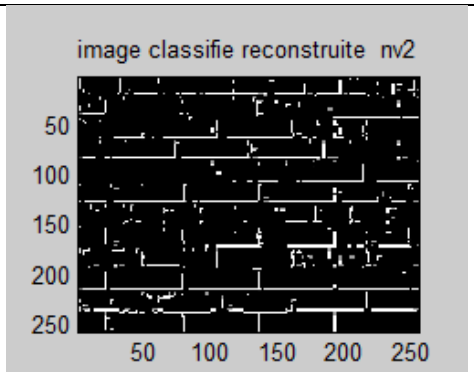
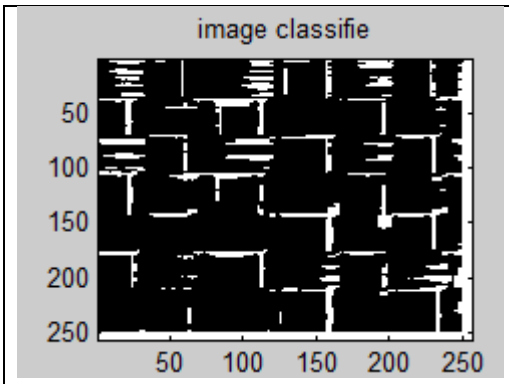
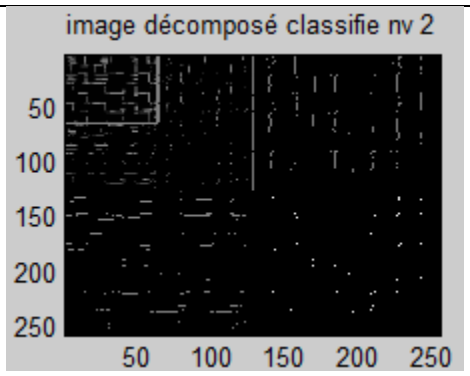
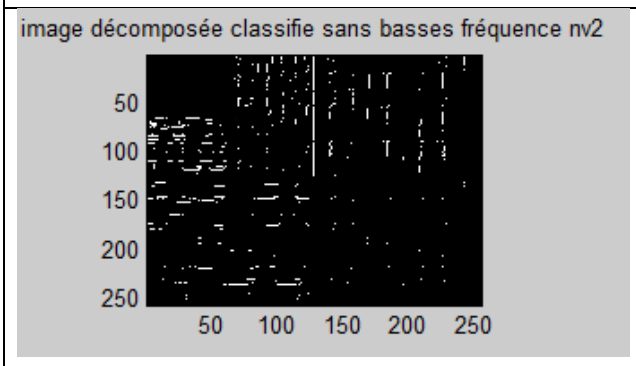


Figure IV.36 : Décomposition niveau 2 de l'image 4 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.0001.





paramètre :m=3, nc=2, ε=0.00001 :



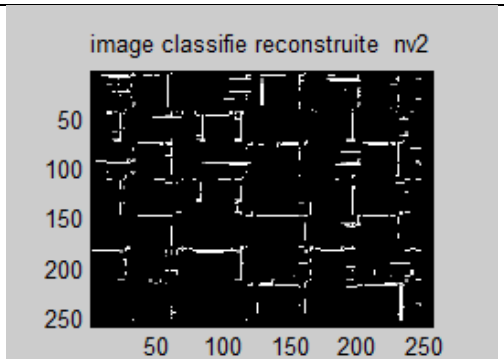


Figure IV.37 : Décomposition niveau 2 de l'image 4 classifie de paramètre m= 3, nc=2, ε=0.00001.

D'après les différents résultats obtenus pour cette partie de décomposition Niveau 2 et classification pour divers paramètres on constate qu'il y a de meilleurs amélioration de détection des contours.

Donc d'une manière générale on peut dire que :

- L'application de la méthode de la classification FCM permet la segmentation d'images texturées par régions (approche région), où les paramètres de classification ont une grande importance pour une meilleure localisation des régions texturées.
- L'application de la méthode de décomposition en sous bande permet l'extraction des contours de l'image (approche contour).
- L'hybridation entre les deux techniques de classification et décomposition permet une amélioration très importante en détection de contours. Donc c'est une approche améliorée (approche mixte).

3. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons appliqué la méthode de décomposition en sous bande qui permet de réduire la taille de l'image à traiter sans perte d'information et donc la réduction du temps de détection. De plus la détection se fera de manière acceptable.

D'autre part la méthode de classification permet de séparer les déférentes classes pour obtenir des régions séparées.

Le mixage qu'on a proposé, permet l'amélioration de la détection des contours d'images pour divers niveaux et divers paramètres de classification.

Conclusion générale :

Nous avons présenté dans ce mémoire une méthode de segmentation d'images texturées basée sur l'extraction des attributs par la décomposition en sous bande et la classification des attributs par la méthode C-moyenne floue. L'analyse par la décomposition en sous bande est faite au voisinage de chaque pixel et le vecteur des attributs obtenu est composé de l'énergie de sept sous-bandes obtenues lors d'une décomposition sur deux niveaux. Pour la classification par C-moyenne floue, une discussion a été présentée portant sur le choix du coefficient floue et de la manière de déterminer le nombre de classes constituant l'image. La méthode a été appliquée sur des images texturée de l'album de Brodatz.

Ce travail montre que l'analyse de texture trouve dans l'analyse par la décomposition en sous bande un outil assez robuste pour la caractérisation de textures et que sa conjonction avec une méthode de classification C-moyenne floue permet d'améliorer les résultats de segmentation.

En perspective, nous pensons qu'il faudrait étudier le comportement de la méthode avec d'autres attributs différents de l'énergie considérée dans ce travail.

[1] R.C. GONZAILES & P.WINTZ. ‘’Digital Image Processing’’, Addision Wessley, 1977.

[2] WILLIAM PUECH.’’ Vision par ordinateur’’. Université Montpellier II- Nîmes.

[3] M.KUNT ;’’Traitement numérique des images’’ ; Vol.2, 1993.

[4] J P Gastellu-Etchegorry ; « acquisition et traitement d’image numérique » ; université de Paul Sabatier avril 2008.

[5] G.M. COCHARD, S.CHOPLIN ;’’ infographie et image informatique’’

[6] Y. KABIR, S. DARBANE. « Etude et implémentation des méthodes déterministes de segmentation d’image par extraction de contours ». PEE Blida, 1995.

[7] C .Chauvin, J. Math : « Les ondelettes comme fonctions de base dans le calcul de structures électroniques », I. N. Pol. de Grenobl,2005.

[8] A.Bouzida . ‘’ diagnostic de défauts de la machine asynchrone à cage par la technique des ondelettes’’ . Thèse de Magister .Ecole Nationale Polytechnique d’Alger. Algérie 2008

[9] A. Cohen. *« Ondelettes et Traitement Numérique du Signal »*. Masson, 1992. ISBN 2-225-83954-9.

[10] Stéphane G. Mallat. « A Theory for Multiresolution Signal Decomposition : TheWavelet Representation ». *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 11(7), 1989.

[11] M.V.vetterli, J.Kvacevic. ‘’wavelets and subband coding’’, Prentice Hall,Englewood clifs. NJ.1995

[12] I.Daubchies, ‘’Orthogonormal bases of compactly suported wavelets’’. Pure et Appl Math,vol 41

[13] Mlle Hadjer LAGUEL, « Déploiement sur une plateforme de visualisation, d’unalgorithme coopératif pour la segmentation d’images IRM basé sur les systèmes multiagents », Projet de Fin d’Étude pour l’obtention du diplôme d’ingénieur d’état de l’université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, page 22-28 ,12 octobre 2010.

[14] Semchedine, M., Toumi, L., Moussaoui, A.: ‘’Système Coopératif de Classification Floue Possibiliste avec Rejet d’Ambiguïté Application à la segmentation d’images IRM : 4th International Conference on Computer Integrated Manufacturing CIP’2007

[15] Shafarenko, L., H. Petrou, and J. Kittler, 1998 : ‘’Histogram-based segmentation in a perceptually uniform color space’’. IEEE Transactions on Image Processing, **7**(9), 1354–1358.

[16] James C. Bezdek. Cluster validity with fuzzy sets. *Cybernetics and Systems*, pages 58–72,1974.

[17] James C. Bezdek, Richard J. Hathaway, Michael J. Sabin, and William T. Tucker, “Convergence Theory for Fuzzy c-Means : Counterexamples and Repairs”, *IEEE Trans. Syst. Man Cyber.*, vol. SMC-17, n. 5, pp. 873-877, September/October 1987.

[18] http://www.ux.uis.no/~tranden/brodatz.html.