République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique

Université Dr YAHIA FARES de MEDEA



Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie Electrique et de l'Informatique

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Génie électrique

Option : Systèmes de Télécommunication

THEME :

Etude et simulation de la segmentation des images par la technique hybride, filtrage paramétrique et décomposition en sous bande

Proposé et dirigé par :
Mr. MIMEN Bakhti

Etudié par:
Mr. *BENHADJOUDJA* SID ALI
Mr. BELHAMIDI AYOUB

Promotion 2016/2017

Dédicaces

J'ai l'immense honneur de dédier ce mémoire :

A mes très chers parents. Je dédie ce travail aussi à mon très cher frère et mes sœurs. A toute La famille 'BELHAMIDI' et 'LARBI'. A monsieur l'encadreur Mr. MIMEN Bakhti pour son Aide et ses orientations dans mon domaine. A mes très chers amis BOUANIGA khaled, BENHADJOUDJA Sid Ali, saaidi ahmed, handal chammse dine. A tous mes amis de l'université de Médéa .A tous mes enseignants qui ont fait leurs possibles pour nous donner le maximum d'informations concernant notre étude. A tous ceux qui m'ont aidé durant ma vie universitaire .A tous ceux qui j'aime et qui m'aiment.

.BELHAMIDI AYOUB.

Dédicaces

Dieu me suffit, quel excellent protecteur

Je dédie ce modeste travail à :

A ma formidable mère qui m'a toujours soutenue, et m'a toujours encouragé et qui n'a jamais cessé de croire en moi.

A mon père qui a toujours su me donner les meilleurs conseils pour ma réussite. Mes frères et sœurs, et toute la famille sans exception. Tous mes amis et à tous ceux qui m'ont aidé de loin ou de prés.

.BENHADJOUDJA.



Remerciements

*A travers ce modeste travail, nous tenons à remercier vivement Notre promoteur «**Mr. MIMEN Bakhti** » pour l'intéressante documentation qu'il a mise à notre disposition, pour ses conseils précieux et pour toutes les commodités et aisances qu'il nous a apportées durant notre étude et réalisation de ce projet.*

Nos remerciements les plus vifs s'adressent aussi aux messieurs les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les professeurs et enseignants qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle d'étude jusqu'à la fin de ce cycle universitaire. Sans omettre bien sûr de remercier profondément à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation du présent travail.

Sid ali

Ayoub

ملخص

هذه المذكرة تعتمد بالدرجة الأولى على دراسة ومعالجة تقنية الكشف عن حواف الصورالثابتة،نركز في عملنا هذا على تقنية التهجين بين طريقة تقسيم الصور الى مجالات صغيرة باستعمال مجموعة من المرشحات وطريقة تحديد الحواف باستعمال الترشيح الوسطي.

بعد ذلك قمنا بعرض ومناقشة نتائج تنفيذ مختلف الخوارزميات المدروسة(تقسيم الصور الى مجالات صغيرة باستعمال مجموعة من المرشحات،تحديد الحواف باستعمال الترشيح الوسطي)وفي النهايةطريقة التهجينبينهما.

الكلمات المفتاحية

الحواف،تجزئة،المويجات، الترشيح الوسطي، تقسيم الصور الى مجالات صغيرة،العتبة

Résumé

Ce mémoire est consacré à l'étude et traiter la technique de détection des contoursdes images fixes, en basant sur la technique d'hybridation entre les deux méthodes, décomposition en sous bandes, et filtrage paramétrique

Par la suite, nous avons faire une présentation et discussion des résultats d'implémentation des différents algorithmes étudiés (Décomposition en sous bandes ; filtrage paramétrique).a la fin la technique hybride entre les deux méthodes précédentes.

Mots clés

Contours ; segmentation ; ondelettes ; filtrage paramétrique ; décomposition en sous bandes ;seuillage.

Abstract

This paper is devoted to the study and the technique of detection of the contours of the still images, based on the technique of hybridization between the two methods, decomposition in sub-bands, and parametric filtering

Afterwards, we presented and discussed the implementation results of the different studied algorithms (sub band decomposition, parametric filtering). In the end the hybrid technique between the two previous methods.

Keywords

Contours; segmentation; Wavelets; Parametric filtering; sub-band Decomposition; thresholding.

Sommaire

Introduction générale ..... ……1

Chapitre I : Quelques notions de base du traitement d'images

I.1. Introduction **2**

I.2. Notions générales sur l'image **2**

I.2.1 Définition 2

I.2.2. Images numériques 2

I.2.2.1.Caractéristiques d'une Image Numérique 3

I.2.2.1.1.Pixel ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.2.La taille d'une image ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.3.Dimension (définition) ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.4.Résolution ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.5.Contours et textures ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.6.Luminance ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.7.Balayage ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.8.Echantillonnage ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.9.Quantification ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.10.Bruit ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.2.2.1.11.L'histogramme ..... **Erreur ! Signet non défini.**

I.3.Format d'images numériques [8] **7**

I.3.1. Format GIF 7

I.3.2Format PNG 7

I.3.3FormatTIFF 8

I.3.4.Format JPEG et JPEG2000 8

I.4. Types d'images **8**

I.4.1.Images matricielles 9

I.4.2. Images vectorielles 9

I.4.3.Image en couleur 9

I.4.4 Images binaire 10
I.4.5.Image à niveau de gris 10
I.5. Traitement d'images 10
I.5.1. Définition 10
I.5.2. Les systèmes de Traitement d'Images 11
I.5.2.1.Acquisition des Données Images 11
I.5.2.2.Dispositifs de Numérisation d'Images 11
I.5.2.3.Prétraitement et Post-traitement 11
I.5.3.Traitement Numérique des Images 11
I.5.3.1.La Convolution 11
I.5.3.2.Etude de segmentation [10] 12
I.6. Conclusion 15
Chapitre II: Décomposition des images fixes en sous-bandes à base des ondelettes discrètes
II.1. Introduction 16
II.2.Ondelettes 16
II.2.1. Identification d'ondelette 16
II.2.2. Historique 16
II.2.3. Fonctionnement de l'ondelette 17
II.2.4 Propriétés des ondelettes 17
II.2.4.1 Localisation 18
II.2.4.2 Oscillation 18
II.2.4.3 Régularité 18
II.2.5 Orthogonalité et la bi-orthogonalité des ondelettes 18
II.2.5.1 Ondelettes orthogonales 19
II.2.5.2 Ondelettes bi-orthogonales 20
II.2.6 Choix de l'ondelette 20
II.3.La transformée en ondelettes 20
II.3.1 Critères d'ondelettes 21
II.3.2.Principe de la transformée en ondelette 22
II.3.3.Avantages de la transformée en ondelettes 23
II.4.Transformation En Ondelettes Discrètes (TOD) 23

II.4.1. Présentation succincte 23
II.4.2.Fonctionnement 24
II.4.3 Théorie de la transformée en ondelette discrète 25
II.4.3.1 La transformée en ondelette discrète 1D (TOD 1-D) 25
II.4.3.2 La transformée en ondelette discrète 2D (TOD 2-D 26
II.4.4 Utilisations 27
II.4.5 Approximation et Détail 27
II.4.6 Analyse Multi-Résolution (AMR) 28
II.5 algorithme de décomposition et reconstruction 29
II.6 Conclusion……..……..31
III.1. Introduction 32
III .2. Vue générale sur la méthode de Filtrage Paramétrique 32
III .2.1.Méthode à modèle [16,17] 32
III.2.2. Les méthodes sans modèles 33
III.3 Méthode du filtrage paramétrique 34
III.3.1. La méthode de base 34
III.3.2 Mesures de distorsion 35
III.4. Points maximal dans la détection de contour 36
III.5. Présentation d'algorithme [19], [20] 36
III.5.1. Bloc de filtrage 36
III.5.2. Bloc d'autocorrélation du premier ordre 38
III.5.3. Bloc de mesure des distorsions 38
III.5.3.1 Méthode DKL 38
III .6. La Méthode FP en Bidimensionnel [12] 39
III.7. Organigramme de la technique FP 40
III.8.Algorithme de la méthode FP sans seuillage et avec seuillage 41
III.9. Conclusion……..……..……...42

Chapitre IV : Implémentation de la technique hybride et discussion des résultats

IV.1. Introduction 43
IV.2 Principe de la technique Hybride de détection des contours 44
IV.3. Implémentation et discussion des résultats 44
IV.3.1.1 : Décomposition en sous bande niveau1 sur image « barbara.png » 45

IV.3.1.2 : Décomposition en sous bande niveau1 sur image « fleur.png » 45
IV.3.1.3 : Décomposition en sous bande niveau1 sur image « feuille.png »..... 46
IV.3.1.4 : Commentaire 47
IV.3.1.5 : Décomposition en sous bande niveau2 sur image « barbara.png » 47
IV.3.1.6 : Décomposition en sous bande niveau2 sur image « fleur.png » 48
IV.3.1.7 : Décomposition en sous bande niveau2 sur image « feuille.png »..... 48
IV.3.1.8 : Commentaire 49
IV.3.2 : Segmentation en contours par la technique du filtrage paramétrique (méthode DKL) 49
IV.3.2.1 : Performance de la méthode PF..... 49
Sans seuillage..... 49
Avec seuillage normale..... 50
IV.3.2.2.Application de la segmentation PF sur une image « feuille.png » 51
IV.3.2.3 : Commentaire 52
IV.3.2.4.Application de la segmentation PF sur une image « barbara.png »..... 52
IV.3.2.5 : Commentaire 53
IV.3.3. Segmentation des images par la méthode hybride « Décomposition en sous bande » et « FP-DKL » 53
IV.3.3. 1 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 1 » et « FP-DKL » sur l'mage « fleur.png » 53
IV.3.3. 2 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 1 » et « FP-DKL » sur l'mage « feuille.png 54
IV.3.3. 3 : commentaire : 55
IV.3.3. 4 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 2 » et « FP-DKL » sur l'mage « fleur.png » 55
IV.3.3. 5 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 2 » et « FP-DKL » sur l'mage « feuille.png » ..... .56
IV.3.3. 6 : commentaire 57
IV.4. Conclusion……...…….…58
Conclusion générale 59

Liste de figure

Figure I.1 : représentation de la lettre A sous la forme d'un groupe de pixels……**3**

Figure I.2 : Image Contours……..……**5**

Figure I.3 : échantillonnage d'image…….……**5**

Figure I.4: image bruit……...……Erreur ! Signet non défini.

Figure I.5: Image matricielle…….……Erreur ! Signet non défini.

Figure I.6:Image vectoriel…….……Erreur ! Signet non défini.

Figure I.7 : Image en couleur…….……...**9**

Figure I.8 : Image binaire……...……Erreur ! Signet non défini.

Figure I.9: Image à niveau de gris…….……..Erreur ! Signet non défini.

Figure I.10 : graphe d'un filtre passe-bas……..……..**14**

Figure I.11 : graphe d'un filtre passe-haut……..……Erreur ! Signet non défini.

Figure I.12 :graphe d'un filtre passe-bande……Erreur ! Signet non défini.

Figure II.1.Quelques exemples d'ondelettes……...Erreur ! Signet non défini.

Figure II.2.Ondelette chapeau mexicain et spectre d'énergie associe……....Erreur ! Signet non défini.

Figure II.3.transformée en ondelette niveau après niveau exemple appliqué sur l'imag de
WIKIPIDIAA……..Erreur ! Signet non défini.

Figure II.4.banc de filtres……..…**26**

Figure II.5.le mécanisme de
TOD……..…..…...Erreur ! Signet non défini.

Figure II.6.approximation et le
détaille……..…….Erreur ! Signet non défini.

Figure II.7. Décomposition par Analyse Multi-résolution.
……Erreur ! Signet non défini.

Figure. II.8.organigramme de décomposition de base pour les
images…….……..…Erreur ! Signet non défini.

Figure. II.9.organigramme de reconstruction de base pour les
images…….…..Erreur ! Signet non défini.

Figure III.1 :schéma bloc de filtrage
paramétrique…….Erreur ! Signet non défini.

Figure III.2 : représentation des deux portes décalées de 50 % de
chevauchement...Erreur ! Signet non défini.

Figure III.3 :l'organigramme de segmentation d'images par la méthode
(FP)……...Erreur ! Signet non défini.

Figure. IV.1 : image Barbara à niveau de gis **43**

Figure. IV.2 : image fleur à niveau de gis **43**

Figure. IV.3 : image feuille à niveau de gis **43**

Figure. IV.4 : image Barbara à niveau de gris **45**

Figure. IV.5 : image décomposé niveau 1 ..... **45**

Figure. IV.6 : image décomposé niveau 1 Sans basse Fréquence nv1 ..... **45**

Figure. IV.7 : image reconstruite **45**

Figure. IV.8 : image fleur à niveau de gris **45**

Figure. IV.9 : image décomposé niveau 1 ..... **45**

Figure. IV.10 : image décomposé niveau 1 Sans basse Fréquence nv1 ..... **46**

Figure. IV.11 : image reconstruite **46**

Figure. IV.12 : image feuille à niveau de gris **46**

Figure. IV.13 : image décomposé niveau 1 ..... **46**

Figure. IV.14 : image décomposé niveau 1 Sans basse Fréquence nv1 ..... **46**

Figure. IV.15 : image reconstruite **46**

Figure .IV.16 : image Barbara à niveau de gris **47**

Figure .IV.17 : image décomposé niveau 2 ..... **47**

Figure .IV.18 : image décomposé niveau 2 Sans basses Fréquence nv2..... **47**

Figure .IV.19 : image reconstruite **47**

Figure .IV.20 : image fleur à niveau de gris **48**

Figure .IV.21 : image décomposé niveau 2 ..... **48**

Figure .IV.22 : image décomposé niveau 2 Sans basses Fréquence nv2..... **48**

Figure .IV.23 : image reconstruite **48**

Figure .IV.24 : image feuille à niveau de gris **48**

Figure .IV.25 : image décomposé niveau 2 ..... **48**

Figure .IV.26 : image décomposé niveau 2 Sans basses Fréquence nv2..... **49**

Figure .IV.27 : image reconstruite **49**

Figure IV.28 : image contour avec les paramètres : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=8 ;m=4 ;θ =-π **50**

Figure IV.29 : image contour avec seuillage normale : Iseuil =0.01 ..... **50**

Figure IV.30 : image contour avec les paramètres : η_a= -1 ; $\eta_b = 1$; N=4 ;m=2 ;$\theta = \pi$ **50**

Figure IV.31 : image contour avec seuillage normale : Iseuil =0.09 ..... **50**

Figure IV.32 : image contour avec les paramètre : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=4 ;m=2 ;$\theta = 0.0025 * \pi$ **51**

Figure IV.33 : image contour avec seuillage normale : I seuil =0.80..... **51**

Figure IV.34 : image contour avec les paramètre : η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=8 ;m=4 ;θ =-π **51**

Figure IV.35 : image contour avec seuillage normale : I seuil =0.01..... **51**

Figure IV.36 : image contour avec les paramètres : η_a= -1 ; $\eta_b = 1$; N=4 ;m=2 ;$\theta = \pi$ **51**

Figure IV.37 : image contour avec seuillage normale : Iseuil=0.09 ..... **51**

Figure IV.38 : image contour avec les paramètres: η_a= -0.4 ; $\eta_b = 0.4$; N=4 ;m=2 ;$\theta = 0.0025 * \pi$ **52**

Figure IV.39 : image contour avec seuillage normale : Iseuil=0.80 ..... **52**

Figure IV.40 : image contour par la méthode DKL sans seuillage **53**

Figure IV.41 : image contour avec Seuillage normale Iseuil =0.80..... **53**

Figure. IV.42 : image décomposé niveau 1 ..... **54**

Figure. IV.43 : la partie principale (Basse fréquence nv1)..... **54**

Figure IV.44 : image contour par la méthode DKL sans seuillage De la partie principale (Basse de Fréquence nv1) **54**

Figure IV.45 : image reconstruite **54**

Figure. IV.46 : image décomposé niveau 1 ..... **55**

Figure. IV.47 : la partie principale (Basse fréquence nv1) **55**

Figure IV.48 : image contour par la méthode DKL sans seuillage De la partie principale (Basse de Fréquence nv1) **55**

Figure IV.49 : image reconstruite **55**

Figure. IV.50 : image décomposé niveau 2 ..... **56**

Figure. IV.51 : la partie principale (Basse fréquence nv2)..... **56**

Figure IV.52 : image contour par la méthode DKL sans seuillage De la partie principale (Basse de Fréquence nv2) **56**

Figure IV.53 : image reconstruite **56**

Figure. IV.54 : image décomposé niveau 2 de taille (256x256) **57**

Figure. IV.55 : la partie principale (Basse fréquence nv2) de taille (64x64) **57**

Figure IV.56 : image contour par la méthode DKL sans Seuillage de la partie principal de taille (64x64) **57**

Figure IV.57 : image reconstruite de taille (256x256) **57**

Liste des abréviations

Ppp : Points **p**ar **p**ouce

TIFF: Tagged Image File Format

I : d'intensité lumineuse

R, G, B : Rouge, **V**ert, **B**leu

CCD : Charge **C**oupled **D**evice

GIF : Graphiques **I**nter change **F**ormat

PNG: Portable **N**etwork **G**raphics

JPEG: Joint Photographic Experts Group

2D : Deux dimensions

AMR : l'analyse multi résolution

LPC : codage à prédiction linéaire

Lo_D : Le filtre passe-bas de décomposition

Hi_D : Le filtre passe-haut de décomposition

Lo_R : Le filtre passe-bas de reconstruction

Hi_R : Le filtre passe-haut de reconstruction

FP: filtrate paramétrique

GLR: Generalized Liklihood Ratio

DKL : la divergence spectrale (KL)

$\boldsymbol{IIR}$ **:** Réponse Impulsionnelle Infinie

$\mathfrak{R}$ **:** Représente la partie réelle d'un nombre Complexe.

$\boldsymbol{f}$ **(**$\boldsymbol{w}$**) :** Densité spectrale.

$\boldsymbol{H(z)}$ **:** Transformée en Z

$\boldsymbol{p(a)}$ **:** L'autocorrélation de premier ordre.

$\mathbf{N_{FP}}$ **:** La longueur du segment.

$\boldsymbol{\theta}$ **:** Phase du filtre.

$\eta_{\boldsymbol{a}}$**:** Borne inferieur de l'intervalle

$\eta_{\boldsymbol{b}}$**:** Borne supérieure de l'intervalle

MFP : Nombre d'éléments de l'intervalle $[\eta_a \eta_b]$

Dpi : Dots **p**er **i**nch

INTRODUCTION GENERALE

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 haut niveau qui précède l'étape de mesure, de compréhension et de décision.

Plusieurs méthodes de segmentation ont vu le jour, selon les besoins et la nécessité d'avoir une bonne qualité de détection, avec l'algorithme le plus simple, rigoureux et pratique pour son implémentation.

Notre projet est consacré à l'étude et traité la technique de détection des contours des images par la technique hybride, décomposition en sous-bandes et filtrage paramétrique, c'est-à-dire on décompose l'image en sous-bandes à base des bancs de filtres à ondelette, et on applique la méthode de filtrage paramétrique (PF) sur la partie principale de l'image décomposé en sous-bandes, et on restitue pour l'obtention des contours de l'image.

Pour cela nous avons organisé ce mémoire comme suit:

- Chapitre1: nous allons présenter quelques notions de base sur le traitement d'image.
- Chapitre2: sera consacré pour l'étude de la technique de décomposition en sous-bandes à bases des bancs de filtres à ondelette.
- Chapitre3: dans ce chapitre, une étude détaillée de la technique du filtrage paramétrique sera effectué.
- Chapitre4: ce chapitre est consacré à l'étude d'une méthode hybride de détection des contours à base des techniques de décomposition en sous bandes et filtrage paramétrique. Par la suite, une présentation et discussion des résultats d'implémentation des différents algorithmes étudiés (Décomposition en sous bandes ; filtrage paramétrique et méthode hybride.
- Finalement on terminera par une conclusion générale.

Chapitre I :

Notion de base sur le traitement d'image

I.1. Introduction

Le traitement d'image peut être défini comme l'ensemble des méthodes et techniques opérant sur l'image afin d'extraire les informations les plus pertinentes ou tout simplement pour fournir une image plus perceptible à l'œil humain.

Dans ce chapitre nous présentons quelques notions de base du domaine de traitement d'image numérique tels que : la définition d'mage, caractéristiques d'image,les types d'image, système de traitement d'image, analyse élémentaire, La convolution, segmentation, filtrage et en fin quelques exemples concrets de traitement d'images.

I.2. Notions générales sur l'image

I.2.1 Définition

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

Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction I(x, y) de brillance analogique, Continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation **[1].**

I.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. **[2]**

I.2.2.1.Caractéristiques d'une Image Numérique

I.2.2.1.1.Pixel

Contraction de l'expression anglaise « Picture éléments » : élément d'image, le pixel est le plus petit point de l'image, c'est une entité calculable qui peut recevoir une structure et une quantification. Si le bit est la plus petite unité d'information que peut traiter un ordinateur, le pixel est le plus petit élément que peuvent manipuler les matériels et logiciels d'affichage ou d'impression. La lettre A, par exemple, peut être affichée comme un groupe de pixels dans la figure ci-dessous (figure1) :

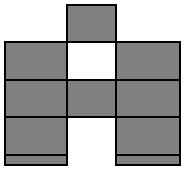


Figure I.1 : représentation de la lettre A sous la forme d'un groupe de pixels.

La quantité d'information que véhicule chaque pixel donne des nuances entre images monochromes et image couleurs. Dans le cas d'une monochrome, chaque pixel est codé sur un octet, et la taille mémoire nécessaire pour afficher une telle image est directement liée à la taille de l'image.

Dans une image couleur (R, V, B), un pixel peut être représenté sur trois octets : un octet pour chacune des couleurs : rouge(R), vert(V) et bleu(B). **[2]**

I.2.2.1.2.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.

I.2.2.1.3.Dimension (définition)

On appelle définition, le nombre de point (pixel) constituent l'image, c.à.d. sa (dimension informatique). Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image. **[2]**

I.2.2.1.4.Résolution [7]

La résolution est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de l'image à numériser en dpi (dots per inch) ou ppp (points par pouce)]. On parle de définition pour un écran et de résolution pour une image. Plus le nombre de pixels est élevé par unité de longueur de l'image à numériser, plus la quantité d'information qui décrit l'image est importante et plus la résolution est élevée (et plus le poids de l'image est élevé).

La résolution d'une image correspond au niveau de détail qui va être représenté sur cette image. Pour la numérisation il faut considérer les deux équations suivantes :

(X*résolution) = x pixels

(Y*résolution) = y pixels

Où X et Y représentent la taille (pouce ou cm, un pouce=2,54 centimètres) de la structure à numériser, où résolution représente la résolution de numérisation, et où x et y représentent la taille (en pixels) de l'image **[2].**

I.2.2.1.5.Contours et textures

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

Les textures décrivent la structure de ceux-ci. L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes. **[3]**



Figure I.2 : Image Contours

I.2.2.1.6.Luminance

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

I.2.2.1.7.Balayage

Analyse d'une image ligne à ligne par l'intermédiaire d'un rayon lumineux, le plus souvent dans le cadre d'une numérisation (scanner). **[4]-**

I.2.2.1.8.Echantillonnage

L'échantillonnage est une étape fondamentale qui doit tenir compte du contenu informationnel pertinent de l'image à analyser, elle est le procédé de discrétisation spatiale d'une image consistant à associer à chaque zone rectangulaire R(x,y) d'une image continue une unique valeur I(x,y). **[5]**

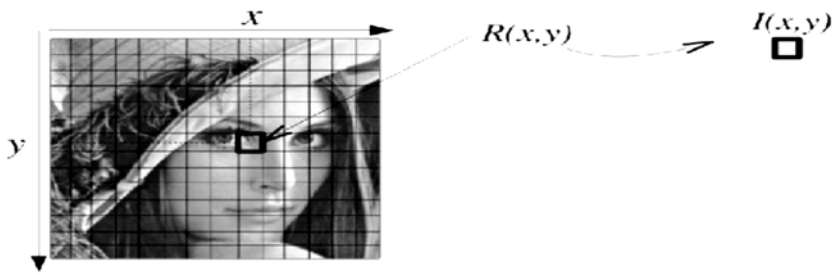


Figure I.3 : échantillonnage d'image

I.2.2.1.9.Quantification

Transformation d'une amplitude à valeurs continues en une amplitude qui ne peut prendre qu'un nombre fini de valeurs distinctes. Pour une image à 256 niveaux de gris, chaque amplitude est codée sur un octet (8 bits). **[5]**

I.2.2.1.10.Bruit [6]

C'est un signal qui lors de l'acquisition ou la transmission vient s'ajouter à l'image, Il se matérialise par la présence dans une région homogène des valeurs plus ou moins éloignées de l'intensité de la région. Le bruit est le résultat de certains défauts électroniques du capteur et de la qualité de numérisation.



Image originale image dégradée par un bruit gaussien

Figure I.4: image bruit

I.2.2.1.11.L'histogramme

Un histogramme est un graphique statistique permettant de représenter la distribution des intensités des pixels d'une image, c'est-à-dire le nombre de pixels pour chaque intensité lumineuse. Pour diminuer l'erreur de quantification ou pour comparer deux images obtenues sous des éclairages différents, ou encore pour mesurer certaines propriétés sur une image, on modifie souvent l'histogramme correspondant.

I.3.Format d'images numériques [8]

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.

I.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

I.3.2Format 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.

I.3.3FormatTIFF

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)

I.3.4.Format JPEG et JPEG2000

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.

I.4. Types d'images

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

I.4.1.Images matricielles

Les images matricielles : une image numérique est en fait une matrice (un tableau) de pixels. Chaque pixel a donc de composantes spatiales dans le plan réel.



Figure I .5: Image matricielle

I.4.2. Images vectorielles

Le principe est de représenter, autant que cela est possible de le faire, les données de l'image par des formes géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique. Ceci est commode pour les dilatations de l'image en conservant sa qualité.



Figure I.6: Image vectoriel

I.4.3.Image en couleur

Une image couleur correspond à la synthèse additive de 3 images, rouge, vert et bleu.

Chaque pixel est donc codé sur 3 × N bits.



Figure I.7 : Image en couleur

I.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



Figure I.8 : Image binaire

I.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 (blanc).

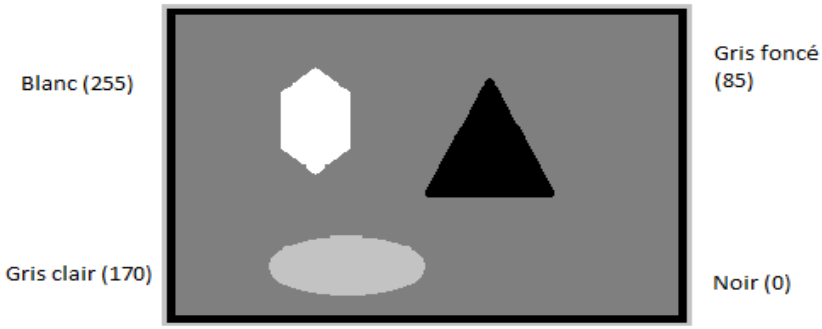


Figure I.9: Image à niveau de gris

I.5. Traitement d'images

I.5.1. Définition

Le traitement d'images est une discipline de l'informatique et des mathématiques appliquées qui étudie les images numériques et leurs transformations, dans le but d'améliorer leur qualité ou d'en extraire de l'information.

I.5.2. Les systèmes de Traitement d'Images

I.5.2.1.Acquisition des Données Images

L'acquisition d'images constitue un des maillons essentiels de toute chaîne de conception et de production d'images. Pour pouvoir manipuler une image sur un système informatique, il est avant tout nécessaire de lui faire subir une transformation qui la rendra lisible et manipulable par ce système. Le passage de cet objet externe (l'image d'origine) à sa représentation interne (dans l'unité de traitement) se fait grâce à une procédure de numérisation. Ces systèmes de saisie, dénommés optiques, peuvent être classés en deux catégories principales : les caméras numériques et les scanners.

I.5.2.2.Dispositifs de Numérisation d'Images

Suivant l'objet ou le document à numériser et le domaine d'application dans lequel l'image va être utilisée, il existe divers dispositifs de numérisation d'images allant du simple scanner à main au satellite de télédétection.

I.5.2.3.Prétraitement et Post-traitement

Le prétraitement concerne les images acquises tandis que le post-traitement concerne les images traitées. Dans les deux cas, les images ne peuvent échapper aux effets de dégradations dus essentiellement aux phénomènes physiques tels que :

• La diffraction (déviation) du système optique.

• Le flou dû au mouvement de l'image durant son acquisition.

Pour pallier à ces dégradations, on utilise en général le filtrage.

I.5.3.Traitement Numérique des Images

On peut citer les traitements suivants :

I.5.3.1.La Convolution

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

I.5.3.2.Etude de segmentation [10]

I.5.3.2.1.Définition

C'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.

I.5.3.2.2.Les différents types de segmentation

I.5.3.2.2.1.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.

I.5.3.2.2.2.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.

I.5.3.2.2.3.Segmentation par classification ou seuillage

On part ici d'un rapport qu'entretient chaque pixel individuellement avec des informations calculées sur toute l'image, comme par exemple la moyenne des niveaux de gris de l'ensemble des pixels, ou la médiane, permettant de construire n classes d'intensité. Lorsque les classes sont déterminées par le choix d'un seuil, on parle de seuillage. Les pixels appartenant à une même classe et étant connexes forment des régions de l'image.

I.5.3.3.Le Seuillage [9]

L'opération dite de "seuillage simple" consiste à mettre à zéro tous les pixels ayant un niveau de gris inférieur à une certaine valeur (appelée seuil, en anglais threshold) et à la valeur maximale les pixels ayant une valeur supérieure. Ainsi le résultat du seuillage est une image binaire contenant des pixels noirs et blancs, c'est la raison pour laquelle le terme de binarisation est parfois employé. Le seuillage permet de mettre en évidence des formes ou des objets dans une image. Toutefois la difficulté réside dans le choix du seuil à adopter.

I.5.3.4.La Visualisation

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

I.5.3.5.le filtrage [9]

I.5.3.5.1. Définition

Le filtrage est le moyen qui nous permet d'atténuer au maximum le bruit et les irrégularités rapides de l'image plus rapides que les détails que l'on cherche à conserver. Elle peut être répétée plusieurs fois, ce qui crée un effet de flou. En pratique, il faut choisir un compromis entre l'atténuation du bruit et la conservation des détails et contours significatifs.

Il y a deux façons principales d'approcher les techniques de filtrage :

- la première est de s'attache aux agrégats des pixels qui composent l'image, on considère d'abord leurs attributs et parmi ceux-ci l'intensité lumineuse au point (x, y) ou ils se trouvent, les technique traitent les niveaux de gris seront donc des procédés du domaine spatial, c'est-à-dire du plan (x, y) de l'image.

- la dixième façon est d'opérer dans le domaine fréquentiel, le moyen d'accès est la transformée de Fourier.

I.5.3.5.2.Type des filtrages

I.5.3.5.2.1.Filtre passe-bas

Ce filtre n'affecte pas les composants de basse fréquence dans les données d'une image, mais doit atténuer les composantes de haute fréquence.

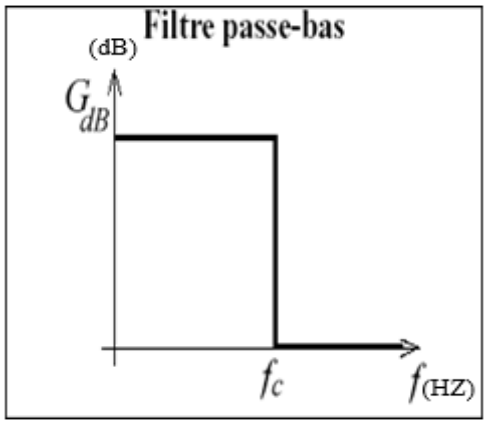


Figure I.10- graphe d'un filtre passe-bas.

I.5.3.5.2.2.Filtre passe-haut

Le filtre passe-haut a les caractéristiques inverses du filtre passe-bas. Ce filtre n'affecte pas les composants de haut fréquence dans les données d'un signal, mais doit atténuer les composantes de basse fréquence.

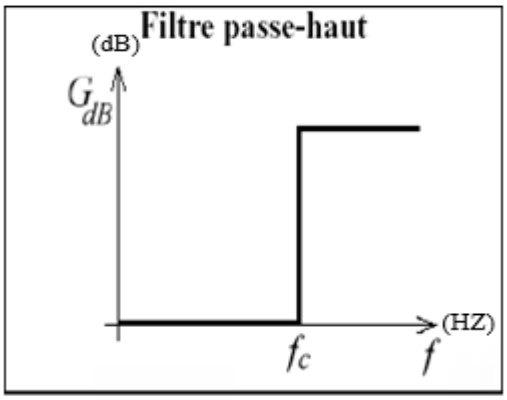


Figure I.11- graphe d'un filtre passe-haut.

I.5.3.5.2.3.Filtre passe-bande

Permettant d'obtenir la différence entre l'image originale et celle obtenue par application d'un filtre passe-bas.

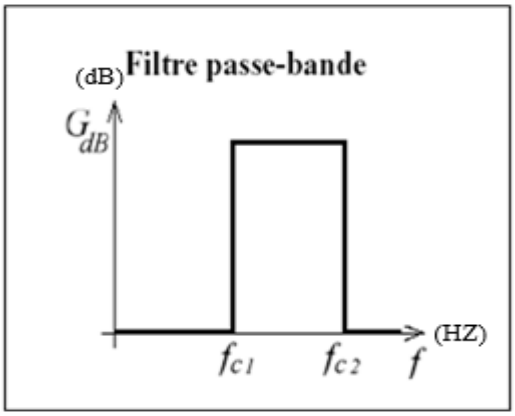


Figure I.12- graphe d'un filtre passe-bande.

I.6. Conclusion

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

Nous avons décrit dans ce chapitre quelques notions sur l'analyse d'image, numérisation (balayage, échantillonnage et quantification) et segmentation d'images. La méthode de segmentation d'image est très nombreuse et très variés. Nous pouvons aborder le chapitre suivant qui concerne la méthode de décomposition en sous-bandes à bases des bancs de filtre à ondelette.

.

II.1. Introduction

Les ondelettes sont des fonctions qui peuvent être utilisées efficacement pour représenter des phénomènes de nature fortement transitoire résultant de la dilatation et du décalage temporels du signal original. La théorie de la transformée discrète en ondelettes est développée selon la perspective de la théorie des filtres. On démontre ainsi qu'elle équivaut au filtrage du signal original par des filtres de facteur de qualité constant avec des largeurs de bande d'une octave, et qui ne se chevauchent pas pour des filtres idéaux. Ainsi, la compréhension et l'application des ondelettes est plus aisée.

II.2.Ondelettes

II.2.1. Identification d'ondelette

Une onde est une perturbation oscillant périodique qui se propage à travers l'espace et le temps, généralement avec un transfert de l'énergie. En revanche, les ondelettes sont des ondes localisées qui ont leur énergie concentrée dans le temps ou dans l'espace et qui sont adaptés à l'analyse des signaux transitoires. Une ondelette est une variation localisée d'un signal sonore en image 1-D et c'est une variation de détail localisée dans le cas d'une image en 2-D. Les ondelettes sont des fonctions mathématiques qui divisent des données continues de signal horaire en différents composants de fréquence. Elles peuvent être utilisés pour une grande variété de tâches de traitement du signal telles que la compression, la détection de bords, la suppression du bruit (le débruitage), et de renforcer les sons ou des images.

II.2.2. Historique

D'un point de vue historique, l'analyse d'ondelette est une nouvelle méthode, après la théorie de base de Joseph Fourier au dix-neuvième siècle. Fourier a créé les bases avec ses théories d'analyse de fréquence, qui se sont avérées énormément importantes et influentes.

L'attention des chercheurs a graduellement tourné de l'analyse basée fréquence à l'analyse basée échelle quand elle a commencé à apparaître clairement que les fluctuations moyennes de mesure d'une approche à différentes échelles pourraient prouver moins sensible au bruit.

La mention d'abord enregistrée de ce que nous appelons maintenant une "ondelette" semble avoir lieu en 1909, dans la thèse d'Alfred Haar. Jean Morlet et l'équipe au Centre de théorique Physique à

Marseille sous Alex Grassmann en France a proposé la première fois le concept des ondelettes sous sa forme théorique actuelle.

Les méthodes d'analyse d'ondelette ont été développées principalement par Y. Meyer et ses collègues. L'algorithme principal remonte au travail de Stéphane Mallat en 1988. Après cela, la recherche sur des ondelettes est devenue internationale. Une telle recherche est particulièrement en activité aux États-Unis, où elle est attaquée par le travail des scientifiques tels que Ingrid Daubechies, Ronald Coifman, et Victor Wickerhauser.**[8]**

II.2.3. Fonctionnement de l'ondelette

Les ondelettes sont un ensemble de bases non linéaires. En projetant (ou en rapprochant) une fonction en termes d'ondelettes, les fonctions de base d'ondelette sont choisies selon la fonction étant rapprochée. L'ensemble de charge statique des fonctions de base sont utilisés pour chaque fonction d'entrée, les ondelettes utilisent un ensemble dynamique de fonctions de base qui représente la fonction d'entrée de la manière la plus efficace. Ainsi les ondelettes peuvent fournir beaucoup de compression et sont donc très populaires dans les domaines du traitement des signaux d'image.

Il y a beaucoup de raisons substantives d'utilisés les ondelettes. Les raisons peuvent différer accordant l'application. Par exemple, quelques transformations par ondelettes agissent d'une manière qui divise un signal en ces composants qui sont significatifs à temps et l'espace, et ceux qui contribuent moins.

Généralement les ondelettes sont salutaires quand ils sont utilisés pour obtenir les informations supplémentaires de ce signal qui n'est pas facilement disponible dans le signal cru. La transformation d'un signal est juste une autre manière pour la représentation d'un signal. Il ne change pas le contenu de l'information actuel dans le signal.

Les ondelettes sont des vagues localisées qui ont leur énergie concentrée à temps ou l'espace et sont bien adaptées à l'analyse des signaux transitoires. Pour citer un exemple, des prévisions de marée sont exécutées en employant les ondelettes. Les ondulations et les tendances dans les eaux d'océan sont passagères, et c'est pourquoi les ondelettes ont été choisies.

II.2.4 Propriétés des ondelettes

Chaque ondelette possède des propriétés spécifiques. Une ondelette est principalement caractérisée par trois propriétés : localisation, oscillation et régularité **[11].**

II.2.4.1 Localisation

Elle est obtenue en faisant varier deux paramètres, l'un d'échelle et l'autre de translation. Ces deux paramètres permettent d'ajuster l'analyse de l'ondelette en agissant comme un zoom d'agrandissement ou de réduction pour une position donnée.

Elle permet de caractériser précisément des phénomènes locaux ou des événements de plus grande échelle. Dans la pratique, cette propriété est liée à la taille de la fonction analysante. L'ondelette notée $\Psi_{j,k}$sera de résolution **j** et de translation **k**.

II.2.4.2 Oscillation

Ce paramètre se traduit graphiquement par plusieurs passages par zéro de l'ondelette. Il est aussi définit comme le nombre M de moments nuls de la fonction **Ψ** ou comme le nombre de fois où elle est dérivable. Il existe un entier M tel que :

$$\int X^k \, \Psi(x) d(x) = 0; \text{ Avec : } 0 \leq K \leq m \qquad \text{(II.1)}$$

L'analyse des régions régulières (pour une image, ce serait une zone homogène), entraîne des coefficients d'autant plus petits que M est grand. Ceci permet de concentrer l'information en mettant un grand nombre de coefficients à zéro sans nuire à la qualité de l'image reconstruite. Le nombre de moments utilisé pour une ondelette dépend du nombre de coefficients.

II.2.4.3 Régularité

La régularité agit sur la qualité de la reconstruction d'un signal. En image, la régularité est plus importante que la sélectivité en fréquence. L'ordre de la régularité d'une ondelette est égal au nombre de ses dérivées continues. Quand une ondelette est très lisse, elle est dite régulière. On peut l'évaluer également avec l'exposant de Lipchitz. Cette propriété est importante lors de la synthèse. Pour une analyse (la décomposition), il n'est pas nécessaire de disposer d'une ondelette très régulière. Une ondelette avec une régularité faible fait simplement une moyenne des pixels voisins, ce qui introduit des effets de blocs dans les basses échelles. Une ondelette avec une forte régularité entraîne également des effets de blocs dus à un lissage trop important.

II.2.5 Orthogonalité et la bi-orthogonalité des ondelettes

Il existe deux types d'ondelettes, les ondelettes dites orthogonales et bi orthogonales. Les ondelettes orthogonales définissent une base dans L^2. Le sous-espace des détails de niveau j est le complémentaire orthogonal du sous-espace des approximations de niveau J. En conséquence, deux

ondelettes de même échelle sont orthogonales. Ces ondelettes présentent un grand intérêt car elles bâtissent une base orthonormée de l'espace des signaux, ce qui facilite l'inversion de la transformation. La famille des ondelettes orthogonales à support compact, est la plus intéressante, les filtres étant à réponse impulsion elle finie ce qui facilite leur implémentation.

L'orthogonalité permet d'obtenir une bonne qualité d'image lors de la reconstruction du signal. Pour la compression, la base doit être orthogonale pour être optimale, car elle élimine la redondance, donc, les coefficients sont fortement décorrélés. Cependant, les ondelettes orthogonales ne sont pas symétriques et induisent des distorsions lors du changement de base. Pour palier à ce problème, les ondelettes bi orthogonales ont été proposées. Sans être orthogonales, elles possèdent les caractéristiques des ondelettes orthogonales. En plus, elles sont symétriques. Ce sont des filtres en quadrature, ne formant pas une paire orthogonale. Lors de la reconstruction, une autre paire de filtres orthogonaux doit être utilisée.

II.2.5.1 Ondelettes orthogonales

La fonction d'échelle est une solution à une équation fonctionnelle fractal, appelée l'équation de raffinement:

$$\emptyset(X) = \sum_{K=0}^{N-1} a_K \emptyset(2X - k) \qquad \textbf{(II.2)}$$

Ou la séquence $(a_0; a_1 \dots; a_{N-1})$ des entiers flottants est appelé la séquence d'échelle ou le masque d'échelle. L'ondelette exacte est obtenue par la combinaison linéaire similaire :

$$\Psi(X) = \sum_{K=0}^{M-1} b_k \emptyset(2X - K) \qquad \textbf{(II.3)}$$

La séquence $(b_0; b_1 \dots; b_{M-1})$des entiers flottants est appelé la séquence d'ondelette ou le masque d'ondelette. Une condition nécessaire pour l'orthogonalité de l'ondelette est que l'ordre d'échelle est orthogonal à tous ses décalages par un chiffre pair des coefficients

$$\sum_{n \in Z} a_n a_{m=2\delta_{m,0}} \qquad \textbf{(II.4)}$$

Dans ce cas-ci, il y a le même nombre M=N de coefficients dans la dilatation comme dans l'ordre d'ondelette, l'ordre d'ondelette peut être déterminé comme :

$$\mathbf{b_{n=(-1)^n a_{N-1-n}}} \qquad \textbf{(II.5)}$$

II.2.5.2 Ondelettes bi-orthogonales

Une autre classe des ondelettes rendues populaires par **I**. Daubechies sont les ondelettes bi-orthogonales. Elles peuvent être construites pour avoir la symétrie temporelle. Dans ce cas-ci, il y a deux fonctions de dilatation Φ, qui peuvent générer des différentes analyses de multi résolution, et en conséquence deux fonctions différentes d'ondelette Φ, Ainsi les nombres M, N des coefficients dans les ordres de dilatation a, a peuvent être différents.

Les séquences de dilatation doivent satisfaire la condition suivante de bi-orthogonalité :

$$\sum_{n\in Z} a_n a_{m+2m=2\delta_{m,0}} \qquad \textbf{(II.6)}$$

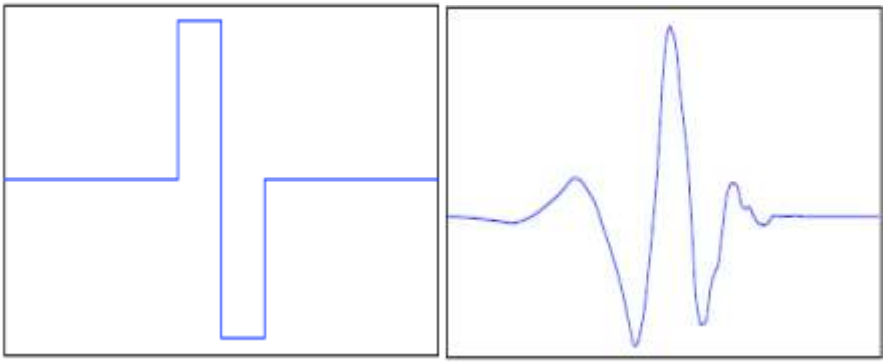
II.2.6 Choix de l'ondelette

Il existe de nombreuses ondelettes possibles qui séparent différemment les fréquences. Celle de Haar permet par exemple de bien remarquer les contours alors que celle de Daubechies 9/7 donne peu de valeurs en hautes fréquences ce qui est fort utile en vue de travaux de compression: les pixels de faibles valeurs seront approximés par zéro puis un codage entropique de Huffman réduira à de petites tailles les données redondantes comme les zones nulles. Cette approximation sert également à débruiter l'image. Les défauts de reconstruction dépendent aussi de l'ondelette utilisée **[12].**

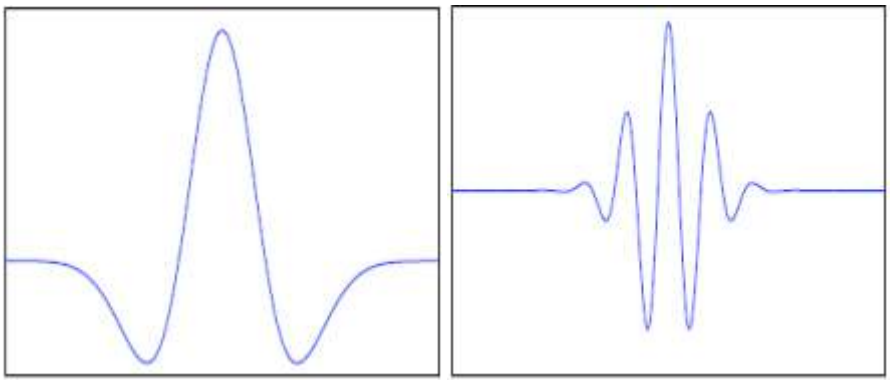
II.3.La transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes offre une étude pyramidale. L'analyse se fait à partir de dilatés et de translatés de l'ondelette mère. Cette transformation décrit les détails d'une image pour chaque niveau de résolution. Ces détails correspondent à la différence d'informations entre deux niveaux de résolution successifs.

La transformée en ondelettes consiste à décomposer un signal en une famille de fonctions localisées en temps et en fréquence, appelées ondelettes. Une famille d'ondelettes est construite en dilatant (ou contractant) et en translatant une ondelette de base, appelée ondelette-mère. Il existe de nombreuses formes d'ondelettes, le choix de l'ondelette optimale dépend de l'application envisagée.



(a) ondelette de haar (b) ondelette de Daubechies



(c) ondelette chapeau mexicain (d) ondelette de Morlet

Figure II.1. Quelques exemples d'ondelettes.

La transformée en ondelettes admet une variante connue sous le nom de «transformation par paquet d'ondelettes» qui permet une analyse très fine. A chaque niveau, les sous-bandes sont sélectionnées pour la décomposition suivante. La différence entre la transformée en ondelettes et la transformée par paquet d'ondelettes réside dans le fait que cette dernière décompose récursivement les composantes hautes fréquences en construisant ainsi une extension multi-échelle arborescente de la transformée en ondelettes **[12].**

II.3.1 Critères d'ondelettes

Pour être acceptée comme ondelette, une fonction Ψ (t) doit satisfaire les critères mathématiques suivants:

- une ondelette doit avoir une énergie finie:

$$\boldsymbol{E = \int_{-\infty}^{+\infty} |\Psi(t)|^2 dt < \infty} \qquad \textbf{(II.7)}$$

- Si Ψ (f) est la transformée de Fourier deΨ(t), c.-à-d.

$$\Psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t) e^{-i2\pi ft} dt \qquad \textbf{(II.8)}$$

Alors la condition suivante doit être vérifiée:

$$\mathbf{C_g = \int_0^{+\infty} \frac{|\Psi(f)|^2}{f} df < \infty} \qquad \textbf{(II.9)}$$

Ceci implique qu'une ondelette a une moyenne nulle.

- Les ondelettes complexes doivent satisfaire un critère supplémentaire: les ondelettes doivent être des fonctions analytiques, c'est-à-dire que leur transformée de Fourier doit être réelle et nulle pour les fréquences négatives.

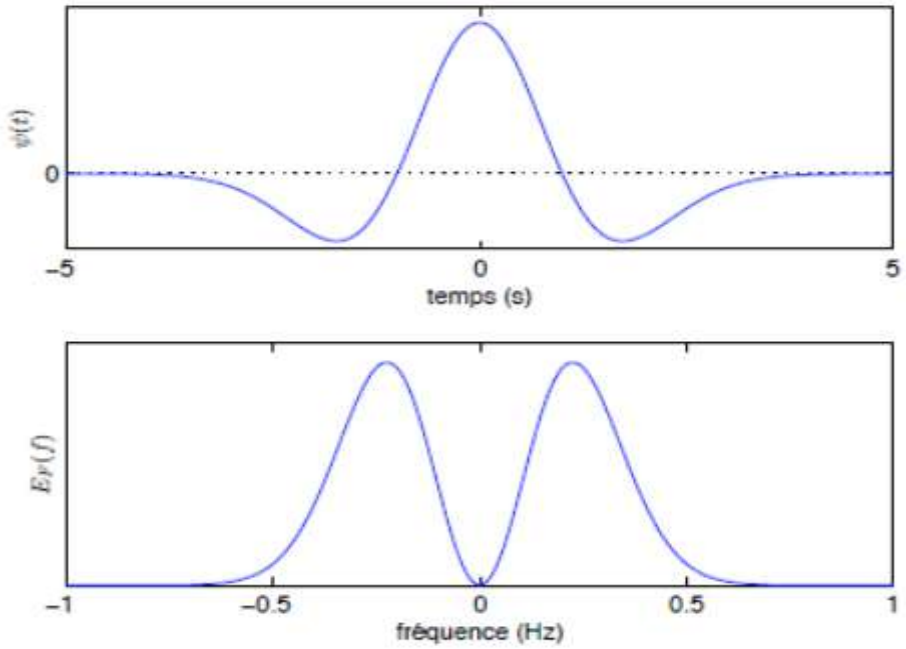


Figure II.2. Ondelette chapeau mexicain et spectre d'énergie associe

Les ondelettes sont choisies de telle sorte que leurs énergies spectrales soit concentrées. Les ondelettes sont donc des filtres passe-bande. Ceci est illustré à la figure II.4 qui montre l'ondelette chapeau mexicain et son spectre d'énergie associée.

II.3.2.Principe de la transformée en ondelette

Le principe de la transformée en ondelette est d'utiliser:

- la fonction d'échelle pour déterminer une version comprimée du signal.
- La fonction d'ondelette pour déterminer les détails supprimés par la fonction d'échelle **[13].**

II.3.3.Avantages de la transformée en ondelettes

Le fait que la transformée utilise des fonctions bien localisées dans le plan temps fréquence lui donne beaucoup d'avantages **[14].**

- La résolution en fréquence de la transformée dépend du facteur de dilatation par le principe de Heisenberg, on peut donc choisir arbitrairement celle-ci suivant ce que l'on désire analyser.
- Pour des signaux physiques présentant des variations très rapides et des discontinuités, l'analyse en ondelettes est adaptée car l'ondelette va détecter ces variations et les analyser. Cette particularité rend l'analyse en ondelettes complémentaire à l'analyse de Fourier. En effet, avec l'analyse de Fourier, les discontinuités d'un signal ne sont pas facilement analysables.
- La localisation en temps est précieuse pour beaucoup d'applications.
- La transformée en ondelette peut représenter complètement et efficacement un signal quelconque avec peu de coefficients.

II.4.Transformation En Ondelettes Discrètes (TOD)

II.4.1. Présentation succincte

La transformée en ondelettes discrète est représentée sous forme de la convolution avec deux filtres (ondelettes) qui scinde le signal en deux signaux distincts correspondants respectivement aux basses et hautes fréquences du signal d'entrée. On peut ensuite appliquer de nouveau les filtres au signal des basses fréquences pour obtenir une séparation fréquentielle supplémentaire.

Ce principe s'étend en deux dimensions, notamment pour les images. Les convolutions sont alors appliquées tour à tour suivant les lignes et les colonnes. Un échantillonnage suivant les deux axes permet de stocker les résultats dans une image de taille égale à l'originale. On obtient alors quatre zones ou sous-images qui sont les basses fréquences, les hautes fréquences, les contours horizontaux et les contours verticaux.

Un processus inverse avec des ondelettes calculées à partir des ondelettes de décomposition permet une reconstruction de l'image.

II.4.2.Fonctionnement

Cette transformation représente une alternative de transformation Cosinus discrète dans la compression JPEG. Le TOD de l'image est basée par une structure de l'arbre avec D niveau qui est implémenté en utilisant une banque de filtrage **[15].**

La transformée en ondelettes discrètes est une représentation multi-résolutions/ multifréquences. C'est un outil qui découpe les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle.

Généralement la plupart des valeurs de ce vecteur sont pratiquement nulles. Cela vient du fait qu'elle décompose en un ensemble d'ondelettes (fonctions) orthogonales par translation et par homothétie. On décompose ainsi le signal en un nombre égal ou inférieur de coefficients du spectre d'ondelettes que le nombre de points de données du signal. Un tel spectre d'ondelettes est très bon pour le traitement du signal et la compression, par exemple, car nous n'obtenons ici aucune information redondante.

L'implémentation standard se compose des alternatives : une décomposition en ligne et une autre en colonne, et appliquer seulement sur le passage bas de sub-image.

Une propriété importante de la transformation par ondelettes discrète est le rapport entre les réponses d'impulsion des filtres passe haut et les filtres passe bas. Ils ne sont pas indépendants de l'un l'autre, mais en forme :

$$\boldsymbol{g[l-1-n] = (-1)^n h[n]} \qquad \textbf{(II.10)}$$

Où le g[n] est les filtres passe haut, le h[n] est les filtres passe bas, et L est la longueur de filtre (en nombre des points). Notez que les deux filtres sont des versions renversées alternées par index impair de l'un l'autre. La conversion de passe haut à passe bas par index impair est fourni par $\boldsymbol{(-1)^n}$**.**Les deux opérations de filtrage et de sous- échantillon peuvent être exprimées par :

$$\mathbf{Y_{hout[k]} = \sum_n X_n \cdot g[-n+2K]} \qquad \textbf{(II11)}$$

$$\mathbf{Y_{bas[k]} = \sum_n X_n\,[n] \cdot h[-n+2K]} \qquad \textbf{(II12)}$$

La reconstruction est dans ce cas est:

$$\mathbf{X[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} (y_{hout}[k].\, g[-n+2k]) + [y_{bas}\,[k].\, h[-n+2k])} \qquad \textbf{(II13)}$$

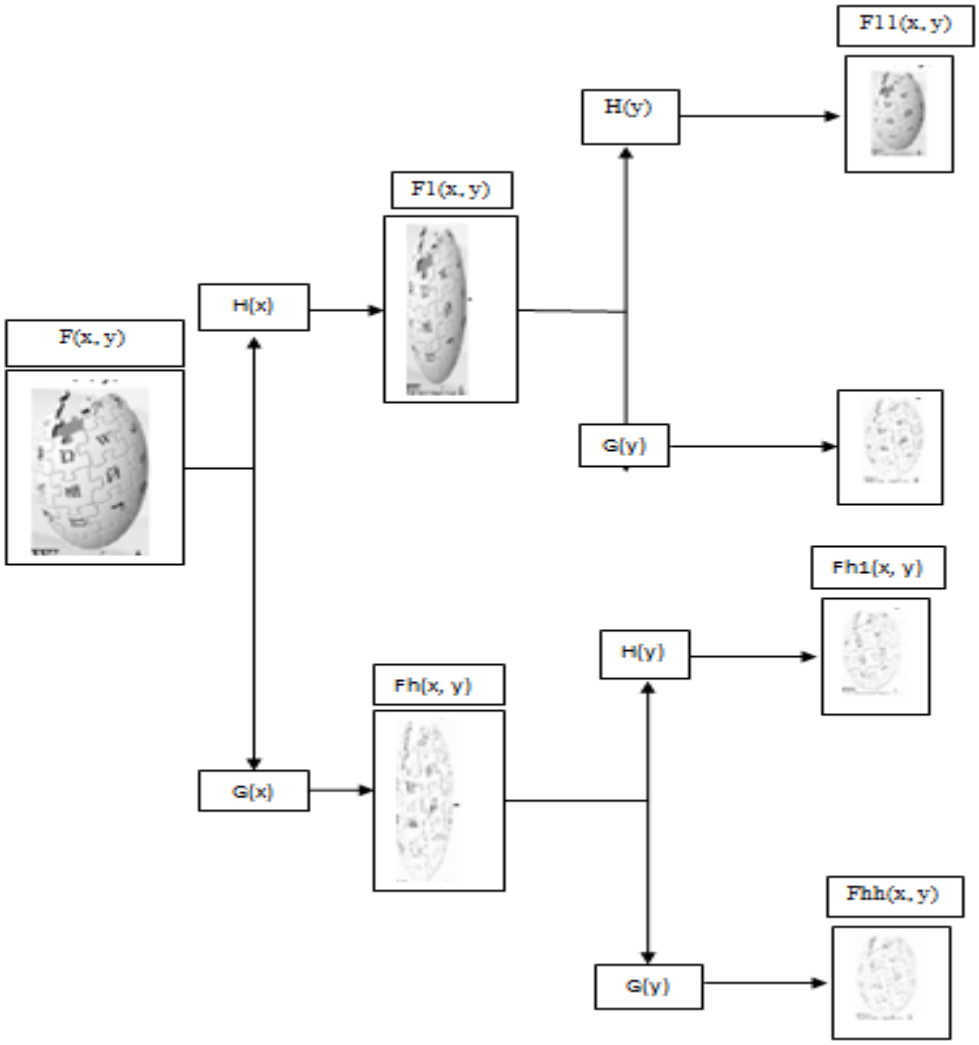


Figure II.3.transformée en ondelette niveau après niveau exemple appliqué sur l'image de WIKIPIDIAA

II.4.3 Théorie de la transformée en ondelette discrète

II.4.3.1 La transformée en ondelette discrète 1D (TOD 1-D)

La transformée en ondelette discrète (TOD) peut être implémentée grâce à un banc de filtres comprenant un filtre passe-bas (PB) et un filtre passe-haut (PH).

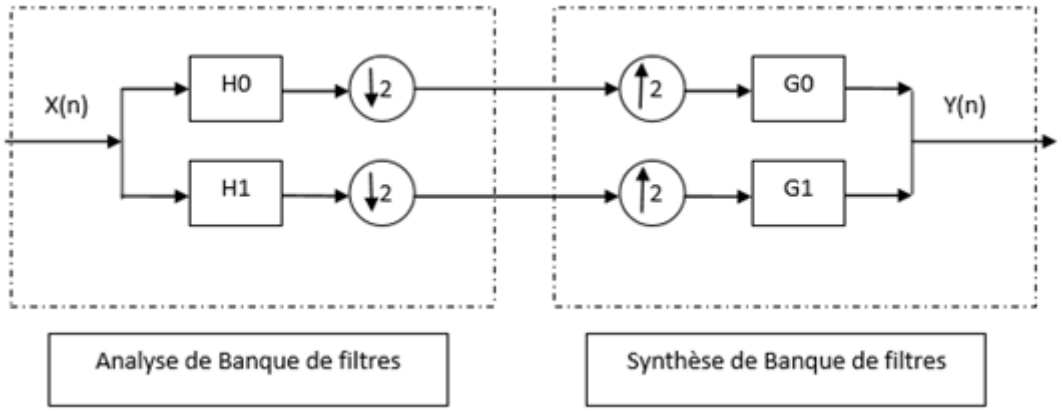


Figure II.4.banc de filtres

II.4.3.2 La transformée en ondelette discrète 2D (TOD 2-D)

Pour le cas des images, la TOD est appliquée d'abord ligne par ligne, puis colonne par colonne. 4 imagettes sont alors générées :

- ✓ L'imagette en haut à gauche contient une approximation de l'image originale.
- ✓ L'imagette en haut à droite contient les détails horizontaux.
- ✓ L'imagette en bas à gauche contient les détails verticaux.
- ✓ L'imagette en bas à droite contient les détails diagonaux.

La procédure de décomposition est itérée sur l'imagette d'approximation. La figure II.6 montre les imagettes obtenues par une décomposition en TOD de niveau 2. Cette décomposition donne une pyramide d'images de détails à différentes échelles et orientations - la décomposition en ondelettes 2D pyramidale. Quand toutes les imagettes (approximation et détails) sont encore décomposées, on obtient un arbre d'images. On parle alors de la décomposition en paquet d'ondelettes 2D comme indiqué sur la figure ci dessous.

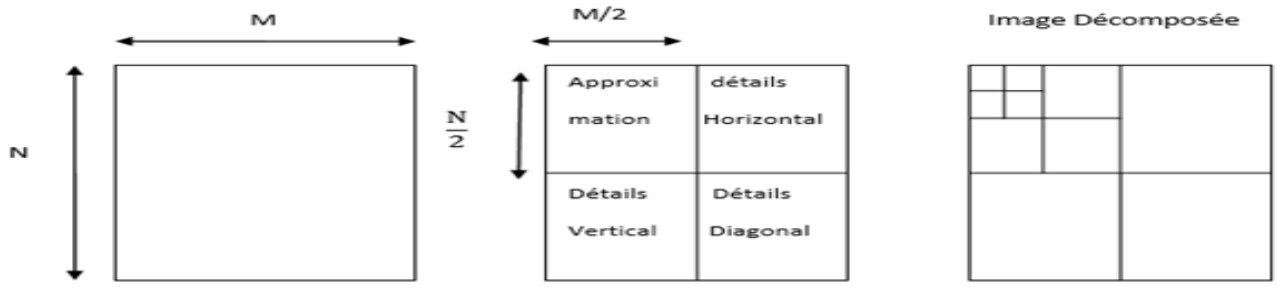


Figure II.5.le mécanisme de TOD

II.4.4 Utilisations

Outre le dé bruitage et la compression entrevue précédemment, la décomposition en ondelettes peut également servir à d'autres fins, notamment en utilisant l'analyse multi résolution (AMR).

II.4.5 Approximation et Détail

Pour beaucoup de signaux, le contenu de basse fréquence est la pièce la plus importante. Il est ce qui donne au signal son identité. Le contenu à haute fréquence, d'autre part, nous donne la saveur ou la nuance. Par exemple, avec la voix humaine, si vous enlevez les composants à haute fréquence, les bruits de voix différents, mais vous pouvez comprendre ce qu'il a dit. Cependant, si vous enlevez assez des composants de basse fréquence, vous entendez le baragouin.

Dans la transformation en ondelette, on dit souvent l'approximation et le détail. L'approximation est haute échelle, des composants de basse fréquence de signal. Les détails sont basses échelles, des composants de hautes fréquences. Le processus de filtrage est comme suivant: Le signal original, S, traverse deux filtres complémentaires et émerge comme deux signaux. Donc, nous doublons les données que nous avons commencées.

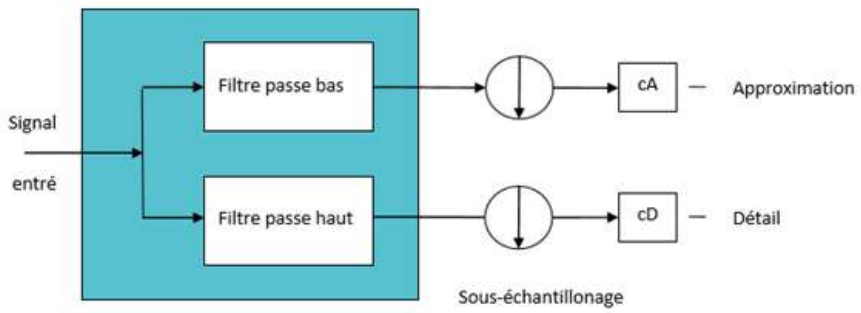


Figure II.6.approximation et le détaille

Les coefficients d'approximation et les coefficients de détails s'obtiennent par convolution des coefficients d'approximation à une échelle supérieure, suivie d'un sous-échantillonnage d'un facteur2. Le sous-échantillonnage ne fait pas perdre en résolution fréquentielle. On peut voir les fonctions d'échelle et d'ondelette comme deux filtres passe bas et passe-haut qui séparent en deux la bande passante. Chaque réponse contient seulement une partie complémentaire de l'information. Les réponses des deux filtres n'utilisent que la moitié de la longueur, soit au total une longueur identique (même quantité d'information).

II.4.6 Analyse Multi-Résolution (AMR)

Les techniques basées sur l'approche multi résolution pour le traitement des images et des signaux ont été largement exploitées. Cependant, une transformation temps-fréquence s'adapterait davantage à l'étude simultanée des localisations spatiales et temporelles. Pour ce faire, plusieurs techniques furent développées par Gabor, Haar, Walsh-Hadamard...et notamment le filtrage par sous bandes (décomposition forme-échelle).

L'analyse multi-résolution (AMR) utilise, une fonction d'échelle et une ondelette pour définir les sous-espaces. Comme pour un filtre, l'ondelette doit respecter quelques règles pour ne pas perturber le signal étudié ;

La multi-résolution peut analyser l'information incluse dans une image quant au contenu de temps-fréquence. Il peut également exploité pour cacher l'information (le filigrane) d'une manière dont les humains ne verront pas. L'information cachée devrait restent toujours robuste parce l'information d'approximation est moins susceptible d'être effectuée par les modifications de l'image, telles que la compression ou l'addition de bruit. La transformation par ondelettes a la capacité de décomposer l'information complexe en formes élémentaires. Elles ont été utilisées avec succès dans beaucoup d'autres applications à traitement d'images. Le processus est capable de la reconstruction sans perte complète. Aucune des données originales n'est perdue. Une copie de l'image et/ou du filigrane originaux n'est pas nécessaire.

Pour trouver une base d'ondelettes dans laquelle il sera possible de décomposer le signal s(t) appartenant à L2, l'analyse multi résolution dans L2peut être utilisée. Une telle analyse consiste à employer, une gamme très étendue d'échelles pour analyser le signal. A chaque échelle, le signal sera remplacé par l'approximation la plus adéquate que l'on puisse y tracer. En allant des échelles les plus grossières vers les échelles les plus fines, on accède à des représentations de plus en plus précises du signal donné. L'analyse s'effectue donc en calculant ce qui diffère d'une échelle à l'autre, c'est-à-dire les détails.

Les ondelettes permettent de représenter une image, comme le font les fonctions cosinus dans l'analyse de Fourier. Elles autorisent une bonne localisation en temps et en fréquence, toute l'information se concentre sur très peu de coefficients. Cette base d'ondelette est obtenue par translations et dilatation. L'analyse temps-fréquence par transformation d'un signal dans la base de Fourier est limitée. Il est impossible d'avoir une bonne localisation en temps et en fréquence, même en utilisant des méthodes à base de fenêtres glissantes à cause de la taille de la fenêtre

d'analyse.**L'AMR** permet d'affranchir ces problèmes, le signal sera projeté sur des fonctions d'analyses pour toutes les résolutions 2^{-} qui composent le signal de longueur 2^{-J}. Échantillons avec $j \in Z$. En effet le signald'approximation de résolution $2^{-J.}$ sera ensuite décomposé pour la construction du signal d'approximation et de détails de résolution$2^{-(J+1)}$. L'itération de ce processus conduit à un pavage temps-fréquence. L'analyse étant réversible sous certaines conditions, on peut reconstruire le niveau i d'approximation à partir des sous-bandes i+1.

Après plusieurs itérations le signal original peut-être reconstruit. L'approximation d'une fonction à une résolution $2^{-J.}$ est déterminée par des moyennes locales sur 2^{J} échantillons.

Le schéma suivant montre les étapes de l'analyse Multi-résolution :

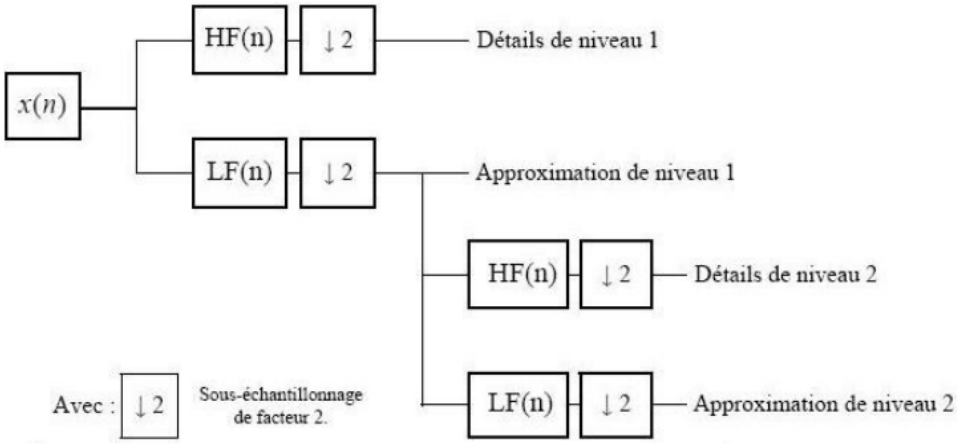


Figure II.7. Décomposition par Analyse Multi-résolution.

- LF (n) =u (−n)
- HF (n) =v (−n)

II.5 algorithme de décomposition et reconstruction

- Pour la décomposition, il existe un algorithme similaire au boîtier unidimensionnel pour les ondelettes bidimensionnelles et les fonctions de mise à l'échelle obtenues à partir de produits unidimensionnels par produit tensoriel.
  Ce type de DWT bidimensionnel conduit à une décomposition des coefficients d'approximation au niveau **j** en quatre composantes ;l'approximation au niveau j + 1 et les détails en trois orientations (horizontale, verticale et diagonale).
  L'organigramme suivant décrit les étapes de décomposition de base pour les images:

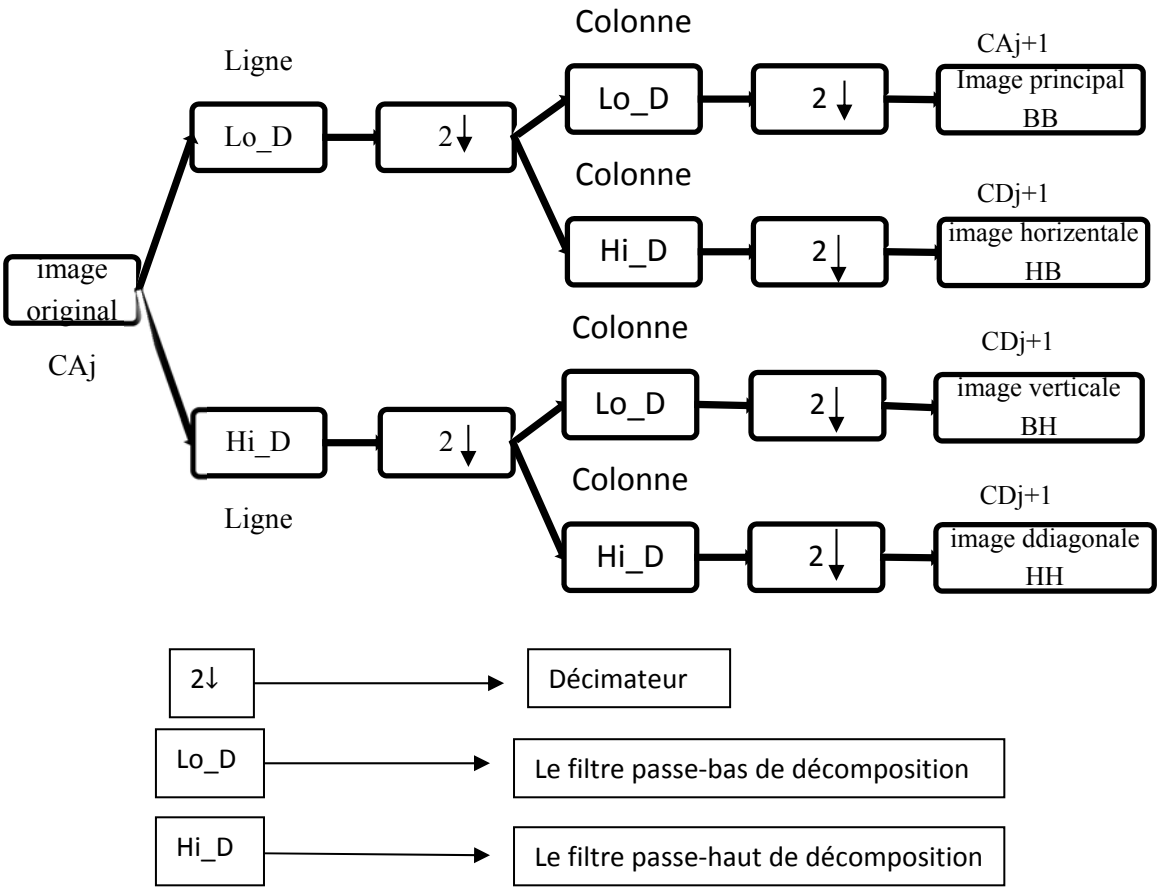


Figure. II.8. organigramme de décomposition de base pour les images

La commande dwt2 effectue une décomposition en ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau par rapport à une ondelette particulière ('nom de famille', voir les filtres pour plus d'informations) ou des filtres de décomposition en ondelettes spécifiques (Lo_D et Hi_D) que vous spécifiez.

- Pour la reconstruction : on utilise les filtres de reconstruction d'ondelettes particuliers (Lo_R et Hi_R).

L'organigramme suivant décrit les étapes de reconstruction :

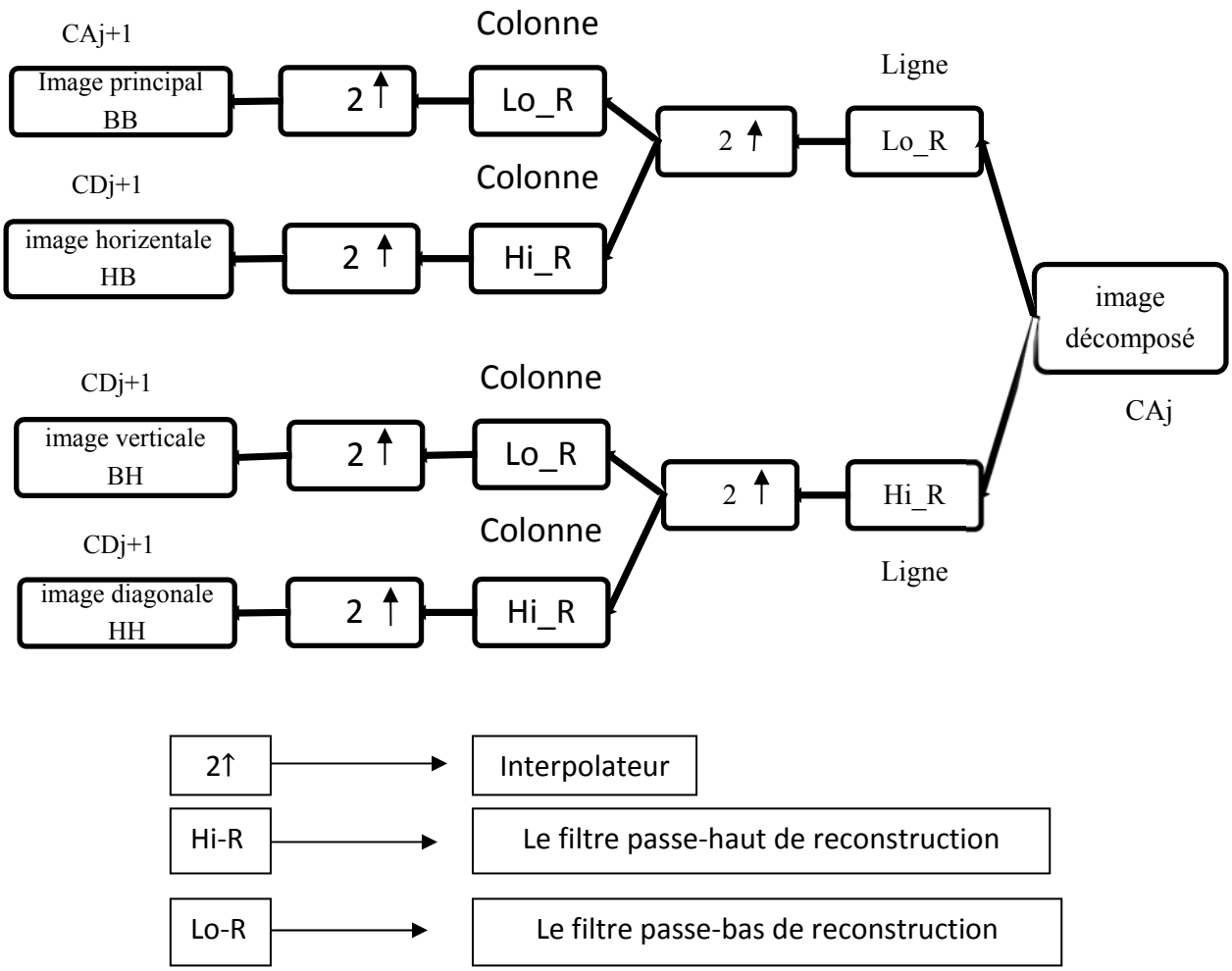


Figure. II.9. organigramme de reconstruction de base pour les images

La commande idwt2 effectue une reconstruction d'ondelettes bidimensionnelle à un seul niveau par rapport à une ondelette particulière ('nom de famille', voir les filtres pour plus d'informations) ou des filtres de reconstruction d'ondelettes particuliers (Lo_R et Hi_R) que vous avez spécifiés.

II.6 Conclusion

La transformée en ondelettes discrète a été présentée d'après les concepts basiques de la théorie des filtres. On a montré comment on peut construire les filtres passe-haut et passe-bas qui produisent les ondelettes et les fonctions d'échelle. Les propriétés des fonctions d'échelle et des ondelettes sont intimement liées à la pente et à la souplesse de ces filtres. De plus, on a décrit une méthode efficace pour l'implémentation de la transformée en ondelettes discrète. Cependant, pour le cas discret, l'introduction des ondelettes et des fonctions d'échelle n'est pas du tout nécessaire, parce que tous les calculs peuvent être faits en utilisant les divers filtres passe-haut et passe-bas.

III.1. Introduction

Les nouvelles techniques de traitements du signal pour détecter les contours d'images sont considérables. L'une de ses approches est appelée filtrage paramétrique. Cette méthode est appliquée avec succès sur la parole et la segmentation vocale, on va la projeter par application sur la détection du contour. Cette nouvelle approche ouvre des voies très prometteuses dans l'analyse de contour et la segmentation, la méthode proposée combine un filtre paramétrique avec l'analyse de l'autocorrélation du premier ordre du signal image filtré, ce fait produira une nouvelle fonction caractéristique pour le spectre de signal image, en se basant sur cette nouvelle fonction caractéristique, divers mesures de distorsion sont proposées comme des indicateurs du changement spectral. Ces indicateurs présentent de bonnes performances pour la détection de contour et pour la segmentation**. [15],[16].**

III .2. Vue générale sur la méthode de Filtrage Paramétrique

III .2.1.Méthode à modèle [16,17]

Elles dépendent essentiellement des modélisations LPC. Une des méthodes est dérivée d'un test GLR (Generalized Liklihood Ratio) en supposant que le signal entrant est une partie d'un processus autorégressif conduite par le bruit blanc Gaussien. En donnant un domaine du signal, la méthode, en principe, teste l'hypothèse qu'aucun changement ne se produit dans le domaine alors qu'une variation a lieu dans ce domaine à un certain temps t.

En utilisant les modèles LPC, les fonctions de probabilités Gaussienne (Gaussien Liklihood functions) sont évaluées sous les deux hypothèses et le rapport de vraisemblance (the liklihood ratio)$\mathbf{D_t}$est calculé pour chaque t. Si Dt est maximisé en t=t* et le maximum excède un certain seuil, un changement en t=t* est apparu. En plus, les rapports de vraisemblance des modèles LPC sont aussi employés comme estimateurs spectraux (Spectral Estimators) dans le calcul des mesures de distorsion pour détecter les variations spectrales.

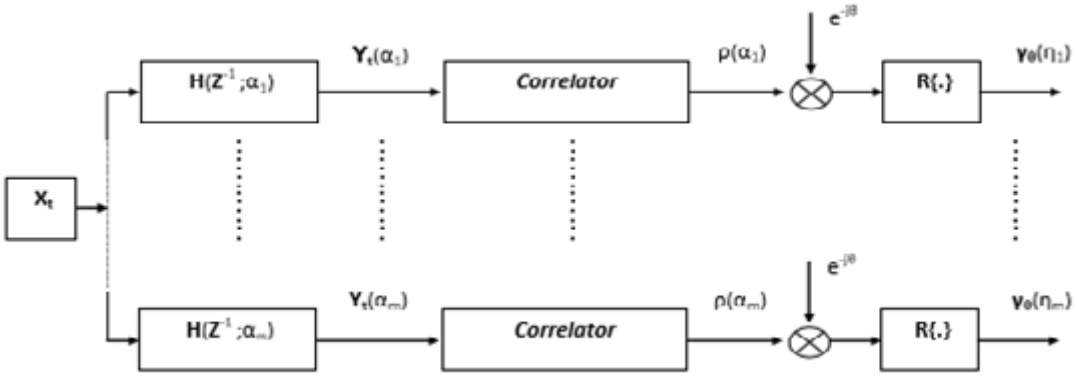


Figure III.1 : schéma bloc de filtrage paramétrique

III.2.2. Les méthodes sans modèles

Les méthodes sans modèles existantes sont généralement basées sur l'utilisation directe du spectre de l'image, couplée avec une mesure de distorsion spectrale.Par exemple, Deshayes et Picard utilisent la distance spectrale de **Kolmogorov-Smirnov** :

$$\boldsymbol{D = \sup |f1(w) - f2(w)|} \quad \textbf{(III.1)}$$

Et la distance spectrale de **Cramer-Von Mises** :

$$\mathbf{D = \int |f1(w) - f2(w)|^2 dw} \quad \textbf{(III.2)}$$

Où F1(w) et F2 (w) sont des fonctions de distributions spectrales estimées des deux domaines du signal pris dans le voisinage du temps t. La variation est déclarée comme avoir lieu en t si la distance calculée en t excède un seuil.

D'autres distances spectrales (mesures de distorsions) peuvent être aussi bien employées pour ces buts, deux exemples sont : **[18]**

- la divergence spectrale de Kullback-Leibler (KL) :

$$\mathbf{D_{KL} == \int_{-\pi}^{\pi} k[\frac{f1(w)}{f2(w)}]dw} \quad \textbf{(III.3)}$$

Avec :K(u) = u - log(u) -1, ouK est la distance de Kullback-Leibler (KL).

III.3 Méthode du filtrage paramétrique

La méthode de filtrage paramétrique (FP) est motivée par le fait que la structure de corrélation d'un signal stationnaire peut être caractérisée par la signature de certaines sorties statistiques d'un filtre judicieusement désigné. **[19], [18]**

III.3.1. La méthode de base

Supposons $\{\mathbf{X_T}\}$ est un signal stationnaire à valeurs réels avec la moyenne égale à zéro et une fonction d'autocorrélation égale à : **[14]**

$$\mathbf{P_K = E(X_{T+K} * X_T)/E(X_T^2)} \qquad \textbf{(III.4)}$$

Considérons le filtre récursive IIR $\mathbf{H\ (Z^{-1};\ a)}$définie par :

$$\mathbf{Y_t(\alpha) = \sum_{t=0}^{+\infty} \alpha^{-1}.X_{t-1} = \bar{\alpha}.Y_{T-1}(\alpha) + X_t} \qquad \textbf{(III.5)}$$

ou: $\boldsymbol{\alpha = \eta.e^{-i\theta}}$**,**Est un nombre complexe ave$\boldsymbol{|\eta| < 1}$**et**$\boldsymbol{\theta \in [-\pi, \pi]}$Et α est le conjugué

Soit **ρ (α)** l'autocorrélation d'ordre un de$\{\boldsymbol{Y_T(\alpha)}\}$**.**

$$\boldsymbol{P(\alpha) = \frac{E\{Y_{t+1}(\alpha).Y_t(\alpha)\}}{E\{|Y_t(\alpha)|^2\}}} \qquad \textbf{(III.6)}$$

Pour tout fixé, (**III.6**) définit l'autocorrélation de premier ordre démodulée du signal$\{Y_t(\alpha)\}$ comme suit :

$$\boldsymbol{\gamma_\theta(\eta) = \Re\{e^{-j\theta}.p(\alpha)\}} \qquad \textbf{(III.7)}$$

Où : $\boldsymbol{\Re}$ **{.}**Représente la partie réelle d'un nombre Complexe

Dans ce projet, on utilise$\gamma_\theta(\eta)$comme une nouvelle fonction caractéristique, complémentaire au spectre de Fourier pour la représentation de la structure de corrélation de $\{X_t\}$. Nous appellerons cette méthode d'analyse des structures **d'autocorrélation «la méthode du filtrage paramétrique ».**

Pour calculer$\gamma_\theta(\eta)$, nous n'allons imposer aucun modèle paramétrique ou des suppositions de distributions sur $\{X_T\}$, c'est pour ça que cette méthode appartient à la catégorie des méthodes sans modèles sans utiliser explicitement les densités spectrales.

Dans l'application, cette méthode peut être implémentée facilement avec un filtre paramétrique de paramètre α comme le montre la figure (N°1), ou les peuvent être pris par exemple, uniformément dans l'intervalle $\left[\eta_{\alpha}, \eta_{\beta}\right] \subset [-1, +1]$.

Pour chaque évaluation de $\gamma_{\theta}(\eta)$, le nombre de multiplications exigé est proportionnel à la longueur du signal appliqué, et habituellement, quelques évaluations suffisent pour les besoins de la détection de contour proposée.

III.3.2 Mesures de distorsion

Étant donné deux domaines (ou plages) du signal image à traiter, nommés $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ comme deux fenêtre à traiter, la propriété caractéristique de $\gamma_{\theta}(\eta)$,peut être utilisée pour dériver des mesures de distorsion qui quantifient les déviations de $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ dans leurs structures de corrélation.

Pour la segmentation d'images, $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ peuvent être prises comme des segments donnés sous forme de pixels de différentes intensités (niveau de gris), ainsi de grandes valeurs de distorsion indiquent la présence significative de changements dans la structure de corrélation.

La méthode du filtrage paramétrique appliquée à la détection de contour d'une image est basée sur des mesures de distorsion qui incluent la distance L_P de $\gamma_{\theta}(\eta)$,c'est à dire: **[14], [20], [21]**

$$\boldsymbol{\gamma_{\Omega}^{P} = \{\int \left|\gamma_{\theta}^{(1)}(\eta) - \gamma_{\theta}^{(2)}(\eta)\right|^{\rho} . d\theta . d\eta\}^{\frac{1}{\rho}}} \qquad \textbf{(III.8)}$$

Pour $\mathbf{p \in]\, 0,} \infty \mathbf{\,[}$, et la distance KL définie par :

$$\boldsymbol{\hat{k}_{\Omega} = \int \Omega\{k[\frac{p_{\theta}^{(1)}(\eta)}{p_{\theta}^{(2)}(\eta)}] + k[\frac{p_{\theta}^{(2)}(\eta)}{p_{\theta}^{(1)}(\eta)}]\} d\theta . d\eta} \qquad \textbf{(III.9)}$$

Dans cette expression W est un sous ensemble de : $[+\pi, -\pi] * \left[\eta_{\alpha}, \eta_{\beta}\right]$.

$\gamma_{\theta}^{(1)}(.)$ Et $\gamma_{\theta}^{(2)}(.)$ sont des fonctions caractéristiques obtenues de $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ respectivement, et $p_{\theta}^{(1)}(.)$ et $\gamma_{\theta}^{(2)}(.)$ sont des fonctions de densités de probabilité définies dans l'intervalle $\left[\eta_{\alpha}, \eta_{\beta}\right] \sqsubset$ [-1, +1], ayant la forme :

$$\mathbf{p_{\theta}(\eta) = \frac{1}{2}\left\{\frac{d_{\gamma\theta}(\eta)}{d\eta} + [\gamma_{\theta}(\eta_{\alpha}) + 1] . \delta(\eta - \eta_{\alpha}) + \left[1 - \gamma_{\theta}(\eta_{\beta})\right] . \delta(\eta - \eta_{\beta})\right\}} \qquad \textbf{(III.10)}$$

Notons que $\rho_\theta(\eta)$ possède aussi la propriété caractéristique à cause de son équivalence à $\gamma_\theta(\eta)$.Sachant que :

$$\int_{\eta_\alpha}^{\eta_\beta} \mathbf{p_\theta(\eta).d\eta = 1} \quad \mathbf{et} \quad \boldsymbol{\gamma_\theta(\eta) = 2.\int_{\eta_\alpha}^{\eta_\beta} p_\theta(\eta).d\eta - 1} \qquad \textbf{(III.11)}$$

Pour tout$\eta \in [\eta_\alpha, \eta_\beta]$.

Dans la pratique, ces mesures de distorsion sont discrétiser en utilisant la sortie$\gamma_\theta(\eta_k)$, du bloc de filtre dans la figure **(III.1). [14]**

III.4. Points maximal dans la détection de contour

Dans notre expérience préliminaire de la détection de contour de l'image, l'approche de choix du pic est employée pour la détection. Une méthode typique de choix du pic prend des portes (ou des fenêtres) de **2N-Points** du signal image original, en chaque point **'t'** ; une fenêtre (porte) est centrée en **'t'** et l'autre et décalée en avant de **m-points**.

Pour la suite de toutes les expériences, on prend m=N/2 (i.e. 50% de chevauchement). Les deux portes sont multipliées par la fenêtre de Hamming de N-Points (Hamming Window) avant de les utiliser dans l'évaluation des mesures de distorsions. Soit $\mathbf{D_t}$ le résultat de distorsions ; les localisations significatives des pics dans la trajectoire de $\mathbf{D_t}$ sont supposées comme localisations de changement spectrales. Ces localisations peuvent être identifiés par le passage par zéro (zerocroissing) de la différence$\mathbf{D_t - D_{t-1}}$Un pic de $\mathbf{D_t}$ est considéré comme significatif si son amplitude dépasse un seuil **T. [21]**

III.5. Présentation d'algorithme [19], [20]

L'algorithme se compose d'un ensemble de blocs :

III.5.1. Bloc de filtrage

Ce filtre et caractérisé aussi par une réponse impulsionnelle infinie «*IIR* » et doit répondre à quelque contraintes :

1. La séparabilité, pour réduire la complexité du calcul.

2. Pour ne pas introduire un bruit de repliement de spectre, la réponse en fréquence associée doit être nulle en dehors du domaine de NYQUIST. Cette contrainte ne pourra pas être satisfaite car nous implémentons un filtre paramétrique de paramètre complexe($\mathbf{a} \in \mathbb{C}$).

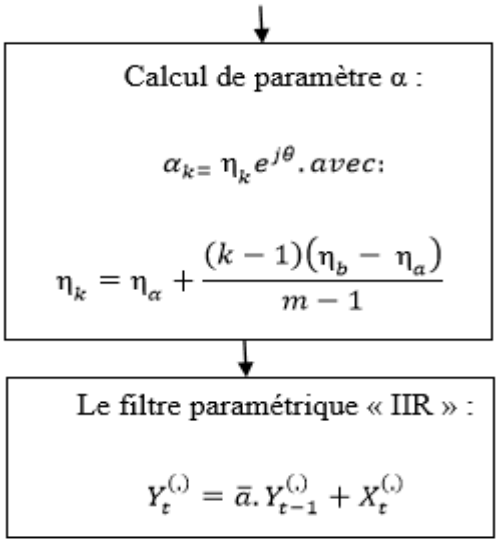
3. Le contour doit être localisé avec précision.

Nous implémentons notre filtre paramétrique de manière récursive pour deux raisons :

a) L'efficacité.

b) L'optimisation de l'erreur d'approximation.

Ce bloc du filtrage se déroule comme suit :



On prend deux signaux extraits de chaque ligne de l'image et qui sont sous forme des fenêtres de hamming (hammingwindow) : $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ ont une largeur de N pixels et sont intercalées de M = N/2 (exemple : N=8).

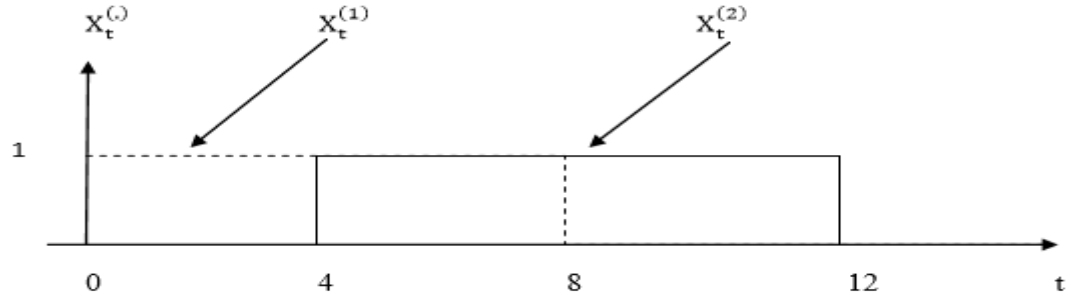


Figure III.2 : représentation des deux portes décalées de 50 % de chevauchement.

En suite, on filtre les deux signaux : $X_t^{(1)}$ et $X_t^{(2)}$ par notre filtre paramétrique $\mathbf{H(z^{-1}, a)}$ sous forme récursive et est calculé avec θ fixe et m spécifie l'espace de $\boldsymbol{\eta_k}$ dans l'intervalle $[\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}]$,tel que :

$$\boldsymbol{\eta_k = \eta_a + \frac{(k-1)(\eta_a - \eta_b)}{m-1}.} \qquad \textbf{Pour :} \quad \boldsymbol{k = 1 \ldots\ldots, m} \qquad \textbf{(III.12)}$$

Ainsi, en suivant une pratique commune dans la détection de contour et la reconnaissance des formes, on applique ce filtre paramétrique comme suit :

$$\mathbf{Y_t^{(.)} = \bar{a}.Y_{t-1}^{(.)} + X_t^{(.)}.} \quad \mathbf{Ou : a_k = \eta_k e^{-j\theta}} \qquad \textbf{(III.13)}$$

D'après la transformée en Z, on trouve que $\mathbf{:H(z) = \frac{Y_t}{X_t} = \frac{1}{1-\bar{a}.z^{-1}}}$

III.5.2. Bloc d'autocorrélation du premier ordre

On prend les deux signaux filtrés :$Y_t^{(1)}$,$Y_t^{(2)}$ et on calcule leur autocorrélation de premier ordre par l'expression suivante :

$$\mathbf{p(a) = E\left\{Y_{t+1}^{(.)}(a).Y_t^{(.)}(a)\right\}/E\left\{\left|Y_t^{(.)}(a)\right|^2\right\}} \qquad \textbf{(III.14)}$$

Et ensuite, on prend la partie réel de :$p^{(.)}(a).e^{-j\theta}$ pour obtenir le signal image.

$$\mathbf{Y_\theta^{2(.)}(\eta_k) = \Re\{p^{(.)}(a).e^{-j\theta}\}} \qquad \textbf{(III.15)}$$

III.5.3. Bloc de mesure des distorsions

La détection de contour basée sur une version discrétisée. De la mesure de distorsion $\mathbf{\hat{k}_\Omega}$ donnée dans la relation **(III.9).**

Plus spécifiquement, la distorsion en un point***'t'***, notée par$\hat{k}_{\Omega,t}$, est calculée avec θ fixe et $\boldsymbol{m}$ spécifie l'espace de $\boldsymbol{\eta_k}$ dans$[\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}]$. (Comme on a indiqué dans le bloc du filtre paramétrique).

Et, on mesure ces distorsions par la techniques : la divergence spectrale (KL), notée : « la méthode DKL ».

III.5.3.1 Méthode DKL

En utilisantθ fixe et bien précise avec la longueur du segment N variable, la trajectoire de$\mathbf{\hat{K}_{\omega.t}}$est calculée comme suit :

$$\widehat{K}_{\omega.t} = \sqrt{N}.\frac{1}{m+1}.\sum_{k=0}^{m}(k\left[\frac{p_{\theta.t.k}^{(1)}}{p_{\theta.t.k}^{(2)}}\right] + k\left[\frac{p_{\theta.t.k}^{(2)}}{p_{\theta.t.k}^{(1)}}\right]) \qquad \textbf{(III.16)}$$

Où :$\boldsymbol{p_{\theta.t.k}^{(.)} = \gamma_{\theta.t}^{1}(\eta_1) + 1}$**. pour : k = 0.**

Et : $p^{(.)}_{\theta.t.m} = 1 - \gamma^{1}_{\theta.t}(\eta_m)$. **pour : k = m.**

Et : $p^{(.)}_{\theta.t.m} = \gamma^{(.)}_{\theta.t}(\eta_{k+1}) - \gamma^{(.)}_{\theta.t}(\eta_k)$. **pour k= 1,……, m-1.**

III .6. La Méthode FP en Bidimensionnel [12]

On applique cette technique (méthode PF) sur une image I(x, y), donc, on va suivre ces étapes :

1. On va calculer le paramètre$\eta_K$etα :

$$\alpha_k = \eta_K e^{j\theta} \text{ ; Avec : } \eta_k = \eta_\alpha + \frac{(k-1)(\eta_\beta - \eta_\alpha)}{(m-1)} \qquad \text{pour : } k = 1, \ldots\ldots, m \qquad \textbf{(III.17)}$$

2. On filtrer l'image I(x, y) suivant les lignes (X):

$$Y_x^{(.)} = \bar{a}.Y_{x-1}^{(.)} + X_x^{(.)} \qquad \textbf{(III.18)}$$

3. L'autocorrélation suivant les lignes (X):

$$p(\alpha) = \frac{E(Y_{X+1}(\alpha).\overline{Y_X(\alpha)})}{E(|Y_X(\alpha)|^2)} \qquad \textbf{(III.19)}$$

Et ensuite, on prend:

$$Y^{2(.)}_{\theta}(\eta_k) = \Re\{e^{-j\theta}.p^{(.)}(\alpha)\} \qquad \textbf{(III.20)}$$

4. On fixeθ, N et m pour mesurer la distorsion par La méthode DKL suivant les lignes (X):

$$K_{\theta,X} = \sqrt{N}\frac{1}{M+1}\sum_{K=0}^{M}\left(k\left[\frac{p_{\theta,x,k}^{(1)}}{p_{\theta,x,k}^{(2)}}\right] + k\left[\frac{p_{\theta,x,k}^{(2)}}{p_{\theta,x,k}^{(1)}}\right]\right) \qquad \textbf{(III.21)}$$

$ou : \rho^{(.)}_{\theta,x,k} = \gamma^{(.)}_{\theta,x}(\eta_1) + 1.pour : k = 0$

$et : \rho^{(.)}_{\theta,x,m} = 1 - \gamma^{(.)}_{\theta,x}(\eta_m) : pour : k = m$

$et : \rho^{(.)}_{\theta,x,k} = \gamma^{(.)}_{\theta,x}(\eta_{k+1}) - \gamma^{(.)}_{\theta,x}(\eta_k) : pour : k = 1,....m-1$

5. On répète les étapes 2 ; 3 et 4 mais cette fois suivants les colonnes de l'image I(x,y) :

5.1. On filtre l'image **I(x, y)** suivant les colonnes(Y):

$$Y_y^{(.)} = \bar{a}.Y_{y-1}^{(.)} + X_y^{(.)} \qquad \textbf{(III.22)}$$

5.2. On calcule L'Autocorrection suivant les colonnes(Y) :

$$p(\alpha) = \frac{E(Y_{Y+1}(\alpha).\overline{Y_Y(\alpha)})}{E(|Y_Y(\alpha)|^2)} \qquad \textbf{(III.23)}$$

Eten suite, on prend:

$$Y^{2(.)}(\eta_k) = \Re\{e^{-j\theta}.p^{(.)}(\alpha)\} \qquad \textbf{(III.24)}$$

5.3. Onfixeθ, N et m pour mesurer la distorsion par :

La méthode DKL suivant les colonnes(Y) :

$$\mathbf{K_{\theta,Y}} = \sqrt{\mathbf{N}}\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{M+1}}\sum_{\mathbf{K=0}}^{\mathbf{M}}(\mathbf{k}[\frac{\mathbf{p_{\theta,Y,k}}^{(1)}}{\mathbf{p_{\theta,Y,k}}^{(2)}}] + \mathbf{k}[\frac{\mathbf{p_{\theta,Y,k}}^{(2)}}{\mathbf{p_{\theta,Y,k}}^{(1)}}]) \qquad \textbf{(III.25)}$$

$$ou : \rho^{(.)}{}_{\theta,y,k} = \gamma^{(.)}{}_{\theta,y}(\eta_1) + 1 : for : k = 0$$

$$et : \rho^{(.)}{}_{\theta,y,m} = 1 - \gamma^{(.)}{}_{\theta,y}(\eta_m) : for : k = m$$

$$et : \rho^{(.)}{}_{\theta,y,k} = \gamma^{(.)}{}_{\theta,y}(\eta_{k+1}) - \gamma^{(.)}{}_{\theta,y}(\eta_k) : for : k = 1,....m-1$$

Avec:

$$\gamma^{(1)}{}_{\theta,y}(\eta_k), \gamma^{(2)}{}_{\theta,y}(\eta_k)$$

Sont les deux signaux filtres.

6. Finalement, on calcule la moyenne des deux mesures de distorsions suivant X et Y :

- La méthode DKL :

$$\mathbf{k_\theta}^{\wedge} = (\mathbf{k_{\theta,x}}^{\wedge} + \mathbf{k_{\theta,y}}^{\wedge})/\mathbf{2} \qquad \textbf{(III.26)}$$

III.7. Organigramme de la technique FP

La démarche suivie pour l'implémentation de logiciel de la méthode PF pour la détection de contour est illustrée dans la figure suivant :

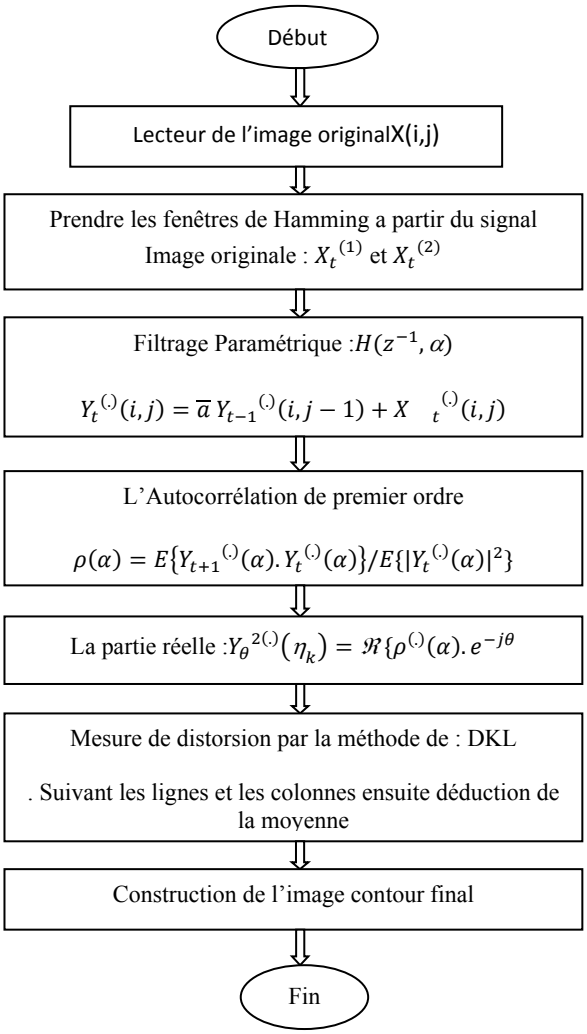


Figure III.3 :l'organigramme de segmentation d'images par la méthode (FP)

III.8.Algorithme de la méthode FP sans seuillage et avec seuillage

Pour voir l'effet des paramètres sur la détection, nous avons procéder à l'exécution de la méthode de filtrage paramétrique :

- sans seuillage sous les paramètres suivants :

- Image de taille [LxC], avec L et C sont des tailles puissance de deux (2).

- La longueur du segment N prend des valeurs [2 ; 4 ; 6 ; 8 ; 16].

- $\eta a, \eta b$ qui prennent des valeurs fixes (bornes d'intervalle[$\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}$].

- Spécification du nombre d'éléments m dans l'intervalle[$\boldsymbol{\eta_a}, \boldsymbol{\eta_b}$]**.**

- Choix des valeurs variable de la phase du filtre dans le domaine **[-$\boldsymbol{\pi}, \boldsymbol{\pi}$].**

- Pour qu'on puisse déterminer les contours avec de meilleurs caractéristique, don on va utiliser la segmentation **avec seuillage.**

L'intégration du seuillage consiste à effectuer une opération de limitation des puissances du signal contour obtenu par les DKL, d'où on distingue le seuillage normal Et la façon de travailler dans ce genre consiste à déterminer le niveau de seuil et par conséquent de la frontière, ce qui est inférieur au niveau de seuil sont une prise, la majeure partie au niveau de seuil est pris 0.

III.9. Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté la nouvelle méthode de détection de contour d'image et de caractérisation de l'image. « La méthode PF » emploie un filtre judicieusement déterminé, qui préserve la structure de corrélation du signal d'entréepour obtenir l'autocorrélation$\boldsymbol{\gamma_\theta(\eta)}$ a la sortie. Ceci amène bien l'évolution spatiale de la structure de corrélation de l'image que diverses mesures de distorsion qui quantifient la déviation entre deux zones du signal (les deux signaux obtenus de Hamming) pour la détection de contour d'une image.

Dans le chapitre qui suit, nous allons présenterhybridation entre la méthode PF et décomposition en sous bande.

IV.1. Introduction

Les deux chapitre précédents sont consacrés à l'étude respectivement des deux techniques de décomposition en sous bandes à base des bancs des filtres et la technique du filtrage paramétrique de segmentation en contours. Dans ce chapitre, nous allons d'une part maitre en œuvre les deux méthodes étudiées en utilisant le logiciel MATLAB comme outil de programmation, et d'autre part nous allons proposer et maitre en œuvre une hybridation des deux techniques précédentes.

Dans les diverses applications, nous avons utilisé les trois images suivants :

(fleur.png de taille 256*256) et (feuille.png de taille 256*256) et (barbara.png de taille 256*256)



Figure IV.1: image Barbara à niveau de gis

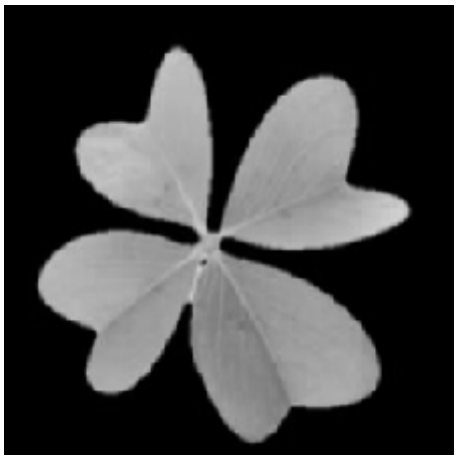


Figure IV.2 : image fleur à niveau de gis



Figure IV.3 : image feuille à niveau de gis

IV.2 Principe de la technique Hybride de détection des contours

On exploite les deux techniques précédentes pour améliorer les résultats de détection des contours d'images. Le principe est le suivant :

a. la lecture d'image fixe de taille (NxN).
b. Choix des paramètres de décomposition en sous bandes (le niveau de décomposition, le type des filtres et la taille des blocs)
c. On procède à la décomposition en sous bandes, en déterminant :
   - ✓ Les coefficients principaux de taille (N/2xN/2).
   - ✓ Les coefficients verticaux de taille (N/2xN/2).
   - ✓ Les coefficients horizontaux de taille (N/2xN/2)..
   - ✓ Les coefficients diagonaux de taille (N/2xN/2)..
d. On intègre l'algorithme du filtrage paramétrique sur la partie des coefficients principaux en utilisant les paramètres convenables à la détection des contours.
e. Après détection des contours, on intègre l'image contour à la place des coefficients principaux, et on effectue l'opération inverse de décomposition qui est la reconstruction de l'image totale à base :
   - ✓ L'image contour de taille (N/2xN/2)..
   - ✓ Les coefficients verticaux de taille (N/2xN/2).
   - ✓ Les coefficients horizontaux de taille (N/2xN/2).
   - ✓ Les coefficients diagonaux de taille (N/2xN/2).

Remarque :

Pour la décomposition en sous bandes niveau 2, on exploite l'image obtenue à partir des coefficients principaux et on effectue la décomposition suivant la taille (N/4xN/4) en effectuant la même procédure précédente.

IV.3. Implémentation et discussion des résultats

IV.3.1 Décomposition en sous bandes niveaux 1 et niveau 2

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 :

IV.3.1.1 : Décomposition en sous bande niveau1 sur image « barbara.png »



Figure. IV.4. : image Barbara à niveau de gris



Figure. IV.5. : image décomposé niveau 1



Figure. IV.6 : image décomposé niveau 1 Sans basse Fréquence nv1



Figure. IV.7. image reconstruite

IV.3.1.2 : Décomposition en sous bande niveau1 sur image « fleur.png »



Figure. IV.8 : image fleur à niveau de gris



Figure. IV.9 : image décomposé niveau 1



Figure. IV.10 : image décomposé niveau 1
Sans basse Fréquence nv1

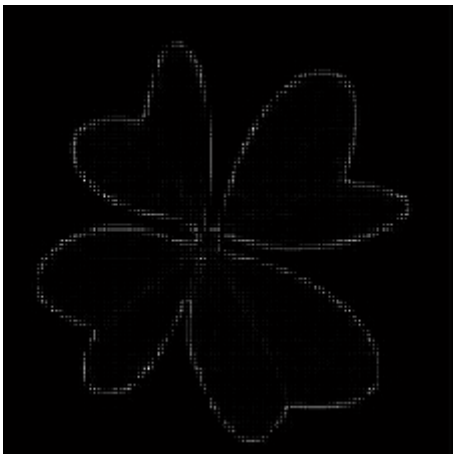


Figure. IV.11 : image reconstruite

IV.3.1.3 : Décomposition en sous bande niveau1 sur image « feuille.png »



Figure. IV.12 : image feuille à niveau de gris



Figure. IV.13 : image décomposé niveau 1



Figure. IV.14 : image décomposé niveau 1
Sans basse Fréquence nv1

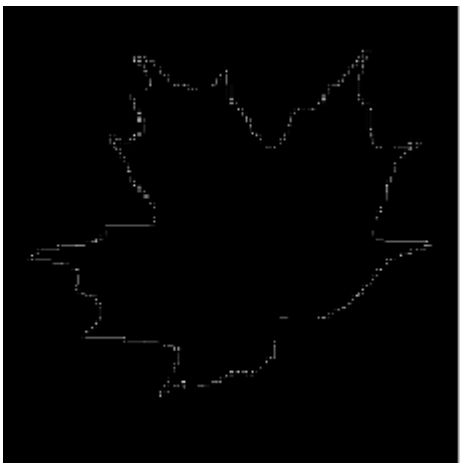


Figure. IV.15 : image reconstruite

IV.3.1.4 : Commentaire

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.

IV.3.1.5 : Décomposition en sous bande niveau2 sur image « barbara.png »



Figure .IV.16: image Barbara à niveau de gris



Figure .IV.17 : image décomposé niveau 2

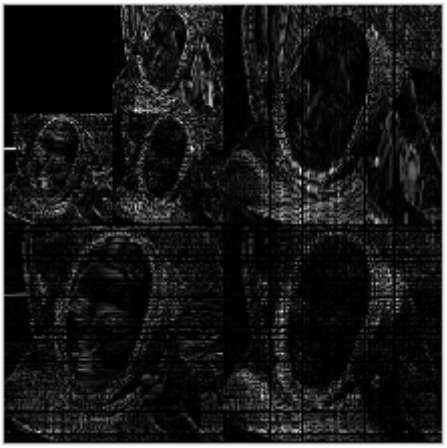


Figure .IV.18 : image décomposé niveau 2
Sans basses Fréquence nv2



Figure .IV.19 : image reconstruite

IV.3.1.6 : Décomposition en sous bande niveau2 sur image « fleur.png »

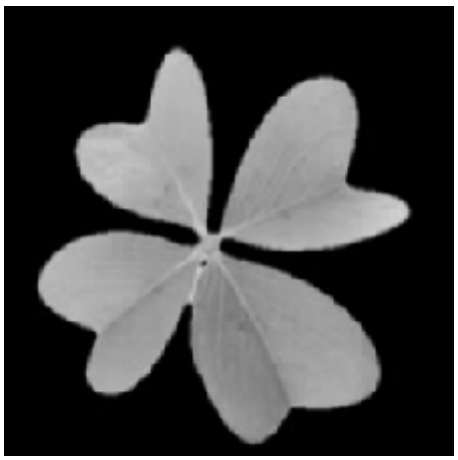


Figure .IV.20: image fleur à niveau de gris



Figure .IV.21 : image décomposé niveau 2



Figure .IV.22 : image décomposé niveau 2
Sans basses Fréquence nv2

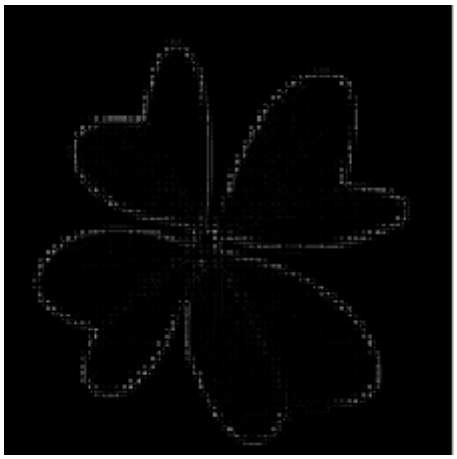


Figure .IV.23 : image reconstruite

IV.3.1.7 : Décomposition en sous bande niveau2 sur image « feuille.png »



Figure .IV.24: image feuille à niveau de gris



Figure .IV.25 : image décomposé niveau 2



Figure .IV.26 : image décomposé niveau 2

Sans basses Fréquence nv2



Figure .IV.27 : image reconstruite

IV.3.1.8 : Commentaire

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

IV.3.2 : Segmentation en contours par la technique du filtrage paramétrique (méthode DKL)

Dans cette partie nous allons mettre en œuvre la méthode FP-DKL pour la détection des contours des images, car on procède au suivant :

- On va valider notre méthode pour différent tailles de segmentation N= 4 ; 8 ; 16, et pour des valeurs variables de phase du filtre, et ça pour la fenêtre de Hamming, (sans seuillage et avec seuillage), afin de déduire les paramètres qui permettent de bons résultats.
- Dans un deuxième temps, on utilise les bons paramètres obtenus précédemment pour appliquer la méthode FP à la segmentation des différents types d'images en faisant les résultats obtenues pour la DKL.

IV.3.2.1 : Performance de la méthode PF

- **Sans seuillage**

Pour voir l'effet des paramètres sur la détection, nous avons procéder à l'exécution de la méthode sous les paramètres suivantes :

- ✓ Image de taille [LxC], avec L et C sont des tailles puissance de deux (2).
- ✓ La longueur du segment N prend des valeurs [4 ; 8].
- ✓ η_a , η_b qui prennent des valeurs fixes (bornes d'intervalle [η_a , η_b]).
- ✓ Spécification du nombre d'éléments m dans l'intervalle [η_a , η_b].
- ✓ Choix des valeurs variable de la phase du filtre dans le domaine [$-\pi, \pi$].

- **Avec seuillage normale**

L'intégration du seuillage consiste à effectuer une opération de limitation des puissances du signal contour obtenu par les DKL. D'où on distingue le seuillage normal et la façon de travailler dans ce genre consiste à déterminer le niveau de seuil et, par conséquent de la frontière.

Son chemin va dépendre du choix d'une zone spécifique du niveau de seuil, à partir des seuils max et min.

Pour cette étude, nous avons utilisé la fenêtre de hamming pour l'image (fleur.png de taille 256*256) et (feuille.png de taille 256*256) où les résultats obtenus pour les différents cas sont les suivants:



Figure IV.28: image contour avec les paramètres :

η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=8 ;m=4 ;θ =-π

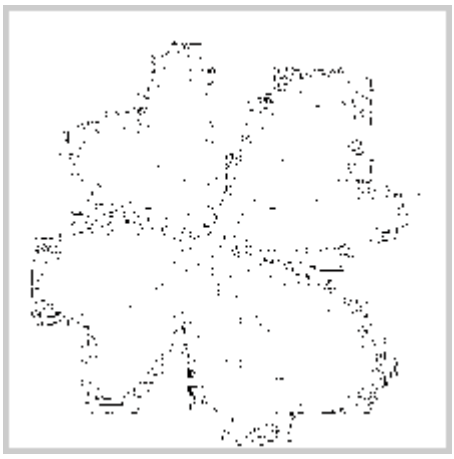


Figure IV.29 : image contour avec seuillage normale : Iseuil =0.01

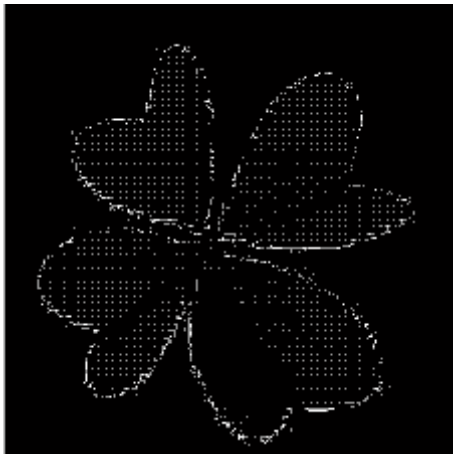


Figure IV.30: image contour avec les paramètres :

η_a= -1 ; η_b = 1 ; N=4 ;m=2 ;$\theta = \pi$

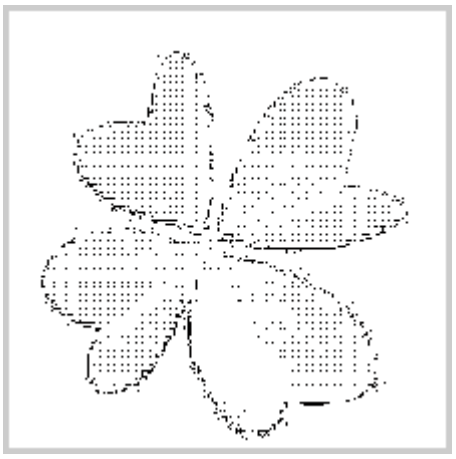


Figure IV.31 : image contour avec seuillage normale : Iseuil =0.09



Figure IV.32: image contour avec les paramètres :
η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ;m=2 ;$\theta = 0.0025 * \pi$

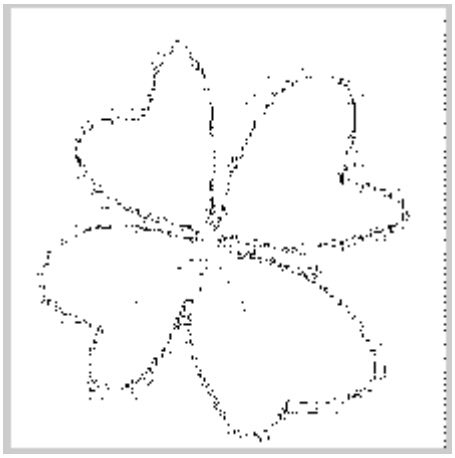


Figure IV.33 : image contour avec seuillage normale : Iseuil =0.80

IV.3.2.2.Application de la segmentation PF sur une image « feuille.png »

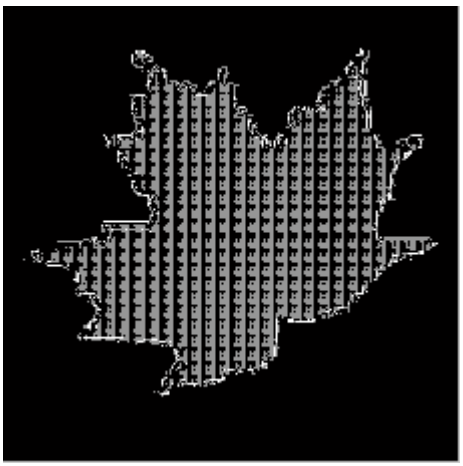


Figure IV.34: image contour avec les paramètres :
η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=8 ;m=4 ;θ =-π

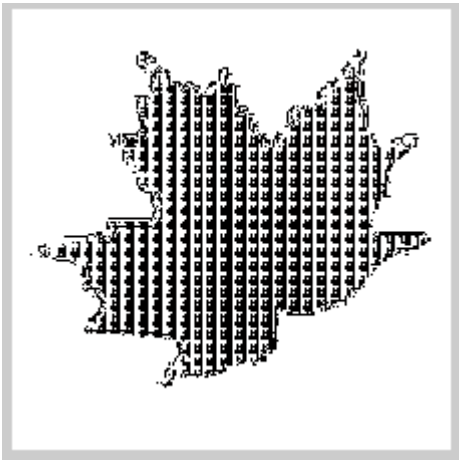


Figure IV.35 : image contour avec seuillage normale : I seuil =0.01



Figure IV.36: image contour avec les paramètres :
η_a= -1 ; η_b = 1 ; N=4 ;m=2 ;$\theta = \pi$



Figure IV.37 : image contour avec seuillage normale : Iseuil =0.09

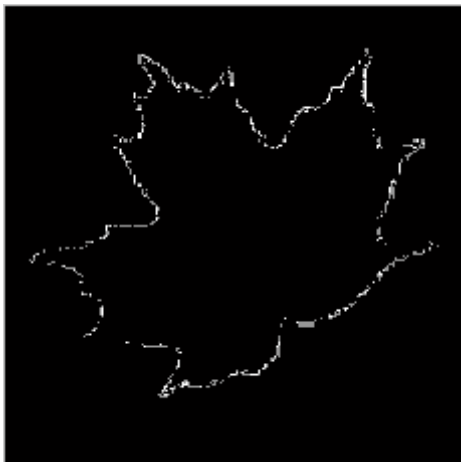


Figure IV.38: image contour avec les paramètres : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ;m=2 ;$\theta = 0.0025 * \pi$



Figure IV.39 : image contour avec seuillage normale : Iseuil =0.80

IV.3.2.3 : Commentaire

D'après les résultats de détection de contours obtenus sans seuillage et avec seuillage pour divers paramètres, on constate que la méthode de segmentation PF sous le critère DKL donne de bons résultats pour certaines paramètres tels que : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ;m=2 ;θ =0.0025*π et avec les niveaux de seuil :Iseuil=0.80

IV.3.2.4.Application de la segmentation PF sur une image « barbara.png »

Dans cette partie, pour voire l'efficacité de la détection FP dans le contexte sans et avec seuillage, on applique notre méthode sur une image (barbara.png ; de taille 256*256) en tenant compte des bons paramètres choisis après de nombreuses tentatives :

- Pour la méthode DKL sans seuillage : η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ;m=2 ;θ =0.0025*π.
- Pour la méthode DKL avec seuillage :Iseuil=0.80



Figure IV.40 : image contour par la méthode DKL sans seuillage.



Figure IV.41 : image contour avec Seuillage normale Iseuil =0.80

IV.3.2.5 : Commentaire

D'après les résultats obtenus, on constate que la méthode de filtrage paramétrique DKL donne des résultats acceptables dans l'image « barbara.png » sous les paramètres précédemment déterminés.

IV.3.3. Segmentation des images par la méthode hybride « Décomposition en sous bande » et « FP-DKL »

Dans cette partie on procède au suivant :

- On applique la méthode « **Décomposition en sous bande niveau 1 et 2** » sur l'image originale, en suite on utilise la méthode « **FP-DKL** » sous les bonnes paramètres précédemment (η_a= -0.4 ; η_b = 0.4 ; N=4 ;m=2 ;θ =0.0025*π.) sur la partie principale de l'image décomposé en niveau 1 et 2 et on restitue l'mage contours.
- 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 :

IV.3.3. 1 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 1 » et « FP-DKL » sur l'mage « fleur.png »



Figure. IV.42 : image décomposé niveau 1 De taille (256x256)

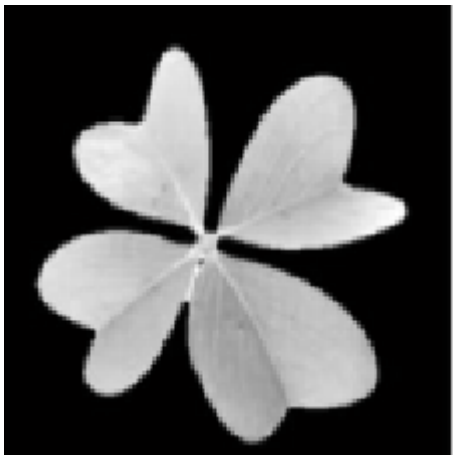


Figure. IV.43 : la partie principale de taille (128x128)



Figure IV.44 : image contour par la méthode DKL sans seuillage de la partie principale de taille (128x128)

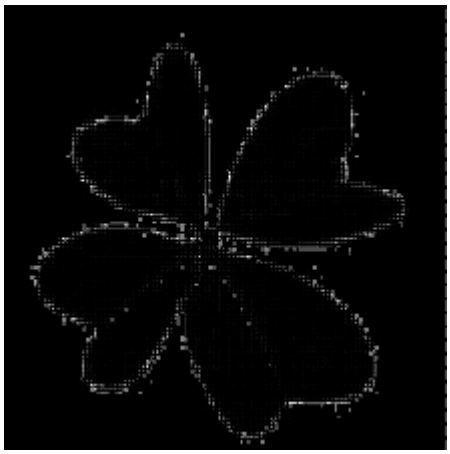


Figure IV.45 : image reconstruite de taille (256x256)

IV.3.3. 2 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 1 » et « FP-DKL » sur l'mage « feuille.png »



Figure. IV.46 : image décomposé niveau 1 de taille (256x256)



Figure. IV.47 : la partie principale de taille (128x128)



Figure IV.48 : image contour par la méthode DKL sans seuillage de la partie principale de taille (128x128)

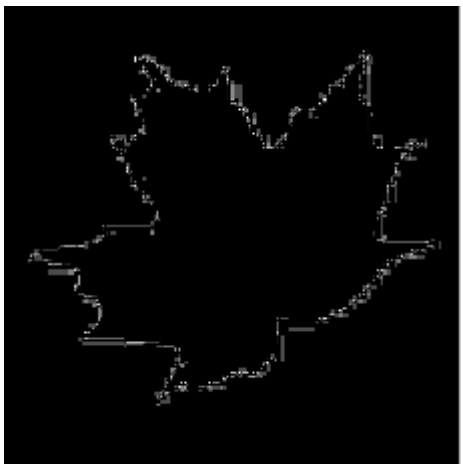


Figure IV.49: image reconstruite de taille (256x256)

IV.3.3. 3 : commentaire :

D'après les différents résultats obtenus pour cette partie de hybridation, décomposition Niveau1 et PF-DKL pour divers paramètres on constate qu'il y a de meilleurs amélioration de détection des contours.

IV.3.3. 4 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 2 » et « FP-DKL » sur l'mage « fleur.png »



Figure. IV.50 : image décomposé niveau 2 de taille (256x256)

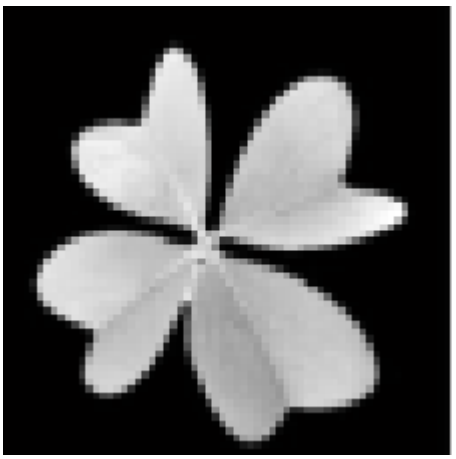


Figure. IV.51: la partie principale de taille (64x64)



Figure IV.52 : image contour par la méthode DKL sans seuillage de la partie principal de taille (64x64)



Figure IV.53: image reconstruite de taille (256x256)

IV.3.3. 5 : Application de la segmentation par la méthode hybride « Décomposition en niveau 2 » et « FP-DKL » sur l'mage « feuille.png »



Figure. IV.54 : image décomposé niveau 2 de taille (256x256)



Figure. IV.55 : la partie principale de taille (64x64)



Figure IV.56 : image contour par la méthode DKL sans Seuillage de la partie principal de taille (64x64)

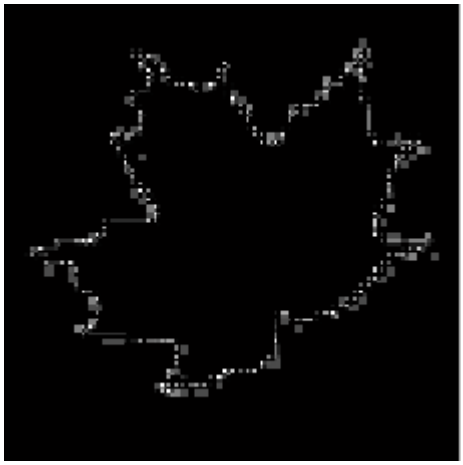


Figure IV.57 : image reconstruite de taille (256x256)

IV.3.3. 6 : commentaire

D'après les différents résultats obtenus pour cette partie d'hybridation, décomposition Niveau2 et PF-DKL pour divers paramètres on constate que cette méthode donne des résultats dégradés par rapport à ceux de niveau 1.

IV.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en œuvres les différentes techniques étudiés ainsi que la technique proposée.

D'une part, la **Décomposition en sous bande** a permet de réduire la taille de l'image à traiter sans perte d'informations et donc la réduction du temps de détection. De plus la détection a été effectuée avec une bonne performance selon les paramètres choisis.

D'autre part, les différents résultats obtenus par la méthode « **PF-DKL** » ont montré de bonnes performances avec un lord temps d'exécution selon les paramètres optimaux choisis pour chaque image.

A la fin, la proposition de l'hybridation nous a permet d'augmenter les performances de détection en réduisant le temps d'exécution.

Conclusion générale

Ce projet nous a permis d'approfondir nos connaissances dans le domaine du traitement d'image et plus précisément dans le domaine de détection des contours d'image fixe par la technique hybride, décomposition en sous bandes et filtrage paramétrique.

Nous avons commencé par un rappel sur le traitement d'image en général, puis on a étudiéet traiter les deux méthodes, décomposition en sous bandes et filtrage paramétrique, où des interprétations et discussion des résultats ont été effectués. Après nous avons présenté une méthode hybride de segmentation en contour en utilisant les deux techniques précédentes. L'implémentation de cette technique a été effectuée sous le logiciel MATLAB, où l'ensemble des résultats montrent une très bonne performance par rapport à celle de la technique FP seule.

L'analyse par la décomposition en sous bande est faite par le choix des paramètres (le niveau de décomposition, le type des filtres et la taille des blocs),et pour la méthode du filtrage paramétrique on a essayé plusieurs paramètre pour trouver les meilleurs qui nous à permet de détecté les contours des imageset la simulation de cette technique nous a pris beaucoup de temps.

A la fin On a fait l'hybridation entre les deux techniques précédentes pour améliorer les résultats de détection des contours d'images ainsi que le temps d'exécution de la détection des contours.

Notre projet nous a donné un grand bénéfice et intérêt. Il nous a permis d'enrichir nos connaissances dans le domaine de traitement d'image et la vision par ordinateur, Et nous apprenons plus de connaissance surle logiciel MATLAB.

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.

Bibliographie

1. [1] Jean-Philippe.Pernin–DIP; « l'image fixe - Les formats MATRICIELS (ou bitmap) » ; Université Stendhal ; 2003.

2. [2] F .Charcot « architectures parallèles spécialisées pour le traitement d'image ». INRIAN° 1978, INRIA Campus Universitaire de Beaulieu France, AVRIL 1993.

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

4. [4] K. TABARI & S. TAGMH ; « Compression d'image animées à très débit par la géométrie des Fractales » ; PEE USTHB ; 1996.

5. [5] WILLIAM PUECH ; « Vision par ordinateur » ; Université Montpellier II- Nîmes.

6. [6] L.MOHAMMEDI, M.MELIANI ; « étude comparative de différents algorithmes de détection de contours » ; PEE Blida ; 1994.

7. [9] J-P. COCQUEREZ & S. PHILLIP ; « Analyse d'image, filtrage et segmentation » ; Edition Masson ; Paris ; 1995.

8. [10] Y. KABIR, S. DARBANE ; « Etude et implémentation des méthodes déterministes des segmentations d'image par extraction de contours » ; PEE Blida ; 1995.

9. [12] THESE DE DOCTORAT Présentée par : Mohammed BENABDELLAH « OUTILS DE COMPRESSION ET DE CRYPTOCOMPRESSION : APPLICATIONS AUX IMAGES FIXES ET VIDEO ».

10. [13] Jean-Marc et Cédric BLANCHARD « Morphologie floue et transformée en ondelettes sur des images de Codes à bulles »,Rapport de stage de formation en Entreprise : GAUDIN Mai-août 2007.

11. [14] « Segmentation d'images texturées par transformée en ondelettes et classification Cmoyenne floue » Sahbani Mahersia Hela ,Hamrouni Kamel Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT) BP-37 le Belvédère 1004 Tunis, Tunisie.

12. [16] D. Jonathan, B. Michael et F. Sébastien. « Les Ondelettes ». Université Libre de Bruxelles. Printemps des Sciences. Bruxelles. Belgique.

13. [17] « Tatouage des images dans un domaine fréquentiel » Réalisé par : VU Duc Minh Superviseur : NGUYEN Thi Hoang Lan Hanoi, 15/1/2006.

14. [18] « Techniques de Débruitage d'Images » Wien FOURATI et Mohamed Salim BOUHLELL Unité Sciences Et Technologies de l'Image et des Télécommunications SETIT, ISBS Sfax-TUNISIE.

15. [19] « La compression d'image ». L'INSA de Toulouse La compression d'image. Fernand LONE SANG Ricardo MUNIZ SOLAZ Anthony GAIDOT.

16. [20] THÈSE de DOCTORAT CHAPITRE III Réseaux d'ondelettes « **approche fondée sur la transformée continue** » de l'UNIVERSITÉ PIERRE ET MARIE CURIE Spécialité : «ROBOTIQUE présentée par Yacine OUSSAR pour obtenir le titre de DOCTEUR de l'UNIVERSITÉ PARIS VI Sujet de la thèse : Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus. Soutenue le 06 Juillet 1998.

17. [7] Microsoft Encyclopédie ENCARTA, 1997.

18. [8] Site web: http://www.commentcamarche.net/contents/1216-traitement-d-images.

19. [11] Site web: http://www.elektronique.fr/cours/filtre/filtres.php.

20. [15] Site web: http://home.base.be/epm6604b/index.html Lentilles gravitationnelles - C - relativité - ondelettes - Approximation numérique.

21. [21] site web « Théorème de Donoho-Johnstonehttp://www.tsi.telecomparistech :.fr/pages/ enseignement/ressources/beti/donoho/ChoixSeuil/ChoixSeuil.htm

Annex :

1. Décomposition en sous-bandes à base d'ondelette

```
clear all
clc
load db1; w = db1; % title('Original scaling filter'); Compute the four filters.
[Lo_D,Hi_D,Lo_R,Hi_R] = orthfilt(w,1);
[X1,map]=imread('war9a.png');%affichage de l'image originale%
X=rgb2gray(X1);%image en niveau de gris
nbcol = size(map,1)
[cA1,cH1,cV1,cD1] = dwt2(X,Lo_D,Hi_D);%décomposition NV1 de l'image par la fonction ondelette%
N=256;M=256;
cA11=255*(cA1/(max(max(cA1))));%normalisation de la partie base frequence de l'image%
cH11=255*(abs(cH1)/(max(max(abs(cH1)))));%normalisation de la partie horizental de l'image%
cV11=255*(abs(cV1)/(max(max(abs(cV1)))));%normalisation de la partie vertical de l'image%
cD11=255*(abs(cD1)/(max(max(abs(cD1)))));%normalisation de la partie diagonal de l'image%
MDC(256,256)=0;
MDC(1:N/2,1:M/2)=cA11;%charger l'image principal NV1 (ligne et colone)%
MDC(1:N/2,(M/2)+1:M)=cV11;%charger l'image vertical NV1 (ligne et colone)%
MDC((N/2)+1:N,1:M/2)=cH11;%charger l'image horizental NV1 (ligne et colone)%
MDC((N/2)+1:N,(M/2)+1:M)=cD11;%charger l'image diagonal NV1 (ligne et colone)%
MDC=uint8(MDC);
cA11=uint8(cA11);cH11=uint8(cH11);cV11=uint8(cV11);cD11=uint8(cD11);
```

```
figure(2),clf,imshow(MDC),title('décomposition en niveau 1')%affiché
l'mage décomposé en niveau 1%
QX0 = idwt2(cA1,cH1,cV1,cD1,'db1'); % Reconstruction à partir des
coffécients originaux
QX0=uint8(QX0);
QX1 = idwt2(cA11,cH11,cV11,cD11,'db1');% Reconstruction à partir des
coffécients originaux
QX1=uint8(QX1);
%affiché l'mage Reconstruis à partir des coffécients originaux %
figure(3),clf,subplot(211),imshow(QX0),title('image reconstruite 1')
%affiché l'mage Reconstruis à partir des coffécients  %
subplot(212),imshow(QX1),title('image reconstruite 2')
[N1,M1]=size(cA11);
[cA2,cH2,cV2,cD2] = dwt2(cA11,Lo_D,Hi_D);%décomposition NV2 de l'image
par la fonction ondelette%
cA22=255*(cA2/(max(max(cA2))));%normalisation de la partie base
frequence de l'image%
cH22=255*(abs(cH2)/(max(max(abs(cH2)))));%normalisation de la partie
horizental de l'image%
cV22=255*(abs(cV2)/(max(max(abs(cV2)))));%normalisation de la partie
vertical de l'image%
cD22=255*(abs(cD2)/(max(max(abs(cD2)))));%normalisation de la partie
diagonal de l'image%
MDC1(128,128)=0;
MDC1(1:N1/2,1:M1/2)=cA22;%charger l'image principal NV2 (ligne et
colone)%
MDC1(1:N1/2,(M1/2)+1:M1)=cV22;%charger l'image vertical NV2 (ligne et
colone)%
MDC1((N1/2)+1:N1,1:M1/2)=cH22;%charger l'image horizental NV2 (ligne et
colone)%
MDC1((N1/2)+1:N1,(M1/2)+1:M1)=cD22;%charger l'image diagonal NV2 (ligne
et colone)%
```

```
MDC1=uint8(MDC1);
MDC2=MDC;
MDC2(1:N/2,1:M/2)=MDC1(1:N/2,1:M/2); %Image décomposée à 2 niveaux
cA22=uint8(cA22);cH22=uint8(cH22);cV22=uint8(cV22);cD22=uint8(cD22);
figure(4),clf,imshow(MDC2),title('décomposition en niveau 2')%%
affichage de l'Image décomposée à 2 niveaux
QX20 = idwt2(cA22,cH22,cV22,cD22,'db1');QX20=uint8(QX20);%
Reconstruction à partir des coffécients originaux
QX21 = idwt2(QX20,cH1,cV1,cD1,'db1');QX20=uint8(QX20);% Reconstruction à
partir des coffécients originaux
QX22=QX21/255;
%affiché l'mage Reconstruis à partir des coffécients originaux %
figure(5),clf,subplot(211),imshow(QX0)
%affiché l'mage Reconstruis à partir des coffécients %
subplot(212),imshow(QX22)
```

2. filtrage paramétrique par la méthode DKL :

```
clear all;
format short e
% ******** lecture de l'Image originale:
XOO =imread('fleur.png');%('feuille.png');%('barbara.png');
XO=rgb2gray(XOO);
LS=4;
N=LS; %la longueur du segment;
%*****calcul des paramètres ; alpha et neta:
theta=0.0025*pi; %la valeur de teta.
%*********spécification des neta:
na =-0.4; %la borne inferieur de l’intervalle [na,nb]
nb =-na; %la borne supérieure de l’intervalle [na,nb]
m=2; %le nombre d"éléments del"intervalle [na,nb]:=');
tic
```

```
    X=XO;
    [l,c]=size(X); % dimensions d'image
    L=l*c; % nombre total des éléments de la matrice
    n=1;
    x(L)=0;
%*****transformation de ma matrice en une vecteur ligne:
for ii=1:l
    for jj=1:c
        x(n)=X(ii,jj);
        n=n+1;
    end
end
x;
%**** Segmentation du vecteur Image et les aranger en matrice
segments suivant les lignes:
for k=1:m;
    nk(k)=na+((k-1)*(nb-na))/(m-1);
end
Alpha=nk.*exp(j*theta);
NS=L/LS;
NS1=fix(NS);
    if NS > NS1
       NS=NS1+1;
       x(NS*LS)=0;

    end
L1=NS*LS;
ls=1;ns=1;xs(NS,LS)=0;
for l1=1:L1
    xs(ns,ls)=x(l1);
    ls=ls+1;
    if ls>LS
```

```
        ls=1;
        ns=ns+1;
    end
end
xs;
%****détermination de la fenêttre de hamming symmétrique et celle
décalée:
wh = hamming(LS);LS1=fix(LS/2);
w1(1:LS)=0;w1(1:LS)=wh(1:LS); %fenêtre de hamming symétrique.
w2(1:LS)=0;w2(1:LS1)=wh(LS1+1:LS);w2(LS1+1:LS)=wh(1:LS1);
% fenêtre de hamming décalée.
%******Traitement de tous les segments obtenus:
for ns=1:NS
    xss(1:LS)=xs(ns,1:LS);
%****** les vecteurs convolutions obtenus dans les deux cas:
xss1=conv(xss,w1);%1/100*conv(xss,w1);
xss2=conv(xss,w2);%1/100*conv(xss,w2);
%calcul de filtre suivant la relation yt=alpha1*yt-1+xt:
for k=1:m;
    y0=20;
    y00=20;
    for ls=1:LS;
        y(k,ls)=conj(Alpha(k))*y0+xss1(ls+(LS/2-1)); %filtrage
pour le premier signal
        A1(k,ls)=mean(y(k,ls)*conj(y0))/mean((abs(y0)).^2); %
auto correlation 1
        y1(k,ls)=conj(Alpha(k))*y00+xss2(ls+(LS/2-1));%filtrage
pour le 2iéme signal
        Y1(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A1(k,ls));%autocorrelation
modulée
```

```
A2(k,ls)=mean(y1(k,ls)*conj(y00))/mean((abs(y00)).^2);%autocorrél
ation 2
        Y2(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A2(k,ls));
        y0=y(k,ls);y00=y1(k,ls);
    end
end
% la méthode de D(k,l)suivant :
for ls=1:LS
    Sum=0;
    for k=1:m
        if k~=m;
           P1(k,ls)=Y1(k+1,ls)-Y1(k,ls);
           P2(k,ls)=Y2(k+1,ls)-Y2(k,ls);
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        else
           P1(k,ls)=1-Y1(k,ls);
           P2(k,ls)=1-Y2(k,ls);
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        end
    end
KK=sqrt(N)*Sum/(m+1);
KK1(ns,ls)=abs(KK);
end
```

```
end
%*******transformation de notre matrice de KK1 en vecteur:
KKL=[];
for i=1:NS
    KKL=[KKL KK1(i,1:LS)];
end
KKL=KKL';
%*****transformation du vecteur resultat en une matrice:
ii=1;jj=1;XL(l,c)=0;
for nn=1:L
    XL(ii,jj)=KKL(nn);
    jj=jj+1;
    if jj>c;
       jj=1;
       ii=ii+1;
    end
end
XL;
% Traitement par colonnes
C=l*c; % nombre total des éléments de la matrice
n=1;xc(C)=0;
%******transformation de ma matrice en une vevteur ligne:
for ii=1:c
    for jj=1:l
        xc(n)=X(jj,ii);
        n=n+1;
    end
end
xc;
%**** Segmentation du vecteur Image et les aranger en matrice
segments suivant les lignes:
ls=1;ns=1;xcs(NS,LS)=0;
```

```
for l1=1:L1
    xcs(ns,ls)=xc(l1);
    ls=ls+1;
    if ls>LS
       ls=1;
       ns=ns+1;
    end
end
xcs; % matrice segments
%******Traitement de tous les segments obtenus:
for ns=1:NS
    xcss(1:LS)=xcs(ns,1:LS);
%****** les vecteurs convolutions obtenus dans les deux cas:
xcss1=conv(xcss,w1);%1/100*conv(xcss,w1);
xcss2=conv(xcss,w2);%1/100*conv(xcss,w2);
%calcul de filtre suivant la relation yt=alpha1*yt-1+xt:
for k=1:m;
    y0=20;
    y00=20;
    for ls=1:LS;
        y(k,ls)=conj(Alpha(k))*y0+xcss1(ls+(LS/2-1)); %filtrage
pour le premier signal
        A1(k,ls)=mean(y(k,ls)*conj(y0))/mean((abs(y0)).^2); %
auto correlation 1
        y1(k,ls)=conj(Alpha(k))*y00+xcss2(ls+(LS/2-1));%filtrage
pour le 2iéme signal
        Y1(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A1(k,ls));%autocorrelation
modulée
        A2(k,ls)=mean(y1(k,ls)*conj(y00))/mean((abs(y00)).^2);%
autocorrélation 2
        Y2(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A2(k,ls));
        y0=y(k,ls);y00=y1(k,ls);
```

```
    end
end
%*******la méthode de D(k,l)suivant :
for ls=1:LS
    Sum=0;
    for k=1:m
        if k~=m;
           P1(k,ls)=abs(Y1(k+1,ls)-Y1(k,ls));
           P2(k,ls)=abs(Y2(k+1,ls)-Y2(k,ls));
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        else
           P1(k,ls)=abs(1-Y1(k,ls));
           P2(k,ls)=abs(1-Y2(k,ls));
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        end
    end

KK=sqrt(N)*Sum./(m+1);
KK1(ns,ls)=abs(KK);
end
end
%*****transformation de notre matrice de KK1 en vecteur:
KKC1=[];
for i=1:NS
```

```
    KKC1=[KKC1 KK1(i,1:LS)];
end
KKC1=KKC1';
%******transformation du vecteur resultat en une matrice:
ii=1;jj=1;XC(l,c)=0;
for nn=1:C
    XC(ii,jj)=KKC1(nn);
    ii=ii+1;
    if ii>l;
       ii=1;
       jj=jj+1;
    end
end
XC;
 XLC=0.09*(XL+XC)/2;A=max(max(XLC));%la matrice distortion
 %XLC0=255*XLC./A;%sqrt(abs(XL)+abs(XC));%
XLC1=150*uint8(XLC);

%seuillage Normal
XLC2=XLC1/255;
 Ps=0.80;%
    for ii=1:l
        for jj=1:c
            if XLC2(ii,jj)<Ps
                XLC2(ii,jj)=255;
            else
                XLC2(ii,jj)=0;
            end
        end
    end

tt=toc
```

```
figure(1),clf,subplot(221),imshow(XO);title('image originale')
            subplot(222),imshow(XLC);title('image contour sans
seuillage')
            subplot(223),imshow(XLC1);title('image contour sans
seuillage')
            subplot(224),imshow(XLC2);title('image contour avec
seuillage2')
```

3. Hybridation entre la méthode de décomposition nv1 et la méthode de filtrage paramétrique par la méthode DKL :

```
clear all
clc
load db1; w = db1;
[Lo_D,Hi_D,Lo_R,Hi_R] = orthfilt(w,1);
X1=imread('fleur.png');%('fleur.png');('feuille.png');('barbara.p
ng');
X=rgb2gray(X1);
[cA1,cH1,cV1,cD1] = dwt2(X,Lo_D,Hi_D);
N=256;M=256;
cA11=255*(cA1/(max(max(cA1))));
cH11=255*(abs(cH1)/(max(max(abs(cH1)))));
cV11=255*(abs(cV1)/(max(max(abs(cV1)))));
cD11=255*(abs(cD1)/(max(max(abs(cD1)))));
MDC(256,256)=0;
MDC(1:N/2,1:M/2)=cA11;MDC(1:N/2,(M/2)+1:M)=cV11;
MDC((N/2)+1:N,1:M/2)=cH11;MDC((N/2)+1:N,(M/2)+1:M)=cD11;
MDC=uint8(MDC);
cA11=uint8(cA11);cH11=uint8(cH11);cV11=uint8(cV11);cD11=uint8(cD1);
```

```
XO=cA11;
LS=4;
N=LS; %la longueur du segment;
%*****calcul des paramètres ; alpha et neta:
theta=0.0025*pi; %la valeur de teta.
%*********spécification des neta:
na =-0.4; %la borne inferieur de l’intervalle [na,nb]
nb =-na; %la borne supérieure de l’intervalle [na,nb]
m=2; %le nombre d"éléments del"intervalle [na,nb]:=');
tic
    X=XO;
    [l,c]=size(X); % dimensions d'image
    L=l*c; % nombre total des éléments de la matrice
    n=1;
    x(L)=0;
%*****transformation de ma matrice en une vecteur ligne:
for ii=1:l
    for jj=1:c
        x(n)=X(ii,jj);
        n=n+1;
    end
end
x;
%**** Segmentation du vecteur Image et les aranger en matrice
segments suivant les lignes:
for k=1:m;
    nk(k)=na+((k-1)*(nb-na))/(m-1);
end
Alpha=nk.*exp(j*theta);
NS=L/LS;
NS1=fix(NS);
    if NS > NS1
```

```
        NS=NS1+1;
        x(NS*LS)=0;

    end
L1=NS*LS;
ls=1;ns=1;xs(NS,LS)=0;
for l1=1:L1
    xs(ns,ls)=x(l1);
    ls=ls+1;
    if ls>LS
        ls=1;
        ns=ns+1;
    end
end
xs;
%****détermination de la fenêttre de hamming symmétrique et celle
décalée:
wh = hamming(LS);LS1=fix(LS/2);
w1(1:LS)=0;w1(1:LS)=wh(1:LS); %fenêtre de hamming symétrique.
w2(1:LS)=0;w2(1:LS1)=wh(LS1+1:LS);w2(LS1+1:LS)=wh(1:LS1);
% fenêtre de hamming décalée.
%******Traitement de tous les segments obtenus:
for ns=1:NS
    xss(1:LS)=xs(ns,1:LS);
%****** les vecteurs convolutions obtenus dans les deux cas:
xss1=conv(xss,w1);%1/100*conv(xss,w1);
xss2=conv(xss,w2);%1/100*conv(xss,w2);
%calcul de filtre suivant la relation yt=alpha1*yt-1+xt:
for k=1:m;
    y0=1;
    y00=1;
    for ls=1:LS;
```

```
        y(k,ls)=conj(Alpha(k))*y0+xss1(ls+(LS/2-1)); %filtrage
pour le premier signal
        A1(k,ls)=mean(y(k,ls)*conj(y0))/mean((abs(y0)).^2); %
auto correlation 1
        y1(k,ls)=conj(Alpha(k))*y00+xss2(ls+(LS/2-1));%filtrage
pour le 2iéme signal
        Y1(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A1(k,ls));%autocorrelation
modulée

A2(k,ls)=mean(y1(k,ls)*conj(y00))/mean((abs(y00)).^2);%autocorrél
ation 2
        Y2(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A2(k,ls));
        y0=y(k,ls);y00=y1(k,ls);
    end
end
%*****************************************************************
********
% la méthode de D(k,l)suivant :
for ls=1:LS
    Sum=0;
    for k=1:m
        if k~=m;
           P1(k,ls)=Y1(k+1,ls)-Y1(k,ls);
           P2(k,ls)=Y2(k+1,ls)-Y2(k,ls);
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        else
           P1(k,ls)=1-Y1(k,ls);
           P2(k,ls)=1-Y2(k,ls);
```

```
            U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
            U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
            K12=U1-log(U1)-1;
            K21=U2-log(U2)-1;
            Sum=Sum+K12+K21;
        end
    end
KK=sqrt(N)*Sum/(m+1);
KK1(ns,ls)=abs(KK);
end
end
%*******transformation de notre matrice de KK1 en vecteur:
KKL=[];
for i=1:NS
    KKL=[KKL KK1(i,1:LS)];
end
KKL=KKL';
%*****transformation du vecteur resultat en une matrice:
ii=1;jj=1;XL(l,c)=0;
for nn=1:L
    XL(ii,jj)=KKL(nn);
    jj=jj+1;
    if jj>c;
       jj=1;
       ii=ii+1;
    end
end
XL;
% Traitement par colonnes
C=l*c; % nombre total des éléments de la matrice
n=1;xc(C)=0;
%******transformation de ma matrice en une vevteur ligne:
```

```
for ii=1:c
    for jj=1:l
        xc(n)=X(jj,ii);
        n=n+1;
    end
end
xc;
%**** Segmentation du vecteur Image et les aranger en matrice
segments suivant les lignes:
ls=1;ns=1;xcs(NS,LS)=0;
for l1=1:L1
    xcs(ns,ls)=xc(l1);
    ls=ls+1;
    if ls>LS
       ls=1;
       ns=ns+1;
    end
end
xcs; % matrice segments
%******Traitement de tous les segments obtenus:
for ns=1:NS
    xcss(1:LS)=xcs(ns,1:LS);
%****** les vecteurs convolutions obtenus dans les deux cas:
xcss1=conv(xcss,w1);%1/100*conv(xcss,w1);
xcss2=conv(xcss,w2);%1/100*conv(xcss,w2);
%calcul de filtre suivant la relation yt=alpha1*yt-1+xt:
for k=1:m;
    y0=1;
    y00=1;
    for ls=1:LS;
        y(k,ls)=conj(Alpha(k))*y0+xcss1(ls+(LS/2-1)); %filtrage
pour le premier signal
```

```
        A1(k,ls)=mean(y(k,ls)*conj(y0))/mean((abs(y0)).^2); %
auto correlation 1
        y1(k,ls)=conj(Alpha(k))*y00+xcss2(ls+(LS/2-1));%filtrage
pour le 2iéme signal
        Y1(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A1(k,ls));%autocorrelation
modulée
        A2(k,ls)=mean(y1(k,ls)*conj(y00))/mean((abs(y00)).^2);%
autocorrélation 2
        Y2(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A2(k,ls));
        y0=y(k,ls);y00=y1(k,ls);
    end
end
%*******la méthode de D(k,l)suivant :
for ls=1:LS
    Sum=0;
    for k=1:m
        if k~=m;
           P1(k,ls)=abs(Y1(k+1,ls)-Y1(k,ls));
           P2(k,ls)=abs(Y2(k+1,ls)-Y2(k,ls));
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        else
           P1(k,ls)=abs(1-Y1(k,ls));
           P2(k,ls)=abs(1-Y2(k,ls));
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
```

```
            Sum=Sum+K12+K21;
         end
    end

KK=sqrt(N)*Sum./(m+1);
KK1(ns,ls)=abs(KK);
end
end
%*****transformation de notre matrice de KK1 en vecteur:
KKC1=[];
for i=1:NS
    KKC1=[KKC1 KK1(i,1:LS)];
end
KKC1=KKC1';
%******transformation du vecteur resultat en une matrice:
ii=1;jj=1;XC(l,c)=0;
for nn=1:C
    XC(ii,jj)=KKC1(nn);
    ii=ii+1;
    if ii>l;
       ii=1;
       jj=jj+1;
    end
end
XC;
XLC=0.09*(XL+XC)/2;A=max(max(XLC));%la matrice distortion
%XLC0=127*XLC./A;%sqrt(abs(XL)+abs(XC));%
XLC1=150*uint8(XLC);
%seuillage Normal
XLC2=XLC1/127;
 Ps=0.80;%
    for ii=1:l
```

```
        for jj=1:c
            if XLC2(ii,jj)<Ps
                XLC2(ii,jj)=255;
            else
                XLC2(ii,jj)=0;
            end
        end
    end

QX1 = idwt2(XLC1,cH11,cV11,cD11,'db1');% Reconstruction à partir
des coffécients
QX1=uint8(QX1);
tt=toc
figure(1),clf,subplot(221),imshow(MDC);title('image décompoé')
              subplot(222),imshow(XO);title('image originale')
              subplot(223),imshow(XLC1);title('image contour sans
seuillage')
              subplot(224),imshow(QX1);title('reconstruction 2')
```

4. Hybridation entre la méthode de décomposition nv2 et la méthode de filtrage paramétrique par la méthode DKL :

```
clear all
clc
load db1; w = db1;
[Lo_D,Hi_D,Lo_R,Hi_R] = orthfilt(w,1);
X1=imread('fleur.png');%('feuille.png');('barbara.png');
X=rgb2gray(X1);
[cA1,cH1,cV1,cD1] = dwt2(X,Lo_D,Hi_D);
N=256;M=256;
cA11=255*(cA1/(max(max(cA1))));
cH11=255*(abs(cH1)/(max(max(abs(cH1)))));
cV11=255*(abs(cV1)/(max(max(abs(cV1)))));
```

```
cD11=255*(abs(cD1)/(max(max(abs(cD1)))));
MDC(256,256)=0;
MDC(1:N/2,1:M/2)=cA11;MDC(1:N/2,(M/2)+1:M)=cV11;
MDC((N/2)+1:N,1:M/2)=cH11;MDC((N/2)+1:N,(M/2)+1:M)=cD11;
MDC=uint8(MDC);
cA11=uint8(cA11);cH11=uint8(cH11);cV11=uint8(cV11);cD11=uint8(cD11);
[N1,M1]=size(cA11);
[cA2,cH2,cV2,cD2] = dwt2(cA11,Lo_D,Hi_D);
cA22=255*(cA2/(max(max(cA2))));
cH22=255*(abs(cH2)/(max(max(abs(cH2)))));
cV22=255*(abs(cV2)/(max(max(abs(cV2)))));
cD22=255*(abs(cD2)/(max(max(abs(cD2)))));
MDC1(128,128)=0;
MDC1(1:N1/2,1:M1/2)=cA22;MDC1(1:N1/2,(M1/2)+1:M1)=cV22;
MDC1((N1/2)+1:N1,1:M1/2)=cH22;MDC1((N1/2)+1:N1,(M1/2)+1:M1)=cD22;
MDC1=uint8(MDC1);
MDC2=MDC;
MDC2(1:N/2,1:M/2)=MDC1(1:N/2,1:M/2); %Image décomposée à 2
niveaux
cA22=uint8(cA22);cH22=uint8(cH22);cV22=uint8(cV22);cD22=uint8(cD2
2);
XO=cA22;
LS=4;
N=LS; %la longueur du segment;
%*****calcul des paramètres ; alpha et neta:
theta=0.0025*pi; %la valeur de teta.
%*********spécification des neta:
na =-0.4; %la borne inferieur de l’intervalle [na,nb]
nb =-na; %la borne supérieure de l’intervalle [na,nb]
m=2; %le nombre d"éléments del"intervalle [na,nb]:=');
tic
```

```
    X=XO;
    [l,c]=size(X); % dimensions d'image
    L=l*c; % nombre total des éléments de la matrice
    n=1;
    x(L)=0;
%*****transformation de ma matrice en une vecteur ligne:
for ii=1:l
    for jj=1:c
        x(n)=X(ii,jj);
        n=n+1;
    end
end
x;
%**** Segmentation du vecteur Image et les aranger en matrice
segments suivant les lignes:
for k=1:m;
    nk(k)=na+((k-1)*(nb-na))/(m-1);
end
Alpha=nk.*exp(j*theta);
NS=L/LS;
NS1=fix(NS);
    if NS > NS1
       NS=NS1+1;
       x(NS*LS)=0;

    end
L1=NS*LS;
ls=1;ns=1;xs(NS,LS)=0;
for l1=1:L1
    xs(ns,ls)=x(l1);
    ls=ls+1;
    if ls>LS
```

```
        ls=1;
        ns=ns+1;
    end
end
xs;
%****détermination de la fenêttre de hamming symmétrique et celle
décalée:
wh = hamming(LS);LS1=fix(LS/2);
w1(1:LS)=0;w1(1:LS)=wh(1:LS); %fenêtre de hamming symétrique.
w2(1:LS)=0;w2(1:LS1)=wh(LS1+1:LS);w2(LS1+1:LS)=wh(1:LS1);
% fenêtre de hamming décalée.
%******Traitement de tous les segments obtenus:
for ns=1:NS
    xss(1:LS)=xs(ns,1:LS);
%****** les vecteurs convolutions obtenus dans les deux cas:
xss1=conv(xss,w1);%1/100*conv(xss,w1);
xss2=conv(xss,w2);%1/100*conv(xss,w2);
%calcul de filtre suivant la relation yt=alpha1*yt-1+xt:
for k=1:m;
    y0=20;
    y00=20;
    for ls=1:LS;
        y(k,ls)=conj(Alpha(k))*y0+xss1(ls+(LS/2-1)); %filtrage
pour le premier signal
        A1(k,ls)=mean(y(k,ls)*conj(y0))/mean((abs(y0)).^2); %
auto correlation 1
        y1(k,ls)=conj(Alpha(k))*y00+xss2(ls+(LS/2-1));%filtrage
pour le 2iéme signal
        Y1(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A1(k,ls));%autocorrelation
modulée
```

```
A2(k,ls)=mean(y1(k,ls)*conj(y00))/mean((abs(y00)).^2);%autocorrél
ation 2
        Y2(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A2(k,ls));
        y0=y(k,ls);y00=y1(k,ls);
    end
end
% la méthode de D(k,l)suivant :
for ls=1:LS
    Sum=0;
    for k=1:m
        if k~=m;
           P1(k,ls)=Y1(k+1,ls)-Y1(k,ls);
           P2(k,ls)=Y2(k+1,ls)-Y2(k,ls);
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        else
           P1(k,ls)=1-Y1(k,ls);
           P2(k,ls)=1-Y2(k,ls);
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        end
    end
KK=sqrt(N)*Sum/(m+1);
KK1(ns,ls)=abs(KK);
end
```

```
end
%*******transformation de notre matrice de KK1 en vecteur:
KKL=[];
for i=1:NS
    KKL=[KKL KK1(i,1:LS)];
end
KKL=KKL';
%*****transformation du vecteur resultat en une matrice:
ii=1;jj=1;XL(l,c)=0;
for nn=1:L
    XL(ii,jj)=KKL(nn);
    jj=jj+1;
    if jj>c;
       jj=1;
       ii=ii+1;
    end
end
XL;
% Traitement par colonnes
C=l*c; % nombre total des éléments de la matrice
n=1;xc(C)=0;
%******transformation de ma matrice en une vevteur ligne:
for ii=1:c
    for jj=1:l
        xc(n)=X(jj,ii);
        n=n+1;
    end
end
xc;
%**** Segmentation du vecteur Image et les aranger en matrice
segments suivant les lignes:
ls=1;ns=1;xcs(NS,LS)=0;
```

```
for l1=1:L1
    xcs(ns,ls)=xc(l1);
    ls=ls+1;
    if ls>LS
       ls=1;
       ns=ns+1;
    end
end
xcs; % matrice segments
%******Traitement de tous les segments obtenus:
for ns=1:NS
    xcss(1:LS)=xcs(ns,1:LS);
%****** les vecteurs convolutions obtenus dans les deux cas:
xcss1=conv(xcss,w1);%1/100*conv(xcss,w1);
xcss2=conv(xcss,w2);%1/100*conv(xcss,w2);
%calcul de filtre suivant la relation yt=alpha1*yt-1+xt:
for k=1:m;
    y0=20;
    y00=20;
    for ls=1:LS;
        y(k,ls)=conj(Alpha(k))*y0+xcss1(ls+(LS/2-1)); %filtrage
pour le premier signal
        A1(k,ls)=mean(y(k,ls)*conj(y0))/mean((abs(y0)).^2); %
auto correlation 1
        y1(k,ls)=conj(Alpha(k))*y00+xcss2(ls+(LS/2-1));%filtrage
pour le 2iéme signal
        Y1(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A1(k,ls));%autocorrelation
modulée
        A2(k,ls)=mean(y1(k,ls)*conj(y00))/mean((abs(y00)).^2);%
autocorrélation 2
        Y2(k,ls)=real(exp(-j*theta)*A2(k,ls));
        y0=y(k,ls);y00=y1(k,ls);
```

```
    end
end
%*******la méthode de D(k,l)suivant :
for ls=1:LS
    Sum=0;
    for k=1:m
        if k~=m;
           P1(k,ls)=abs(Y1(k+1,ls)-Y1(k,ls));
           P2(k,ls)=abs(Y2(k+1,ls)-Y2(k,ls));
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        else
           P1(k,ls)=abs(1-Y1(k,ls));
           P2(k,ls)=abs(1-Y2(k,ls));
           U1=P1(k,ls)/P2(k,ls);
           U2=P2(k,ls)/P1(k,ls);
           K12=U1-log(U1)-1;
           K21=U2-log(U2)-1;
           Sum=Sum+K12+K21;
        end
    end

KK=sqrt(N)*Sum./(m+1);
KK1(ns,ls)=abs(KK);
end
end
%*****transformation de notre matrice de KK1 en vecteur:
KKC1=[];
for i=1:NS
```

```
    KKC1=[KKC1 KK1(i,1:LS)];
end
KKC1=KKC1';
%******transformation du vecteur resultat en une matrice:
ii=1;jj=1;XC(l,c)=0;
for nn=1:C
    XC(ii,jj)=KKC1(nn);
    ii=ii+1;
    if ii>l;
       ii=1;
       jj=jj+1;
    end
end
XC;
XLC=0.05*(XL+XC)/2;A=max(max(XLC));%la matrice distortion
%XLC0=63*XLC./A;%sqrt(abs(XL)+abs(XC));%
XLC1=150*uint8(XLC);
%seuillage Normal
XLC2=XLC1/63;
 Ps=0.80;%
    for ii=1:l
        for jj=1:c
            if XLC2(ii,jj)<Ps
                XLC2(ii,jj)=255;
            else
                XLC2(ii,jj)=0;
            end
        end
    end
QX20 = idwt2(XLC1,cH22,cV22,cD22,'db1');
QX20=uint8(QX20);
tt=toc
```

```
figure(1),clf,subplot(221),imshow(MDC2);title('image décompoé')
              subplot(222),imshow(XO);title('image originale')
              subplot(223),imshow(XLC1);title('image contour sans
seuillage')
              subplot(224),imshow(QX20);title('reconstruction 2')
```