



Université ABBES LAGHROUR Khenchela
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Industriel
جامعة عباس لغزور خنشلة
كلية العلوم والتكنولوجيا
قسم الهندسة الصناعية



N° Série :.....

Mémoire de fin d'étude

Pour l'obtention du diplôme de Master

Filière : Télécommunications

Spécialité : Télécommunications Avancées

THEME

**Débruitage des images radar par
seuillage des coefficients d'ondelettes**

Réalisé par :

Abdellaoui Zohour

Dirigé par :

Mr.A.Lanani

Je Dédie ce travail :

A mon père et ma mère.

A ma famille.

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

Remerciements

Je rends grâce à Dieu qui a donné l'aide, la patience et le courage pour accomplir ce travail.

Je remercie tous les membres de jury pour avoir bien voulu évaluer ce travail.

Je tiens particulièrement à témoigner ma profonde gratitude à Mr. Lanani Abderahim. de m'avoir encadré et dirigé ce travail. Je le remercie pour ses qualités humaines ; sa grande disponibilité, sa patience, sa gentillesse, ses précieux conseils, et de m'avoir bénéficié de sa haute compétence professionnelle.

Enfin, je tiens à remercier tous ceux qui aident moi pour l'élaboration de ce travail.

J. Abdellaoui

Résumé

débruitage des image radar par seuillage des coefficients d'ondelettes

Des travaux sur l'une des applications de la transformée en ondelettes dans le domaine du traitement d'images ont été effectués en utilisant le seuillage des coefficients d'ondelettes. Ce travail contient des éléments concernant les bases d'ondelettes et une application de la transformées en ondelettes « le débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes ». Les images peuvent être contaminées par des bruits de différentes origines durant leur acquisition ou leur transmission, d'où la dégradation de leurs qualités. En utilisant le processus de débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes par seuillage dur ou par seuillage doux, et avec un bon choix du seuil et de l'ondelette utilisées, nous arrivons à voir les informations dans une image claire (image débruitée). Les mesures utilisées pour évaluer la qualité de l'image débruitée sont le PSNR et l'EOM (erreur quadratique moyenne).

La valeur de la variance du bruit, selon les mesures effectuées, apparaît comme un paramètre très important à prendre en considération pour faire le choix de l'ondelette analysante et le niveau de décomposition. En effet, que l'estimation de la variance du bruit est une étape importante dans la restauration des images radar à base de seuillage des coefficients d'ondelettes.

Mots-clés : ondelettes, transformée en ondelettes, seuillage, débruitage, PSNR, image radar.

ملخص

تقليل ضوضاء صور الرادار بعتبة معاملات الموجات

تم العمل في واحد من تطبيقات تحويل الموجات في مجال معالجة الصور باستخدام العتبة لمعاملات الموجات. هذا العمل يحتوي على عناصر تتعلق بقواعد الموجات وتطبيق تحويل الموجات "تقليل الضوضاء بعتبة معاملات الموجات". الضوضاء في الصور من مصادر مختلفة اكتسابها أو نقلها، والتي تؤدي الى تدهور نوعيتها. وباستخدام عملية إزالة الضوضاء عن طريق عتبة معاملات الموجات بعتبة صلبة أو لينة ومع خيار جيد للعتبة والموجات المستعملة نصل الى رؤية المعلومات في صورة واضحة.

الحسابات المستخدمة لتقييم جودة الصورة هي PSNR و EOM .

التغير في قيمة الضوضاء تبين على انها عامل جد مهم لاختيار الموجة التحليلية و مستوى التقسيم و منه نجد ان تقدير قيمة الضوضاء تعتبر مرحلة مهمة في استرجاع صور الرادار بقاعدة عتبة معاملات الموجات .

كلمات البحث : الموجات، تحويل الموجات ، العتبة، تقليل الضوضاء، صور الرادار، PSNR

Abstract

Denoising the radar imager by thresholding wavelets coefficients

Works on applications of the wavelets transform in the area of the image processing using the thresholding wavelets coefficients have been undertaken. This work contains elements concerning the wavelet transform and a wavelet transform application “denoising by thresholding wavelets coefficients”. Images can be contaminated by noise them of different origins during their acquisition or their transmission, where the degradation of their qualities. By using the process of denoising by thresholding wavelets coefficients by hard or soft thresholding and with a good choice of the threshold and the wavelet used, one arrives to see information in an image noised. The measures used to estimate the quality of image denoised are the PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) and the MSE (Mean Squar Error).

The value of the noise variance, according to the done measures, appears as a very important parameter to be considered to make a choice of the analyzing wavelet and the level of decomposition. Indeed, that the estimate of the noise variance is an important step in the restoration of radar imager based thresholding wavelet coefficients.

Keywords: wavelets, wavelets transform, thresholding, denoising, PSNR, radar imager.

Liste des figures

| | | |
|--------------|--|----|
| Figure I-1 | Le principe de fonctionnement du système radar..... | 4 |
| Figure I-2 | Principe d'un système radar: émission puis rétrodiffusion..... | 5 |
| Figure I-3 | Exemples de mécanismes de rétrodiffusion. (a) Réflexion sur une surface lisse. (b) Double rebond dans un coin. (c) Rétrodiffusion par une surface Rugueuse par rapport à la longueur d'onde. (d) Diffusion volumique..... | 6 |
| Figure I-4 | Image bruitée avec un bruit gaussien..... | 8 |
| Figure I-5 | Image bruitée avec un bruit de poisson..... | 9 |
| Figure I-6 | Image bruitée avec un bruit i pulsionnel..... | 9 |
| Figure I-7 | Image bruitée avec un bruit multiplicatif..... | 10 |
| Figure I-8 | Image bruitée avec un bruit périodique..... | 10 |
| Figure I-9 | problème d'Aliasing..... | 11 |
| Figure I-10 | Phénomène de Gibbs..... | 11 |
| | | |
| Figure II-1 | L'image originale et l'image bruitée..... | 14 |
| Figure II-2 | Application d'un masque de convolution sur une image..... | 15 |
| Figure II-3 | Application du filtre moyenneur..... | 16 |
| Figure II-4 | Application du filtre gaussien..... | 17 |
| Figure II-5 | Application d'un filtre médian..... | 18 |
| Figure II-6 | Application du Filtre de Lee..... | 19 |
| Figure II-7 | Application du Filtre de Kuan..... | 20 |
| Figure II-8 | Application du Filtre de Kuwahara..... | 21 |
| Figure II-9 | Le pixel central d'une fenêtre 5x5..... | 22 |
| Figure II-9 | Application du Filtre de Nagao..... | 22 |
| Figure II-10 | Application du Filtre de Wiener..... | 23 |
| Figure II-11 | Débruitage par l'ondelette de haar..... | 24 |
| Figure II-12 | Le PSNR de différentes méthodes de débruitage..... | 25 |
| | | |
| Figure III-1 | Ondelette dilatée et translatée..... | 30 |
| Figure III-2 | Ondelette de Haar..... | 30 |
| Figure III-3 | Ondelette de Morlet..... | 31 |
| Figure III-4 | Ondelette de Daubechies..... | 31 |
| Figure III-5 | Ondelette de Symlet2..... | 31 |

| | | |
|---------------|---|----|
| Figure III-6 | la transformée en ondelette discrète et la décomposition en Approximation et détail..... | 33 |
| Figure III-7 | Processus de décomposition d'ondelette..... | 33 |
| Figure III-8 | Principe de l'algorithme de Mallat..... | 35 |
| Figure III-9 | Décomposition par ondelettes..... | 35 |
| Figure III-10 | Structure pyramidale..... | 36 |
| Figure III-11 | Application de l'analyse multi résolution..... | 37 |
| Figure III-12 | La reconstruction du signal..... | 37 |
| | | |
| Figure IV-1 | Seuillage dur..... | 41 |
| Figure IV-2 | Seuillage doux..... | 42 |
| Figure IV-3 | Organigramme de L'algorithme de débruitage..... | 44 |
| Figure IV-4 | L'image originale et les images bruitées ($\sigma=10$ et 20%)..... | 45 |
| Figure IV-5 | PSNR en utilisant l'ondelette de haar..... | 46 |
| Figure IV-6 | PSNR en utilisant différentes ondelettes (db1, db2, db3,db7) et un seuillage dur..... | 47 |
| Figure IV-7 | PSNR en utilisant différentes ondelettes (Sym1, Sym2,.....Sym7) et un seuillage dur..... | 48 |
| Figure IV-8 | PSNR en utilisant différentes ondelettes (Coif1, Coif2,.....Coif5) et un seuillage Dur..... | 49 |
| Figure IV-9 | Résultat de l'application des différents types d'ondelette ($\sigma=10$)..... | 50 |
| Figure IV-10 | PSNR en utilisant l'ondelette de haar..... | 51 |
| Figure IV-11 | PSNR en utilisant différentes ondelettes (db1, db2, db3,db7) et un seuillage dur..... | 52 |
| Figure IV-12 | PSNR en utilisant différentes ondelettes (Sym1, Sym2,.....Sym7) et un seuillage dur..... | 53 |
| Figure IV-13 | PSNR en utilisant différentes ondelettes (Coif1, Coif2,.....Coif5) et un seuillage dur..... | 54 |
| Figure IV-14 | Résultat de l'application des différents types d'ondelette ($\sigma=20$)..... | 55 |
| Figure IV-15 | Comparaison entre les différentes ondelettes optimales avec $\sigma=10\%$ | 57 |
| Figure IV-16 | Comparaison entre les différentes ondelettes optimales avec $\sigma=20\%$ | 57 |

Liste des tableaux

Chapitre II

Tableau II-1 : Comparaison entre les différentes méthodes de débruitage.....25

Chapitre IV

Tableau IV-1 : Ondelettes analysantes utilisées.....46

Tableau IV-2 : Ondelettes optimales et niveau de décomposition convenable.....56

Abréviations

| | |
|------|---|
| AMR | L'analyse multi résolution |
| CA | Coefficients d'Approximations |
| CD | Coefficients de Détails |
| CWT | La transformation en ondelettes continue |
| Coif | Coiflet |
| db | Daubechies |
| DWT | La transformation en ondelettes discrète |
| EDP | Equation à Dérivée Partielle |
| GLF | Gaussian Lowpass Filter |
| IDWT | Transformée en Ondelettes Discrète Inverse |
| MAD | Valeur Médiane Absolue |
| MSE | Mean Squar Error (erreur quadratique moyenne). |
| OEM | Onde E'lectromagnétique |
| PSNR | Peak Signal to Noise Ratio (Rapport pic du signal sur risque) |
| SNR | Signal to Noise Ratio (Rapport signal sur bruit) |
| sym | Symlet |

Symboles

σ_ϵ *Ecart-type de bruit*

E *Espérance*

$\Psi(t)$ *Ondelette mère*

N *Ensemble des entiers naturels*

Φ *Représente un dictionnaire multi-échelle*

δ^H *Seuillage dur*

δ^S *Seuillage doux*

δ_λ *Opérateur non linéaire de seuillage avec un seuil λ*

λ^M *Seuil minimax*

λ^U *Seuil universel*

Var *Variance*

ρ *Paramètre qui contrôle la moyenne du voisinage spatial*

Table des matières

| | |
|----------------------------|-------|
| Liste des figures | xi |
| Liste des tableaux | xvi |
| Liste Symboles | xvii |
| Liste des abréviations | xviii |
| Introduction générale..... | 1 |

Chapitre I : Image radar : acquisition et caractéristiques

| | |
|---|----|
| I.1.Introduction..... | 3 |
| I.2.L'acquisition d'images radar..... | 3 |
| I.3.Formation d'images radar..... | 4 |
| I.4.Caractéristiques des images radar..... | 6 |
| I.5.Les dégradations dans les images radar..... | 7 |
| I.5.1.Les bruits..... | 7 |
| I.5.1.1.Bruit gaussien..... | 8 |
| I.5.1.2.Bruit de Poisson..... | 8 |
| I.5.1.3.Le bruit impulsionnel ou binaire (salt & pepper noise)..... | 9 |
| I.5.1.4.Bruit multiplicatif (speckle)..... | 9 |
| I.5.1.5.Bruit périodique..... | 10 |
| I.5.2.Problème d'Aliasing..... | 10 |
| I.5.3.Phénomène de Gibbs..... | 11 |
| I.6.Paramètres quantitatifs de bruit..... | 12 |
| I.7. Conclusion..... | 12 |

Chapitre II : Quelques méthodes en restauration d'image

| | |
|--|----|
| II.1.Introduction..... | 14 |
| II.2.Filtrage à base de la convolution numérique..... | 15 |
| II.2.1.Convolution numérique bidimensionnelle..... | 15 |
| II.2.1.1.Définition..... | 15 |
| II.2.1.2.Illustration de l'opération de convolution appliquée à une image numérique..... | 15 |
| II.2.2.Filtre moyenneur (flou uniforme)..... | 15 |

| | |
|---|----|
| II.2.3.Filtre gaussien..... | 16 |
| II .3.Le filtre médian..... | 17 |
| II.4.Les filtres adaptatifs..... | 18 |
| II.4.1.filtre de Lee..... | 18 |
| II.4.2.Le filtre de Kuan | 20 |
| II.4.3.Filtre de Kuwahara..... | 20 |
| II.4.4.Filtre de Nagao..... | 21 |
| II.5.Filtrage dans le domaine fréquentiel..... | 22 |
| II.5.1. Le filtre de Wiener..... | 22 |
| II.5.2.Les méthodes basées sur la représentation en ondelettes..... | 23 |
| II.6.Étude comparative..... | 25 |
| II.7.Conclusion..... | 28 |

Chapitre III : La transformée en ondelette

| | |
|---|----|
| III.1.Introduction..... | 29 |
| III.2.Histoire de la décomposition en ondelettes..... | 29 |
| III.3.Insuffisance de l'analyse de Fourier..... | 29 |
| III.4 .Définition d'une ondelette..... | 30 |
| III.5.Quelques exemples des ondelettes..... | 30 |
| III.6.La transformation en ondelette continue..... | 32 |
| III.7.La transformation en ondelette discrète..... | 32 |
| III.8.L'analyse multi résolution (AMR)..... | 34 |
| III.9.Reconstruction du signal..... | 37 |
| III.10.Conclusion..... | 38 |

Chapitre IV : Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes

| | |
|--|----|
| IV.1.Introduction..... | 39 |
| IV.2.Principe général du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes..... | 39 |
| IV.2 .1.Estimation du niveau de bruit..... | 40 |
| IV.2.2.Le seuillage (thresholding)..... | 40 |
| IV.2.2.1.Seuillage dur ou "hardthresholding"..... | 41 |
| IV.2.2.2.Seuillage doux ou "soft thresholding"..... | 41 |
| IV.2.3.Choix du seuil..... | 42 |
| IV.3.débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes..... | 43 |

| | |
|--|----|
| IV.3.1.Algorithme de débruitage..... | 43 |
| IV.3.2.Résultats de la simulation..... | 45 |
| IV.3.2.1.Résultats du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes ($\sigma = 10$) | 46 |
| IV.3.2.1.1.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Haar..... | 46 |
| IV.3.2.1.2.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Daubechies..... | 47 |
| IV.3.2.1.3.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Symelet..... | 48 |
| IV.3.2.1.4.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de coiflet..... | 49 |
| IV.3.2.2.Résultats du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes ($\sigma = 20$)..... | 51 |
| IV.3.2.2.1.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Haar..... | 51 |
| IV.3.2.2.2.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Daubechies..... | 52 |
| IV.3.2.2.3.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Symelet..... | 53 |
| IV.3.2.2.4.Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Coiflet..... | 54 |
| IV.4.Comparaison des résultats..... | 56 |
| IV.5.Conclusion..... | 58 |
| Conclusion générale..... | 59 |
| Bibliographie..... | 60 |

Introduction générale

Introduction général

De nos jours, l'utilisation de systèmes d'imagerie aéroportés ou satellitaires est essentielle dans la surveillance et l'observation de l'évolution de la Terre. Parmi les différents systèmes d'imagerie possibles se trouve la famille des radars.

Un radar est un système qui permet de détecter et localiser des objets. Ce terme radar est l'acronyme de *radio détection and ranging* (système de détection et de télémétrie par ondes radio) cette expression fut utilisée pour la première fois par la marine américaine dans les années 1940. De nos jours, le terme radar ne se limite plus au système de détection et de localisation mais englobe aussi de nouveaux systèmes électroniques basés sur l'émission et la réception d'ondes électromagnétiques (EM). Parmi ces nouveaux systèmes électroniques se trouvent les radars imageurs. Ce type de système basé sur le principe radar est complémentaire aux systèmes imageurs basés sur des capteurs optiques. L'imagerie optique est basée sur l'acquisition des rayonnements optiques et infrarouges réfléchis par un objet afin de générer l'image de celui-ci. L'avantage de l'utilisation de l'imagerie optique est la facilité d'interprétation des images. Les images produites étant très proches de la perception de l'œil humain, il est facile d'interpréter ces images [1].

Cependant les images de télédétection obtenues par un système radar sont fortement affectées par le bruit. Ce bruit rend l'interprétation de l'image plus compliquée, et réduit l'efficacité des techniques habituelles de filtrage et d'analyse d'images [2]. Donc, il faut recourir à des méthodes de débruitage appropriées pour réduire le bruit dans les images radar.

Notre principal problème, que nous allons traiter, consistera à récupérer une image de bonne qualité, proche de l'image originale, à partir d'une image bruitée de mauvaise qualité.

Plusieurs approches de débruitage ont été élaborées. Tout d'abord très intuitifs, mais progressivement de plus en plus complexes. Commencent par des méthodes de filtrage spatial, celles-ci consistent à réduire le bruit dans les zones qui ne présentent pas d'objets intéressants et à accentuer la perception des structures d'intérêt, ces techniques de filtrage utilisent un filtre passe-bas pour supprimer les hautes fréquences, ce qui a pour inconvénient d'atténuer les contours de l'image. Pour pallier à ces problèmes, de nouvelles techniques, plus performantes, ont vu le jour aux cours des années 90 ; citons notamment les approches variationnelles basées sur les EDPs les approches utilisant les champs de Markov et les approches basées sur les transformées multi-échelles, notamment la transformée en ondelettes [24].

Récemment, Les ondelettes ont montré leur puissance dans le cadre de l'estimation statistique, par le biais de ces transformées parcimonieuses l'énergie du signal utile est concentrée sur un faible nombre de coefficients, ce qui offre ainsi un cadre naturel non linéaire pour estimer ce signal. En effet, il suffit de seuiller les coefficients de l'image observée et d'inverser la transformée pour obtenir une estimée du signal utile.

Ce mémoire s'articule autour de quatre chapitres :

Dans la première chapitre, de ce mémoire, nous effectuons une présentation sur la technique d'imagerie radar et les différents artefacts et bruit liée à ce type d'imagerie. Pour conclure ce chapitre nous exposons quelques paramètres quantitatifs de bruit dans les applications de traitement de signaux et d'images.

Dans le deuxième chapitre nous présentons les différentes méthodes pour la restauration des images, à travers les filtres linéaire et non-linéaires, les méthodes à base des filtres adaptatifs, les méthodes issues de l'analyse harmonique et bien évidemment, la transformée en ondelettes.

Dans le troisième chapitre, nous exposons un rappel sur la transformé en ondelette continue (CWT) et discrète (DWT). Ensuite, nous définissons le principe général de l'analyse multi-résolution.

Dans le dernier chapitre, nous abordons le formalisme général de l'algorithme de débruitage par seuillage de coefficients d'ondelette ensuite nous présentons les différents modèle de seuillage et de seuil qui ont été proposés dans la littérature du traitement d'images.

Finalement ce travail est clôturé par une conclusion générale résumant les idées fondamentale que nous avons apportées dans ce mémoire, et permet de dégager quelques perspectives.

Chapitre I

Image radar : acquisition et caractéristiques

1.1. Introduction

Le mot radar est une abréviation de l'anglais Radar Detection Ranging (système de détection et de télémétrie par ondes radio). Ce mot est utilisé pour décrire un système d'acquisition d'images à des longues distances. Le principe de fonctionnement du système radar se base sur l'éclairage artificiel de la scène, et l'analyse des ondes réfléchies. Nous distinguons deux types de systèmes radar, le radar à ouverture réelle [3] et le radar à ouverture synthétique (Synthetic Aperture Radar ou SAR) [3]. C'est ce dernier type de radar qui a attiré l'attention des chercheurs en télédétection ces dernières années. Ce système produit des images de bonne qualité dans des conditions difficiles (nuages, longue distance). Cependant, les images produites sont affectées par un bruit, et nécessitent un prétraitement avant d'être interprétées.

Dans ce chapitre, nous présentons le principe de fonctionnement d'un système radar en générale et les différents artefacts et bruit liée à ce type d'imagerie. Pour conclure ce chapitre nous exposons quelques paramètres quantitatifs de bruit dans les applications de traitement d'images.

1.2. L'acquisition d'images radar

Nous distinguons deux modes d'acquisition d'images en télédétection, acquisition par les capteurs passifs, et acquisition par les capteurs actifs. Les capteurs passifs se contentent d'enregistrer l'énergie naturelle provenant de la terre, alors que les capteurs actifs [2] éclairent artificiellement les surfaces à filmer avant d'enregistrer l'énergie renvoyée vers le capteur. Parmi les capteurs passifs, nous citons les radiomètres, ...alors que parmi les capteurs actifs, il y a les radars et les diffus-mètres [3], [2]. Nous nous intéressons ici au système radar à ouverture synthétique, qui a réussi à produire des images impressionnantes.

Le système radar [2], [4] projeté vers le sol une impulsion d'énergie OEM (onde électromagnétique) maintenue dans un plan perpendiculaire au déplacement de la plateforme qui transporte le radar (avion ou satellite). Une partie de cette énergie est réfléchiée par les objets au sol, et se trouve renvoyée vers le capteur. Une comparaison entre les caractéristiques de l'onde réfléchiée (phase et amplitude) et celles de l'onde émise permet de déduire les propriétés de la surface au sol. Les objets au sol sont séparés sur l'image par l'analyse des temps de retour du signal [2]. L'autre dimension de l'image est générée par le déplacement même du radar.

La (Figure I-1) présente le principe de fonctionnement d'un système radar pour l'acquisition d'images.

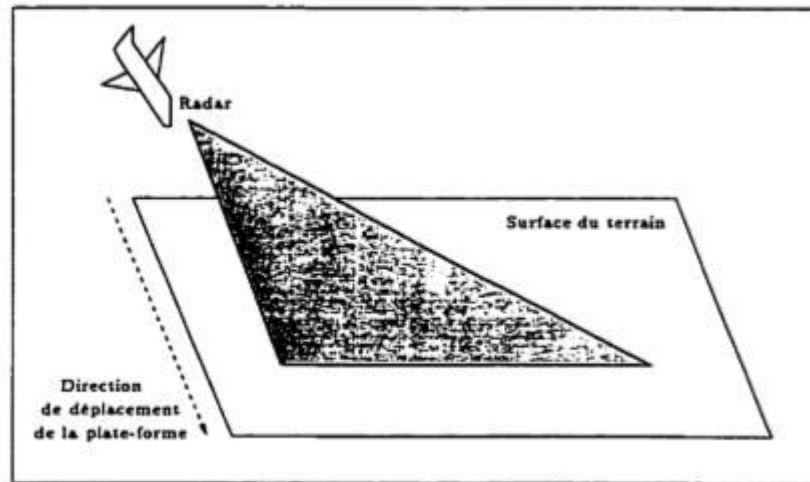


Figure I-1 Le principe de fonctionnement du système radar.

Dans une image radar, la valeur de chacun des pixels est associée soit à l'amplitude ou à l'intensité du signal rétrodiffusé du terrain ou des objets. Dans le premier cas, on parle d'image d'amplitude, et dans le second, d'image d'intensité. Chaque objet du terrain est caractérisé par son coefficient de rétrodiffusion. La formation des images radar est cependant totalement différente de celles obtenues en télédétection passive. Ainsi, le coefficient de rétrodiffusion est relié à la moyenne du signal, mais celui-ci peut subir de grandes variations locales et aléatoires dues à l'interférence des ondes cohérentes émises et au système imageur. Cette variation se manifeste même pour des objets homogènes (coefficient de rétrodiffusion constante), et produit une granularité appelée chatoiement (speckle en anglais) (image bruitée).

1.3. Formation d'images radar

Un radar comporte trois éléments essentiels: un émetteur, un récepteur et un système de traitement et de stockage des données acquises. L'émetteur est constitué d'une antenne qui envoie dans l'espace une onde électromagnétique qui se propage dans le milieu ambiant jusqu'au sol avant de revenir au radar (Figure I-2). L'antenne transmet et reçoit alternativement des impulsions à des longueurs d'onde données: entre 1cm et 1m, ce qui correspond à des fréquences entre 300Mhz et 30Ghz, et à des polarisations données (horizontale ou verticale). Un système d'imagerie radar peut ainsi émettre à de fortes puissances environ 1500 impulsions par seconde, leur durée variant entre 10 et 50s. Chaque impulsion couvre une petite bande de fréquence centrée sur la fréquence sélectionnée pour le radar. Pour un radar imageur, la largeur de cette bande est typiquement comprise entre 10 et 200Mhz.

Le temps écoulé entre l'émission et la réception d'une impulsion peut être utilisé pour localiser des cibles.

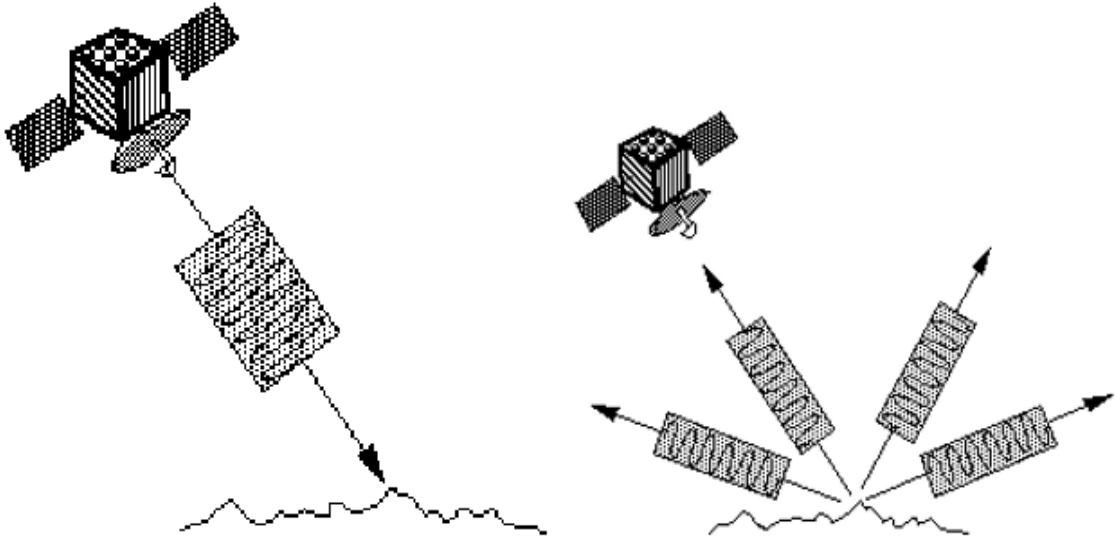


Figure I-2 Principe d'un système radar: émission puis rétrodiffusion.

Il existe de multiples cas de rétrodiffusion. Quelques cas typiques sont présentés dans la (Figure I-3). Une image radar est en effet formée après que le système a reçu une somme d'ondes réfléchies provenant de différents objets terrain de la bande de sol illuminée. Seule une partie de l'énergie contenue dans les impulsions émises est rétrodiffusée vers le radar, sous forme d'un écho de faible puissance qui est capté par l'antenne selon une polarisation particulière (pas nécessairement la même que celle de l'onde émise). Cet écho radar, c'est-à-dire l'intensité de l'onde réfléchie par un objet, dépend pour une longueur d'onde donnée de:

- la taille des diffuseurs;
- l'angle d'observation de la cible: la rétrodiffusion d'une cible diminue lorsque l'angle d'incidence augmente. L'angle d'incidence se mesure entre la verticale et la direction d'observation, c'est-à-dire qu'il est nul quand le radar est à la verticale de la cible (Figure I-3 (a))
- la polarisation des impulsions : la différence de phase entre les polarisations HH (horizontale à l'émission et à la réception) et VV (verticale à l'émission et à la réception) des signaux reçus résulte des caractéristiques structurales des diffuseurs;
- des propriétés électriques de l'objet, de sa rugosité, de sa forme géométrique : par exemple sur un objet lisse l'onde se réfléchit comme sur un miroir (Figure I-3(a)et(b)), alors que sur un objet irrégulier elle réfléchit dans toutes les directions (Figure I-3 (c)et(d)). La mesure de la rétrodiffusion d'une cible est appelée coefficients de rétrodiffusion et s'exprime

généralement en décibels (dB). Il est compris pour des surfaces naturelles entre 5dB (surface très réfléchissante qui apparaît claire) et 40dB (surface peu réfléchissante qui apparaît sombre). En effet, les zones sombres correspondent à une faible rétrodiffusion, signifiant qu'une petite partie de l'énergie émise est revenue au radar. Ainsi les autoroutes et les étendues d'eau calme paraissent généralement très sombres sur une image radar. Les zones claires correspondent en revanche à une forte rétrodiffusion, signifiant qu'une grande partie de l'énergie a été réfléchi vers le capteur. Les structures formant des coins, tels que des bâtiments, ont souvent une réponse très forte. Les surfaces rugueuses diffusent quant à elles l'onde incidente dans une multitude de directions, et seule une fraction de l'énergie est renvoyée au capteur. Il en est de même pour la diffusion volumique. L'ensemble des échos reçus est finalement converti en données numériques qui subissent ensuite un traitement pour constituer des images exploitables [5].

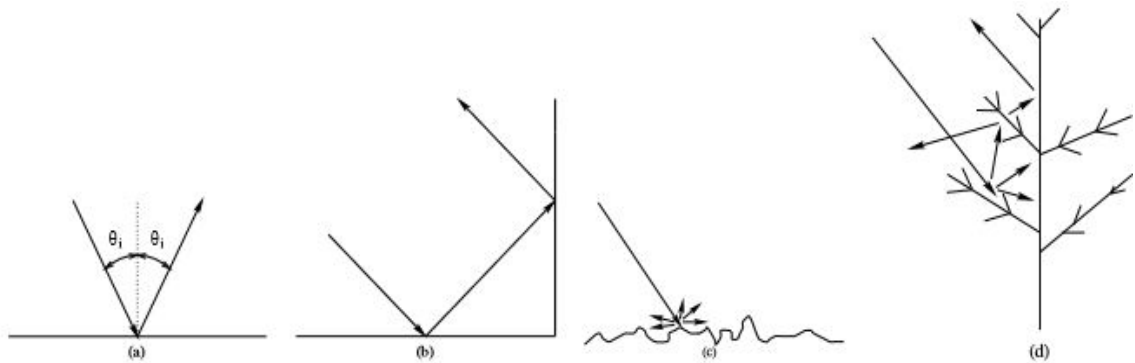


Figure I-3 Exemples de mécanismes de rétrodiffusion. (a) Réflexion sur une surface lisse. (b) Double rebond dans un coin. (c) Rétrodiffusion par une surface rugueuse par rapport à la longueur d'onde. (d) Diffusion volumique.

1.4. Caractéristiques des images radar

Toutefois, le système radar possède des caractéristiques intéressantes pour les applications en télédétection, même si les images produites sont plus compliquées à interpréter.

- Le radar offre des possibilités pour la surveillance de l'environnement.
- La production des images par ce système est indépendante des conditions météorologiques. Ceci est possible grâce aux fréquences utilisées qui se situent dans une région de spectre électromagnétique où l'atmosphère est totalement transparente au rayonnement [2].
- Toutes les images radars contiennent une certaine quantité de ce que l'on appelle le chatoiement radar (speckle). Le speckle est présent dans les images radar. Bien

qu'il soit souvent considéré comme un bruit multiplicatif, Cet effet se manifeste comme une texture poivre et sel sur les images. Le chatoisement est produit par l'interférence aléatoire, constructive et destructive, provenant de la diffusion multiple qui se produit dans chaque cellule de résolution.

Le chatoisement est essentiellement une sorte de bruit qui dégrade la qualité de l'image et peut rendre l'interprétation (visuelle ou numérique) plus difficile. Ainsi, il est généralement préférable de réduire le chatoisement avant l'interprétation et l'analyse des images. Deux techniques permettent de réduire le chatoisement :

- le traitement multi-visé,
- le filtrage spatial [6].

1.5. Les dégradations dans les images radar

Dans la pratique, une image peut être dégradée par plusieurs types et formes de bruit, la source principale des bruits dans les images numériques survenues pendant l'acquisition et la transmission.

Les performances des capteurs d'imagerie est affectée par une variété de facteurs, tel que les conditions environnementale durant l'acquisition, et aussi par les capteurs d'image eux-mêmes. Par exemple, dans l'acquisition des images avec une caméra, les niveaux de lumière et la température du capteur sont des facteurs principaux sur la quantité de bruit dans l'image capturée.

Les images sont aussi corrompues lors de la transmission principalement dû à l'interférence dans le canal utilisé pour la transmission, à titre d'exemple, une image transmise en utilisant un réseau sans fil peut-être endommagée en raison de l'éclairage ou d'autres perturbations atmosphériques.

Donc, le bruit est un effet indésirable dans l'image, d'où la nécessité de le réduire ou le supprimer sans entraîner un changement significatif du détail et des caractéristiques de l'image [7].

1.5.1. Les bruits

Les images obtenues par les différents techniques d'acquisition (radar, satellites, scanner, échographie, etc....) sont souvent très bruitées. Nous pouvons formuler ceci d'un point de vue mathématique en écrivant :

$$X = f + W \quad (I.1)$$

Avec X l'image obtenue, f , l'image de départ et W le bruit.

A chaque étape de l'acquisition d'une scène, des perturbations (rayures, poussières,...) vont détériorer la qualité de l'image. Ces perturbations sont regroupées sous le nom de "*bruit d'image*". On distingue plusieurs types de bruits :

1.5.1.1. Bruit gaussien

Le bruit blanc gaussien apparaît dans l'image comme une variation aléatoire autour des Valeurs d'intensité. Il est modélisé par l'équation suivante :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (I.2)$$

Où $f(x)$ est la densité de probabilité gaussienne (unidimensionnelle), μ et σ représentent respectivement la moyenne et la variance [8].



Figure I-4 Image bruitée avec un bruit gaussien.

1.5.1.2. Bruit de Poisson

Ce type de bruit peut être modélisé par des valeurs aléatoires qui sont générées suivant la loi de poisson [9].

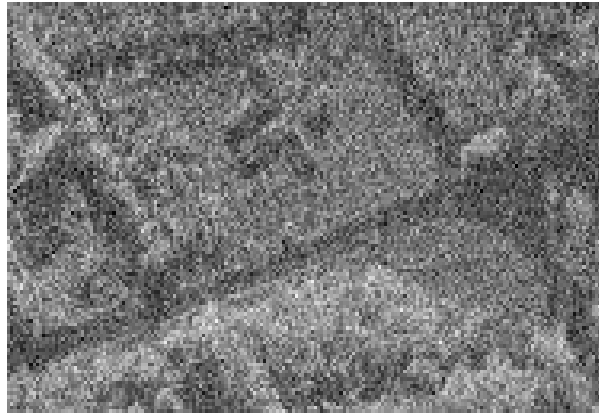


Figure I-5 image bruitée avec un bruit de poisson.

1.5.1.3. Le bruit impulsionnel ou binaire (salt & pepper noise)

Il est causé par des perturbations soudaines et aigues affectant le signal image. Son apparence affecte les pixels noirs ou/et blanc à travers l'image [8].



Figure I-6 Image bruitée avec un bruit impulsionnel.

1.5.1.4. Bruit multiplicatif (speckle)

Le bruit multiplicatif peut être modélisé par des valeurs aléatoires multipliées par les valeurs des pixels [8].

$$\text{Image bruitée} = (\text{Image originale}) \times (\text{bruit}) \quad (\text{I.3})$$



Figure I-7 image bruitée avec un bruit multiplicatif.

1.5.1.5. Bruit périodique

Lorsqu'un signal image est exposé à une perturbation périodique (non aléatoire), on obtient une image affectée par un bruit périodique. Ce bruit apparaît sous forme de barre à travers l'image.

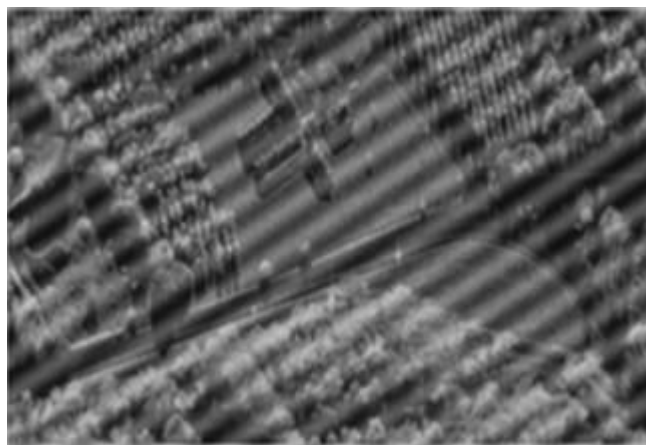


Figure I-8 image bruitée avec un bruit périodique.

1.5.2. Problème d'Aliasing

Crènelage ou **repli de spectre**, c'est le phénomène de recouvrement du spectre (Figure I-1), il peut se produire lors du passage du monde continu au monde discret, d'un signal ou d'une image, lorsque des fréquences qui ne sont pas représentées dans le signal original sont introduites par erreur dans le signal, par conséquence de son échantillonnage ne respectant pas le théorème d'échantillonnage de Nyquist-Shannon [10].

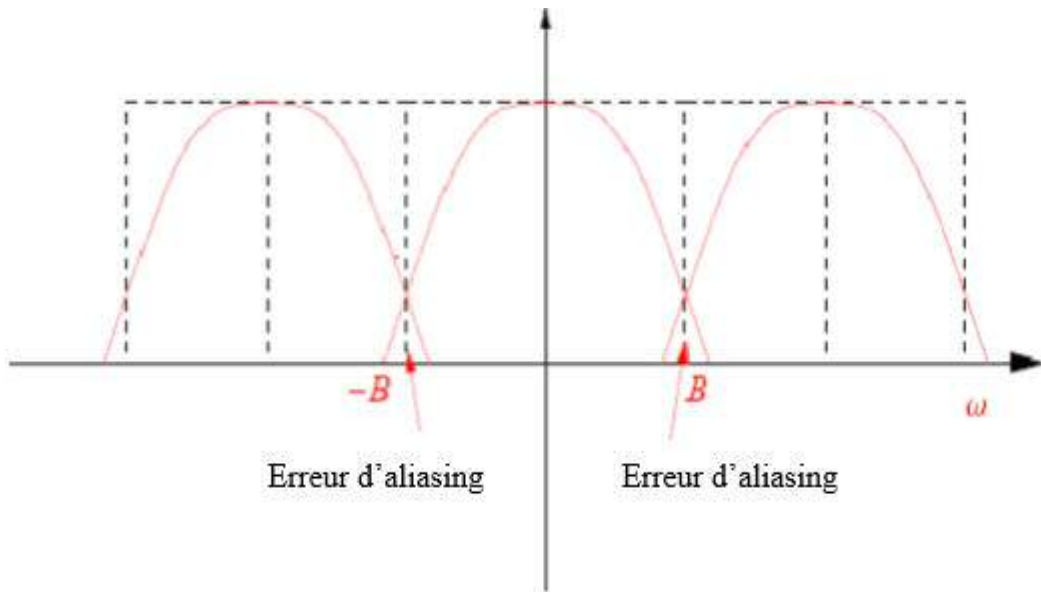


Figure I-9 Problème d'Aliasing.

I.5.3. Phénomène de Gibbs

On peut observer ce phénomène d'oscillation dans les images ou signaux sortis d'un système physique ou numérique en mesurant une fonction f . Pour éviter l'artefact d'aliasing, l'échantillonnage nécessite le respect des conditions de Shannon et donc un filtrage passe-bas préalable est effectué. L'approximation par cette fonction filtrée crée des oscillations au voisinage où f a une discontinuité qui représente souvent une frontière, un contour dans les images. C'est ce que l'on appelle le phénomène de Gibbs [11].



Figure I-10 Phénomène de Gibbs.

1.5.4. Paramètres quantitatifs de bruit

L'effet du bruit sur l'image est souvent décrit par Le rapport signal sur bruit (SNR, pour Signal to Noise Ratio) qui est souvent utilisé comme un paramètre quantitatif de bruit dans les applications de traitement de signaux et d'images, il est donné par la relation suivante :

$$SNR = \frac{\sigma_w}{\sigma_n} = \sqrt{\frac{\sigma_y^2}{\sigma_n^2} - 1} \quad (I.4)$$

Où σ_n^2 et σ_y^2 sont les variances respectives de l'image réelle et de l'image traitée. Un autre paramètre quantitatif le PSNR (acronyme de Peak Signal to Noise Ratio), est souvent utilisé pour mesurer la qualité de l'image obtenue par rapport à l'image standard numérique.

Pour une image reconstruite I et l'image de référence I0 de taille M×N, le PSNR en décibels (dB) est défini comme suit :

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{D^2}{EQM} \quad (I.5)$$

$$EQM = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f_0(i,j) - f(i,j))^2 \quad (I.6)$$

Où D est l'écart entre la plus grande et la plus petite valeur d'intensité de l'image.

Dans le cas standard d'une image à niveaux de gris entre 0 et 255, $D = 255$. EQM est l'erreur quadratique moyenne de cette image.

Une image parfaitement reconstruite a un PSNR infini et une erreur quadratique moyenne (EQM) nulle [7].

1.6 Conclusion

Le système radar réussit à traverser la couverture nuageuse, et offre des possibilités intéressantes pour la surveillance de la terre. Les images radar suscitent un intérêt marqué auprès des chercheurs dans plusieurs domaines, tels que le domaine de la géologie, la glaciologie et le domaine de l'hydrologie.

Cependant, de telles images sont affectées par un bruit qui rend difficile l'interprétation et l'extraction de l'information. Il est donc nécessaire de filtrer ces images afin de réduire le bruit. Ce bruit possède des caractéristiques et des propriétés statistiques bien déterminées.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons les méthodes les plus connues pour le filtrage des images radar.

Chapitre II

Quelques méthodes en restauration d'image

II.1.Introduction

Le traitement d'images désigne l'ensemble des techniques permettant de modifier une image dans le but d'améliorer la qualité des images observées ou d'extraire des informations, plusieurs type d'actions peuvent être envisagées : détection des contours, filtrage, segmentation, restauration,...

Cependant, le débruitage est l'un des sujets les plus délicats du traitement d'image. Il a vu couler beaucoup d'encre et de nombreuses méthodes lui ont été consacrées, tout d'abord très intuitives, mais progressivement de plus en plus complexes.

En revanche, au cours de Ces dernières années, le problème de la restauration d'image s'est posé en ces termes : Comment débruiter l'image tout en respectant les caractéristiques géométriques dans l'image originale ? La difficulté est due au fait que les parties bruitées et les parties discontinues ont généralement des caractéristiques communes.

Dans ce chapitre nous présenterons les différentes méthodes de filtrages linéaires et non linéaires confrontés en traitement d'image. Les résultats expérimentaux sont présentés sur une image radar de taille (210 x 349), (Figure II-1) avec un bruit blanc gaussien ($\sigma = 10\%$). Le bruit est important mais visuellement, les informations principales de l'image originale sont conservées.



Image originale
210 x 349



Image bruitée $\sigma = 10\%$
EQM= 0.0100
PSNR = 68.1123

Figure II-1 L'image originale [45] et l'image bruitée.

Nous utiliserons matlab2013 pour tester nos algorithmes.

II.2. Filtrage à base de la convolution numérique

II.2.1. Convolution numérique bidimensionnelle

II.2.1.1. Définition

Considérons une image monochrome dans laquelle la fonction $I(i, j)$ représente l'intensité lumineuse du pixel de coordonnées (i, j) . La convolution numérique de cette fonction avec une réponse impulsionnelle bidimensionnelle $h(m, n)$ conduit à une nouvelle image de fonction $g(i, j)$. Cette convolution s'écrit :

$$g(i, j) = \sum_{m=-M}^M \sum_{n=-N}^N h(m, n) I(i - m, j - n) \quad (\text{II.1})$$

$g(i, j)$ Est la somme, pondérée par les coefficients $h(m, n)$, des intensités des pixels appartenant à un voisinage du pixel de coordonnées (i, j) . Le traitement est dit localisé. La réponse impulsionnelle $h(m, n)$ est appelé masque de convolution, noyau de convolution, filtre, fenêtre, kernel, ...

II.2.1.2. Illustration de l'opération de convolution appliquée à une image numérique

La figure (II-2) illustre le passage d'un masque de convolution sur une image numérique monochrome. Le masque est déplacé dans toute l'image initiale pour obtenir une image traitée complète.

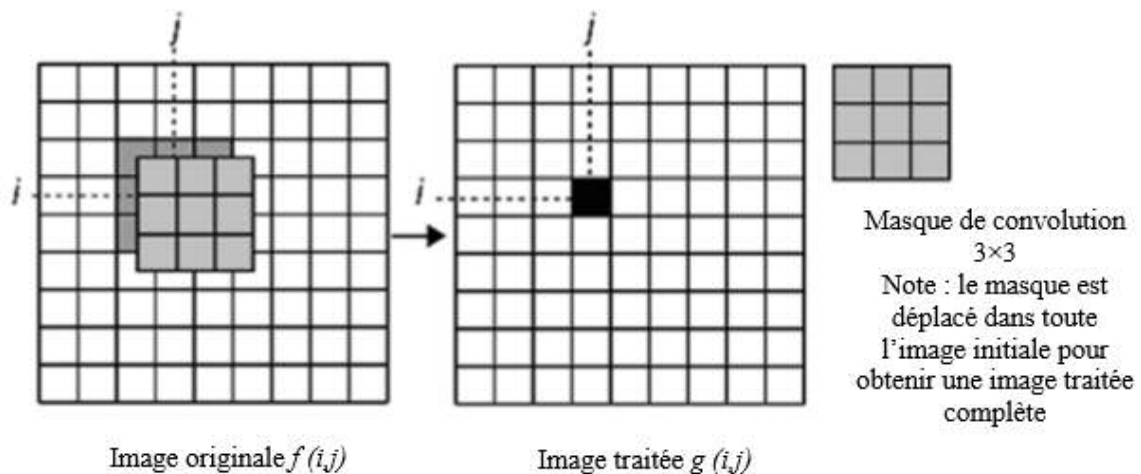


Figure II-2 Application d'un masque de convolution sur une image [12].

II.2.2. Filtre moyenneur (flou uniforme)

Son principe consiste à remplacer chaque pixel par la valeur moyenne de ses voisins. Le filtre moyenneur permet de lisser l'image, réduit le bruit, Réduit les détails non importants et Brouille ou rend l'image floue.

Dans la figure (II-3), nous présentons les résultats d'image débruitée par un filtre moyennneur.



Image originale bruitée
PSNR = 68.1123



Image débruitée
EQM = 0.0027
PSNR = 73.8750

Figure II-3 Application du filtre moyennneur.

II.2.3. Filtre gaussien

Dans l'approche gaussien On utilise des masques réalisant la moyenne pondérée dans le voisinage du pixel considéré. Cependant les coefficients du filtre gaussien est calculer par :

$$g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (\text{II.2})$$

On outre Les pixels du voisinage qui sont proches du pixel central ont un poids plus fort (plus d'influence) que ceux qui sont plus éloignés.

Dans la Figure (II-4), nous présentons les résultats d'image débruitée par un filtre gaussien.

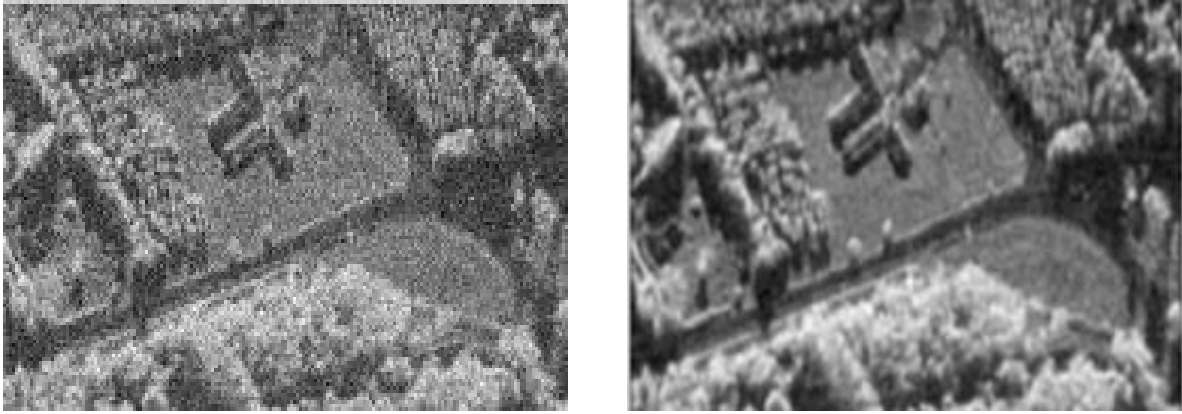


Image originale bruitée
PSNR = 68.1123

Image débruitée
EQM = 0.0026
PSNR = 73.9455

Figure II-4 Application du filtre gaussien

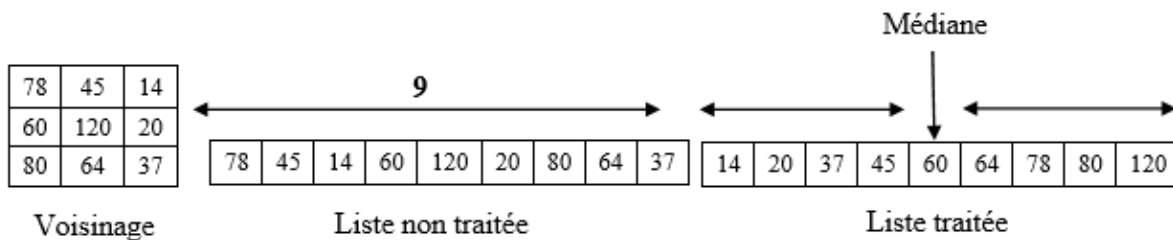
II .3.Le filtre médian

Pour nettoyer le bruit dans une image, il existe mieux que le filtre moyenneur ou le filtre gaussien Il s'agit du filtre médian. C'est un filtre non-linéaire, qui ne peut pas s'implémenter comme un produit de convolution. Le filtrage médian procède tout d'abord par un tri des valeurs de niveau de gris du voisinage suivi d'une sélection de l'élément milieu du tri. Le tri se fait par ordre croissant généralement. Il conduit à former l'ensemble ordonné des valeurs de gris du voisinage de $I(x0, y0)$. Les éléments ordonnés étant notés $I(i)$, le tri croissant est caractérisé par:

$$I_1 < I_2 < \dots < \frac{I_{N+1}}{2} < I_{N-1} < I_N \tag{II.3}$$

L'élément médian du voisinage est $\frac{I_{N+1}}{2}$. Sa propriété est d'être précédée par $\frac{N-1}{2}$ valeurs inférieures et suivi par autant de valeurs supérieures. Le filtrage consiste à remplacer $I(x0, y0)$ par la valeur médiane du voisinage $\frac{I_{N+1}}{2}$.

Exemple de filtre médian :



Le filtre médian est pratiquement toujours préféré au filtre moyenneur ou au filtre gaussien pour améliorer les images bruitées. Après l'application de ce type de filtrage nous avons obtenu les résultats suivants Figure (II-5) [12]:



Image originale bruitée
PSNR=68.1123

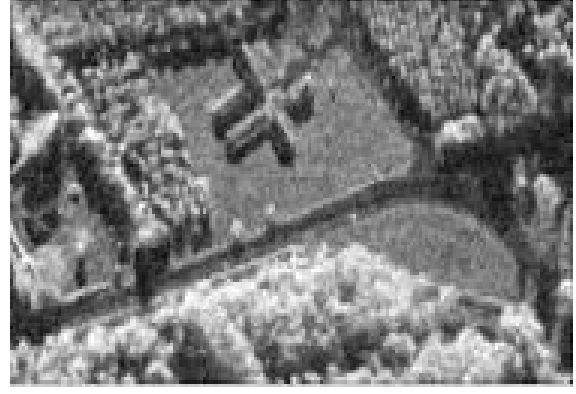


Image débruitée
EQM =0.0031
PSNR =73.1523

Figure II-5 Application d'un filtre médian.

II.4. Les filtres adaptatifs

II.4.1. filtre de Lee

Le filtre de Lee [13] propose d'estimer la moyenne et la variance de R (R est l'information que l'on veut mesurer) par la moyenne locale observée, I et la variance locale observée, $Var(I)$. I et $Var(I)$ sont calculés sur une fenêtre. Cette méthode est dite LS (Local Statistic) [10].

R et $Var(R)$ sont exprimés en fonction de I et $Var(I)$ de la façon suivante:

$$\bar{R} = \bar{I} \quad (\text{II.4})$$

$$var(R) = \frac{var(I) - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{\sigma_u^2 + 1} \quad (\text{II.5})$$

σ_u Est l'écart type du signal bruit U . $\sigma_u = C_u$ étant le coefficient de variation de U . Lee propose d'approximer le modèle multiplicatif du signal image I par un modèle linéaire de la forme $\hat{R} = aI + b\bar{R}$ où \hat{R} est l'estimateur de R donnant la plus petite erreur quadratique par rapport à la moyenne (Minimum Mean Square Error MMSE). Les variables a et b sont choisies de façon à minimiser $E((\hat{R} - R)^2)$, E étant est l'espérance mathématique. Nous obtenons:

$$\hat{R} = \alpha I + (1 - \alpha)\bar{R} \quad (\text{II.6})$$

Avec

$$\alpha = \frac{var(R)}{var(I)} \quad (\text{II.7})$$

En remplaçant $Var(R)$ par l'expression de l'équation(II.5). On aura:

$$\alpha = \frac{var(I) - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{(1 + \sigma_u^2) var(I)} \quad (\text{II.8})$$

$1 + \sigma_u^2$ Peut être remplacée par 1 car $\sigma_u^2 \approx 0$ on aura donc:

$$\alpha = \frac{\text{var}(I) - \bar{I}^2 \sigma_u^2}{\text{var}(I)} = 1 - \frac{C_u^2}{C_I^2} \quad (\text{II.9})$$

Finalement le filtre de Lee est défini de la façon suivante:

$$\hat{R}(t) = w(t)I(t) + (1 - w(t))\bar{I}(t) \quad (\text{II.10})$$

Avec

$$w(t) = 1 - \frac{C_u^2}{C_I^2(t)}, \quad C_I^2(t) = \frac{\text{var}(I)}{\bar{I}(t)^2} \quad (\text{II.11})$$

Notons que le facteur de pondération est une valeur entre 0 et 1. Si l'équation (II.11). Donne une valeur négative pour $w(t)$, cette valeur sera remplacée par zéro. Le filtre de Lee peut être interprété de la façon suivante:

Le coefficient de variation au carré d'une région, C_I^2 est comparé au coefficient de variation au carré du bruit. Si $C_I^2 \leq C_u^2$ le facteur de pondération aura la valeur zéro. Ceci correspond à estimer $R(t)$ par la moyenne calculée sur la fenêtre $\bar{I}(t)$ (*région homogène*). Par contre, si $C_I^2 > C_u^2$ le facteur de pondération aura une valeur qui dépend du rapport $\frac{C_u^2}{C_I^2}$.

Le filtre a tendance à garder la valeur observée du pixel, $I(t)$, tant que ce rapport est plus petit (*région hétérogène*).

Nous avons appliqué Le filtre de Lee, La figure (II-6), montrent les résultats du filtrage



Image originale bruitée
PSNR=68.1123



Image débruitée
EQM = 0.0027
PSNR = 73.8472

Figure II-6 Application du Filtre de Lee.

II.4.2. Le filtre de Kuan

Le filtre de Kuan [14] transforme le modèle multiplicatif du bruit en un modèle additif sur lequel il applique le critère de MMSE (Minimum Mean Square Error). Le filtre obtenu est un filtre qui a la même forme que le filtre proposé par Lee, mais avec une fonction de pondération différente:

$$w(t) = \frac{1 - \frac{C_u^2}{C_I^2(t)}}{1 + C_u^2} \quad (\text{II.12})$$

Ce filtre se comporte relativement de la même manière que le filtre de Lee. La figure (II-7), montrent les résultats du filtrage.

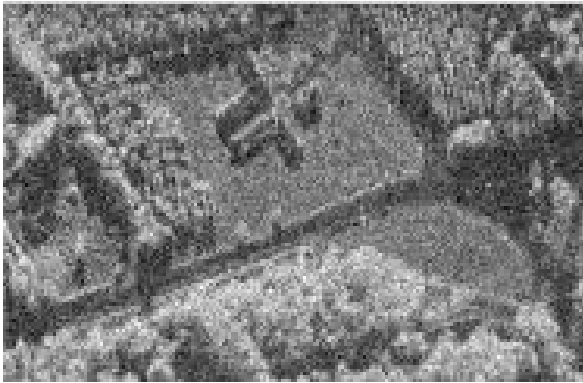


Image originale bruitée
PSNR=68.1123

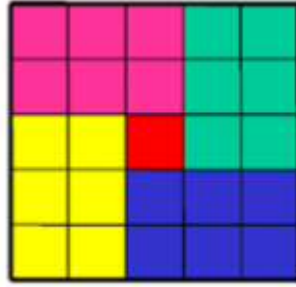


Image débruitée
EQM = 0.0039
PSNR = 72.2252

Figure II-7 Application du Filtre de Kuan.

II.4.3. Filtre de Kuwahara

Ce filtre permet d'atténuer le bruit avec une conservation pour les contours, son principe repose sur le calcul de la valeur moyenne des sous-voisinages et conserver celle qui a la plus petite variance.



On a 4 régions donc 4 moyennes et 4 variances, le pixel central sera remplacé par la moyenne de la région de variance minimale.

Les résultats de l'application du filtre de *Kuwahara* sont illustrés sur la figure (II-8).



Image originale bruitée
PSNR= 68.1123



Image débruitée
EQM = 0.0027
PSNR = 73.848

Figure II-8 Application du Filtre de Kuwahara.

II.4.4. Filtre de Nagao

Dans l'approche de Nagao [15], on travaille sur une fenêtre de taille 5×5 entourant le pixel central (qui appartient à toutes ces fenêtres). On définit 9 fenêtres possibles (Figure II-9), toutes de 9 pixels, identifiées par un indice k . Sur chaque fenêtre on mesure la moyenne m_k et la variance σ_k^2 des niveaux de gris. On choisit alors de remplacer le pixel central par la valeur moyenne de la fenêtre dont la variance est la plus faible.

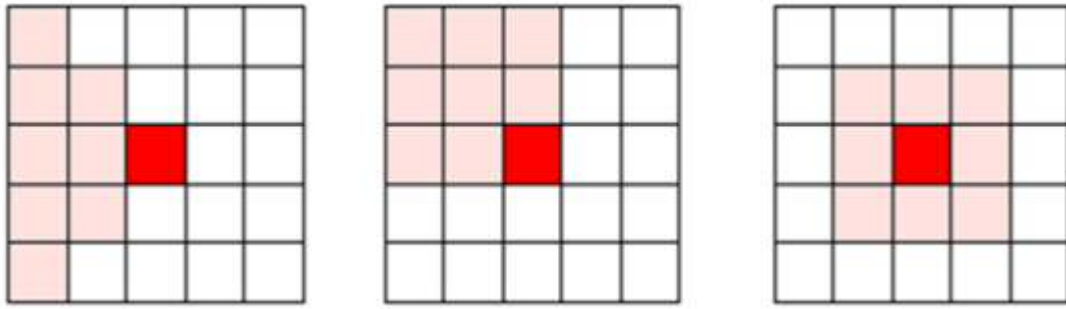


Figure II-9 Le pixel central d'une fenêtre 5x5 appartient à 9 fenêtres de 9 pixels chacune : 4 se déduisent de la fenêtre représentée à gauche par rotations de $n \times 90^\circ$ 4 de la fenêtre au centre et la fenêtre de droite [16].

Après l'application de ce type de filtrage, nous avons obtenus les résultats qui sont illustrés dans la figure (II.9).



Image originale bruitée
PSNR= 68.1123



Image débruitée
EQM = 0.0060
PSNR = 70.3766

Figure II-9 Application du Filtre de Nagao.

II.5. Filtrage dans le domaine fréquentiel

II.5.1. Le filtre de Wiener

Le modèle de dégradation d'image peut être défini par :

$$g = HI + n \quad (\text{II.13})$$

g : L'image dégradée,

I : l'image à restaurer,

H : la dégradation,

n : le bruit additif.

L'objectif de la restauration d'image est d'obtenir une estimée \hat{I} de l'image originale I à partir de l'image dégradée g .

La fonction de coût du filtre de Wiener est une estimation de la moyenne statistique de l'erreur entre I et \hat{I} :

$$J(\hat{I}) = E \left\{ \|I - \hat{I}\|^2 \right\} \quad (\text{II.14})$$

L'image \hat{I} qui minimise (II.14) est donnée dans l'espace de Fourier par [17]:

$$\hat{I} = \frac{1}{H} \frac{|H|^2}{|H|^2 - \frac{S_{nn}}{S_{II}}} g \quad (\text{II.15})$$

Où S_{II} et S_{nn} représentent respectivement les densités spectrales de puissance de l'image originale I et du bruit n . Le filtre de Wiener exige des connaissances à priori sur ces deux grandeurs.

Les résultats de l'application du filtre de Wiener sont illustrés sur la figure (II-10).



Image originale bruitée
PSNR=68.1123



Image débruitée
EQM = 0.0025
PSNR = 74.1650

Figure II-10 : Application du Filtre de Wiener.

II.5.2. Les méthodes basées sur la représentation en ondelettes

Les ondelettes ont été introduites à la fin des années 80 comme outil d'analyse multi échelle du signal et des images. La théorie permet de sélectionner des bases intrinsèquement adaptées à la représentation d'une classe de signaux et ainsi d'approcher la fonction précisément en respectant le plus possible l'information. Ainsi, les ondelettes sont appliquées à la restauration d'images bruitées et à la compression des images.

Le débruitage par ondelettes consiste à décomposer l'image bruitée dans une base orthogonale en ondelettes, à supprimer les coefficients inférieurs à un seuil donné en utilisant le

seuillage dur, doux, NNG, SCAD,...et à reconstruire une image par la formule de synthèse.

Le choix de seuil $T = \sigma\sqrt{2\log N}$ où N est la taille d'échantillonnage, σ^2 est la variance du bruit donne un estimateur optimal au sens minimax quand N tend vers l'infini [18]. Ces algorithmes sont formulés par Donoho et Johnstone dans [19], [18]. L'image débruitée est représentée par des coefficients larges et la performance de l'estimateur dépend donc de la vitesse de décroissance des coefficients. Grâce à sa localisation en temps et en échelle, la base d'ondelettes permet de représenter des fonctions régulières par morceaux plus efficacement qu'avec des bases orthogonales classiques comme la base de Fourier ou en cosinus car la décroissance des coefficients en ondelettes dans un voisinage d'une discontinuité est plus rapide que celle des coefficients de Fourier.

Nous représentons sur la figure (II-11), les résultats obtenus par l'application de cet algorithme.

Le test sera effectué sur la base d'un seuillage dur et d'un type de seuil universel. L'ondelette analysante choisie pour l'expérience sera celle de Haar. [Les détails de la transformée en ondelette plus les résultats se trouve dans le chapitre 3 et 4].

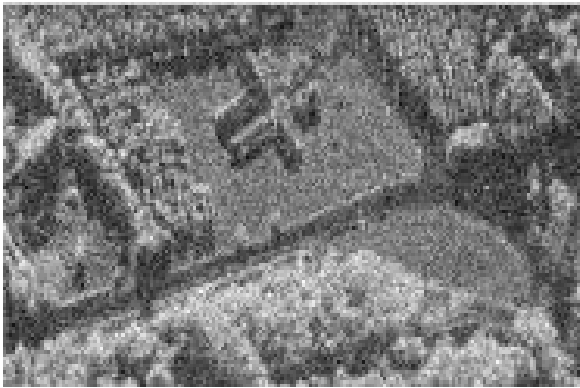


Image originale bruitée
 $PSNR = 68.1123$



Image débruitée
 $EQM = 0.0023$
 $PSNR = 75.1317$

Figure II-11 Débruitage par l'ondelette de haar.

II.6. Étude comparative

Dans cette dernière partie du chapitre Nous avons effectué un récapitulatif qui fait une comparaison entre les différentes méthodes présentées dans ce chapitre.



Image originale



Image bruitée $\sigma = 10\%$

EQM = 0.0100

PSNR = 68.1123

Filtre gaussien



EQM = 0.0026

PSNR = 73.9455

Filtre moyennneur

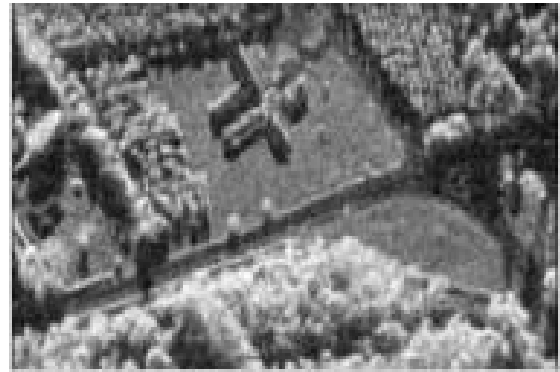


EQM = 0.0027

PSNR = 73.8750

Filtre médian

$EQM = 0.0031$
 $PSNR = 73.1523$

Filtre de Lee

$EQM = 0.0027$
 $PSNR = 73.8472$

Filtre de Kuan

$EQM = 0.0066$
 $PSNR = 69.9511$

Filtre de Kuwahara

$EQM : 0.0060$
 $PSNR = 70.3317$

Filtre de Nagao

EQM : 0.0060
PSNR = 70.3766

Filtre de Wiener

EQM = 0.0025
PSNR = 74.1650

Filtrage par l'ondelette de (haar)

Niveau de décomposition : 2
Type de seuillage : Hard
Type de seuil : universel
EQM = 0.0023
PSNR = 75.1317

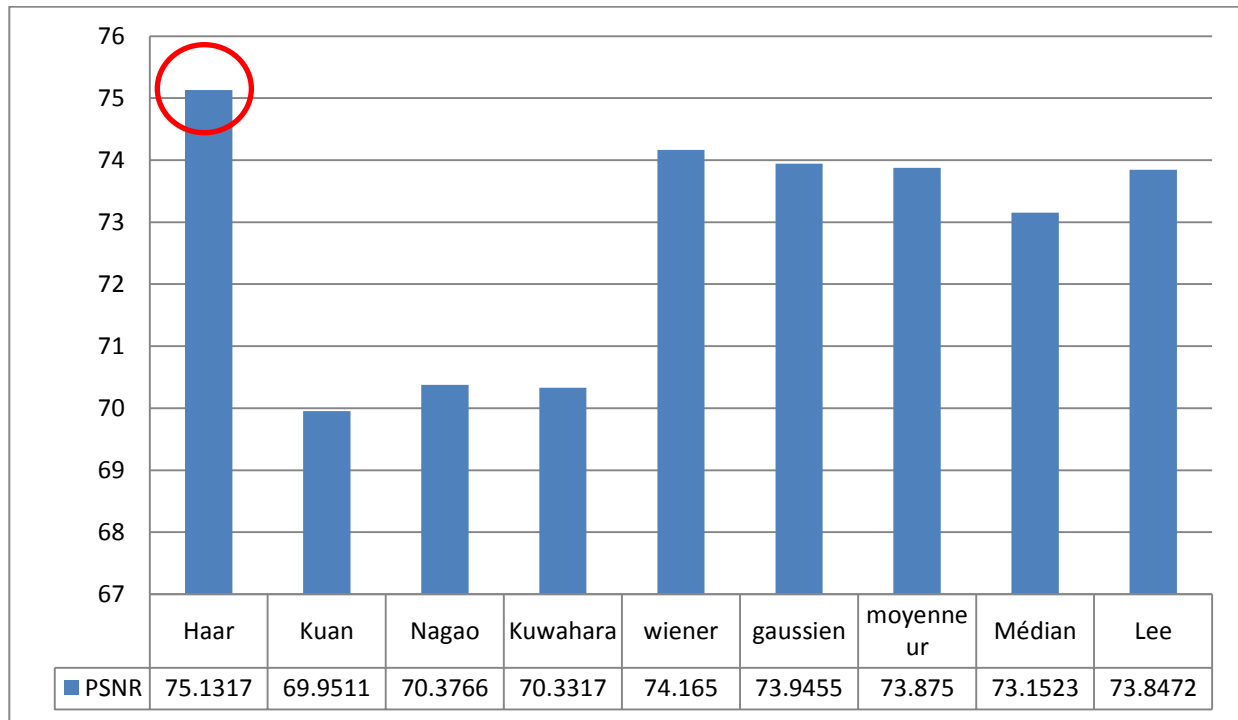


Figure II-12 Le PSNR de différentes méthodes de débruitage.

Le travail effectué ci-dessus, nous a permis de conclure que les ondelettes présentent l'outil le plus approprié à utiliser dans le problème de débruitage. En effet, les algorithmes de débruitage à base de seuillage des coefficients d'ondelette présentent un compromis entre le temps de calcul et le PSNR.

II.7. Conclusion

Nous avons présenté, dans ce chapitre, un large panorama des méthodes permettant d'obtenir une restauration ou une amélioration des images. Chacune des approches présente des caractéristiques qui les rendent opérationnelle pour une certaine classe d'images. Nous avons énoncé ces caractéristiques et présenté, pour chaque méthode, son comportement général. Une étude comparative a été menée pour montrer les différences qui peuvent exister entre ces méthodes.

Chapitre III

La transformée en ondelette

III.1.Introduction

La Transformée en Ondelettes est un sujet de recherche très débattu. On ne compte plus aujourd'hui les applications qui utilisent cette technique. Il s'agit d'un algorithme permettant d'analyser et de repérer les discontinuités d'un signal à une ou à deux dimensions, et à des échelles différentes. Cette caractéristique est utilisée pour le débruitage des images.

Dans ce chapitre, nous exposons un aperçu global sur la transformé en ondelette continue (CWT) et discrète (DWT). Ensuite, nous définissons le principe général de l'analyse multi-résolution.

III.2.Histoire de la décomposition en ondelettes

L'analyse par ondelettes est apparue sous ses **formes modernes**, au début des années 80, dans un remarquable article d'Alex Grossmann et Jean Morlet. Cette approche est apparue initialement en géophysique pour l'analyse des signaux sismiques. Des avancées significatives ont notamment été faites par Meyer, Mallat, Daubechies, Ronald Coifman, et Victor Wickerhauser [20], [21], [22], [23]. Ces avancées ont alors influencé d'autre domaine de recherche, de mène que l'interaction entre développement et application favorise aujourd'hui l'évolution rapide de l'outil « ondelettes ».

On note également que l'attention des chercheurs s'est progressivement tournée de l'analyse basée sur la fréquence à l'analyse basée sur l'échelle quand elle a prouvé que les fluctuations moyennes de mesure d'une approche à différentes échelles s'est avérée moins sensible au bruit.

III.3.Insuffisance de l'analyse de Fourier

L'analyse de Fourier est sans conteste l'un des outils les plus puissants mis à la disposition des mathématiciens et physiciens d'aujourd'hui. Néanmoins, bien que bâtie sur la base de la conception physique de fréquence (spatiale ou temporelle), elle se révèle imparfaitement adaptée à la description de fonction ou signaux que l'on peut rencontrer couramment. Parmi ses limitations on peut citer :

1. Les fréquences mesurées ne peuvent pas être situées dans le temps ;
2. La correspondance temps-fréquence est inexistante ;
3. Son efficacité n'est remarquable que pour les signaux stationnaires [24].

III.4 .Définition d'une ondelette

Une ondelette signifie une petite onde en anglais *wavelet*, *wave* (onde) et *lette* (petite), une ondelette est une forme d'onde de durée limitée et de valeur moyenne nulle. C'est une onde localisée dans un temps court. Son utilisation consiste à représenté un signal (ou une fonction) comme une somme pondérée de ces petites ondes translatées ou dilatées [24].

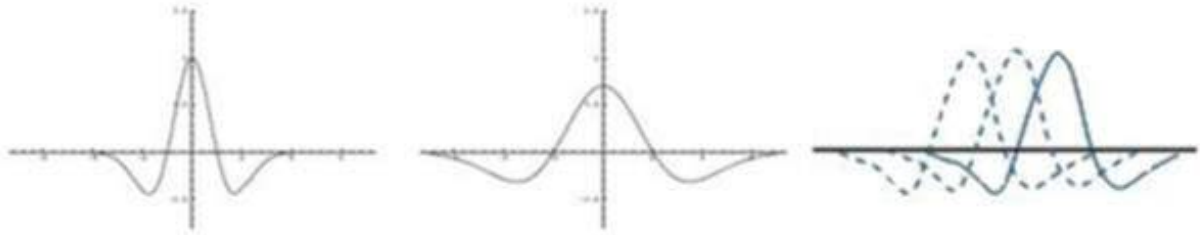


Figure III-1 Ondelette dilatée et translatée.

III.5. Quelques exemples des ondelettes

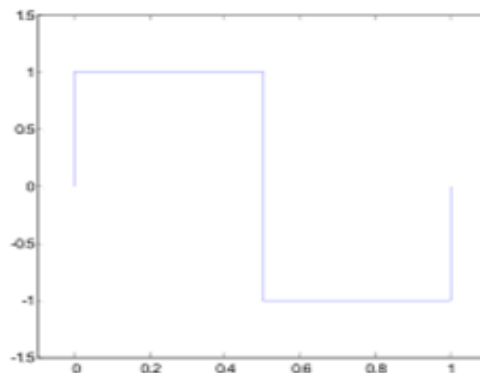


Figure III-2 Ondelette de Haar.

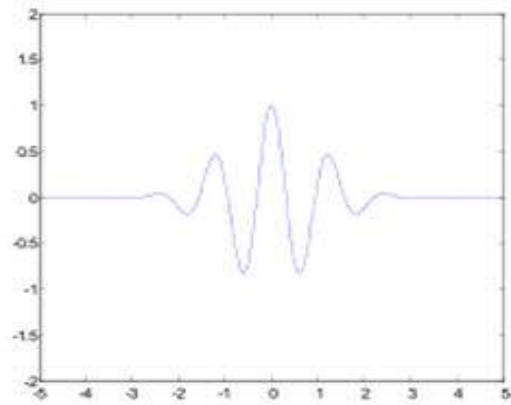


Figure III-3 Ondelette de Morlet.

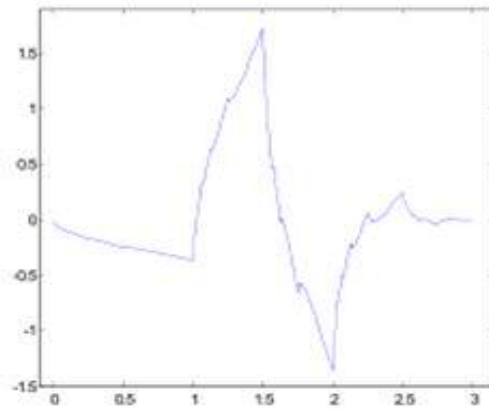


Figure III-4 Ondelette de Daubechies.

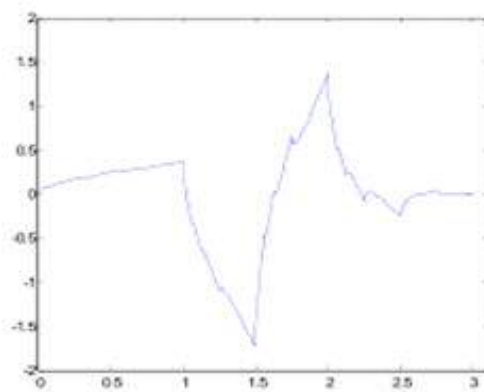


Figure III-5 Ondelette de Symlet2.

III.6. La transformation en ondelette continue

Une ondelette Ψ_1 est une fonction de $L^2(\mathbb{R})$, intégrable de moyenne nulle qui oscille localement :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi_1(t) dt = 0 \quad (\text{III.1})$$

Qui peut être dilatée/contractée (d'un coefficient e) et translatée (d'un coefficient u) :

$$\Psi_{u,e}(t) = \frac{1}{\sqrt{e}} \Psi_1\left(\frac{t-u}{e}\right) \quad (\text{III.2})$$

La transformée en ondelettes continue du signal f (avec une ondelette dilatée/contractée de e et translatée de u) est donnée par :

$$W_f(u, e) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{e}} \Psi_1^*\left(\frac{t-u}{e}\right) dt = \langle f, \Psi_{u,e} \rangle \quad (\text{III.3})$$

Le signal f peut-être reconstruit à partir de $W_f(u, e)$ en employant la relation suivante :

$$f(t) = \frac{1}{c_{\Psi_1}} \iint_{-\infty}^{+\infty} W_f(u, e) \frac{1}{\sqrt{e}} \Psi_1\left(\frac{t-u}{e}\right) du \frac{de}{e^2} \quad (\text{III.4})$$

Avec

$$c_{\Psi_1} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi_1(w)|^2}{w} dt \quad (\text{III.5})$$

Cette constante c_{Ψ_1} doit être finie. C'est ce que l'on appelle la «condition d'admissibilité». Cette condition implique que l'ondelette soit de moyenne nulle. La représentation intégrale (III.1) permettant de reconstruire f , fait intervenir des ondelettes correspondant à toutes les localisations temporelles et à tous les facteurs d'échelle [24].

III.7. La transformation en ondelette discrète

La transformée en ondelettes discrètes est une représentation multi-résolutions/multi fréquences [25], C'est un outil qui découpe les données, les fonctions ou les opérateurs en composantes fréquentielles suivant une résolution adaptée à l'échelle.

Pour être claire La transformation en ondelettes discrètes peut être considérée comme un processus de décomposition du signal en approximations et en détails. Le signal d'origine, traverse deux filtres complémentaires, passe-haut et passe-bas, et émerge en tant que deux signaux: respectivement le signal d'approximations A et le signal de détails D [24], [26]. Comme le montre les Figures (III.3 et III.4).

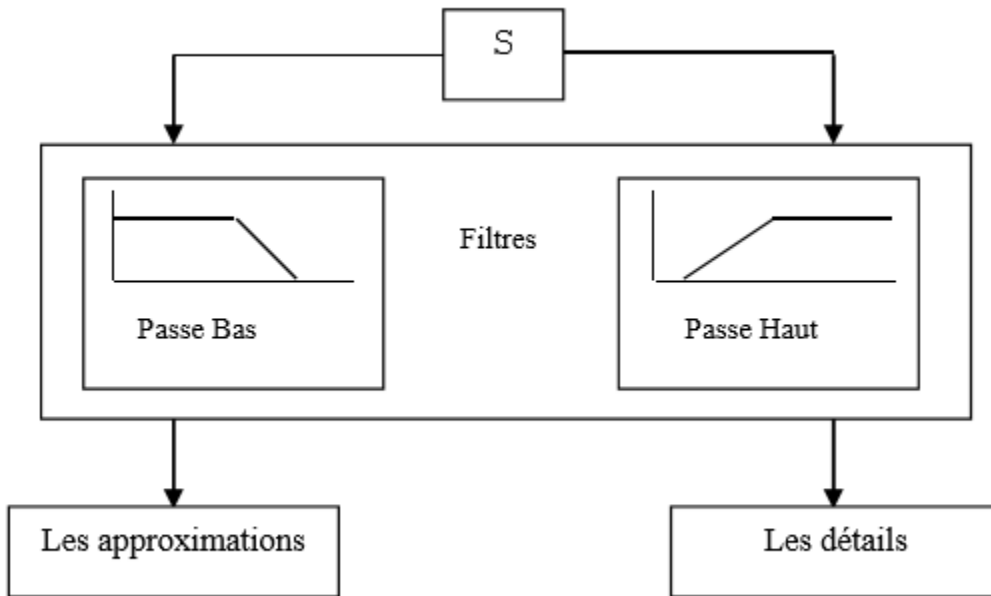


Figure III-6 La transformée en ondelette discrète et la décomposition en approximation et détail [27].

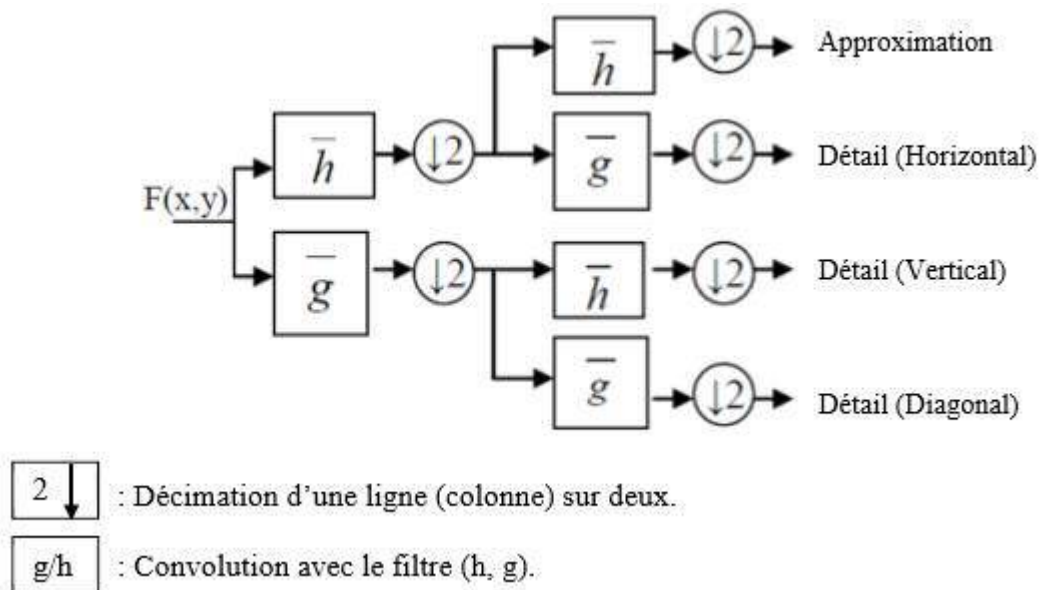


Figure III-7 Processus de décomposition d'ondelette.

III.8.L'analyse multi résolution (AMR)

L'analyse multi-résolution peut être interprétée comme la vision d'une même image successivement avec un microscope, une loupe et un œil humain qui s'éloigneraient de plus en plus. L'analyse multi-résolution permet d'avoir à la fois une bonne résolution temporelle en hautes fréquences et une bonne résolution fréquentielle en basses fréquences [28].

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. La décomposition se fait à partir d'un ensemble d'ondelettes de base obtenu à partir d'une ondelette mère notée : $\psi(x)$. 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 qui nous permet de s'affranchir de ces problèmes [29].

En 1988, Mallat [30] a proposé un algorithme rapide pour calculer les coefficients d'ondelettes. Cet algorithme a été fortement inspiré de l'algorithme pyramidal introduit dans les années 70. La théorie de la multi-résolution conçoit la transformée en ondelettes discrètes TOD comme une séquence d'application de filtres [30].

En effet, chaque signal est constitué des composantes basses fréquences : appelées approximations(A) et des composantes hautes fréquences : appelées détails(D).

Selon Mallat, nous pouvons séparer les détails et les approximations en faisant appel à une paire de filtre H et G, appelées aussi filtres à miroirs quadratique, qui sont un filtre passe bas et un filtre passe haut complémentaires (ils ont la même fréquence de coupure) et dont les réponses impulsionnelles doivent satisfaire certaines conditions.

Le processus de cet algorithme de Mallat à son premier niveau est illustré dans la Figure (III-8).

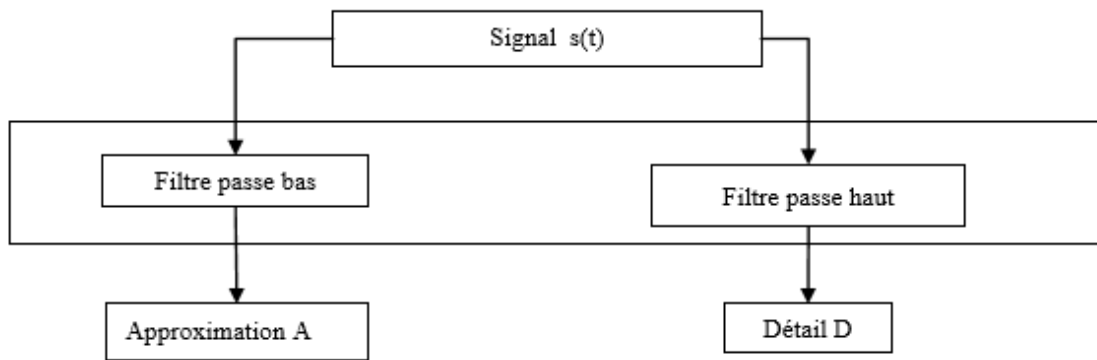


Figure III-8 Principe de l'algorithme de Mallat.

Pour passer au niveau suivant de la décomposition, on applique la même opération à l'approximation A. le processus est par la suite itéré a chaque fois qu'on obtient une approximation (Figure III-9).

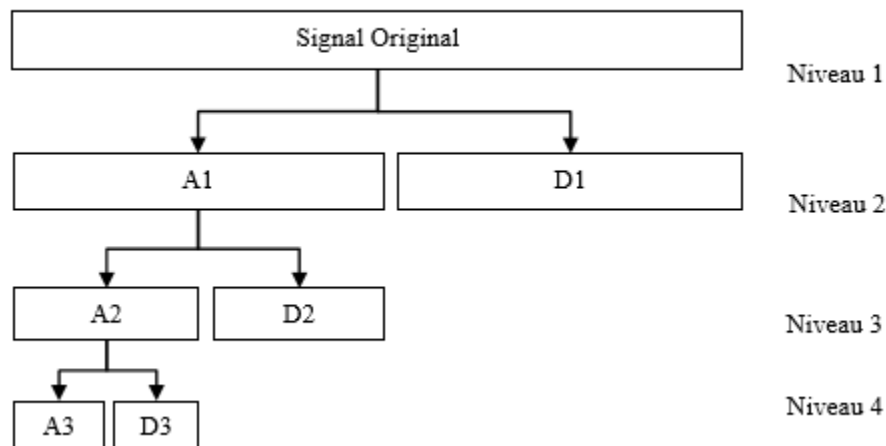


Figure III-9 Décomposition par ondelettes.

Le calcul des coefficients se fait donc de manière itérative et hiérarchique. La différence entre une approximation A_n et l'approximation qui la suit A_{n+1} représente le détail D_{n+1} . Il est évident donc que l'approximation au $n^{\text{ième}}$ niveau est plus riche en terme de contenu informationnel que des approximations des niveaux supérieurs ($> n$).

En effet, si nous supposons que le signal original $x(t)$ contient N échantillons alors nous obtiendrons $2N$ échantillon à la sortie de la cellule constituée par la paire du filtre en miroir quadratique Ce problème peut être réglé en introduisant une opération de sous échantillonnage de facteur 2 après chaque décomposition.

La transformée en ondelettes offre une étude pyramidale (Figure III-10). L'analyse se fait à partir de dilatation et de translation de l'ondelette mère. Cette transformation décrit les détails d'une image pour chaque niveau de résolution. Ces détails correspondent à la différence d'information entre deux niveaux de résolutions successives [24].

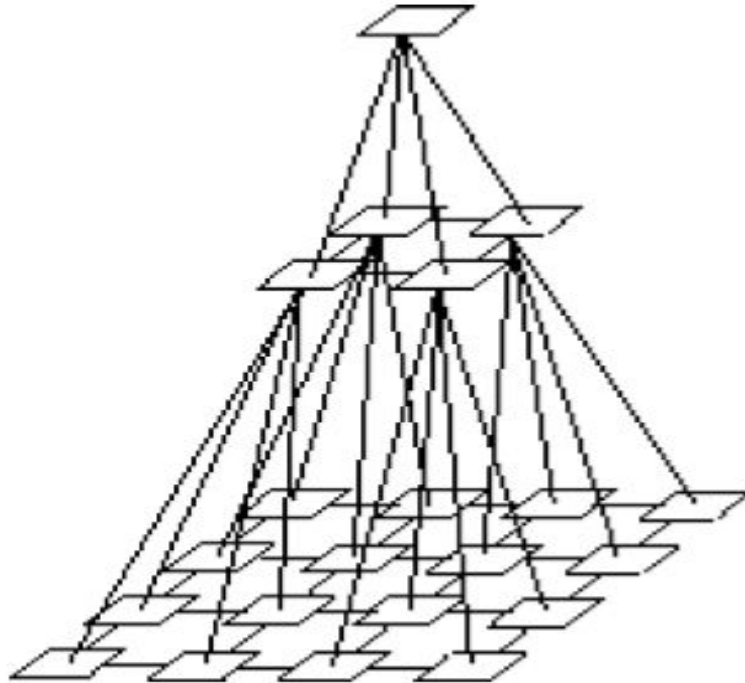


Figure III-10 Structure pyramidale [31].

L'application directe de (AMR) est l'algorithme de Mallat [26], (Figure III.8). L'idée est de décomposer un signal S en sa moyenne A_1 (approximation) et en ses détails D_1 (détails). On répète ensuite l'opération en prenant pour signal A_1 , puis A_2 ... On s'arrête quand on atteint la résolution souhaitée ou quand la décomposition n'est plus possible. Donc, le signal est décomposé en plusieurs composantes de basse résolution.

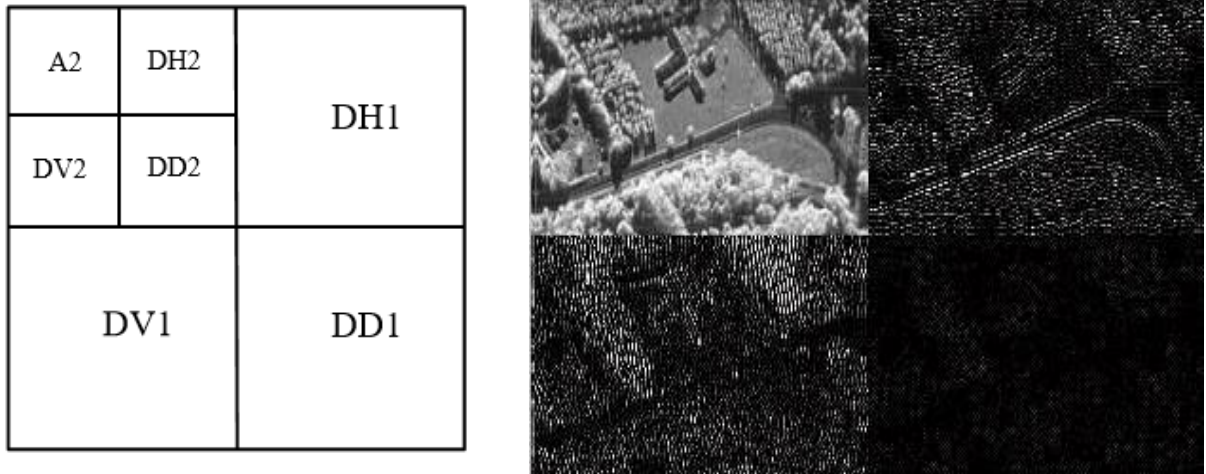


Figure III-11 Application de l'analyse multi résolution.

III.9.Reconstruction du signal

Pour synthétiser un signal, on le reconstruit à partir des coefficients d'ondelette. Où l'analyse par ondelette inclus le filtrage et le sous-échantillonnage, et la reconstruction contient le filtrage et le sur-échantillonnage [32].Ce principe est illustré en Figure (III-12).

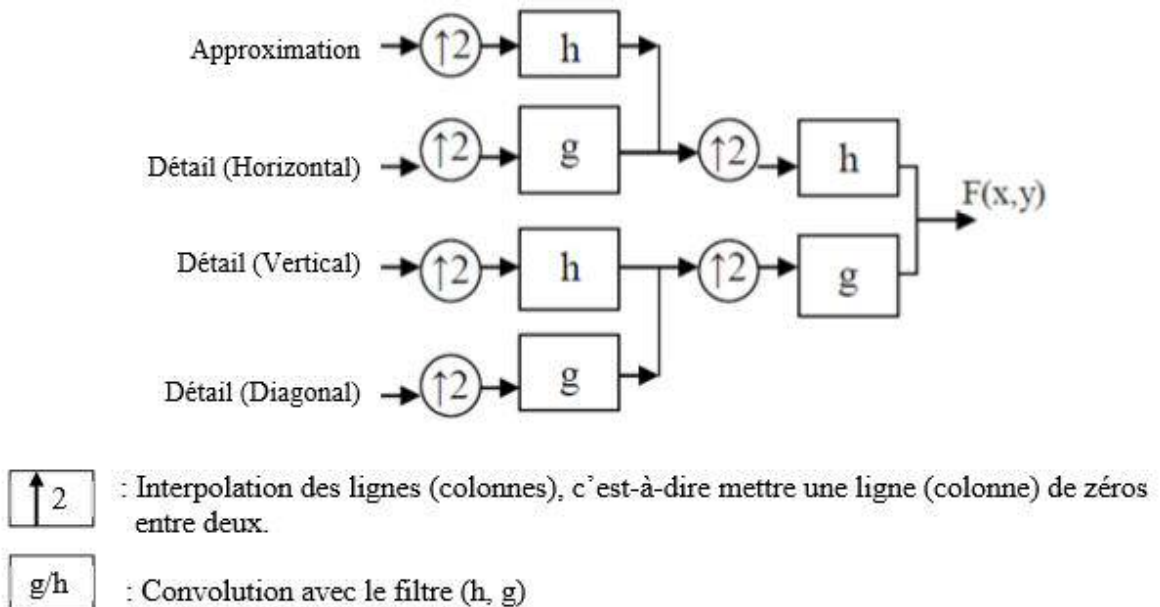


Figure III-12 La reconstruction du signal.

Chapitre IV

Débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes

III.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés un rappel sur les ondelettes et leur application (analyse et décomposition des signaux) pour appliquée une analyse multi-résolution.

IV.1.Introduction

Récemment, ces dernières années les ondelettes ont montré leur puissance dans le cadre de l'estimation statistique. Par le biais de ces transformées parcimonieuses, l'énergie du signal utile est concentrée sur un faible nombre de coefficients, ce qui offre ainsi un cadre naturel non linéaire pour estimer ce signal. En effet, il suffit de seuiller les coefficients de l'image observée et d'inverser la transformée pour obtenir une estimée du signal utile.

Dans le présent chapitre nous nous penchons le formalisme général de l'algorithme de débruitage par seuillage de coefficients d'ondelette et nous terminerons par une étude comparative des résultats obtenus.

IV.2.Principe général du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes

En général, il est possible de réaliser une décomposition en ondelettes d'une image puis de reconstruire cette image à partir de ses coefficients d'ondelettes. Pourtant, cette technique n'aurait pas grand intérêt si on ne modifiait pas ces coefficients car on obtiendrait une image finale identique à l'image initiale [33], [34].

Les coefficients d'ondelettes marquent les discontinuités qui interviennent dans l'image. Ils correspondent donc aux détails. Si, maintenant, on seuille ces coefficients, cela revient à éliminer les détails les plus fins de l'image. Il en découle donc deux grandes applications de cette technique de seuillage des coefficients d'ondelettes : la compression et le débruitage des images [35].

Les approches de débruitage sont des approches basées sur une sélection judicieuse des coefficients d'image coefficient par coefficient. Du fait du caractère creux des transformées multi-échelles [36], nous pouvons supposer de façon intuitive que seuls quelques coefficients de détail ayant une valeur suffisamment élevée contribuent à l'image à recouvrer, alors que les coefficients de faibles valeurs sont dus essentiellement au bruit qui contamine de façon uniforme tous les coefficients. Il est également recommandé de conserver les coefficients d'approximation. Ces derniers, relatifs aux composantes de basses fréquences, sont essentiellement caractéristiques du signal original.

Le diagramme suivant représente le processus complet de débruitage dans le domaine des transformées multi-échelles.

$$y \xrightarrow{\Phi^T} \{C_{mn}, d_{mn}^{oj}\} \xrightarrow{\text{estimateur non linéaire } \delta_\lambda} \{C_{mn}, \delta_\lambda(d_{mn}^{oj})\} \xrightarrow{R} \hat{g}$$

Où Φ^T représente une transformée multi-échelle et R est l'opérateur de reconstruction. δ_λ Est un opérateur non linéaire de type seuillage de coefficients, reposant sur la conservation en intégralité des coefficients C_{mn} et sur une sélection judicieuse des coefficients d_{mn}^{oj} . Les coefficients ayant été traités, le signal restauré est reconstruit par la transformée inverse [24].

IV.2 .1.Estimation du niveau de bruit

Dans la littérature, la majorité des méthodes de débruitage n'aborde que le cas de bruit blanc gaussien, plus simple à traiter, bien que, en situation de données réelles, il ne soit pas spécialement facile d'estimer le niveau de bruit σ_ϵ .

En utilisant des arguments de la statistique robuste, Donoho&Johnstone ont proposé une estimation de $\hat{\sigma}_\epsilon$ dans le domaine des ondelettes [37] en ne considérant que les coefficients de l'échelle de décomposition la plus fine. Le choix de l'échelle la plus fine repose sur l'hypothèse que les coefficients en ondelettes correspondants sont en grande majorité dus au bruit blanc. Une estimée de $\hat{\sigma}_\epsilon$, est alors obtenue par un résultat classique en statistique robuste :

$$\hat{\sigma}_\epsilon = \frac{\text{MAD}(\{d_{mn}^{j-1}\})}{0.6745} \quad (\text{IV.1})$$

Où le MAD est la valeur médiane absolue des coefficients de l'échelle la plus fine. Le facteur 0.6745 est choisi après une calibration avec une distribution gaussienne. Cet estimateur très robuste est également très populaire pour le débruitage multi-échelle.

IV.2.2.Le seuillage (thresholding)

Le seuillage est une technique utilisée pour le débruitage des signaux et des images. La transformation en ondelettes discrète (T.O.D) utilise deux types de filtrage, le filtrage passe bas et le filtrage passe haut. Quand nous décomposons un signal à l'aide de la transformation en ondelettes nous obtenons une suite de coefficients qui corèlent avec les sous bandes de hautes fréquences. Ces sous bandes de hautes fréquences sont les détails des données. Si ces détails sont assez petits ils peuvent être négligés sans pour autant affecter les données de base.

En plus, ces détails sont souvent associés directement au bruit et en remplaçant ces coefficients par zéro on diminue les composantes de bruit. Dans un but d'optimisation on pourra représenter le spectre de l'image afin de pouvoir déterminer les composantes les plus importantes de ce dernier et donc celles que l'on doit garder.

Il existe plusieurs types d'estimateurs par seuillage. Nous pouvons distinguer les seuillage dur et seuillage doux.

IV.2.2.1. Seuillage dur ou "hard thresholding"

Le seuillage dur est celui qui est le plus "intuitif". On se fixe un seuil $T > 0$. On ne conserve que les coefficients d'ondelettes supérieurs à T et on met à zéro les autres [24], [26].

$$p_T(x) = \begin{cases} x & \text{si } |x| > T \\ 0 & \text{si } |x| \leq T \end{cases} \quad (\text{IV.2})$$

Nous aurons donc le seuillage suivant :

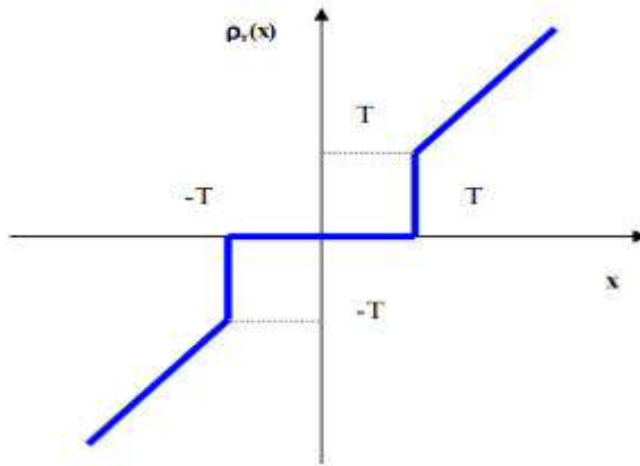


Figure IV-1 seuillage dur

IV.2.2.2. Seuillage doux ou "soft thresholding"

Dans le cas du seuillage doux, on met toujours à zéro les coefficients inférieurs à un seuil T . Par contre, pour ceux supérieurs à T , on atténue l'amplitude des coefficients par la valeur du seuil afin de s'assurer d'avoir enlevé l'effet du bruit même pour les forts coefficients [24], [26].

$$p_T(x) = \begin{cases} x - \text{sign}(x)T & \text{si } |x| > T \\ 0 & \text{si } |x| \leq T \end{cases} \quad (\text{IV.3})$$

Dans ce cas, la fonction de seuillage p_T est continue :

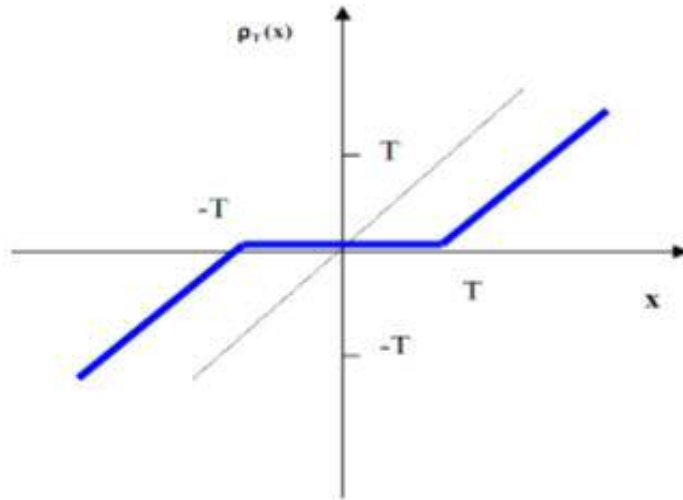


Figure IV-2 seuillage doux

Le coefficient seuillé sera donc plus petit que le coefficient du signal. Ce type de seuillage garantit que le signal obtenu sera toujours plus régulier que le signal de départ.

IV.2.3.Choix du seuil

Il existe de nombreuses méthodes permettant de déterminer la valeur du seuil, les plus utilisées sont proposées par Donoho & Johnstone dans [38] sous le nom du seuil minimax et seuil universel.

Le seuil universel est défini de la manière suivante :

$$\lambda^U = \hat{\sigma}_\varepsilon \sqrt{2 \cdot \log(N^2)} \quad (\text{IV.4})$$

Où N^2 est la taille du signal en nombre d'échantillons. Une autre valeur de seuil universel a été longtemps utilisée dans la communauté astronomique $\lambda^U \cong 3 - 4\hat{\sigma}_\varepsilon$ pour $N \approx 256$ [37].

Le seuillage universel est substantiellement plus important que celui obtenu au sens minimax, mais s'avère aisément imprésentable. Aussi, un nombre plus limité de coefficients est employé lors de la reconstruction ce qui a pour effet de lisser le signal en sortie par rapport au cas minimax d'où un biais d'estimation plus élevé. Il est de loin le plus répandu dans la communauté de traitement du signal et des images.

Notons qu'il existe d'autre type de seuil tel que :

1. SureShrink [39];
2. Test d'hypothèses simples et multiples [40] ;
3. Test d'hypothèses récursives [41] ;

4. Validation croisée [42], [43];
5. Seuillage invariant par translation [44] ;

IV.3. débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes

IV.3.1.Algorithme de débruitage

Notre analyse est effectuée comme suit :

1. Pour Chaque famille d'ondelette on choisira quelque ondelettes ;
2. Chaque ondelette permet de décomposer notre image en dix niveaux ;
3. Pour chaque niveau de décomposition, on détermine l'écart type du bruit et le seuil, puis on applique un seuillage dur, ensuite on fait une reconstruction de l'image et on calcule le PSNR;

Ces étapes sont résumées dans l'organigramme suivant

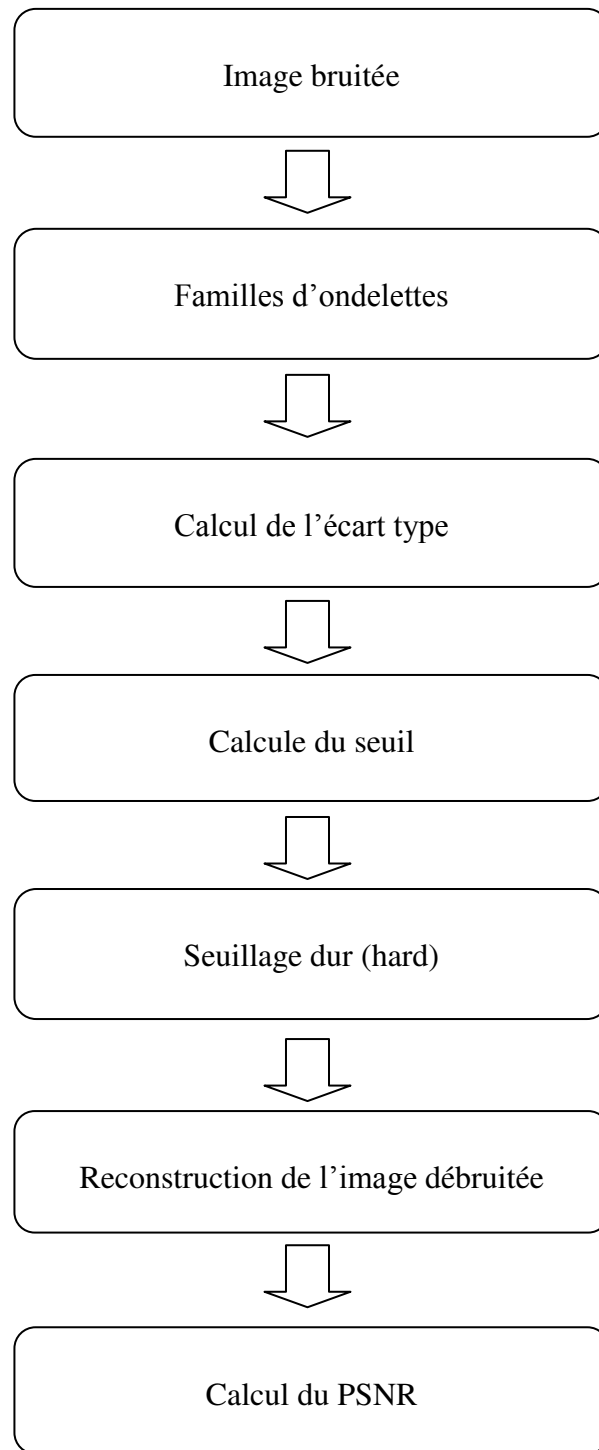


Figure IV-3 : Organigramme de L'algorithme de débruitage.

IV.3.2. Résultats de la simulation

Les résultats sont présentés sur une image radar bruitée de taille 210 x 349, (Figure IV-5) avec un bruit blanc gaussien $\sigma = 10$ et 20%. Le bruit est important mais visuellement, les informations principales de l'image originale sont conservées.



Image originale
210 x 349



Image bruitée $\sigma = 10\%$
PSNR=68.1137



Image bruitée $\sigma = 20\%$.
PSNR= 62.0591

Figure IV-5 : L'image originale et les images bruitées.

Les familles d'ondelettes analysantes utilisées sont présentées dans le Tableau suivant :

| | |
|--|---|
| <ul style="list-style-type: none"> • Haar • Daubechies • Symelet • Coiflet | <ul style="list-style-type: none"> • Haar • db1,db2,.....db7 • sym2,sym3,.....sym8 • coif1,coif2,.....coif5 |
|--|---|

Tableau IV-1 Ondelettes analysantes utilisées.

IV.3.2.1. Résultats du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes ($\sigma = 10$)

Dans le cadre d'un seuil universel, nous décrivons la variation du PSNR pour chaque famille d'ondelette. L'ondelette analysante choisie sera celle qui présentera le plus grand PSNR.

IV.3.2.1.1. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Haar

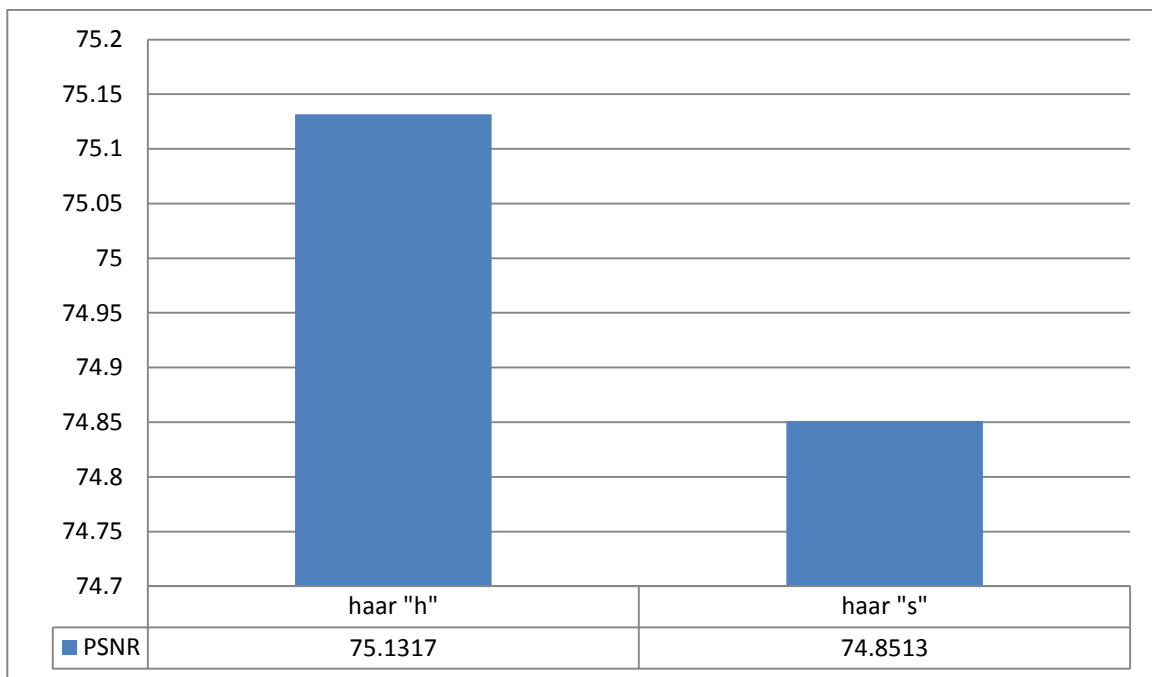


Figure IV-6 : PSNR en utilisant l'ondelette de haar.

D'après cet histogramme le seuillage dur « h » présente le plus grand PSNR par rapport aux seuillage doux « s ».

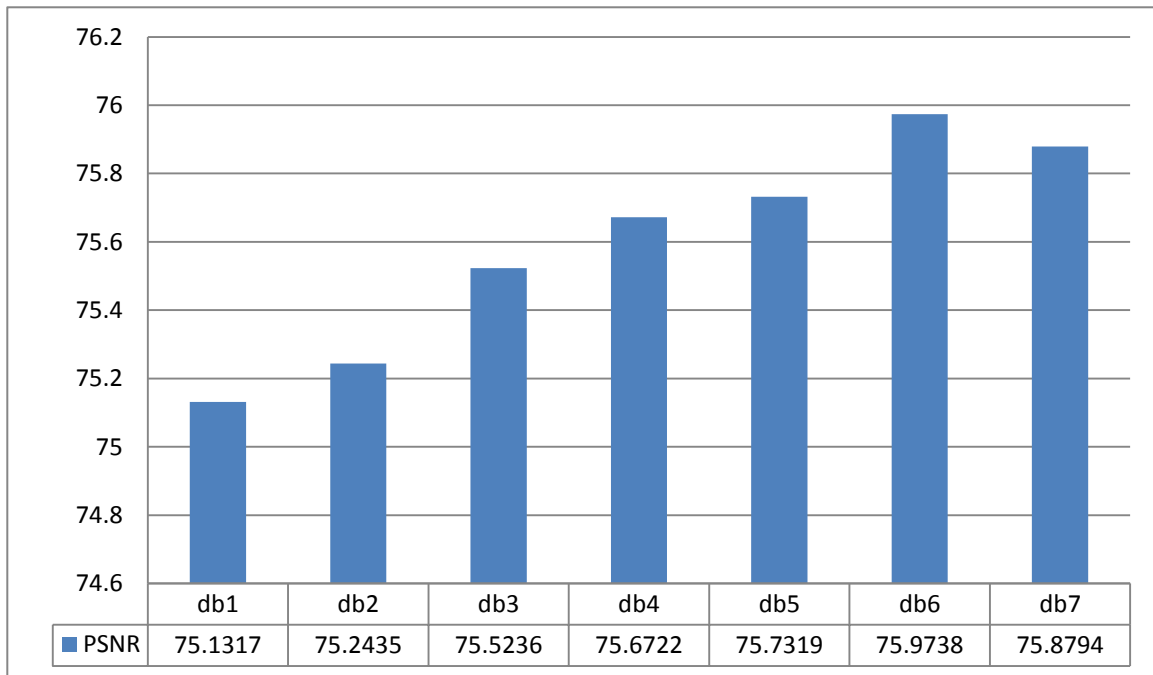
IV.3.2.1.2. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Daubechies

Figure IV-7 : PSNR en utilisant différentes ondelettes (db1, db2, db3,db7) et un seuillage *dur*.

D'après cet histogramme on peut constater que l'ondelette « db6 » peut être considérée comme étant l'ondelette adéquate d'analyse, car elle fait apparaître clairement le plus grand PSNR (PSNR=75.9738).

IV.3.2.1.3. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Symelet

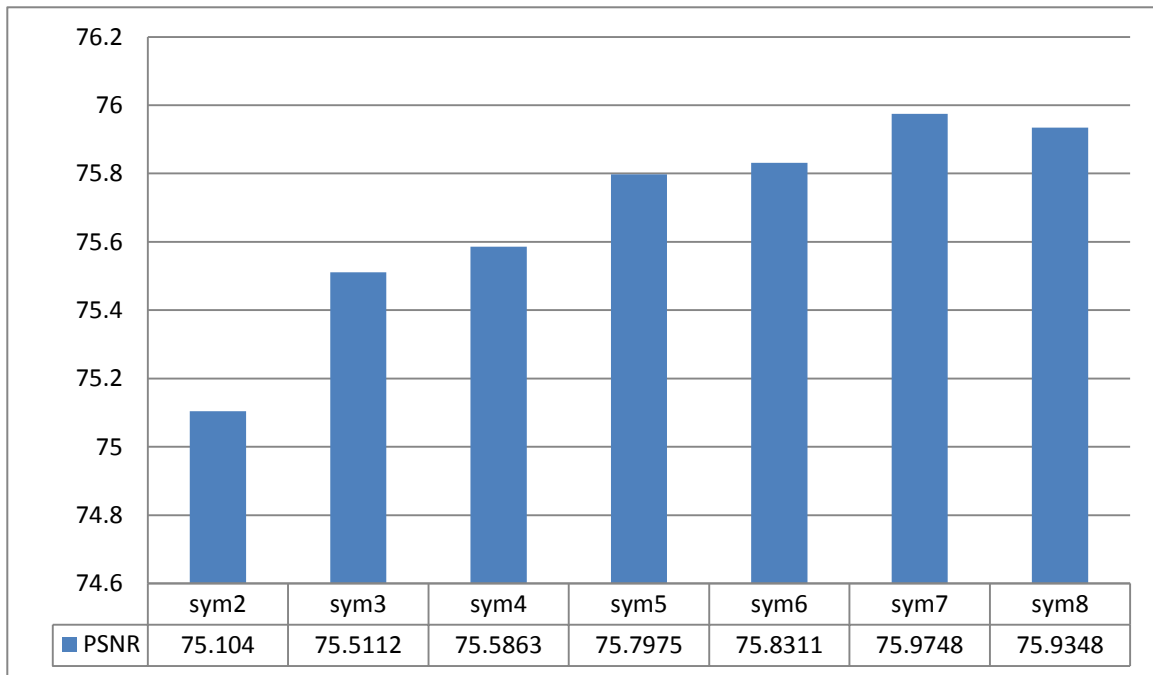


Figure IV-8 PSNR en utilisant différentes ondelettes (Sym1, Sym2,Sym7) et un seuillage dur.

D'après cet histogramme, l'ondelette optimale est l'ondelette « sym7 », elle permet d'obtenir le plus grand PSNR. (PSNR=75,9748)

IV.3.2.1.4. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de coiflet

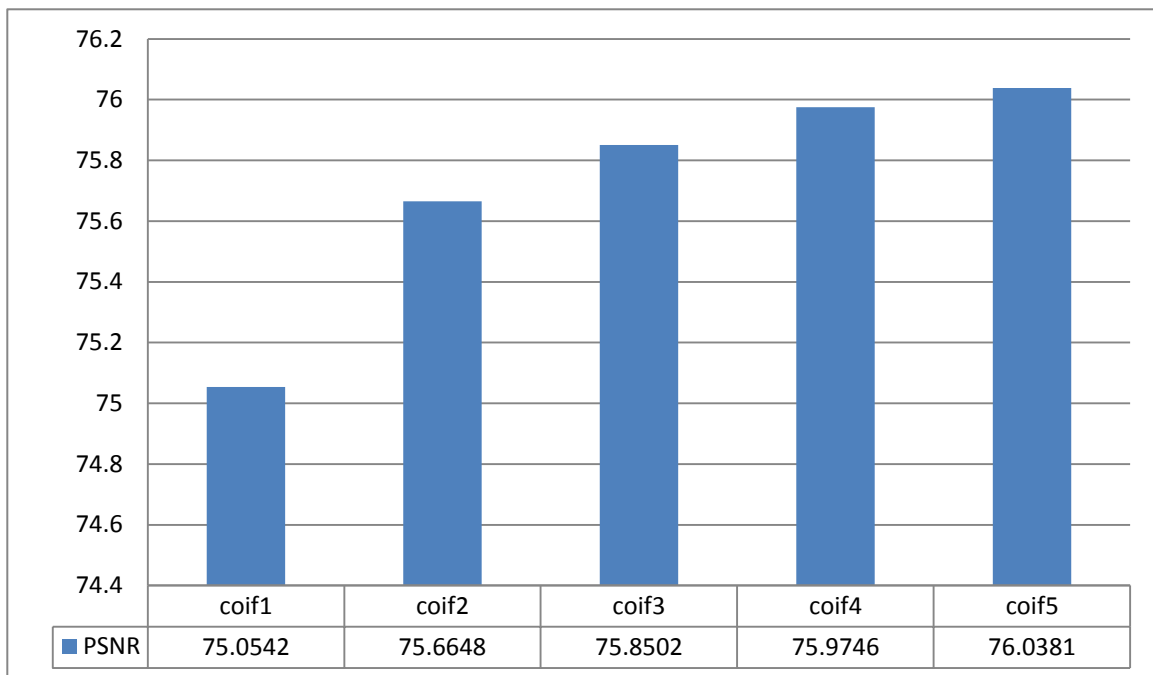


Figure IV-9 PSNR en utilisant différentes ondelettes (Coif1, Coif2,Coif5) et un seuillage dur.

L'histogramme dans la Figure (IV-9) indique que l'ondelette « coif5 » représente l'ondelette appropriée pour notre analyse. (PSNR=76.0381).



Image débruitée par l'ondelette de coif5
 PSNR=76.0381



Image débruitée par l'ondelette de db6
 PSNR=75.9738



Image originale



Image débruitée par l'ondelette de sym7
 PSNR=75.9748



Image débruitée par l'ondelette de haar
 PSNR=75.1317

Figure IV-10 Résultat de l'application des différents types d'ondelettes ($\sigma=10$).

IV.3.2.2. Résultats du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes ($\sigma = 20$)

Dans ce cas on va garder les mêmes conditions (un seuillage dur, seuil universel) et nous décrivons la variation du PSNR pour chaque famille d'ondelette. On changera juste la variance du bruit ($\sigma=20\%$) et pour voir l'influence de la quantité du bruit sur la valeur de PSNR et le choix de l'ondelette.

IV.3.2.2.1. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Haar

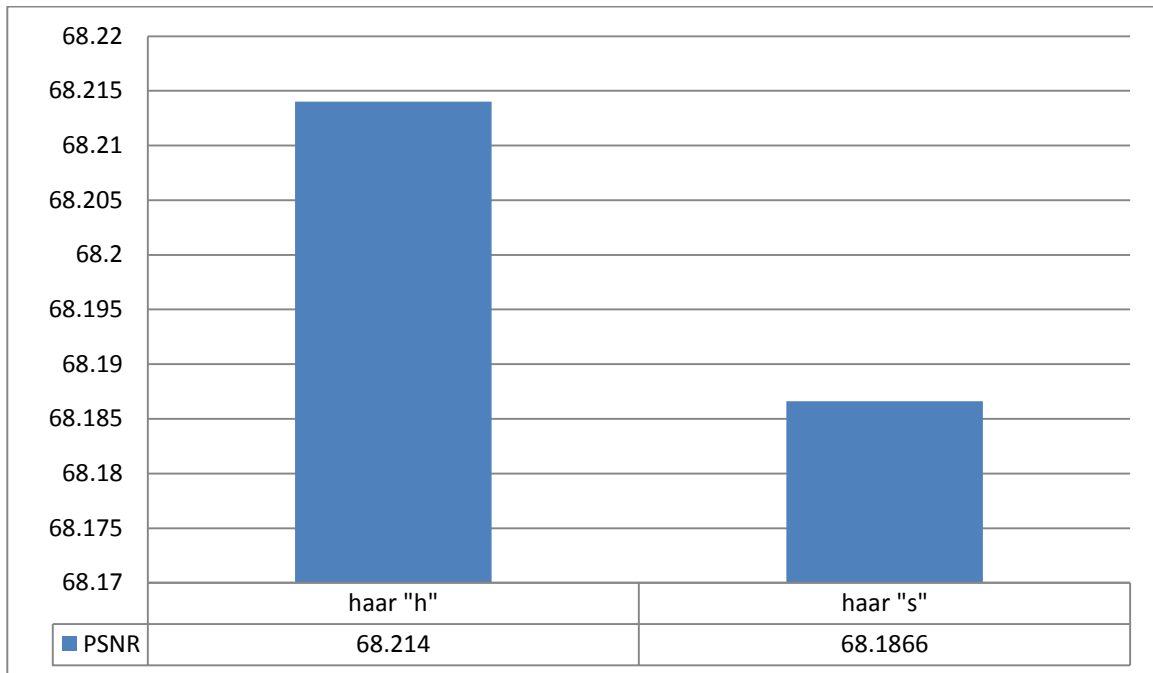


Figure IV-11 PSNR en utilisant l'ondelette de haar.

D'après cet histogramme le seuillage dur « h » présente le plus grand PSNR par rapport aux seuillage doux « s ».

IV.3.2.2. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Daubechies

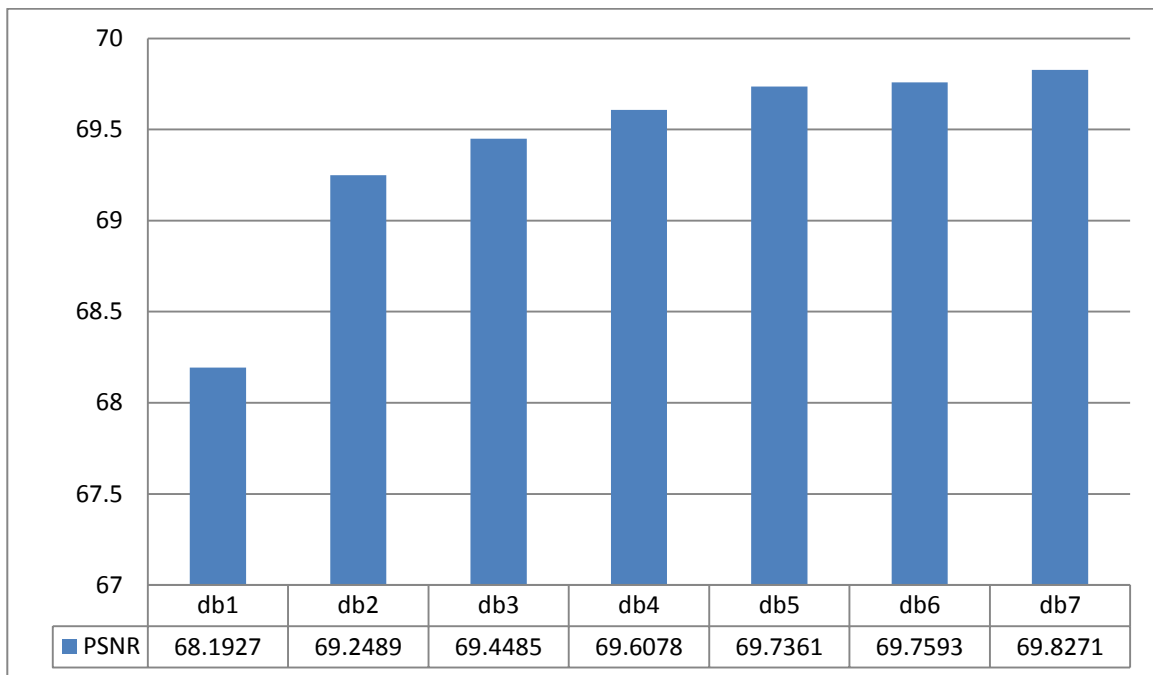


Figure IV-12 PSNR en utilisant différentes ondelettes (db1, db2, db3,db7) et un seuillage dur.

D'après cet histogramme on peut constater que l'ondelette « db7 » peut être considérée comme étant l'ondelette adéquate d'analyse, car elle fait apparaître clairement le plus grand PSNR (PSNR=69.8271).

IV.3.2.2.3. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Symelet

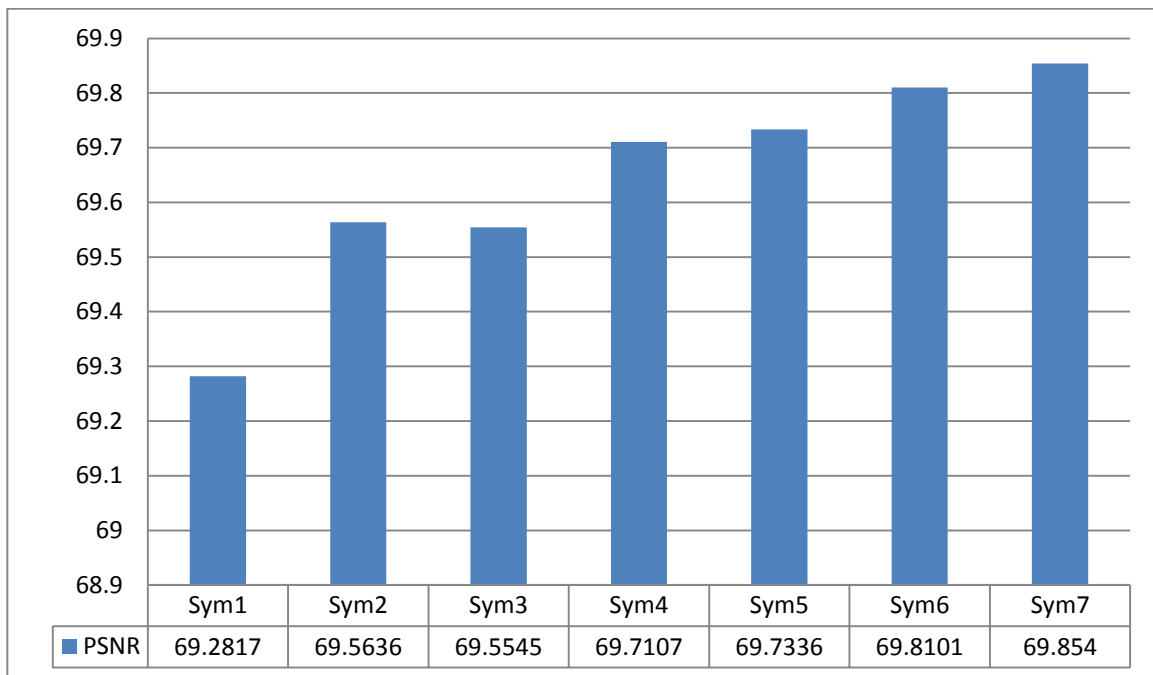


Figure IV-13 PSNR en utilisant différentes ondelettes (Sym1, Sym2,Sym7) et un seuillage dur.

D'après cet histogramme, l'ondelette optimale est l'ondelette « sym7 » pour un niveau de décomposition égale à « 3 », qui permet d'obtenir le plus grand PSNR. (PSNR= 69.8540)

IV.3.2.2.4. Résultats avec l'utilisation de l'ondelette de Coiflet

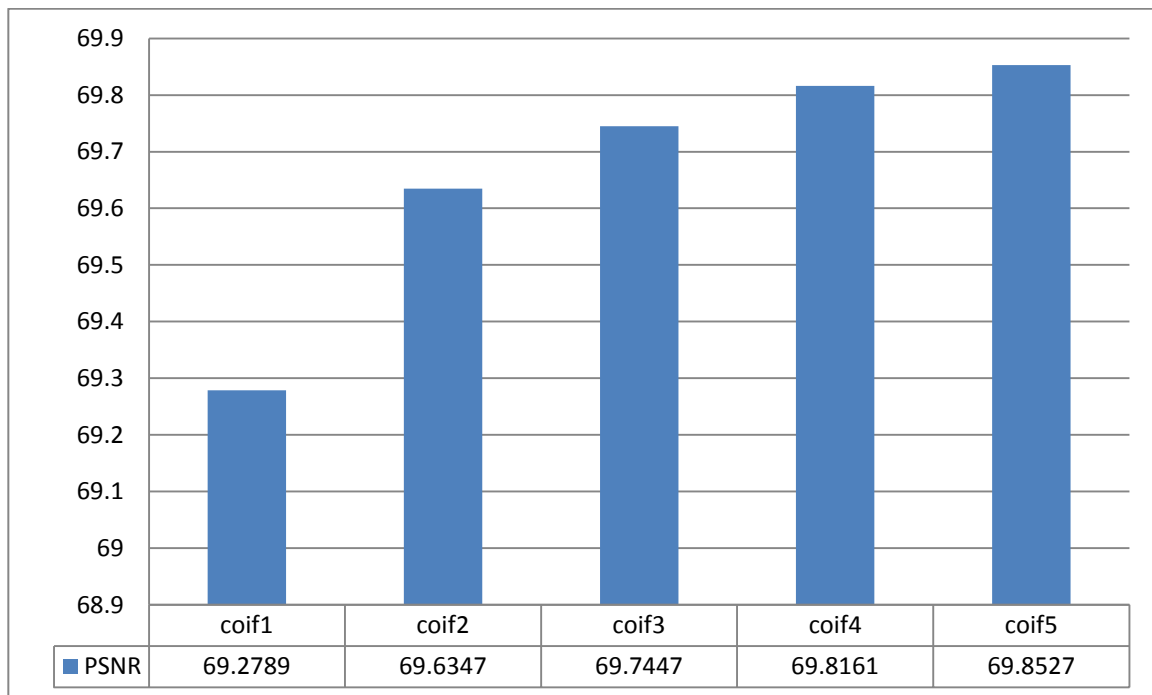


Figure IV-14 PSNR en utilisant différentes ondelettes (Coif1, Coif2,Coif5) et un seuillage dur.

D'après l'histogramme dans la figure (IV-14), l'ondelette optimale qu'on va choisir est l'ondelette « *coif5* » avec un niveau de décomposition « 3 ». Car elle présente le plus grand PSNR (PSNR= 69,8527).



Image débruitée par l'ondelette de db7

PSNR= 69.8271



Image débruitée par l'ondelette de sym7

PSNR= 69,8540

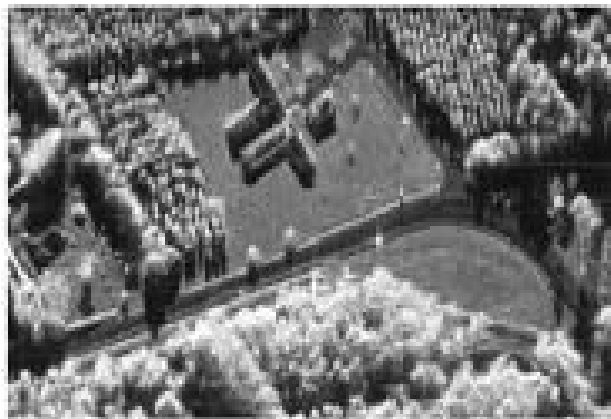


Image originale



Image débruitée par l'ondelette de coif5

PSNR= 69.8527



Image débruitée par l'ondelette de haar

PSNR= 68.2140

Figure IV-15 Résultat de l'application des différents types d'ondelette ($\sigma=20\%$)

IV.4. Comparaison des résultats

A partir des résultats présentés dans les Figures (IV-5.....IV-14), on dresse le Tableau (IV-2), qui regroupe les meilleurs résultats obtenus pour les ondelettes étudiées précédemment avec un seuillage dur et un seuil universel.

| Famille d'ondelette | Ondelettes optimales | Niveau de décomposition convenable | Variance de bruit (σ %) | PSNR (db) |
|---------------------|----------------------|------------------------------------|---------------------------------|-----------|
| Haar | Haar « h » | 2 | 10 | 75.1317 |
| Daubechies | db6 | 2 | 10 | 75.9738 |
| Symelet | Sym7 | 2 | 10 | 75,9748 |
| Coiflet | Coif5 | 2 | 10 | 76.0381 |
| Haar | Haar « h » | 3 | 20 | 68.2140 |
| Daubechies | db7 | 3 | 20 | 69.8271 |
| Symelet | Sym7 | 3 | 20 | 69,8540 |
| Coiflet | Coif5 | 3 | 20 | 69.8527 |

Tableau IV-2 Ondelettes optimales et niveau de décomposition convenable.

Dans les figures (IV-16, IV-17) nous avons fait un récapitulatif qui regroupe les meilleurs résultats obtenus ci-dessus avec un bruit de variance $\sigma= 10\%$ et $\sigma= 20\%$.

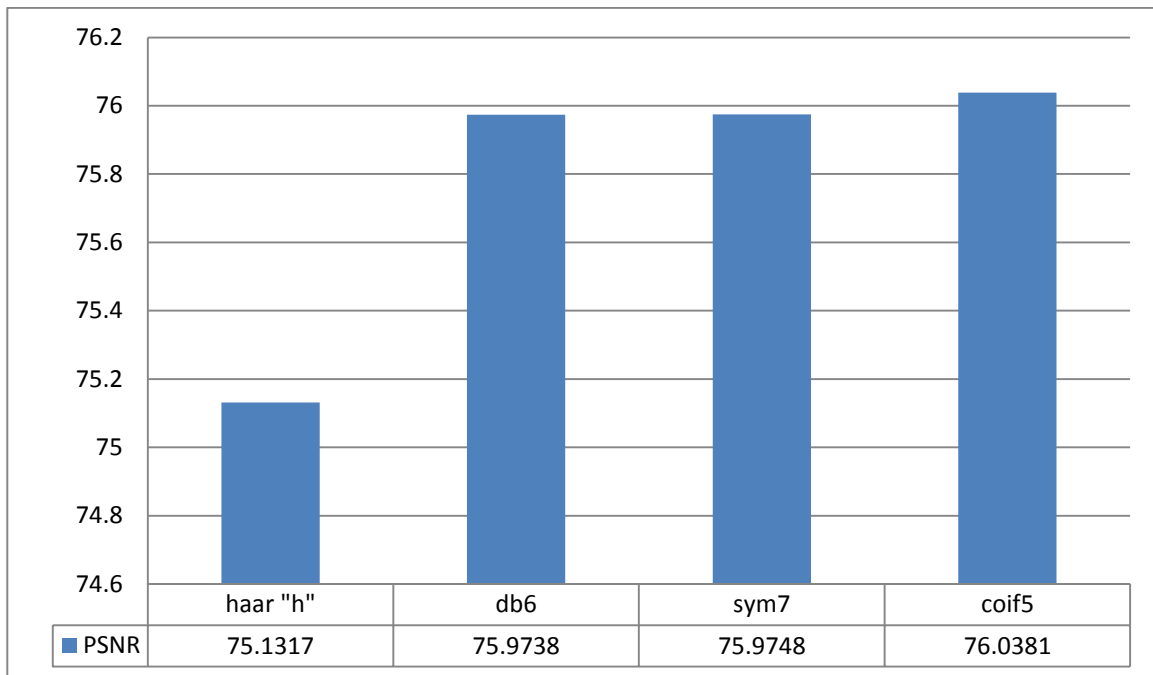


Figure IV-16 Comparaison entre les différentes ondelettes optimales avec $\sigma = 10\%$.

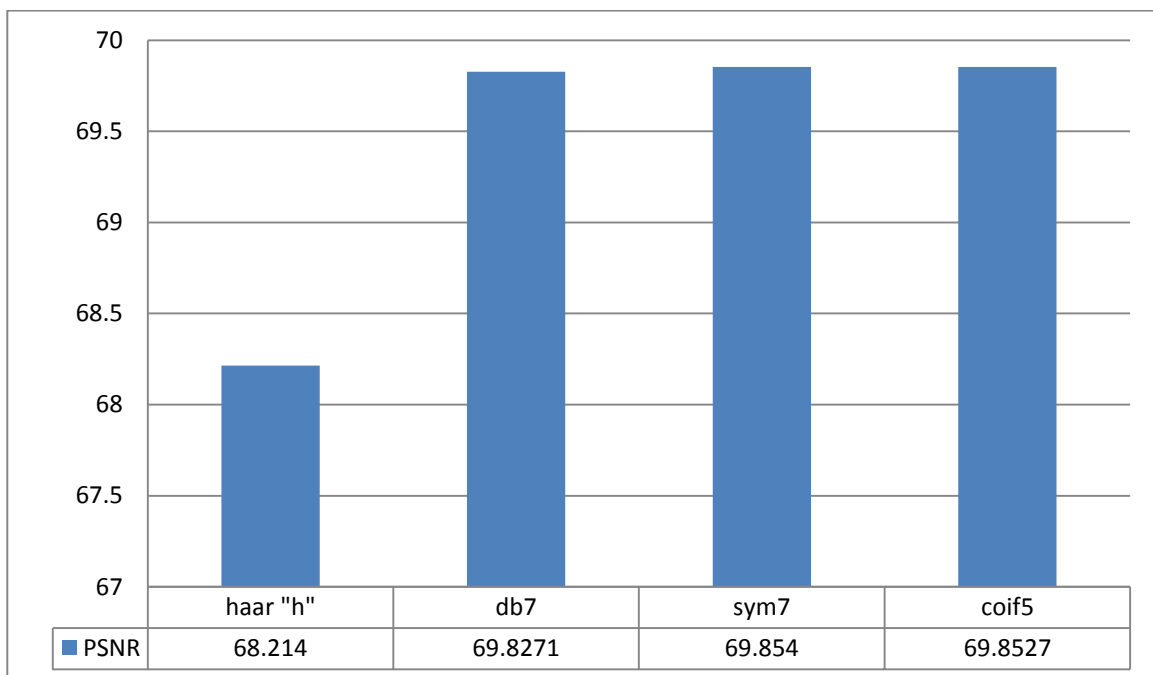


Figure IV-17 Comparaison entre les différentes ondelettes optimales avec $\sigma = 20\%$.

Pour la variance $\sigma=10\%$ l'ondelette optimal qu'on va choisir est l'ondelette «coif5» avec un niveau de décomposition « 2 ». Car elle présente le plus grand PSNR (PSNR=76,0381).

En revanche où la variance $\sigma=20\%$ l'ondelette analysante adéquate c'est l'ondelette « sym7 » (PSNR= 69,8540), avec un niveau de décomposition « 3 ».

Le travail effectué ci-dessus, nous a permis de trouver et de choisir l'ondelette optimale pour chaque famille d'ondelette. Il nous a permis aussi de voir l'effet de la quantité du bruit sur le choix de l'ondelette.

IV.5.Conclusion

Dans ce chapitre nous présentera le principe général du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes. Plusieurs techniques de seuillage ont été appliquées afin de supprimer les bruits et améliorer la qualité d'image.

Les résultats obtenues a partir de l'implémentation des techniques de débruitage, nous permettent de conclure que l'efficacité d'une technique de débruitage basée sur la transformée en ondelettes dépend fortement au choix judicieuse du type d'ondelette.

D'après les résultats obtenus on peut conclure que le choix de l'ondelette (type et ordre) dépend de la quantité du bruit (la variance).

Conclusion et perspectives

Dans ce mémoire, nous avons étudié le problème du débruitage qui a engendré d'importantes recherches en prétraitement des images. D'où l'idée de restaurer une image de bonne qualité à partir de sa version dégradée. Nous nous sommes focalisés sur le seuillage des coefficients d'ondelette comme solution au problème.

Dans notre travail nous avons analysé ces approches, pour le filtrage des images radar. Commençons par les filtres de voisinage linéaire et non linéaire, et les filtres adaptatives, le filtrage fréquentielle et bien évidemment les ondelettes.

Dans la première partie de ce mémoire, nous avons effectué une présentation sur l'imagerie aéroportée et bien évidemment les images radar.

Dans la deuxième partie nous avons présentés un large panorama des méthodes permettant d'obtenir une restauration ou une amélioration des images. Chacune des approches présente des caractéristiques qui les rendent opérationnelle pour une certaine classe d'images. Nous avons énoncé ces caractéristiques et présenté, pour chaque méthode, son comportement général.

Dans la troisième partie, nous avons présentés les bases théoriques sur la transformée en ondelette et l'analyse multi-résolution.

La quatrième partie de ce mémoire montrent que les algorithmes qui se base sur la transformée multi-échelle produisent des résultats intéressants par rapport à ce qui est fait actuellement dans l'état de l'art. Après, l'application de tels algorithmes, la structure de l'image est relativement bien conservée et le bruit bien réduit avec un temps de calcul raisonnable. Cependant, le résultat du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelette dépend du type de seuillage, du choix du seuil, de la base d'ondelette utilisés, ainsi le niveau de décomposition.

Plusieurs voies peuvent être envisagées dans le sillage de ce travail. Tout d'abord, nous souhaitons étudier d'autre approche de débruitage dans le domaine multi-échelle.

Nous désirons aussi élargir notre étude sur des images de différente taille et des images 3D et pour différents types de seuillage. Nous envisageons aussi d'approfondir notre étude sur le débruitage dans le domaine multi-échelle avec plus d'une transformée. Plus précisément, sur la nécessité de prendre en compte la diversité morphologique des structures incluses dans une image.

Conclusion générale

- [1] Thèse en physique. Analyse statistique et traitement d'images de radar à ouverture synthétique. Thèse de maîtrise, Université Laval, Québec Canada, 1987
- [2] Ferdinand Bonn and Guy Rochon. Précis de télédétection: principes et méthodes, Volume 1. PRESSES de l'université de Québec, Québec, 1984.
- [3] National Aeronautics and Space Administration. SAR: synthetic aperture radar. NASA Earth Observing System, United States of America, 1987
- [4] M. J.B. Scanlan. Techniques of radar reflectivity. COLLINS Professional Books, Great Britain, 1987.
- [5] F.W. Leberl, "Radargrammetric Image Processing", ArtechHouse Publishers, 1990.
- [6] www.rncan.gc.ca > ... > Imagerie satellitaire et produits > Ressources éducatives.
- [7] M. Ghazel « Adaptive Fractal and Wavelet Image Denoising », Thèse de doctorat Electrical and Computer Engineering, University of Waterloo, 2004.
- [8] Y. M. Hawwar « Nonlinear image filtering in the wavelet transform domain », Thèse de doctorat, The university of Wisconsin-Milwaukee, 2001.
- [9] R. BOUCHOUAREB, éducation de bruit dans l'imagerie médicale en utilisant les réseaux de neurones cellulaires et les ondelettes, UNIVERSITE EL HADJ LAKHDAR- BATNA , Thèse Doctorat 2015.
- [10] E. Tisserand, J.F. Pautex, P. Schweitzer (2008). Analyse et traitement des signaux 2^{ème} édition. DUNOD, Paris.
- [11] Zhang, X. (2006). Reconstruction et Régularisation en Tomographie par une Méthode de Fourier Basée sur la Variation Totale, Thèse de doctorat : Université de Bretagne-Sud.
- [12] E. Tisserand, J.F. Pautex, P. Schweitzer (2008). Analyse et traitement des signaux 2^{ème} édition. DUNOD, Paris.
- [13] Lee Jong-Sen. (1980). *Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics*. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2(2): 165-168.
- [14] D.T. Kuan, A.A. Sawchuk, T.C. Strand, and P. Chavel. (1985). *Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise*. IEEE Trans. ASSP., 7(2): 165-177.
- [15] M. Nagao, Matsuyama, T. (1979). *Edge preserving smoothing*. Computer Graphics and Image Processing, 9:394-407.
- [16] I. Bloch, Y. Gousseau, H. Maître, D. Matignon, B. Pesquet-Popescu, F. Schmitt, M. Sigelle, F. Tupin. (2004). *Le traitement des images, Tome 2*, Polycopié du cours ANIM, version 5.0. Département TSI - Télécom-Paris.

- [17] Russ, J. (1999) *The Image Processing Handbook*, 3rd edn. CRC Press Inc., Boca Raton.
- [18] Donoho, D. L., Johnstone, I. M., Kerkyacharian, G., & picard, D. (1995). *Wavelet shrinkage: Asymptopia?* J. R. Statist. Soc. B., 57(2): 301–337.
- [19] Donoho D.L. & Johnstone I.M. (1994). *Ideal Denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases*. Department of Statistics. Stanford University, 1994.
- [20] Mallat, S. (1989). *A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(7): 674–693.
- [21] I.Daubechies. (1992). *Ten Lectures on Wavelets*, CBMS-NSF regional conference series in applied mathematics.
- [22] R.R.Coifman, Y.Meyer. (1991). *Remarques sur l'analyse de Fourier à fenêtre*. Série I, C. R. Acad. Sci. Paris, 312: 259-261.
- [23] P.Aucher, G.Weiss, V.Wickerhauser.(1992). *Local Sine and cosine Bases of Coifman and Meyer and the Construction of smooth Wavelets*. In *Wavelets: A Tutorial in Theory and Applications*, pp 237-256, Academic Press.
- [24] Lanani abderrahim. *Analyse et Optimisation d'Artefact dans une Image*, UNIVERSITE EL HADJ LAKHDAR- BATNA, mémoire de magister 2012.
- [25] S.PANCHANATHAN, N.GAMAZ, A. JAIN. (April 1996) «Image scalability using wavelet vector quantization». *Journal of Electronic imaging*, vol. 5(2): 167.
- [26] Mallat, S. (1989). *A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 11(7): 674–693.
- [27] <http://dspace.univ-tlemcen.dz/bitstream/112/8855/1/Indexation-et-Recherche-dimage-medicale-a-partir-de-la-transformee-en-ondelette.pdf>
- [28] Maurice MARTINET, *Analyse multirésolution en ondelettes Du rayonnement acoustique*
- [29] Thèsedoctorat;L'Institut National des Sciences Appliquées de Lyon 2001.
- [30] S. Mallat. *Une exploration des signaux en ondelettes*. Editions de l'Ecole Polytechnique, Ellipses édition, Paris, 2000.
- [31] A. Bijaoui, Y. Bobichon, Y. Fang, “Méthodes Multiéchelles Appliquées à l'Analyse des Images SAR”, Rapport final, Contrat 833/CNES/93/0781/100, Août1995.
- [32] M. Feilner, M. Jacob and M.Unser. (2001). *Orthogonal quincunx wavelets with fractional orders* . EPFL, BIG, 2001.
- [33] Cohen A., «Ondelettes et traitement numérique du signal», Edition Masson, Paris,

1992.

- [34] Truchetet F., «Ondelettes pour le signal numérique», Edition Hermès, Paris, 1998
- [35] Misiti Y., Oppenheim G., Poggi J. M., «Les ondelettes et leurs applications», Hermès, Paris, 2003
- [36] Mallat, S. G. (1999). *A Wavelet Tour of Signal Processing*. 2nd Edition, San Diego: Academic Press.
- [37] Donoho, D. L., Johnstone, I. M., Kerkyacharian, G., & Picard, D. (1995). Wavelet shrinkage: Asymptopia *J. R. Statist. Soc. B.*, 57(2): 301–337.
- [38] Donoho D.L. & Johnstone I.M., «Ideal Denoising in an orthonormal basis chosen from a library of bases, Department of Statistics», Stanford University, 1994.
- [39] Donoho, D. L. & Johnstone, I. M. (1995). Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage. *Journal of the American Statistical Association*, 90(432), 1200–1224.
- [40] Abramovich, F. & Benjamini, Y. (1995). Thresholding of wavelet coefficients as multiple hypotheses testing procedure. In Antoniadis, A. and Oppenheim, G., editors, *Wavelets and Statistics*, volume 103 of *Lecture Notes in Statistics*, (pp. 5–14).
- [41] Ogden, R. T. & Parzen, E. (1996). Change-point approach to data analytic wavelet thresholding. *Statist. Comput.*, 6, 93–99.
- [42] Jansen, M., Malfait, M., & Bultheel, A. (1997). Generalized cross-validation for wavelet thresholding. *Signal Processing*, 56: 33–44.
- [43] Nason, G. P. Wavelet regression by cross-validation. Technical report, Dep. of Stat., Stanford University (1994). And in (1996) *Journal of the Royal Statistical Society B*, 58:463–479.
- [44] Coifman, R. R. & Donoho, D. L. (1995). Translation-invariant denoising. In *Lecture Notes in Statistics: Wavelets and Statistics*, vol. New York : Springer-Verlag, (pp. 125–150).
- [45] <http://www-igm.univ-mlv.fr/~riazano/enseignement/SR-RADAR-COURS-01-04.pdf>

