



DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

MEMOIRE

DE FIN D'ETUDES POUR L'OBTENTION DU DIPLOME DE MASTER EN

Réseaux et télécommunication

THEME

Intitule du mémoire

Débruitage des images médicales par la transformée en Contourlettes

Présenté par le binôme :

- AKROUT Mohamed Islem
- MEDJAHDI Ayoub

Devant le jury :

- | | | |
|---------------------|-----|------------------|
| - FERROUDJI Karim | MCB | Président |
| - CHERIET Leyla | MCB | Encadreur |
| - KHEMAISSIA Seddik | PR | Examineur |

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

TABLE DES MATIÈRES

<i>Contents</i>	<i>Page</i>
Remerciements	iv
Dédicace	v
Dédicace	vi
Resumé	vii
Abstract	viii
Table des figures	x
Liste des tableaux	xiii
Abréviations	xiv
1 Généralités sur le débruitage d'image	4
1.1 Introduction	4
1.2 Définition d'une image	5
1.3 Dégradation de l'image	5
1.4 Sources de bruit	6
1.4.1 Bruit lié au contexte de l'acquisition	6
1.4.2 Bruit lié à l'échantillonnage	6
1.4.3 Bruit lié à la nature de la scène	6
1.4.4 Problèmes de transmission	7
1.4.5 Problèmes de compression	7
1.5 Modèles de bruits de l'image	7
1.5.1 Bruit Gaussien	8
1.5.2 Bruit impulsionnel dit poivre et sel	9
1.5.3 Bruit de speckle	10
1.5.4 Bruit de Poisson	11
1.6 Critère dévaluation de débruitage	11

1.6.1 Critère subjectif (aspect visuel)	11
1.6.2 Critères objectifs	12
1.7 Méthodes standards de débruitage	13
1.7.1 Filtrage spatial	13
1.7.2 Filtrage fréquentiel	14
1.8 Application de débruitage dans le domaine médical	15
1.9 Conclusion	18
2 Transformée en ondelettes	19
2.1 introduction	19
2.2 De la transformée de Fourier à la transformée en ondelettes	20
2.2.1 Transformée de Fourier (TF)	20
2.2.2 Transformée de Fourier Fenêtré (STFT)	22
2.2.3 Transformée en ondelettes (TO)	25
2.2.4 Transformée en ondelettes continue	27
2.2.5 Transformée en ondelettes discrète	27
2.2.6 Espaces d'approximations et détails	28
2.3 Transformée en ondelettes géométriques	29
2.3.1 Transformée en Ridgelettes	30
2.3.2 Transformée en Curvelettes	32
2.3.3 Transformée en contourlettes	33
2.3.4 Transformée en contourlettes non sous échantillonnée	36
2.4 Conclusion	41
3 Débruitages des images médicales par la Transformée en contourlettes	42
3.1 Introduction	42
3.2 Débruitage à base d'ondelette	43
3.2.1 Formulation générale du problème	43
3.3 Sélection du seuil	45
3.3.1 Seuillage global	46
3.3.2 Seuillage dépendant du niveau	46
3.4 Algorithme de débruitage par la transformée en contourlettes	47
3.5 Résultats de simulation de l'algorithme proposée	47
3.5.1 Résultats du débruitage par seuillage des coefficients d'ondelettes	47
3.6 Étude comparative entre le débruitage par ondelettes et contourlettes	50
3.7 Conclusion	60
Bibliographie	64

REMERCIEMENTS

Nous remercions avant tout **ALLAH** le tout puissant de nous avoir donné la force et le courage pour réaliser ce labeur.

Je tiens à remercier la directrice de mémoire : le docteur **CHERIET Leyla** d'avoir accepté de diriger ce travail, merci pour votre perfectionnisme, soutien, disponibilité et gentillesse, merci pour votre sympathie et vos encouragements et pour avoir partagé vos compétences avec nous tout au long de ces mois ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps que vous avez bien voulu nous consacrer et sans qui ce mémoire n'aurait jamais vu le jour, que vous trouvez ici l'expression de notre plus profond respect et nos sincères gratitudees.

Je souhaiterais également remercier le professeur **KHEMAISSIA Seddik** et le docteur **FERROUDJI Karim** pour leur contribution en tant que membres de jury. Leurs commentaires et leurs suggestions ont grandement amélioré la qualité de ce mémoire.

Je remercie mes collègues, tous les enseignants au département génie électrique à l'université de Tébessa pour m'avoir encouragée à aller jusqu'au bout du périple.

Enfin, je tiens à remercier tous les gens qui ont contribué à ma réussite tout au long de mon parcours d'études.

DÉDICACE

Je dédie ce travail :

À la source de mon bonheur dans cette vie : ma mère.

À l'être que je respecte le plus dans ce monde : mon cher père, pour leur sacrifice et encouragement pour finir ce travail.

Je les souhaite une vie pleine de joie, de santé et de bonheur.

À mon chère frère Wadie et ma chère sœur Nesrine et ses enfants, Taha, Med Raslen.

À toute la famille de près ou de loin.

À mes chers amis Ayoub, Lazher, Hakou et tous mes proches et êtres chers.

Med.Islem

DÉDICACE

Je dédie ce travail :

À mes chers parents ma mère et mon père pour leur patience, leur amour leur soutien et leurs encouragements. Je leur souhaite une vie plein de joie, de santé et de bonheur.

À mes chères sœurs : khawla, Ahlem, Nesrine et surtout ma cousine Amira.

À mes très chers frères : Youcef, Tarek, Mohamed et mon meilleur ami Noureddine qui a été toujours mon soutien le plus cher.

À mes chères amies.

À mes précieux professeurs à toutes les étapes.

À mes enseignants de l'université de Tébessa.

Medjehdi ayoub

RESUMÉ

Dans ce mémoire, une méthode a été proposée pour éliminer le bruit gaussien sur des différentes images médicales en utilisant la transformée en contourlettes qui est basée sur leur capacité à conserver les contours d'images (les coefficients de haute fréquence) ainsi que leur capacité à détecter les courbes douces qui possèdent les informations les plus importantes pour obtenir une estimation efficace de l'image originale. Le débruitage par contourlettes est basé sur un algorithme simple appelé algorithme de seuillage qui est souvent facile à exécuter. Son principe est d'estimer le niveau de bruit ainsi que de choisir la valeur du seuil T par application des algorithmes formulés par Donoho et Johnstone, puis à partir des coefficients de détails de la transformée en contourlettes, à effectuer le seuillage qui consiste à conserver les coefficients de contourlettes supérieurs à T et à mettre à zéro les autres. Nous avons utilisé le SNR comme critère d'évaluation de qualité des images débruitées. Les résultats appliqués aux images médicales numériques par la transformée en contourlettes ont donné une grande performance lors du débruitage.

Mot clés : Débruitage, Transformé en contourlettes, Transformée en ondelettes, Seuillage, SNR.

ABSTRACT

In this work, a method has been proposed to eliminate Gaussian noise on different medical images using the contourlet transform which is based on their ability to preserve image contours (high frequency coefficients) as well as their ability to detect the smooth curves which have the most important information to obtain an efficient estimation of the original image. Contourlet denoising is based on a simple algorithm called thresholding which is often easy to perform. Its principle is to estimate the noise level as well as to choose the value of the threshold T by applying the algorithms formulated by Donoho and Johnstone, then from the detail coefficients of the contourlet transform, to perform the thresholding which consists in keeping contourlet coefficients greater than T and zeroing out the others. We used the SNR as a criterion for evaluating the quality of the denoised images. The results applied to digital medical images by the contourlet transform gave a great performance during denoising.

keywords : Denoising, Contourlet Transform, Wavelet transform, Thresholding, SNR.

ملخص

تم في هذا البحث اقتراح طريقة للتخلص من الضوضاء الفوسية على الصور الطبية المختلفة باستخدام التحويلات الكنتورية لها من قابلية على المحافظة على الحواف في الصور (عند المعاملات عالية التردد) بالإضافة إلى إمكانية التقاط معلومات المنحنيات الناعمة، والذي يعتبر من أهم المعلومات التي يجب أن تحافظ عليها طرق الاسترجاع للوصول إلى تقدير فعال للصورة الأصلية. يعتمد تقليل الضوضاء بواسطة التحويل الكنتوري على خوارزمية بسيطة تسمى خوارزمية العتبة والتي غالباً ما تكون سهلة التنفيذ. مبدؤها هو حساب مستوى الضوضاء وكذلك اختيار قيمة العتبة T من خلال تطبيق الخوارزميات التي صاغها Donoho و Johnstone ثم من المعاملات التفصيلية لتحويل الكنتورليت، يتم الحفاظ أثناء استرجاع الصورة على معاملات الكنتورليت الأكبر من قيمة العتبة T وتصغير المعاملات الأخرى. استخدمنا SNR كمعيار لتقييم جودة الصور المنزوعة الضوضاء. النتائج المطبقة على الصور الطبية الرقمية بواسطة تحويل الكنتورليت أعطت أدلة رائعة أثناء تقليل الضوضاء.

الكلمات المفتاحية : تقليل الضوضاء، التحويل الكنتوري، التحويل الموجي، العتبة، (SNR) نسبة الإشارة إلى الضوضاء.

TABLE DES FIGURES

1.1 Image numérique médicale	5
1.2 Densité de probabilité de la distribution gaussienne	9
1.3 Dégradation de l'image par le bruit gaussien	9
1.4 Dégradation de l'image par le bruit poivre et sel.	10
1.5 Dégradation de l'image par le bruit speckle.	10
1.6 Dégradation de l'image par le bruit Poisson.	11
1.7 Débruitage par le filtre de Gaussien.	16
1.8 Débruitage par le filtre de Wiener	17
2.1 Exemple d'une transformée de Fourier d'un signal monodimensionnel.	21
2.2 Exemple d'une transformée de Fourier d'une image.	22
2.3 Exemple d'une transformée de Fourier fenêtrée STFT d'un signal mono- dimensionnel	24
2.4 Le pavage de l'espace-temps-fréquence pour la STFT et la TO.	26
2.5 Décomposition d'ondelettes à différents niveaux.	29
2.6 Exemple des 2 premiers niveaux d'une décomposition pyramidale en on- delettes	30
2.7 Transformée en Ridgelettes	31
2.8 Principe de la transformée en curvelettes.	33
2.9 Comparaison entre la décomposition d'image d'image par ondelette et par le contourlettes (b).	34
2.10 (a) Illustration de l'implantation des contourlettes.	35

2.11 La transformée en contourlettes de l'image Zoneplate. L'image est décomposée en deux niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en quatre et huit sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc	37
2.12 La transformée en contourlettes non sous-échantillonnée. (a) Schéma bloqué de l'implantation de la NSCT à l'aide d'un banc de filtre pyramidal directionnel non sous-échantillonné. (b) le partitionnement fréquentiel résultant, où le nombre de directions augmente avec la fréquence.	38
2.13 La transformée en contourlettes non sous-échantillonnée de l'image Zoneplate. L'image est décomposée en quatre niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en 1, 2, 4, et 8 sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc. (a) L'image originale. (b) Sous-bande passe-bas. (c), (d), (e), (f) Sous-bandes directionnelles passe-bande.	39
2.14 Pavage du plan fréquentiel obtenu par la décomposition pyramidale laplacienne	40
2.15 Banc de filtres directionnels	41
3.1 Estimateurs par seuillage d'ondelettes. (a) : signal original, (b) : seuillage doux, (c) : seuillage dur	45
3.2 Algorithme de débruitage d'image par la Transformée en ondelettes et en contourlettes	48
3.3 La relation entre le choix d'ondelette et le PSNR	49
3.4 Image de test médicales	51
3.5 Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ	52
3.6 Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ	53
3.7 Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ	54

3.8 Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ	55
3.9 Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$	56
3.10 Débruitage par ondelettes (PSNR= 24.36db).	56
3.11 Débruitage par contourlettes (PSNR= 35.69db).	56
3.12 Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$	57
3.13 Débruitage par ondelettes (PSNR= 22.24db).	57
3.14 Débruitage par contourlettes (PSNR= 35.56db).	57
3.15 Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$	58
3.16 Débruitage par ondelettes (PSNR= 20.99db).	58
3.17 Débruitage par contourlettes (PSNR= 36.05db).	58
3.18 Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$	59
3.19 Débruitage par ondelettes (PSNR= 20db).	59
3.20 Débruitage par contourlettes (PSNR= 36db).	59
3.21 Comparaison entre le débruitage par l'ondelette et contourlette.	60
3.22 Comparaison entre les résultats de débruitage (ondelette et contourlette)	61

LISTE DES TABLEAUX

<u>3.1 Comparaison des différentes méthodes de débruitage à base de l'ondelette</u>	
<u>pour l'image médicale IRM.</u>	49

ABRÉVIATIONS

Abréviations	Anglais	Français
Coif	Coiflet wavelet	Ondelette de Coiflet
CCD	Charge Coupled DEVISE	Appareil à charge couplée
dB	Decibel	Décibel
db	Daubechies Wavelet	Ondelette de Daubechies
IRM	Imagerie par Résonance Magnétique	(MRI)Magnetic resonance imaging
JPEG	Joint Photographic Experts Group	Groupe d'experts en photographie conjointe (GEPJ)
MPEG	Moving Picture	Experts GroupGroupe d'experts en images animées
MSE	Mean Square Error	Erreur quadratique moyenne
NSP	Non Subsampled Pyramid	Pyramide non sous-échantillonnée
NSCT	Non subSampled Contourlets Transform	Transformée en Contourlettes non sous-échantillonnée
NSDFB	Non Subsampled Directional Filter Bancs	Bancs de filtres directionnels non sous-échantillonnés
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio	Rapport signal sur bruit
STFT	short-time Fourier transform	Transformée de Fourier Fenêtrée.
Sym	Symlets wavelet	Ondelette de Symlets
TF	Fourier Transform	Transformé de Fourier
TO	Wavelet transform	Transformé en ondelettes
TOC	Continuous Wavelet Transform	Transformée en ondelettes continue(CWT)
TOD	Discret Wavelet Transform(DWT)	Transformée en ondelettes discrète
2D	Two-dimensional	Deux dimensions
3D	Three dimensions	Trois dimensions

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Mise en contexte et problématique

Le bruit est une anomalie parasite qui dégrade la qualité de l'image, tout en rendant difficile l'interprétation visuelle de l'image. En général, l'image observée est contaminée par un bruit qui est soit additif ou multiplicatif. Les traitements de restauration sont généralement nécessaires pour améliorer la qualité des images observées.

En effet, la réduction du bruit dans les images est un problème délicat et largement traité par plusieurs scientifiques. La problématique primordiale, est de réussir à éliminer un maximum de bruit, tout en préservant les structures et les détails de l'image.

Les images médicales jouent un rôle crucial dans le domaine de la santé, notamment pour le diagnostic et le suivi des patients. Cependant, ces images sont souvent soumises à du bruit, qui peut altérer leur qualité et rendre leur interprétation plus difficile. Le débruitage d'images est donc un enjeu majeur dans le domaine médical.

Dans ce contexte, nous allons utiliser la transformée en contourlettes, une méthode de traitement du signal et de l'image qui permet d'analyser les contours des objets présents dans l'image. Cette méthode est adaptée aux images médicales, qui présentent souvent des structures complexes et des contours précis.

L'objectif de ce mémoire est donc de présenter en détail la méthode de débruitage par transformée en contourlettes, ainsi que les résultats obtenus sur des images médicales de modalité IRM. Nous allons expliquer également comment

cette méthode peut être utilisée pour améliorer la qualité des images médicales et faciliter leur interprétation.

Organisation de la thèse

Le travail présenté dans ce mémoire s'articule autour le débruitage des images médicales par la transformée en ondelettes classique et en contourlettes. Il est structuré en trois chapitres et organisé de la manière suivante :

- **Chapitre 1 Généralités sur le débruitage des images** : Nous allons présenter dans ce chapitre introductif, quelques concepts attachés au domaine du débruitage d'images, tout en donnant un aperçu sur : la définition d'une image, quelques types de bruits dégradant les images, la définition de débruitage des images et les sources de bruit. Nous terminons ce chapitre par la présentation de quelques méthodes classiques de débruitages basées sur le filtrage spatial et fréquentiel.

- **Chapitre 2 Transformée en ondelettes** : Dans le deuxième chapitre , nous dressons une présentation rapide des transformées en ondelettes classiques géométriques. Nous voyons l'évolution de la transformée de Fourier à la transformée en ondelettes. Ainsi, nous traitons l'analyse multi-résolutions qui est un outil essentiel de traitement du signal et permet de décomposer un signal à plusieurs échelles (résolutions) et de le reconstruire à partir des éléments de cette décomposition. Nous fournissons dans ce chapitre un rapide descriptif de quelques transformées récentes à caractère géométrique qui sont les ridgelettes, les curvelettes, les contourlettes. Ce chapitre a pour l'objectif de nous aider à choisir les meilleurs transformées géométriques pour réaliser le débruitage des images.

- **Chapitre 3 Débruitages des images médicales par la transformée en contourlettes** : Dans ce chapitre nous présentons une technique efficace pour débruiter les images médicales à partir d'une décomposition flexible, multi-échelle et multi-directionnelle. Nous avons choisi la transformée en contourlettes selon ses caractéristiques qui le rendent approprié pour débruiter les images médicales

de manière efficace. La méthode est testée sur plusieurs images médicales et nous allons utiliser le SNR comme critère d'évaluation.

Enfin, la conclusion générale récapitule ce qui a été fait et expose les perspectives de ce travail.

GÉNÉRALITÉS SUR LE DÉBRUITAGE D'IMAGE

1.1 Introduction

De nos jours, les images numériques sont de plus en plus utilisées car ce type de média est devenu facile à transmettre, traiter et stocker sur des supports informatiques.

Le débruitage est un sujet de recherche important en traitement d'images qui vise à améliorer la qualité des images numériques en éliminant le bruit indésirable (Singh, 2021). Les images bruyantes sont courantes dans de nombreux domaines d'application, tels que la reconnaissance de formes, la segmentation d'images, la reconstruction d'images, la visualisation médicale, la photographie numérique, etc.

Dans ce premier chapitre, nous nous intéressons à connaître les modèles, les types et les sources du bruit d'image, ainsi que les critères d'évaluation de la qualité de l'image débruitée et les méthodes de débruitage d'images basées sur le filtrage.

1.2 Définition d'une image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par les arts graphiques : la sculpture, la photographie, le dessin, le film, etc. Elle constitue 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 $f(x,y)$ 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 f est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation (Amir, 2008).

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

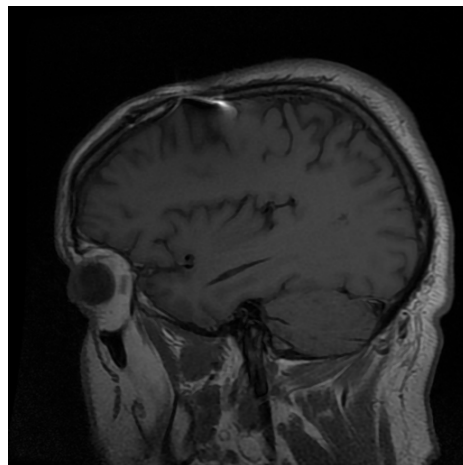


FIG. 1.1 : Image numérique médicale.

1.3 Dégradation de l'image

Une variété de facteurs affecte les performances des capteurs en imagerie numérique et se traduit par du bruit (que l'on qualifie d'électronique) sur l'image acquise numériquement (Joseph, 2010).

La qualité de l'image numérique peut être dégradée par plusieurs types de bruits survenus lors de l'acquisition et de la transmission. Ainsi il est important de connaître la nature du bruit qui contamine l'image (Zhan, 2021).

1.4 Sources de bruit

Les sources de bruit (saadi, 2015) d'une image sont nombreuses et diverses, nous les citons ci-dessous :

1.4.1 Bruit lié au contexte de l'acquisition

Une sur ou sous illumination réduit l'intervalle de couleurs de la scène mais pas son nombre. Par ailleurs, le nombre de couleur utilisée pour représenter cette scène sera réduit dans le cas d'un appareil photo numérique. Parmi les bruits liés au contexte de l'acquisition, on peut également citer la perturbation des capteurs, par exemple des perturbations magnétiques pendant une acquisition IRM, ou une perturbation sur une antenne de télévision lors de la réception sur une carte tuner (Nassira, 2021).

1.4.2 Bruit lié à l'échantillonnage

L'étape d'échantillonnage est une source de bruit, notamment de phénomène de Moiré lorsque les conditions de Shannon et Nyquist ne sont pas respectées, ou de bruit poivre et sel lorsque des objets de la scène sont projetés dans une image de la taille d'un pixel (Derbal, 2015).

1.4.3 Bruit lié à la nature de la scène

L'environnement dans lequel se situe l'acquisition n'est pas toujours maîtrisable. En télédétection, la couverture nuageuse dégrade la qualité des images satellites. Pour une échographie cardiaque, la masse grasseuse du patient peut induire des artefacts (Nassira, 2021).

1.4.4 Problèmes de transmission

C'est un cas fréquent en astronomie ou en aérospatial. Le signal ou l'image est difficile à capter et donc le récepteur terrestre n'en reçoit qu'une partie (Nassira, 2021).

1.4.5 Problèmes de compression

Le récepteur ne reçoit pas le signal direct, mais une version comprimée pour une meilleure transmission du signal. Un bon exemple pour les utilisateurs d'Internet est le téléchargement des images en JPEG. Le format de compression JPEG et plus précisément la version 2000, est basée sur un traitement en ondelettes pour alléger la taille des images sur le réseau. En général, les méthodes populaires de compression se font avec perte d'information, et comportent souvent des artefacts visibles (Nassira, 2021).

1.5 Modèles de bruits de l'image

A chaque étape de l'acquisition d'une scène, des perturbations (rayures, poussières, caméra, amplification, quantification) vont détériorer la qualité de l'image. Ces perturbations sont regroupées sous le nom de "bruit d'image". On distingue en général deux types de bruit :

a) Bruit additive

Le bruit additif est un type de bruit qui est ajouté à un signal lorsqu'il est transmis ou enregistré. Il est caractérisé par le fait qu'il est indépendant du signal lui-même, ce qui signifie qu'il est généralement considéré comme aléatoire et imprévisible. Plus précisément, le bruit additif est défini comme la somme aléatoire de signaux de petite amplitude qui sont superposés au signal original. Cela peut se produire dans de nombreuses situations, telles que la transmission de signaux électriques sur des lignes de communication, l'enregistrement de données numériques sur des médias tels que des disques durs ou des cartes mémoire, ou même

dans des processus de mesure scientifique où des signaux faibles sont détectés (Nassira, 2021).

b) Bruit multiplicatif

Le bruit multiplicatif est un type de bruit qui affecte un signal de manière à multiplier le signal original par une fonction aléatoire. Contrairement au bruit additif, qui est simplement ajouté au signal, le bruit multiplicatif peut modifier la forme du signal original, le rendant plus difficile à interpréter. Le bruit multiplicatif est souvent causé par des facteurs tels que la distorsion des signaux électromagnétiques lorsqu'ils traversent des milieux non homogènes, des effets atmosphériques sur les signaux radio ou des dégradations des signaux optiques lorsqu'ils traversent des fibres optiques (Nassira, 2021).

1.5.1 Bruit Gaussien

C'est le type de dégradation produite par les composantes électroniques du capteur (relation linéaire avec la température du capteur) et liée à la limite en faible lumière de celui-ci. C'est donc le bruit qui entache majoritairement les images numériques. Pour créer synthétiquement ce bruit additif gaussien non corréolé (blanc), une variable aléatoire gaussienne a été ajoutée par le système à l'image "idéale" (Liu, 2013).

Dans le cas de Bruit additif gaussien nous considérons que l'image non dégradée $u(x,y)$ est affectée d'un bruit additif (x,y) :

$$f(x,y) = u(x,y) + (x,y) \quad (1.1)$$

Le bruit suit la loi normale, sa densité de probabilité est donnée par :

$$P(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.2)$$

où μ est l'espérance mathématique et σ est l'écart type.

Pour $P(x)$, on note que la gamme des valeurs de x où $-\infty < x < +\infty$, la fonction de densité de probabilité est différente de zéro, dans les directions positives et

négatives. Mais, si on considère une image comme une carte d'intensité, alors les valeurs doivent être non négatives. La représentation graphique de la distribution gaussienne est montrée dans la figure 1.2. La figure 1.3 présente un exemple de dégradation d'une image médicale par un bruit gaussien (Liu, 2013).

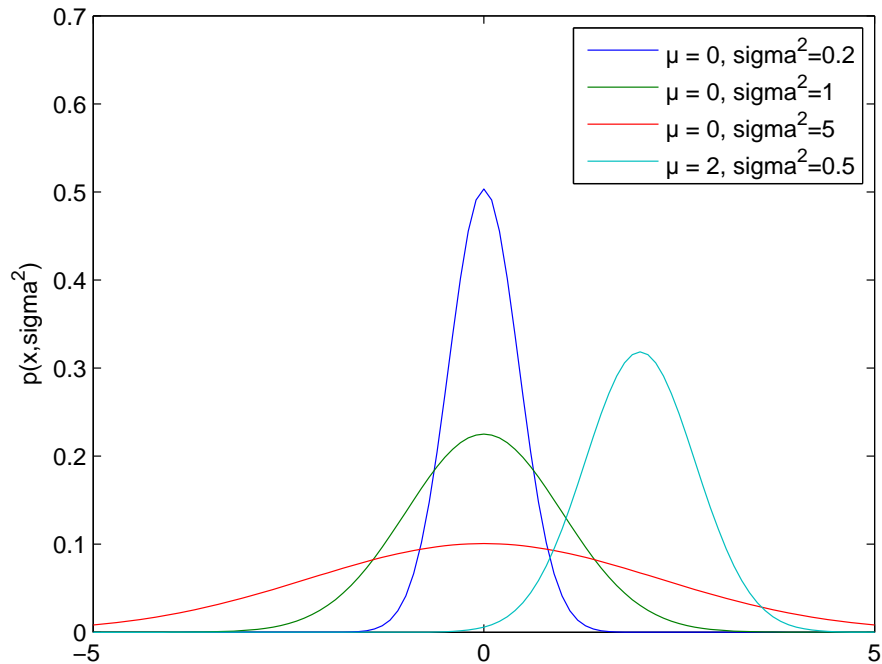


FIG. 1.2 : Densité de probabilité de la distribution gaussienne

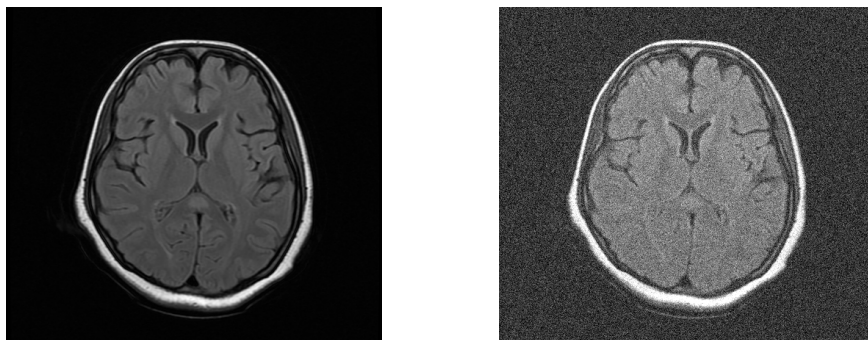


FIG. 1.3 : Dégradation de l'image par le bruit gaussien

1.5.2 Bruit impulsionnel dit poivre et sel

Ce bruit peut être créé par la saturation de plusieurs capteurs. Certains pixels sont saturés. Visuellement, cela se traduit par des points blancs et noirs répartis avec une certaine densité dans l'image (figure 1.4). La source la plus fréquente est un pixel mort dans le capteur dû au processus de fabrication des CCD (que l'on

retrouve dans celle des moniteurs LCD). Les appareils photos les "cachent" en les détectant pour chaque appareil avant commercialisation et en utilisant un mécanisme de remplacement par la valeur d'un pixel voisin lors de la prise de photos (Djenabou, 2018). Ce type de bruit est exprimé par le pourcentage du nombre total de pixels dans l'image, dont la valeur est 0 ou 255.

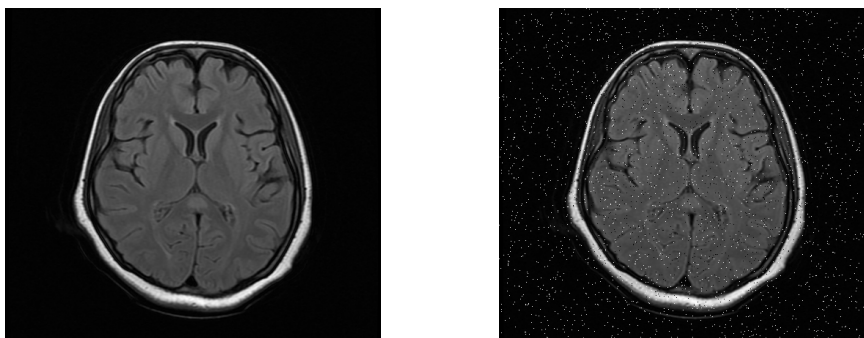


FIG. 1.4 : Dégradation de l'image par le bruit poivre et sel.

1.5.3 Bruit de speckle

Le speckle est présent dans les images radar, les images acquises par laser, par sonar et par ultrasons. Bien qu'il soit souvent considéré comme un bruit multiplicatif, ce n'est pas à proprement parler un bruit, c'est une réelle mesure caractéristique du milieu. Le speckle contient des informations sur le tissu observé. Il est cependant communément traité comme un bruit. La figure 1.5 montre un exemple de dégradation de l'image par un bruit de speckle (Djenabou, 2018).

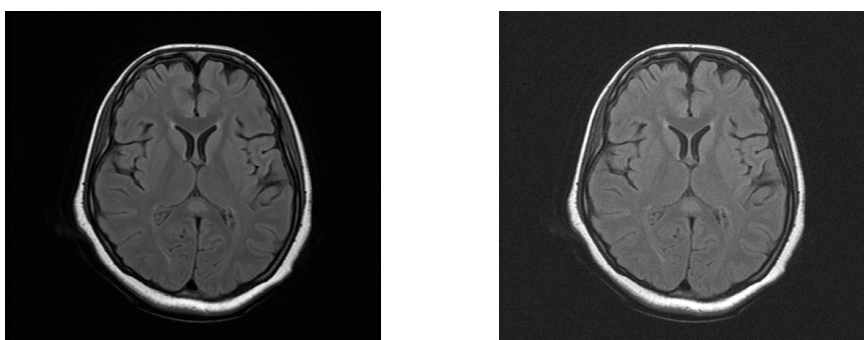


FIG. 1.5 : Dégradation de l'image par le bruit speckle.

1.5.4 Bruit de Poisson

Le bruit de Poisson ou le bruit de projectile est un type de bruit électronique qui se produit quand le nombre fini de particules qui portent l'énergie, telle que des électrons dans un circuit électronique ou des photons dans un circuit optique, est assez petit pour provoquer des fluctuations statistiques discernables dans une mesure. Le nombre de photons mesurés par un photosite est aléatoire et dépend de l'illumination. Si un photosite mesure en moyenne λ photons, alors on est en présence d'un processus de Poisson de moyenne λ et de densité de probabilité (Djenabou, 2018). La figure 1.6 montre un exemple de dégradation de l'image par un bruit de Poisson.

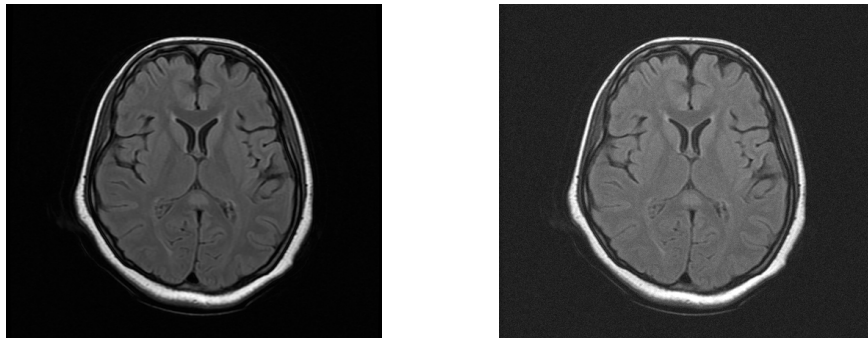


FIG. 1.6 : Dégradation de l'image par le bruit Poisson.

1.6 Critère dévaluation de débruitage

1.6.1 Critère subjectif (aspect visuel)

L'œil humain est un outil essentiel pour apprécier la qualité d'une image. Il va permettre à l'utilisateur d'identifier le contenu des images, la netteté de celles-ci, la présence d'artefacts et la qualité des contours. Il est donc capital que les méthodes de débruitage prennent en compte le système optique humain. Cependant, cette évaluation ne peut être que subjective puisqu'il n'existe aucune mesure correcte pouvant traduire fidèlement la perception de l'œil humain (Djenabou, 2018).

1.6.2 Critères objectifs

La performance d'une méthode de restauration peut être calculée à l'aide d'un des indicateurs suivants :

A) Erreur quadratique moyenne (*Mean Square Error MSE*)

L'image restaurée u est toujours comparée à l'originale u pour déterminer le rapport de différence. Ce critère est le plus utilisé. Il est basé sur la mesure de l'erreur quadratique moyenne (MSE) calculée entre les pixels originaux et débruités :

$$MSE(u, u') = \frac{1}{(N * M)} \sum \sum (X(i, j) - Y(i, j))^2 \quad (1.3)$$

avec

X : l'image originale.

Y : l'image débruitée.

M : le nombre de lignes de l'image.

N : le nombre de colonnes de l'image.

(i, j) : le positionnement des pixels.

La différence $X(i, j) - Y(i, j)$ est considérée comme un bruit.

La valeur la plus faible est à retenir, pas d'échelle de valeur. Pour corriger cet inconvénient (pour pouvoir effectuer des comparaisons), on emploie plutôt une version corrigée du rapport signal sur bruit, notée PSNR (Djenabou, 2018).

B) Rapport signal sur bruit (*Peak Signal to Noise Ratio PSNR*)

Le PSNR est l'une des métriques les plus connues et les plus utilisées, c'est une mesure de distorsion utilisée en image numérique. Elle est basée sur l'erreur quadratique moyenne et est donnée par :

$$PSNR(X, Y) = 10 \log \frac{L_d^2}{MSE} \quad (1.4)$$

où L_d est la dynamique du signal (la valeur maximum possible pour un pixel), dans le cas standard d'une image codée sur 8-bits, $L_d = 255$. Sa valeur étant indéfinie lorsque les deux images comparées sont identiques et une valeur de PSNR infini correspond à une image non dégradée et cette valeur décroît en fonction de la dégradation.

1.7 Méthodes standards de débruitage

En générale les méthodes standards (classiques) de débruitage sont basées sur l'utilisation des filtres, on distingue alors :

1.7.1 Filtrage spatial

L'évolution des techniques pour le débruitage d'images a commencé avec le développement des filtres spatiaux qui sont adaptés aux statistiques locales dans les petites sous régions centrées à un pixel qui doit être filtré. Le filtrage spatial utilise donc l'information portée par le pixel, mais aussi par l'information contenue dans le voisinage de ce pixel. La notion de voisinage d'un pixel est assez générale et désigne l'ensemble des pixels qui sont en relation avec le pixel traité. Donc, il est d'usage de choisir un voisinage carré et symétrique autour du pixel considéré. Ces voisinages sont donc assimilables à des tableaux à deux dimensions (matrices) de taille impaire.

Nous distinguons dans cette catégorie les filtres suivants :

A) *Filtre moyennneur*

Appelé également mean filtering, averaging ou Box filtering. Son principe est très simple : un pixel est remplacé par la moyenne de lui-même et de ses voisins. C'est dans la définition du voisinage que les filtres vont différer. Le filtre moyennneur est un filtre passe bas permettant ainsi d'éliminer les hautes fréquences, correspondantes au bruit. Son inconvénient est qu'il élimine également les hautes

fréquences correspondantes aux détails de l'image : il rend ainsi l'image moins bruitée mais plus floue (Larabi, 2012).

B) Filtre médian

Le filtre médian (median filter) est un filtre non linéaire. Son principe consiste à remplacer un pixel par la médiane de ses voisins. Ainsi, même si plusieurs pixels voisins sont bruités, on peut corriger le pixel courant. Ce filtre induit cependant un lissage puisque même des pixels corrects peuvent être modifiés. De plus, ce filtrage est plus coûteux en temps de calcul car nécessite d'effectuer un tri des voisins pour chaque pixel. Plus le voisinage considéré est grand, plus l'algorithme sera coûteux.

1.7.2 Filtrage fréquentiel

L'utilisation de la représentation fréquentielle de l'image permet de réaliser ce type de traitement. L'approche la plus simple consiste à calculer, par transformée de Fourier, la décomposition en fréquence de l'image à traiter. On peut ensuite agir, d'une façon directe, sur les fréquences de l'image et cela de façon sélective. Dans ce qui suit, nous allons traiter deux types de filtres qui utilisent cette technique.

A) Filtre Gaussien

Le filtre Gaussien passe bas (Gaussian Lowpass Filter) présente une alternative plus réaliste au filtre passe bas idéal qui met à zéro toutes les composantes dont les fréquences sont l'extérieur d'une gamme de basses fréquences spécifiées. Les effets du GLF sur le spectre d'une image sont semblables à ceux d'un filtre passe bas idéal dans le sens que les composantes à basses fréquences peuvent passer pendant que les composantes à hautes fréquences sont bloquées. La principale différence est que la troncature des composantes à hautes fréquences est graduelle et pas tranchante (raide), comme c'est le cas pour le filtre passe bas. Le

GLF est représenté par la réponse de la fréquence suivante :

$$H_G(w) = Ae^{-2\pi^2\sigma^2|w|^2} \quad (1.5)$$

où, $H_G(w)$ est la réponse fréquentielle, w est la pulsation, σ est la variance (ouverture du filtre) et A est l'amplitude. La figure [1.7](#) présente un exemple de débruitage par un filtre gaussien.

B) Filtre de Wiener

Il est commun, quand on a affaire à des problèmes mal conditionnés, d'utiliser des techniques de régularisation. La solution s'obtient alors en employant un critère dont la solution optimale approxime la solution recherchée. Dans le cas du filtre de Wiener, on recherche un filtre $W(u, v)$ tel que l'espérance mathématique de l'erreur quadratique moyenne entre l'image idéale inconnue et l'image reconstituée soit minimale. La figure [1.8](#) présente un exemple de débruitage par un filtre de Wiener ([Gao, 2015](#)).

1.8 Application de débruitage dans le domaine médical

Le débruitage est une technique de traitement du signal qui permet de réduire le bruit indésirable dans un signal enregistré. Dans le domaine médical, le débruitage est utilisé pour améliorer la qualité des images médicales, telles que les images de tomodensitométrie (TDM) ou d'imagerie par résonance magnétique (IRM) ([Chen, 2019](#)).

En effet, les images médicales peuvent être affectées par des artefacts de bruit qui peuvent rendre la lecture difficile et affecter la précision du diagnostic. Le débruitage peut aider à supprimer ces artefacts de bruit et à améliorer la qualité de l'image, ce qui peut aider les médecins à mieux détecter les anomalies et à poser un diagnostic plus précis ([Prakash, 2017](#)).



(a) Image originale



(b) Image dégradée par un bruit gaussien de variance $\sigma = 0.03$.



(c) Image filtrée par le filtre de Gaussien.

FIG. 1.7 : Débruitage par le filtre de Gaussien.



(a) Image originale



(b) Image dégradée par un bruit gaussien de variance $\sigma = 0.03$.



(c) Image filtrée par le filtre de Wiener.

FIG. 1.8 : Débruitage par le filtre de Wiener

1.9 Conclusion

Un aspect essentiel de traitement d'images concerne l'analyse et la compréhension de l'image dans le but d'en extraire des informations utiles. C'est le domaine de débruitage, objet de notre travail. Des notions attachées à la dégradation des images, les sources, les modèles et les types de bruits. Aussi, ce chapitre a permis de donner un aperçu sur quelques méthodes classiques de débruitage basées sur le filtrage. Le chapitre prochain traitera d'une façon spécifique une méthodes récentes pour le débruitage des images basée sur la transformée en ondelettes et plus précisément en contourlettes.

TRANSFORMÉE EN ONDELETTES

2.1 introduction

Les ondelettes sont, avant tout, un puissant outil de représentation creuse des signaux. L'idée est de représenter la majeure partie des informations du signal à partir d'un nombre de coefficients le plus restreint possible. La véritable révolution due aux ondelettes s'est opérée dans le très vaste domaine du traitement du signal. La transformée en ondelettes est un moyen important de ces dernières années qui a rencontré le plus de succès dans plusieurs domaines d'application telles que le débuitage, l'analyse des images médicales, la compression et la transmission de données, les solutions numériques des équations différentielles et intégrales et l'estimation de mouvement.

Néanmoins, les ondelettes ont souvent été utilisées de manière séparable, sur les axes horizontal et vertical, pour représenter l'image (Bruylants, 2015). Il en résulte une décorrélation partielle de l'image, qui se traduit par la présence de nombreux coefficients de forte énergie le long des contours. De ce fait, les ondelettes classiques ne sont pas capables de représenter la régularité des structures géométriques des images de manière efficiente à cause de leur support carré.

D'autre part, elles manquent des caractéristiques directionnelles pour l'image. Ainsi, les ondelettes permettent d'isoler des points de discontinuités mais

elles ne permettent pas de distinguer les courbes régulières dans l'image. Les transformées géométrique dérivées généralement de la transformée en ondelettes apportent une solution à cet enjeu, et admettent une représentation efficace de la régularité géométrique contenue réellement dans l'image.

Dans ce chapitre, nous allons présenter, dans la première partie, un rappel sur la théorie de la transformée de Fourier et la transformée de Fourier Fenêtre (STFT). En outre nous nous attachons à comprendre les transformée en ondelettes classique et en contourlettes (géométriques).

2.2 De la transformée de Fourier à la transformée en ondelettes

2.2.1 Transformée de Fourier (TF)

La transformée de Fourier est un outil qui sert à mesurer la fréquence d'un signal. Son principe repose sur le fait que toute fonction périodique peut être représentée comme la somme d'une série de sinus et de cosinus dont on fait varier d'une part les amplitudes en les multipliant par des coefficients, et d'autre part les phases en les décalant de manière à ce qu'elles s'additionnent ou se compensent.

La définition de la TF est donnée par la formule suivante :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-2j\pi ft} dt \quad (2.1)$$

La figure [2.9](#) présente un exemple de la transformée de Fourier d'un signal monodimensionnel. Cependant, l'analyse de Fourier, de par sa nature, montre assez vite ses limitations : son calcul nécessite la connaissance de toute l'histoire temporelle du signal. De plus, dans une transformée de Fourier, l'information sur le temps est présente (la transformée inverse est donc possible), mais elle est cachée dans les phases : elle est en pratique impossible à extraire. On en est donc réduit à étudier un signal soit en fonction du temps, soit en fonction des fréquences qu'il contient, sans possibilité de conjuguer les deux analyses.

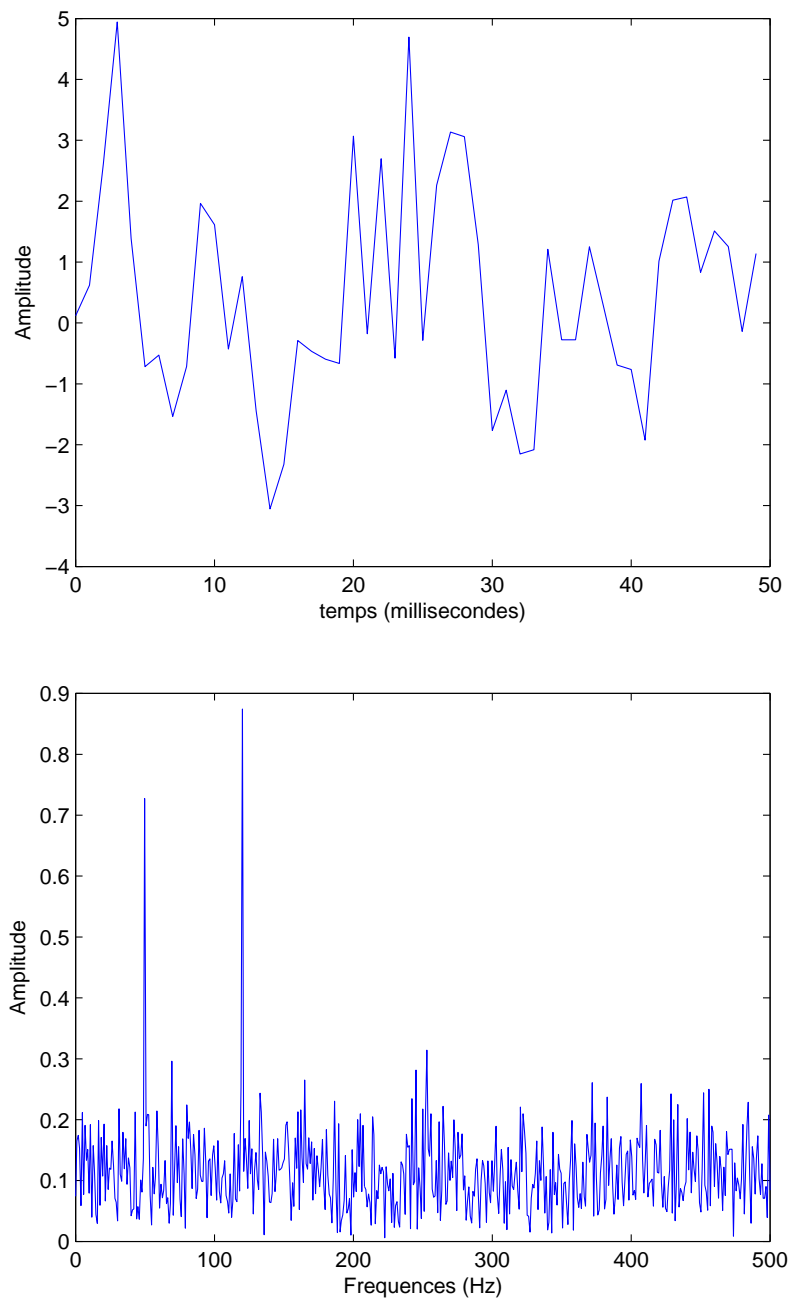


FIG. 2.1 : Exemple d'une transformée de Fourier d'un signal monodimensionnel.

La définition de la TF inverse est donnée par la formule suivante :

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f).e^{-2j\pi ft} df \quad (2.2)$$

Le passage à une transformée bidimensionnelle est donné par l'équation ci-dessous :

$$X(f_1, f_2) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t_1, t_2).e^{-2j\pi(f_1 t_1 + f_2 t_2)} dt_1 dt_2 \quad (2.3)$$

La figure 2.2 présente un exemple de la transformée de Fourier d'une image.

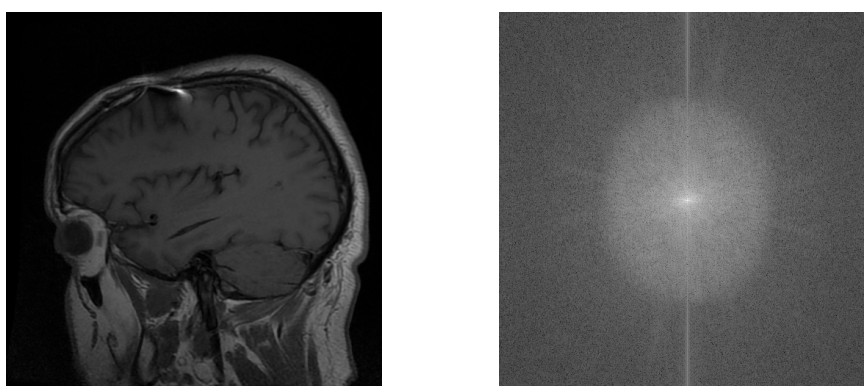


FIG. 2.2 : Exemple d'une transformée de Fourier d'une image.

On peut utiliser la transformée de Fourier pour extraire des informations fréquentielles d'une image, toutefois le principal problème de la transformée de Fourier est son manque de résolution temporelle. Cela signifie simplement que si on est effectivement capable de détecter toutes les fréquences qui apparaissent dans un signal, on est en revanche incapable de déterminer à quel moment elles se produisent dans le signal. Il existe une transformée de Fourier plus « locale » donnant des informations mieux localisées, il s'agit de la transformée de Fourier Fenêtré (STFT).

2.2.2 Transformée de Fourier Fenêtré (STFT)

Pour pallier le manque d'information sur le temps dans la transformée de Fourier, une nouvelle méthode d'analyse est donc introduite : elle utilise une « Fenêtre glissante ». Cette méthode, pouvant être adaptée aux signaux non-

stationnaires, est très proche de l'analyse spectrale : on définit une fenêtre qui sera utilisée comme masque sur le signal, et dans laquelle on considère que le signal est localement stationnaire, puis on décale cette fenêtre le long du signal afin de l'analyser entièrement.

La transformée de Fourier fenêtrée remplace la sinusoïde de la transformée de Fourier par le produit d'une sinusoïde et d'une fenêtre localisée en temps. La définition de la STFT est donnée par la formule suivante :

$$STFT = \int_t [x(t) \cdot g^*(t-s)] e^{-2j\pi ft} dt \quad (2.4)$$

Où :

- $x(t)$ étant le signal lui-même.
- $g(t)$ est la fonction fenêtre et g^* son complexe conjugué.
- f représente la fréquence.
- s représente l'échelle.

Comme l'indique l'équation, la STFT du signal n'est autre que la TF du signal multiplié par la fonction fenêtre. Pour chaque valeur de f et de s , on calcule un nouveau coefficient de la STFT. On constate que la fenêtre g est indépendante de l'échelle s , ce qui signifie que l'enveloppe de la fenêtre glissante sera constante : on aura donc une résolution fixe sur toute la durée du signal. La figure 2.3 présente un exemple de la transformée STFT d'un signal monodimensionnel.

Ainsi, l'étude d'un signal avec la STFT permet d'obtenir à la fois une information sur le temps et sur la fréquence, mais la résolution d'analyse est fixée par le choix de la taille de l'enveloppe :

- Si la fenêtre est trop petite, les basses fréquences n'y seront pas contenues.
 - Si la fenêtre est trop grande, l'information sur les hautes fréquences est noyée dans l'information concernant la totalité de l'intervalle contenu dans la fenêtre.
- Donc la taille fixe de la fenêtre est un gros inconvénient. L'outil idéal serait une fe-

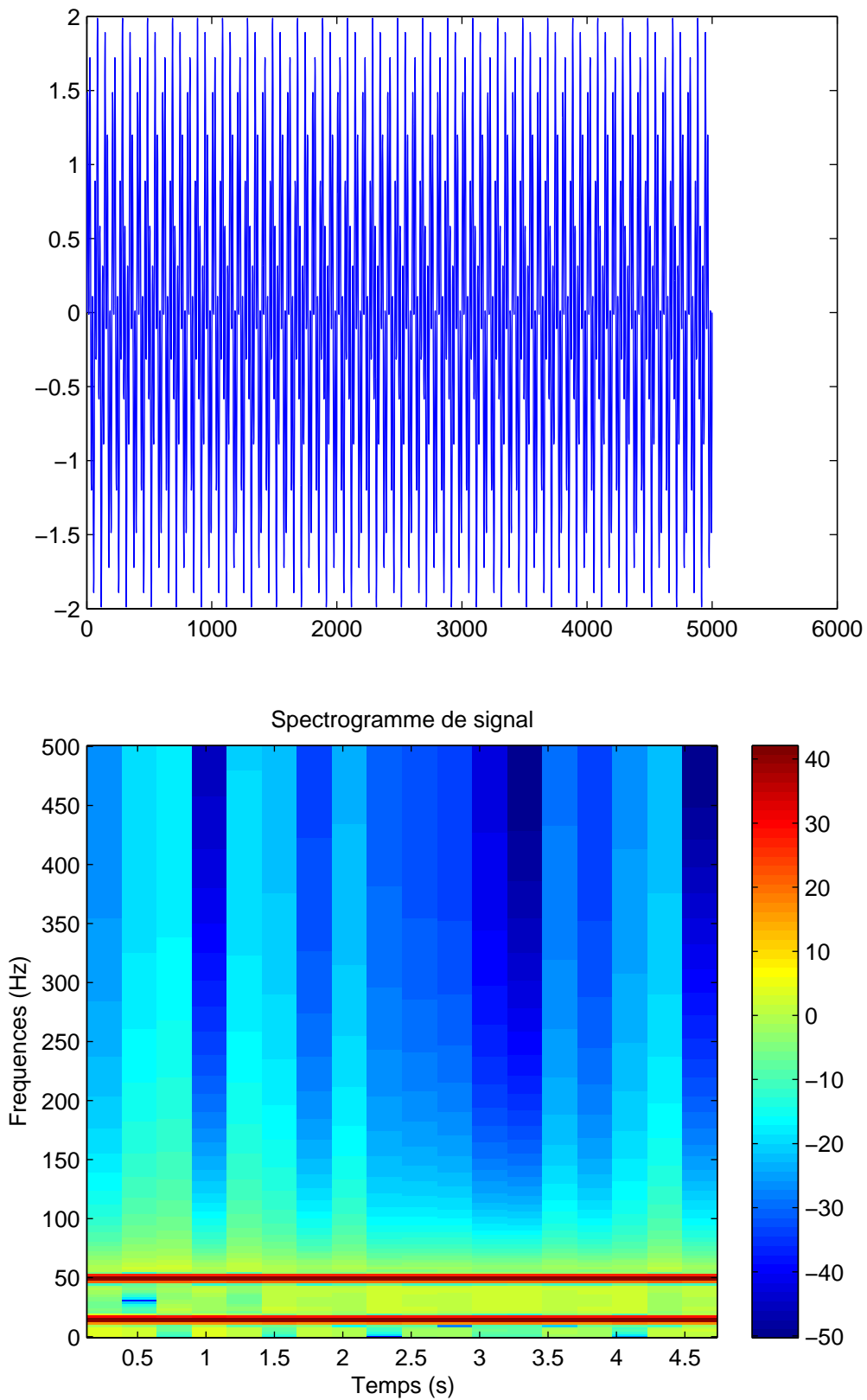


FIG. 2.3 : Exemple d’une transformée de Fourier fenêtrée STFT d’un signal monodimensionnel.

nêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser. Cet outil existe, il s'agit de la récente analyse en ondelettes.

2.2.3 Transformée en ondelettes (TO)

Une ondelette est une fonction oscillante (ce qui explique le mot "onde") de moyenne nulle, appelée ψ , possédant un certain degré de régularité et dont le support est fini (ce qui explique le mot "ondelette", qui veut dire petite onde).

La transformée en ondelettes remplace la sinusöide de la transformée de Fourier par une famille de translations et dilatations d'une même fonction (ondelette mère). Les paramètres de translation et de dilatation sont les deux arguments de la transformée en ondelettes (Grossmann, 1989).

La transformée en ondelettes est un outil mathématique qui décompose un signal en fréquences en conservant une localisation spatiale. Le signal de départ est projeté sur un ensemble de fonctions de base qui varient en fréquence et en espace. Ces fonctions de base s'adaptent aux fréquences du signal à analyser. Cette transformation permet donc d'avoir une localisation en temps et en fréquence du signal analysé.

La figure 2.6 donne le pavage de l'espace temps-fréquence pour la transformée de Fourier à fenêtre (STFT) et pour l'analyse en ondelettes (TO). Pour l'analyse de Fourier, la fenêtre est de taille constante, pour l'analyse en ondelettes, la fenêtre est de surface constante mais sa taille varie en fonction de la fréquence à analyser.

On remarque que la largeur de la fenêtre pour l'analyse en ondelette (TO) est modifiée à mesure qu'on calcule la transformée pour chacune des composantes spectrales individuellement. Ce dernier point représente la caractéristique la plus significative de la transformée en ondelettes. La transformée en ondelettes a la capacité de changer la taille de la fenêtre à différentes résolutions de temps-fréquence comme représenté si dessus. Les fonctions de base d'ondelettes peuvent être étirées ou comprimées dans la fenêtre d'analyse. Ceci aide à isoler des discon-

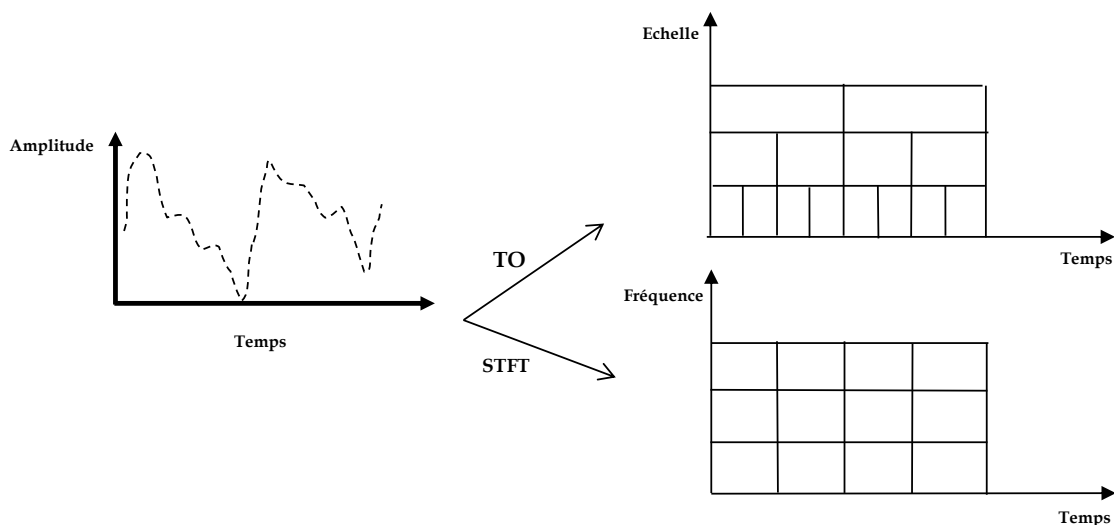


FIG. 2.4 : Le pavage de l'espace-temps-fréquence pour la STFT et la TO.

tinuités de signal parce que des courtes fonctions de base sont employées pour obtenir l'information détaillée de fréquence tandis que des longues fonctions de base sont employées pour rechercher l'information approximative de fréquence du signal. Ceci permet d'analyser le signal à différentes échelles.

L'analyse en ondelettes adopte une fonction de prototype d'ondelettes connue sous le nom de "Ondelettes mère" donné dans l'équation (2.5). Cette Ondelette mère génère un ensemble de fonctions de base connues sous le nom "Ondelettes enfants" par des translations et dilatations récursives.

La définition de l'ondelette mère est donnée par la formule suivante :

$$\Psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \quad (2.5)$$

Où :

- τ facteur de translation.
- s facteur de dilatation « Echelle ».
- $\Psi(\tau, s)$ ondelette mère.
- Ψ ondelettes enfants.
- $\frac{1}{\sqrt{s}}$ facteur de normalisation de l'énergie afin que le signal transformé ait la même énergie à toutes les échelles.

2.2.4 Transformée en ondelettes continue

La transformée en ondelettes continue (TOC) utilise des translations et des dilatations de la fonction ondelette mère durant tout l'intervalle du temps de manière continue. La définition de TOC est donnée par la formule ci-dessous :

$$TOC(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot \Psi\left(\frac{t - \tau}{s}\right) \quad (2.6)$$

Cette transformation est en théorie infiniment redondante puisque l'ondelette est translatée de manière continue, cependant il existe des méthodes pour diminuer cette redondance l'une de ces méthodes consiste en l'emploi de la transformée en ondelettes discrète.

2.2.5 Transformée en ondelettes discrète

La transformée en ondelettes discrète (TOD) est produite pour surmonter le problème de redondance de la TOC, Cette redondance mobilise une grande quantité de ressource de calcul. La TOD, au contraire, fournit suffisamment d'information, tant pour l'analyse que pour la reconstruction du signal original. Ceci en un temps de calcul notablement réduit.

La TOD est considérablement plus simple à implémenter que la TOC. Dans ce qui suit, nous introduisons les concepts de base de la TOD, ses propriétés et les algorithmes utilisés pour la calculer. La transformée en ondelettes discrète translate et dilate l'ondelette selon des valeurs discrètes. Ces coefficients τ et s seront discrétisés de la manière suivante : $s = s_0^j$ et $\tau = k\tau_0 s_0^j$ avec $s_0 > 1$ et $\tau_0 > 0$ fixés et appartenant à Z (Mallat, 2008).

Les ondelettes sont alors définies de la manière suivante :

$$\Psi(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \Psi\left(\frac{t - k\tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) \quad (2.7)$$

La TOD est donnée par la formule ci-dessous :

$$TOD(\tau_0, s_0) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} x(t) \Psi\left(\frac{t - k\tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) dt \quad (2.8)$$

- ◇ s_0^j Facteur d'échelle.
- ◇ τ_0 Facteur de translation.
- ◇ k et j sont des entiers.

Si on choisit $s_0 = 2$ et $\tau_0 = 1$, en se place dans le cas dyadique.

2.2.6 Espaces d'approximations et détails

Les espaces V_j sont appelés les espaces d'approximation et le complémentaire orthogonale de V_j dans V_{j+1} noté par W_j est appelé espace de détails et on écrit :

$$V_{j+1} = V_j \oplus W_j \quad (2.9)$$

Où \oplus désigne la somme directe de sous espaces vectoriels. Ainsi la projection orthogonale d'une fonction f sur V_{j+1} peut se décomposer comme la somme de sa projection orthogonale sur V_j et W_j .

Les familles

$$\phi_{j,n}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \phi(2^j t - n), n \in \mathbb{Z} \quad \text{et} \quad \psi_{j,n}(t) = 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - n), n \in \mathbb{Z} \quad (2.10)$$

étants les bases orthonormales des espaces V_j et W_j respectivement. La projection de f sur V_{j+1} est donnée par

$$PV_{j+1}f(t) = PV_jf(t) + PW_jf(t) \quad (2.11)$$

Où

$$PV_jf(t) = \sum_n a_j[n] 2^{\frac{j}{2}} \phi(2^j t - n) \quad (2.12)$$

$$PW_j f(t) = \sum_N c_j[n] 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - n) \quad (2.13)$$

$$a_j[n] = f(t), 2^{\frac{j}{2}} \phi(2^j t - n) \quad (2.14)$$

et

$$c_j[n] = f(t), 2^{\frac{j}{2}} \psi(2^j t - n) \quad (2.15)$$

Les coefficients $a_j[n]$ et $c_j[n]$ sont appelés coefficients d'approximation et coefficient d'ondelettes où de détails du fonction.

La décomposition d'un signal 2D tel qu'une image selon l'AMR ce présente comme suit :

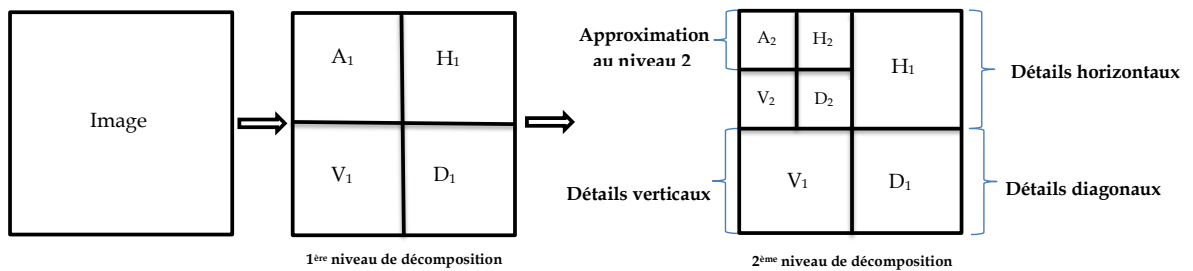


FIG. 2.5 : Décomposition d'ondelettes à différents niveaux.

L'A₁ s'appelle l'approximation, peut être décomposée en quatre sous-bandes. Les bandes restantes sont appelées composants détaillés. Pour obtenir le niveau de décomposition suivant, la sous-bande A₁ est encore décomposée. Le principal avantage de la TOD est qu'il s'agit d'une transformation multi résolution (Mallat, 1989).

2.3 Transformée en ondelettes géométriques

Les recherches dans le domaine d'ondelette dirigées vers l'amélioration des possibilités de représentations multi échelles des signaux multidimensionnels. De

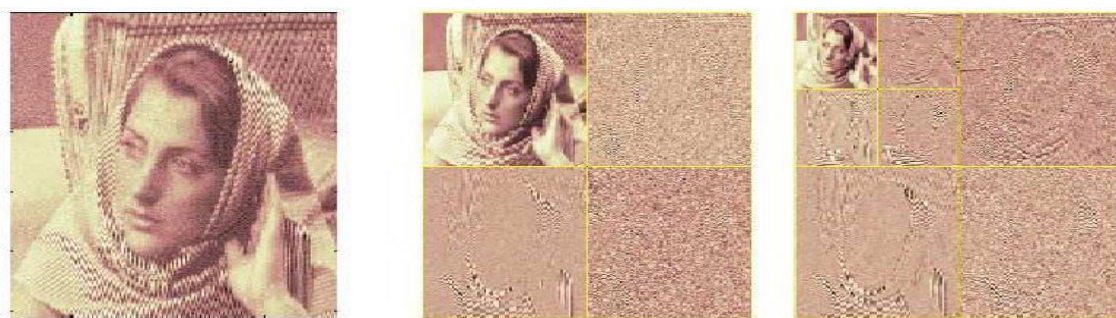


FIG. 2.6 : Exemple des 2 premiers niveaux d'une décomposition pyramidale en ondelettes.

nombreux travaux donnent plusieurs cadres théoriques de représentations multi échelles plus vastes donnant naissance à de nouvelles transformées plus intéressantes et plus adaptées à l'extraction des structures géométriques lisses et continues telles que les contours. C'est la nouvelle famille des transformées géométriques qu'ils ont des décompositions multi échelles qui opèrent selon une multitude d'orientations fréquentielles issues d'une décomposition non standard de l'espace des fréquences des images et qui offrent un bon compromis entre la représentation éparsée de traits caractéristiques et la qualité des images reconstruites.

2.3.1 Transformée en Ridgelettes

La transformée en Ridgelettes a été proposée pour analyser les images contenant des singularités en lignes droites. Ceci revient à concentrer les coefficients de la décomposition tout au long des contours linéaires. L'analyse en Ridgelettes s'appuie sur la transformée de Radon, du fait que cette dernière permet de représenter les droites par des points (Donoho, 2003). Une analyse par ondelettes est effectuée par la suite sur le domaine de Radon afin d'en extraire les singularités ponctuelles. En résumé, la transformée en Ridgelettes revient à appliquer une analyse en ondelettes 1D sur chacune des projections de Radon où l'angle θ est fixé. La figure 2.7 présente le principe de la transformée en Ridgelettes.

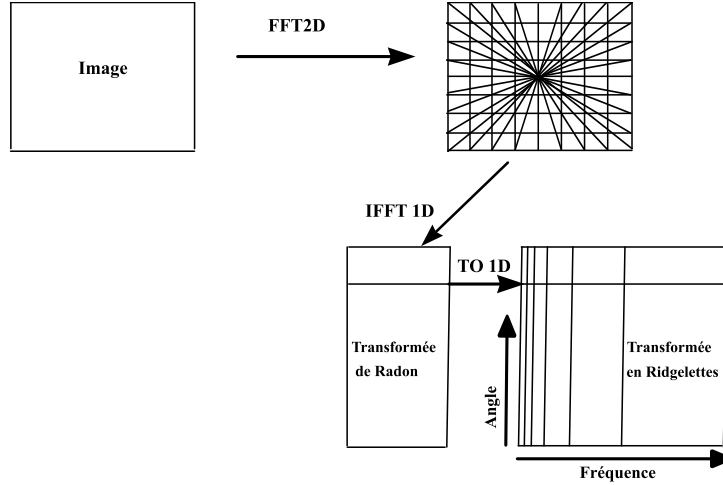


FIG. 2.7 : Transformée en Ridgelettes

Une Ridgelette bidimensionnelle $\Psi_{a,b,\theta}$ définie par une échelle $a > 0$, une position $b \in \mathbb{R}$ et une orientation $\theta \in [0, 2\pi]$, est exprimée comme suit :

$$\Psi_{a,b,\theta}(x) = \Psi_{a,b,\theta}(x_1, x_2) = a^{-1/2} \Psi((x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta) - b)/a \quad (2.16)$$

une Ridgelette est constante tout au long des lignes $x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta = t$, où t est une constante. La transformée en Ridgelettes continue d'une fonction f est donnée par l'équation suivante :

$$Rf_{a,b,\theta}(x) = \int \int f(x_1, x_2) \Psi_{a,b,\theta}^*(x_1, x_2) dx_1 dx_2 \quad (2.17)$$

L'expression de la transformée peut être définie à partir de la formule de la transformée de Radon :

$$Rf_{a,b,\theta}(x) = R(\theta, t) a^{-1/2} \Psi^*((t - b)/a) dt = \int (x_1, x_2) \Psi((x_1 \cos \theta + x_2 \sin \theta) - b)/a dx_1 dx_2 \quad (2.18)$$

La transformée en Ridgelettes a été développée pour analyser les images qui contiennent des singularités linéaires. Cependant, les contours dans une image ont souvent la forme curviligne. La transformée en Curvelettes semble alors être plus adaptée à les représenter.

2.3.2 Transformée en Curvelettes

Dans une image, les contours ne peuvent être approximés par des droites vu les différentes forme curvilignes qu'ils prennent. Les Ridgelettes sont alors inefficaces pour les analyser. Cependant, une courbe peut être représentée par plusieurs segments de droites. De ce fait, la transformée en Ridgelettes peut être appliqué d'une manière locale sur des blocs de l'image. C'est le principe de la transformée en Curvelettes qui est considérée comme une généralisation de la transformée en Ridgelettes (Donoho, 2000).

L'idée de la transformée en Curvelettes est d'appliquer la décomposition pyramidale en ridgelettes non plus sur l'image elle-même, mais sur chacune des sous-bandes obtenues en sortie de la transformée en ondelettes non décimées de l'image (Donoho, 2001). Pour cela, une analyse multi-résolutions est appliquée à l'image avant de lui appliquer la transformée en ridgelettes localement sur des blocs dyadiques (voir figure 2.8).

La décomposition en Curvelettes peut être décrite par les étapes suivantes :

- Décomposition en sous-bandes : l'objet est filtré en sous-bandes ;
- Partitionnement de chaque sous-bande en blocs de taille appropriée ;
- Application de la transformée en Ridgelettes par bloc.

Plusieurs problèmes ont été levés dans l'analyse en Curvelettes, à savoir le nombre élevé de paramètres, la redondance et le cout important du calcul. Pour pallier à ces problèmes, une seconde génération des Curvelettes a vu le jour. Il s'agit d'une décomposition plus simple, indexée uniquement par trois paramètres, échelle, orientation (angle) et position. A la différence de la première génération, la nouvelle décomposition n'applique pas la transformée en Ridgelettes. Une Curvelettes mère est directement définie dans le domaine de Fourier, plus précisément à des fenêtres de Fourier à support fini. Les coefficients de la transformée en Curvelettes sont alors obtenus en appliquant la transformée de

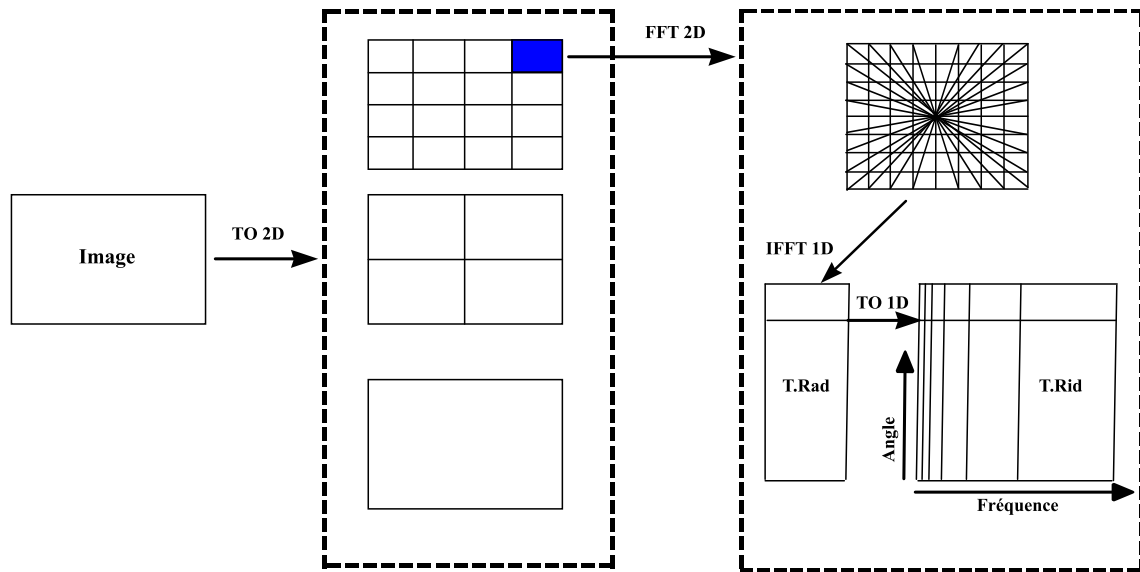


FIG. 2.8 : Principe de la transformée en curvelettes.

Fourier inverse.

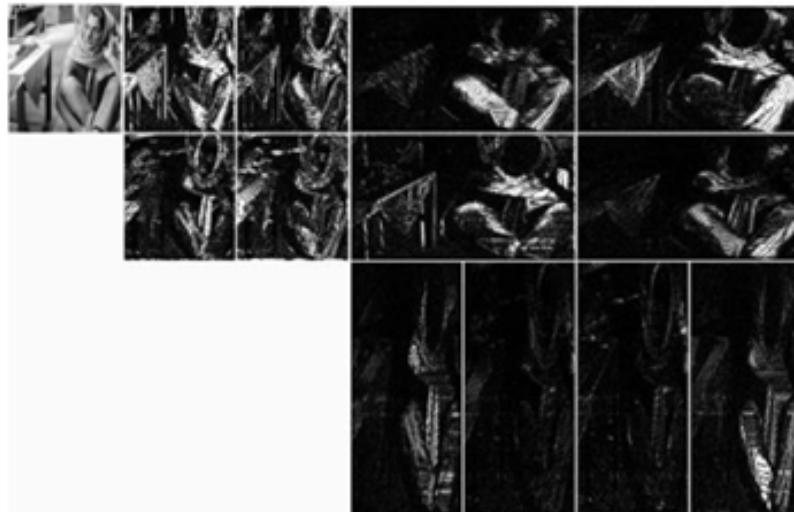
2.3.3 Transformée en contourlettes

Inspirés par les Curvelettes, Do et Vetterli (Donoho, 2003), ont développé la transformée en contourlettes qui obéit à un nouveau schéma de décomposition multirésolution qui permet de représenter l'image comme un ensemble compacte de niveaux de résolution spatiales et directionnelles (orientées). Contrairement au Curvelettes, la transformée en contourlettes est conçue directement dans le domaine discret. L'esprit de la méthode est cependant similaire à celui des curvelettes car il s'agit d'une base fixe avec une grande sélectivité directionnelle. Le but principal de la construction contourlettes est de fournir une représentation éparsée des données aussi bien aux résolutions spatiales que fréquentielles. L'appellation « contourlette » vient du fait que cette nouvelle décomposition est une trame composée de segments de contour (Abdolalia, 2017).

Une décomposition d'image en contourlettes est construite en combinant successivement, à chaque échelle, deux étages de décomposition distincts : une décomposition en un nombre de niveaux de résolutions spatiales suivie d'une décomposition en un autre nombre de résolutions directionnelles. Le premier étage



(a) Représentations d'image par ondelettes.



(b) Représentations d'image par contourlettes (b).

FIG. 2.9 : Comparaison entre la décomposition d'image d'image par ondelette et par le contourlettes (b).

utilise une pyramide Laplacienne redondante pour transformer l'image en une suite d'images passe-bande BP et une image d'approximation basse-fréquence. Le deuxième étage applique de manière appropriée un banc de filtre directionnel suivi d'un échantillonnage critique pour décomposer chaque image passe-bande en un nombre de sous-bandes directionnelles, capturant ainsi des informations directionnelles ou orientées. La méthode peut être itérée sur l'image d'approximation basse-fréquence. Finalement, l'image se trouve représentée par un ensemble de sous-bandes multiéchelles et orientées, comme cela est montré à la Figure 2.10. L'ensemble des sous-bandes ainsi obtenu constitue une représentation complète et fidèle de l'image. Grâce à cette structure en cascade, les deux étages de décomposition multiéchelle et directionnelle dans la construction contourlettes sont indépendants l'un de l'autre. Chaque échelle peut être ainsi décomposée en un nombre arbitraire de puissance de 2 de directions, et les différentes échelles peuvent être décomposées en une variété de directions.

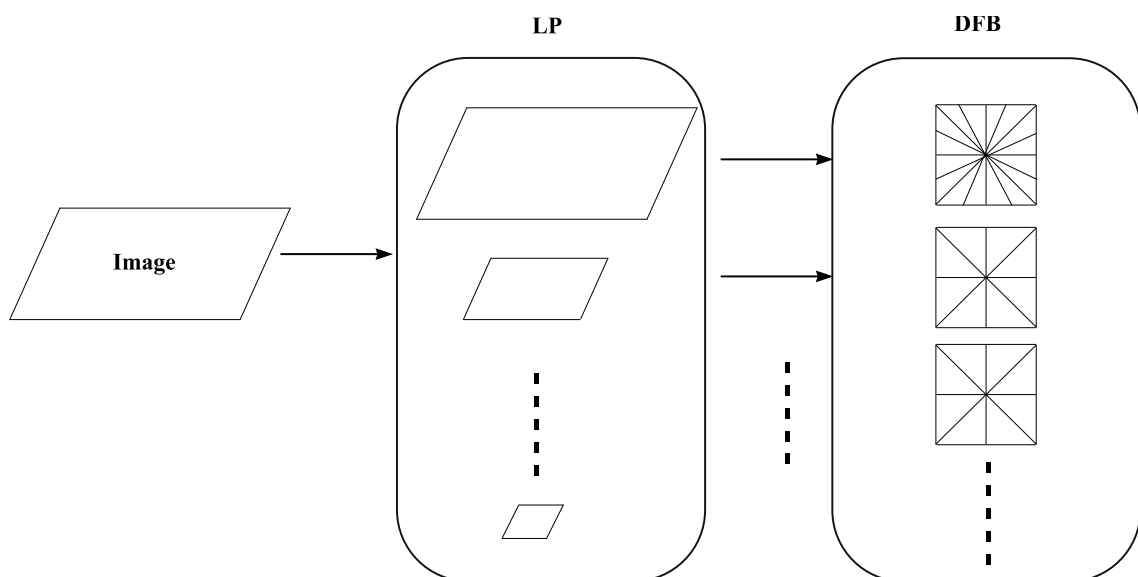


FIG. 2.10 : (a) Illustration de l'implantation des contourlettes.

La Figure 2.11 montre un exemple de l'application de la transformée en contourlettes sur l'image « Zoneplate ». L'image est décomposée en deux niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en quatre et huit sous-bandes direc-

tionnelles. Seuls les contourlettes qui coïncident à la fois avec la position et la direction des contours de l'image produisent des coefficients significatifs.

Comparée à la transformée en ondelettes discrète, la transformée en contourlettes avec sa propriété de sélectivité directionnelle (ou orientée) conduit à des améliorations et à de nouveaux potentiels attrayants pour les applications de traitement d'image. En effet, les contours lisses sont représentés de manière efficace par quelques coefficients contourlettes localisés dans la bande à orientation appropriée. La différence principale entre les contourlettes et les autres systèmes multirésolution directionnels, est que la transformée en contourlettes est une version discrète, donc adaptée aux images numériques, qui offre une analyse multirésolution avec un nombre arbitraire de sous-bandes directionnelles à chaque niveau et forme une trame étroite de redondance faible.

2.3.4 Transformée en contourlettes non sous échantillonnée

La transformée en contourlettes non sous-échantillonnée (NSCT) (Zhou, 2005), est une version invariante par translation de la transformée en contourlettes. La Figure 2.12 illustre le principe de la NSCT. Il s'agit de combiner successivement deux étages de décomposition invariants par translation : (1) une structure pyramidale non sous-échantillonnée, NSP (NonSubsampled Pyramid), qui assure la propriété multiéchelle et (2) une structure de bancs de filtres directionnels non sous-échantillonnés, NSDFB (NonSubsampled Directional Filter Bancs), permettant une décomposition suivante de différentes orientations. Le résultat est une décomposition d'images flexible, multi-échelle et multidirectionnelle. Au cœur de cette méthode se trouve un banc de filtres non sous-échantillonnés et non séparables à deux canaux. Un banc de filtres non sous-échantillonnés ne contient pas de sous-échantillonneurs ni de sur-échantillonneurs et par conséquent, il est invariant par translation.

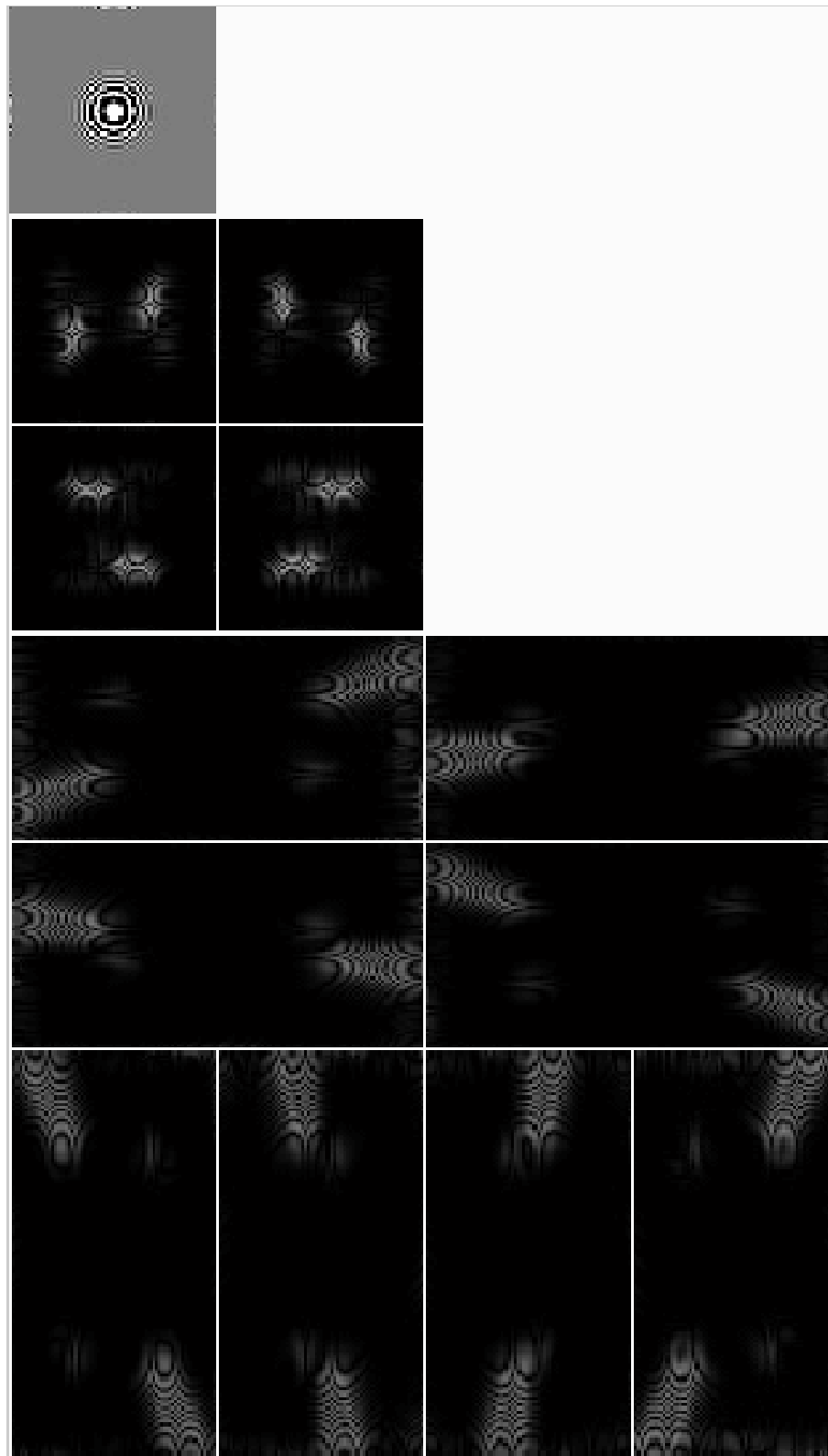


FIG. 2.11 : La transformée en contourlettes de l'image Zoneplate. L'image est décomposée en deux niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en quatre et huit sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc

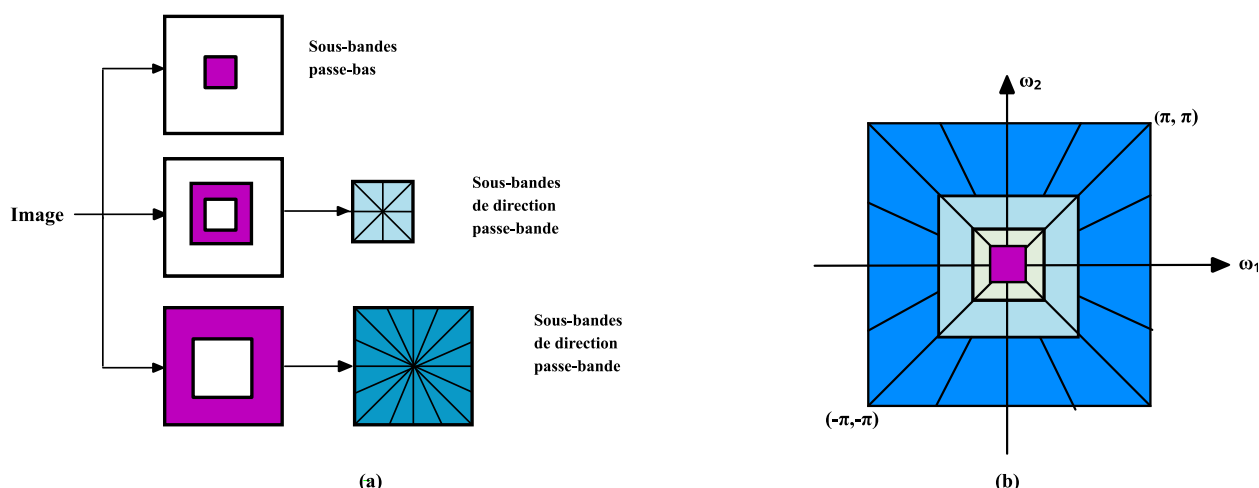


FIG. 2.12 : La transformée en contourlettes non sous-échantillonnée. (a) Schéma bloqué de l'implantation de la NSCT à l'aide d'un banc de filtre pyramidal directionnel non sous-échantillonné. (b) le partitionnement fréquentiel résultant, où le nombre de directions augmente avec la fréquence.

La Figure [2.13](#) présente un exemple de la décomposition en NSCT de l'image standard 'Zoneplate' (256×256 pixels). Quatre niveaux NSP et 8-4-2-1 sous-bandes directionnelles NSDFB ont été utilisés. L'image originale et les sous-bandes résultantes ont la même taille.

• *Pyramide laplacienne*

La représentation multi-échelle de données est connue pour être un outil puissant dans de nombreuses applications. Il peut capturer des données d'une manière hiérarchique où chaque niveau correspond à une approximation de la résolution inférieure. Une façon d'obtenir une décomposition multi-échelles pour les images est d'utiliser une pyramide laplacienne qui a été utilisée dans de nombreuses applications. On sait que la caractéristique principale de la représentation pyramidale laplacienne est qu'elle est sur-échantillonnée ou redondante, c'est-à-dire qu'il y a plus de coefficients après l'analyse de la pyramide laplacienne que les pixels dans l'image d'entrée. Cette caractéristique est souhaitable dans de nombreuses applications telles que le débruitage d'image et le tatouage, et indésirable dans la compression d'image. La pyramide laplacienne a des processus d'analyse et de synthèse. La décomposition de la pyramide laplacienne à chaque niveau

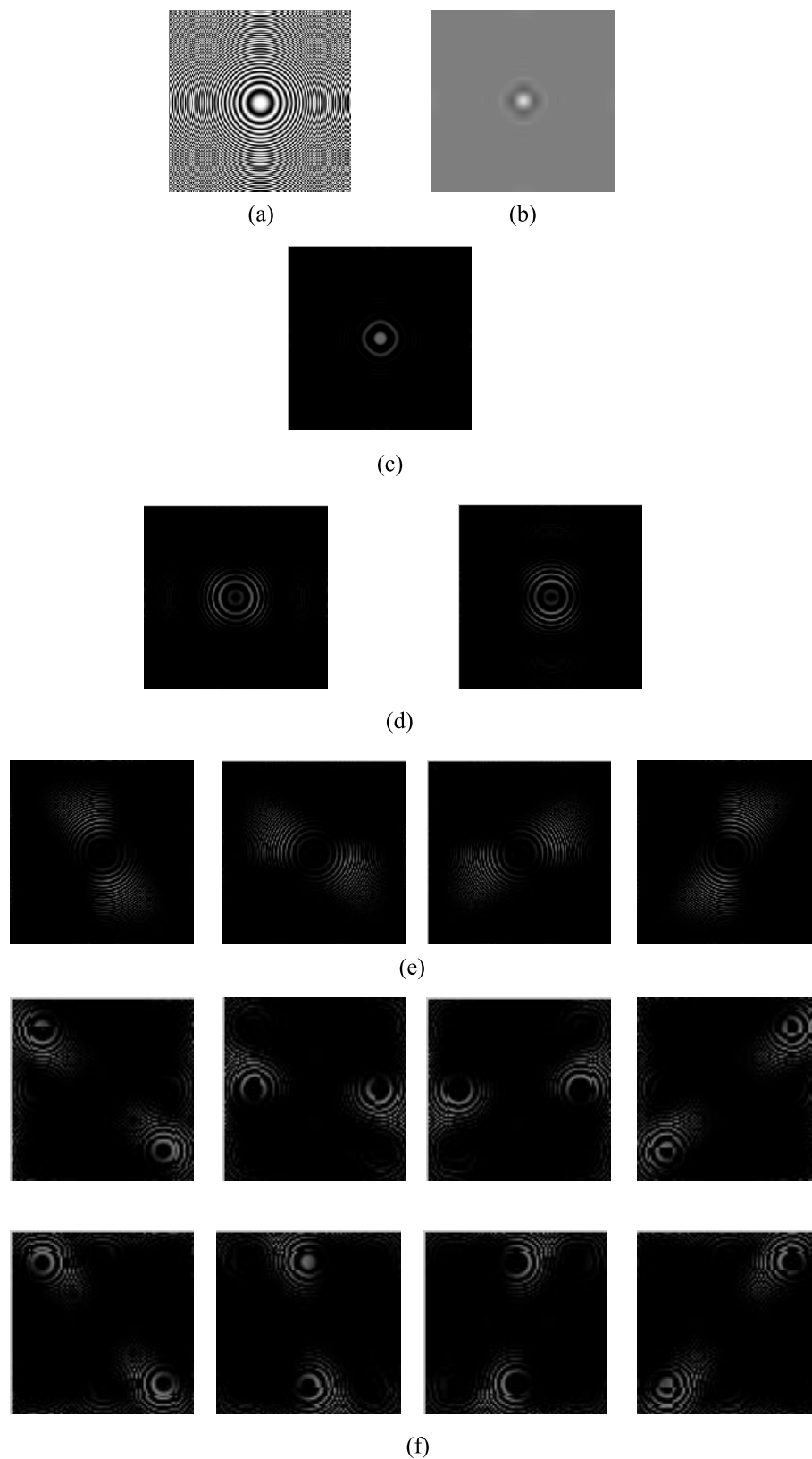


FIG. 2.13 : La transformée en contourlettes non sous-échantillonnée de l'image Zoneplate. L'image est décomposée en quatre niveaux pyramidaux, qui sont ensuite décomposés en 1, 2, 4, et 8 sous-bandes directionnelles. Les petits coefficients sont représentés en noir alors que les grands coefficients sont représentés en blanc. (a) L'image originale. (b) Sous-bande passe-bas. (c), (d), (e), (f) Sous-bandes directionnelles passe-bande.

génère une version passe-bas échantillonnée de l'image d'entrée d'une certaine taille et la différence entre l'entrée et la prédiction, résultant en un signal résiduel, c'est-à-dire l'erreur de prédiction.

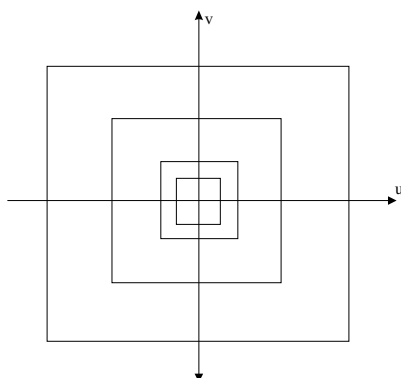


FIG. 2.14 : Pavage du plan fréquentiel obtenu par la décomposition pyramidale laplacienne.

- **Banc de filtres directionnels**

Le banc de filtres directionnels a été introduit dans lequel les canaux individuels sont échantillonnés de manière critique sans perte d'information. En d'autres termes, le banc de filtres directionnels peut être réalisé par décomposition d'une image en éléments angulaires qui sont décimée au maximum tout en permettant à l'image originale devant être entièrement reconstruite à partir de ses canaux décimés.

La représentation à orientation thématique mise en œuvre par la banque de filtres directionnels est très utile pour les applications exploitant l'aspect de la perception visuelle, puisque la rétine et les cortex visuels ont des cellules à sélectivité directionnelle.

Le banc de filtres directionnels peut être utilisé dans des applications telles que l'extraction de caractéristiques, amélioration de l'image, l'image de filigrane et le débruitage de l'image. L'idée principale de la banque de filtre directif consiste à diviser le plan de fréquences dans de nombreuses directions de fréquence (figure 2.15).



FIG. 2.15 : Banc de filtres directionnels.

2.4 Conclusion

Les ondelettes est l'un des outils importantes que les chercheurs ont utilisées dans de nombreuses applications en raison de ses avantages et caractéristiques dépendant de l'analyse du signal, qui joue un grand rôle dans le traitement du signal numérique. Dans ce chapitre nous avons attachée à comprendre les transformée en ondelettes classique et en contourlettes (géométriques) pour choisir le meilleur type d'ondelette adaptée au débruitage, c'est l'objectif de chapitre suivant.

DÉBRUITAGES DES IMAGES MÉDICALES PAR LA TRANSFORMÉE EN CONTOURLETTES

3.1 Introduction

Une grande recherche a été consacrée sur le débruitage d'image vu son utilisation dans de diverses applications tel que le domaine médicales, les taches robotiques, la télécommunication, la vision par ordinateur, etc.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons au problème de débruitage des images médicales en utilisant une technique basée sur la transformée en ondelettes et plus précisément en contourlettes.

Ce chapitre comporte deux parties principales, la première constitue une description de méthode de débruitage basée sur un seuillage. La deuxième partie est consacrée à la simulation des deux méthodes de débruitage par ondelettes et par contourlettes qui sont basées sur le seuil de Donoho via la programmation dans un environnement matlab, traitant le cas des images médicales dégradées par un bruit additif gaussien.

3.2 Débruitage à base d'ondelette

Dans la littérature récente beaucoup de méthodes sont développées dans le but de débruiter des signaux contaminés par le bruit. Dans le domaine des ondelettes, ce terme signifie la réjection du bruit par un seuillage adéquat.

En effet cette technique est basée sur la construction d'estimateurs statistiques à base d'ondelettes qui nécessite le calcul d'un seuil qui correspond à l'amplitude maximal du bruit et dépend de l'énergie du signal et du bruit. Ces méthodes exploitent la caractéristique essentielle de la transformée en ondelettes qui est la concentration de l'énergie du signal autour de peu de coefficients et l'on n'a donc besoin d'estimer que quelques grands coefficients pour obtenir une bonne estimation de la fonction (Chuia, 2012).

3.2.1 Formulation générale du problème

La méthode générale proposée par Donoho (D.Donoho, 1995), pour la reconstruction d'un signal inconnu x à partir de mesures y connues telles que :

$$y_{mn} = x_{mn} + b_{mn} \quad (3.1)$$

Tel que nos observations dégradées y_{mn} , $m, n = 0, \dots, N - 1$ représentant les valeurs réelles échantillonnées d'une image bruitée, sont modélisées comme la somme d'un signal x_{mn} à estimer et d'un bruit b_{mn} . Avec une transformée discrète orthogonale en ondelettes, le bruit décompose en une série de coefficients aléatoires. En conséquence, la transformée en ondelettes discrète des mesures définies dans l'équation de y_{mn} peut s'écrire comme suit :

$$W_{y_{mn}} = W_{x_{mn}} + b'_{mn} \quad (3.2)$$

W symbolise la transformée ondelettes et b'_{mn} la transformée du bruit. Tous les coefficients de la décomposition $W_{y_{mn}}$ sont rétrécis par un seuillage dépendant de la contribution du bruit.

Donoho et Johnstone ([Donoho & Johnstone, 1995](#)) ont proposé deux types de fonction de seuillage, seuillage dur et seuillage doux, définis respectivement par :

• **Seuillage dur**

Soit le coefficient est conservé, soit il est mis à zéro. Ce seuillage est également connu sous le nom Keep or Kill. La fonction de seuillage dur est définie par :

$$\hat{c}_{i,j} = \begin{cases} c_{i,j}, & |c_{i,j}| \geq T_H \\ 0, & |c_{i,j}| < T_H \end{cases} \quad (3.3)$$

Où T_H est la valeur du seuil.

• **Seuillage doux**

Soit le coefficient se voit retrancher la valeur du seuil, soit il est mis à zéro. Ce seuillage est également connu sous le nom Shrink or Kill. Le seuillage doux consiste à éliminer chaque coefficient au-dessous du seuil, et à soustraire ce seuil des autres coefficients.

La fonction de seuillage doux est définie par l'équation :

$$\hat{c}_{i,j} = \begin{cases} \text{sign}(c_{i,j})(|c_{i,j}| - T), & |c_{i,j}| \geq T_H \\ 0, & |c_{i,j}| < T_H \end{cases} \quad (3.4)$$

Où T est le seuil, $c_{i,j}$ est le coefficient du signal original, $\hat{c}_{i,j}$ est le coefficient du signal débruité.

En résumé, Les méthodes de débruitage de seuillage doux et durs consistent à comparer le seuil avec les coefficients de décomposition d'image, les coefficients non importants sont mis à zéro. En seuillage dur, les coefficients importants restent inchangés. Par contre, pour le seuillage doux, les coefficients importants sont réduits par la valeur de seuil.

Le graphe de la figure [3.1](#) est un exemple de seuillage dur et doux appliqué sur la fonction $y = t$ avec un seuil $T_H = 1$.

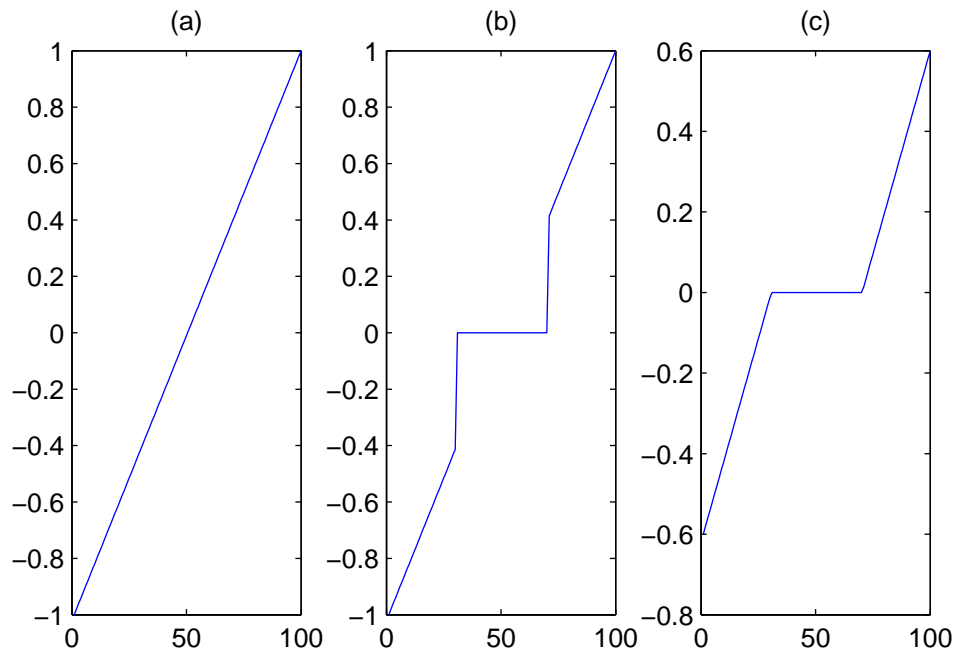


FIG. 3.1 : Estimateurs par seuillage d'ondelettes. (a) : signal original, (b) : seuillage doux, (c) : seuillage dur.

3.3 Sélection du seuil

L'application d'une méthode basée sur un seuillage nécessite un calcul du seuil, cette tâche très importante dans le cadre où on estime le niveau de la contribution du bruit dans le signal en fonction de sa nature et la nature du signal. Donoho et Johnstone ont alors montré que dans le domaine des ondelettes, la partie essentielle du bruit blanc est localisée dans la bande des coefficients de haute fréquence du signal (bande des détails), et le risque induit par un seuillage (dur ou doux) sur les coefficients d'ondelettes de la bande des détails pouvait être encadré par des valeurs proches de la borne inférieure obtenue avec des estimateurs d'oracle. Un estimateur d'oracle est un estimateur construit en connaissant le signal recherché (Jaiswal, 2014).

Le choix du seuil est adapté à l'écart-type de bruit. Il existe de nombreuses méthodes permettant de déterminer la valeur du seuil (D.Donoho, 1995). L'estimateur utilisé est celui de la médiane des coefficients d'ondelettes proposé par Donoho (Jaiswal, 2014). Cette estimation nous ramène à distinguer les diffé-

rents cas suivants :

- Seuillage global.
- Seuillage dépendant du niveau de décomposition

3.3.1 Seuillage global

Une méthode de seuillage globale est basée sur l'estimation d'un seuil unique quel que soit le niveau de décomposition. Le seuil est calculé en utilisant l'équation :

$$T_H = \sigma \sqrt{2 \log(N)} \quad (3.5)$$

où σ est l'écart-type ou le niveau du bruit qui est estimé par l'équation :

$$\sigma = \frac{\text{mediane}(|d_i|)}{0.6745} \quad (3.6)$$

Où d_i sont les coefficients des détails obtenus au niveau i .

3.3.2 Seuillage dépendant du niveau

Johnstone et Silverman ont proposé un seuil dépendant du niveau donné par :

$$T_{Hi} = \sigma_i \sqrt{2 \log(N)} \quad (3.7)$$

Où j représente le niveau de décomposition et σ_j est l'écart-type du bruit calculé dépendamment du niveau qui est donné par :

$$\sigma_j = \frac{\text{mediane}(|d_i^j|)}{0.6745} \quad (3.8)$$

Où d_i^j sont les coefficients des détails obtenus au niveau.

3.4 Algorithme de débruitage par la transformée en contourlettes

L'algorithme de débruitage par la transformée en contourlettes peut être composé de trois étapes fondamentales :

- Décomposition d'une image par la transformée en contourlettes.
- Seuillage des coefficients obtenus par la décomposition.
- Reconstruction de l'image par la transformée en contourlettes inverse.

En effet, à partir d'une image à débruiter, on décompose l'image sur une base de contourlettes. On applique un seuillage qui consiste à éliminer les coefficients qu'on considère comme du bruit ou les diminuer en fonction du seuil calculé. En dernier lieu, on récupère l'image débruitée par la transformée en contourlettes inverse sur les coefficients seuillés. La figure [3.2](#) explique l'algorithme de débruitage.

3.5 Résultats de simulation de l'algorithme proposée

Dans cette partie nous effectuons deux simulations : la première est le débruitage par la transformée en ondelette et la deuxième par contourlettes qui sont basées sur le seuillage dur, en traitant le cas des images médicales corrompu par un bruit gaussien additif. Pour évaluer la qualité d'image débruitée, on se base sur un critère utilisé largement dans les tests de simulation et qui est celui du rapport signal bruit (PSNR).

3.5.1 Résultats du débruitage par seuillage des coefficients dondelettes

Choix de londelette analysante et du niveau de décomposition

Pour la famille d'ondelettes ; le choix de l'ondelette adéquate et du niveau de décomposition convenable a été fait (tableau [3.1](#)). Les résultats de cette étude sont présentés dans la figure [22](#) :

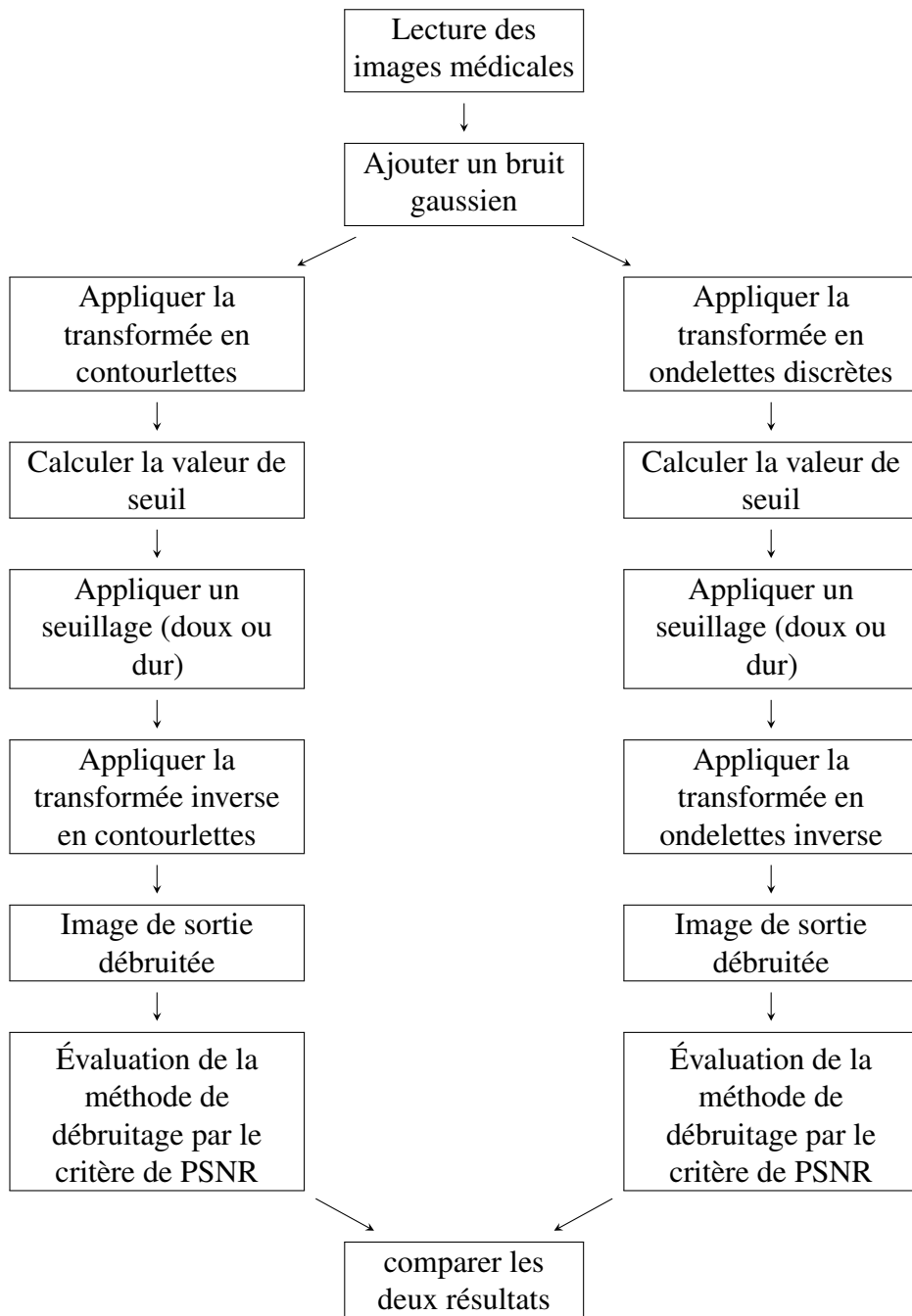
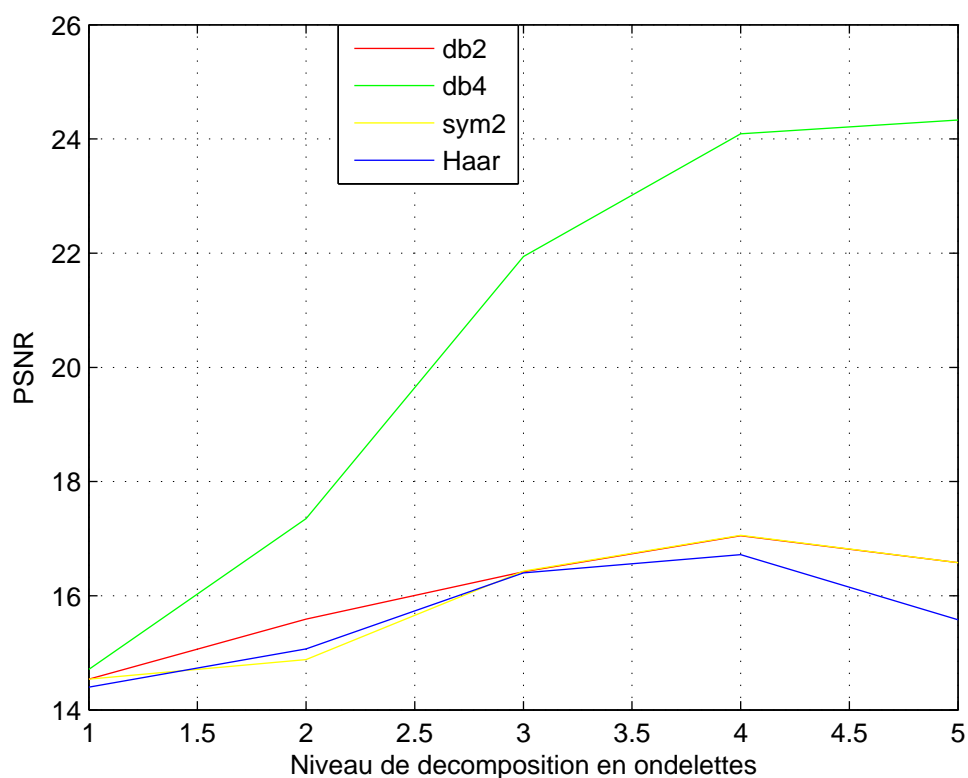


FIG. 3.2 : Algorithme de débruitage d'image par la Transformée en ondelettes et en contourlettes.

TAB. 3.1 : Comparaison des différentes méthodes de débruitage à base de l'ondelette pour l'image médicale IRM.

ondelette mère	PSNR				
	Niveau ₁	Niveau ₂	Niveau ₃	Niveau ₄	Niveau ₅
db ₂	14.45	15.59	16.42	17.05	16.58
db ₄	14.71	17.35	21.94	24.09	24.33
db ₈	14.36	14.88	15.92	15.83	14.70
sym ₂	14.45	15.60	16.43	17.06	16.58
sym ₅	14.34	14.93	16.22	16.31	14.87
sym ₈	14.37	14.97	16.06	16.19	14.99
coif ₂	14.66	16.48	17.42	17.39	17.45
coif ₄	14.68	16.40	17.15	16.99	16.96
coif ₅	14.54	15.52	16.17	16.45	15.81
haar	14.40	15.07	16.40	16.72	15.58

**FIG. 3.3 :** La relation entre le choix d'ondelette et le PSNR.

Une observation de ces courbes permet de constater que l'ondelette db4 peut être considérée comme étant l'ondelette adéquate d'analyse, car elle fait apparaître clairement le plus grand PSNR. En revanche, le niveau de décomposition pour obtenir un PSNR maximal est 5 (PSNR =24.33 dB). Le fait qu'une augmentation du niveau de décomposition correspond à un lissage de l'approximation c'est-à-dire à un filtrage passe bas. Si le niveau de décomposition dépasse ces valeurs, l'image débruitée devient trop lisse ou floue.

3.6 Étude comparative entre le débruitage par ondelettes et contourlettes

Après le choix de l'ondelette analysante et du niveau de décomposition, vient la phase de l'application des deux types d'ondelette classique et de contourlette. Nous avons choisi le seuillage dur après la sélection du seuil.

L'algorithme a été appliqué sur des images médicales IRM^u (figure 3.4) bruitées par un bruit gaussien avec des variances différentes (Figures 3.5, 3.6, 3.7 et 3.8). Les résultats de comparaison sont présentes dans les figures 3.11 jusqu'à 3.22.

D'après le calcul du PSNR nous pouvons conclure que la contourlette est le plus approprié à utiliser dans le problème de débruitage par rapport l'ondelette classique. En effet, la transformée contourlettes préserve les contours de l'image pendant le processus de récupération d'image (décomposition inverse par contourlettes). Ainsi, les informations d'image ne sont pas perdues pendant l'opération de débruitage. Aussi le choix du seuillage dur améliore la qualité de débruitage.

Ainsi, d'après cette étude comparative on peut confirmer l'efficacité de la technique du seuillage des coefficients de contourlette pour le débruitage des images.

¹<https://radiopaedia.org/cases/acute-colonic-diverticulitis-4?lang=us>

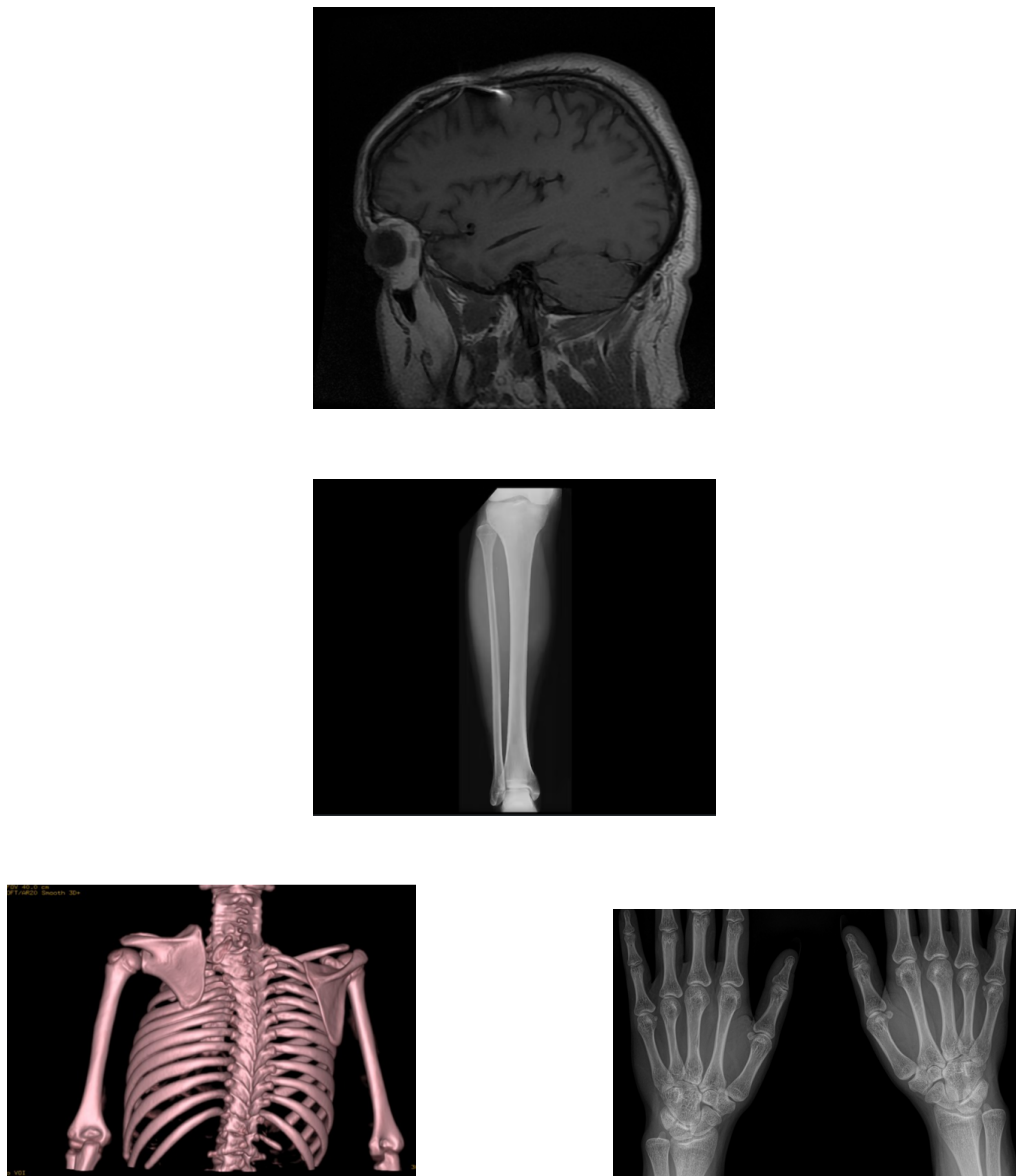
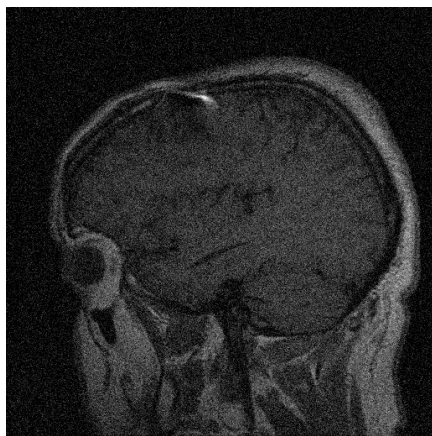


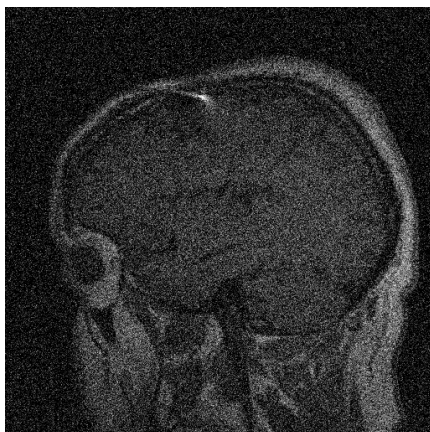
FIG. 3.4 : Image de test médicales.



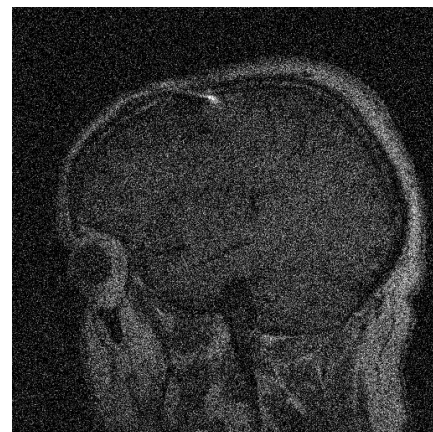
($\sigma=0.01$)



($\sigma=0.02$)

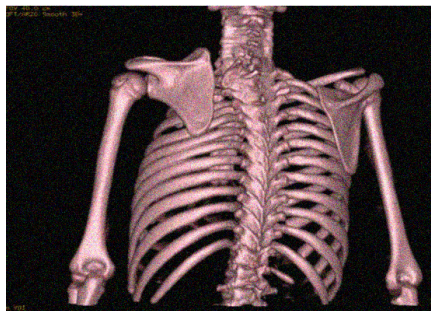


($\sigma=0.03$)

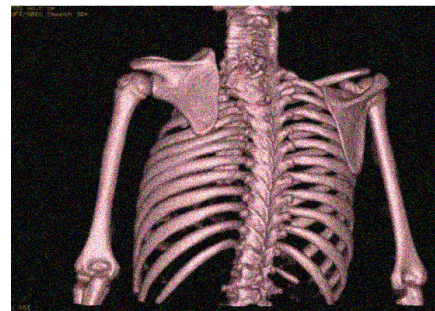


($\sigma=0.05$)

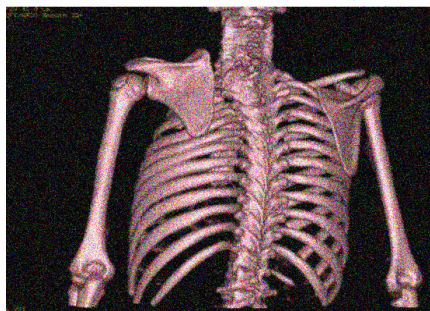
FIG. 3.5 : Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ .



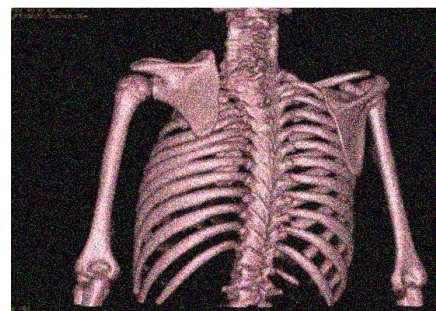
($\sigma=0.01$)



($\sigma=0.02$)



($\sigma=0.03$)



($\sigma=0.05$)

FIG. 3.6 : Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ .



($\sigma=0.01$)



($\sigma=0.02$)



($\sigma=0.03$)



($\sigma=0.05$)

FIG. 3.7 : Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ .



($\sigma=0.01$)



($\sigma=0.02$)



($\sigma=0.03$)



($\sigma=0.05$)

FIG. 3.8 : Image de test médicale bruitée par un bruit gaussien pour des variances différentes σ .

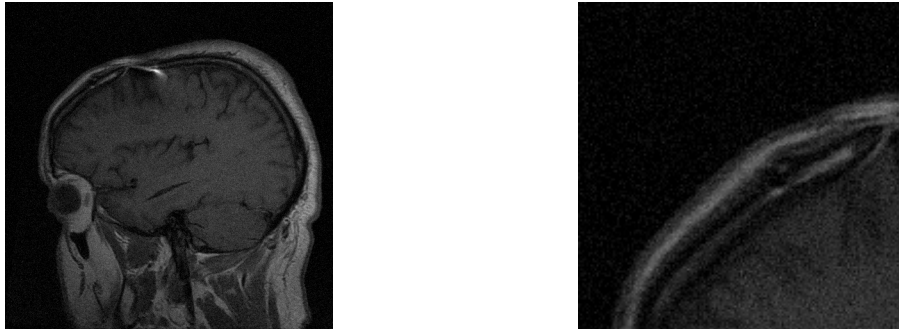


FIG. 3.9 : Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$.

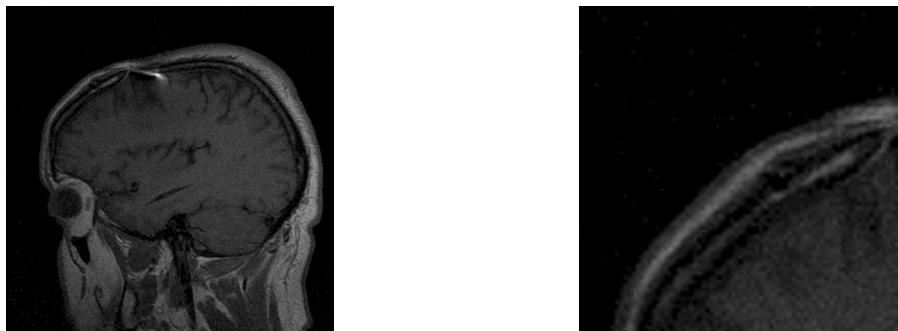


FIG. 3.10 : Débruitage par ondelettes (PSNR= 24.36db).

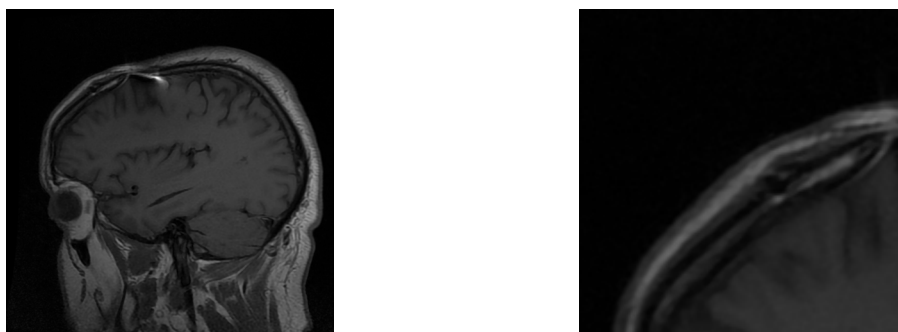


FIG. 3.11 : Débruitage par contourlettes (PSNR= 35.69db).

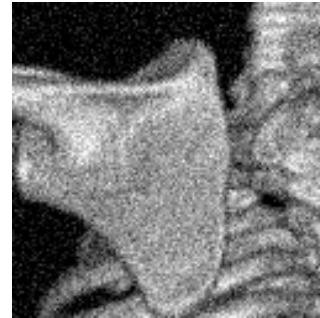
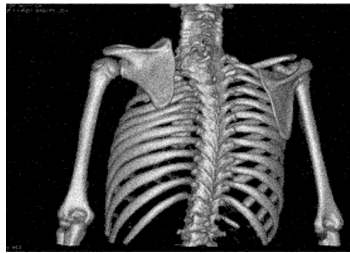


FIG. 3.12 : Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$.

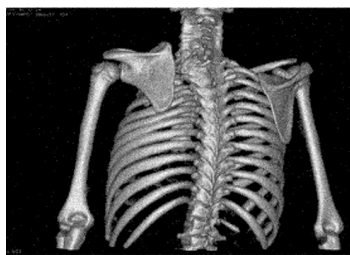


FIG. 3.13 : Débruitage par ondelettes (PSNR= 22.24db).

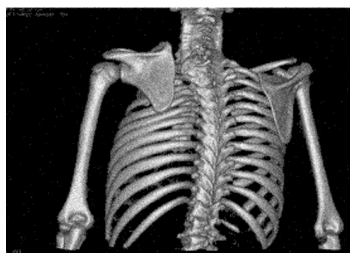


FIG. 3.14 : Débruitage par contourlettes (PSNR= 35.56db).



FIG. 3.15 : Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$.



FIG. 3.16 : Débruitage par ondelettes (PSNR= 20.99db).



FIG. 3.17 : Débruitage par contourlettes (PSNR= 36.05db).

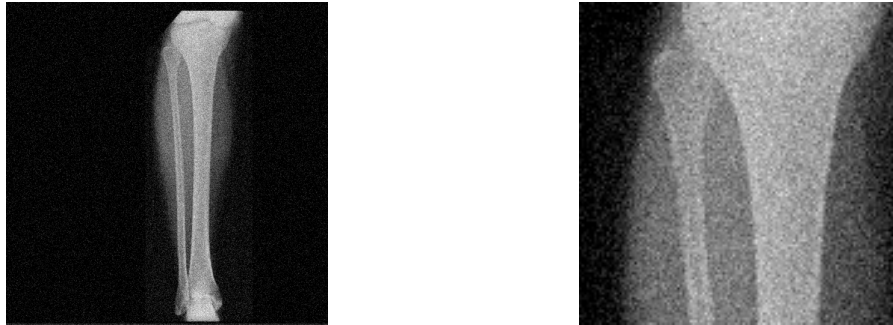


FIG. 3.18 : Image dégradée par un bruit Gaussien de $\sigma = 0.2$.

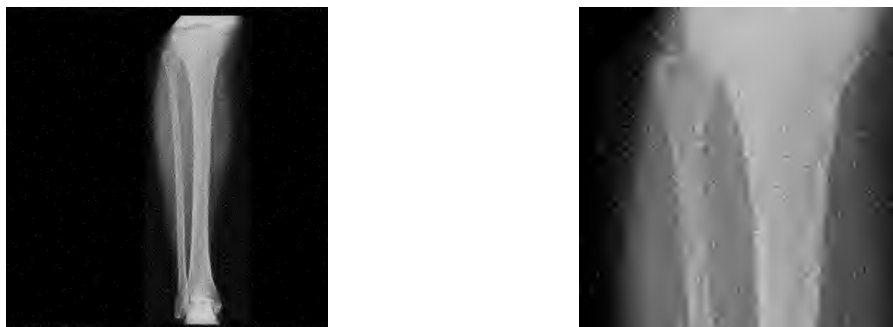


FIG. 3.19 : Débruitage par ondelettes (PSNR= 20db).



FIG. 3.20 : Débruitage par contourlettes (PSNR= 36db).

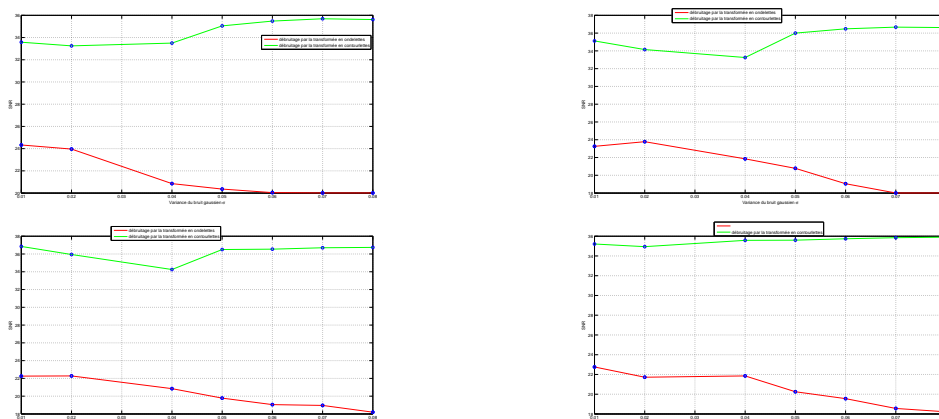


FIG. 3.21 : Comparaison entre le débruitage par l'ondelette et contourlette.

3.7 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, une méthode de débruitage des images médicales par seuillage des coefficients d'ondelettes et en contourlettes. Deux techniques de seuillage, à savoir ; le seuillage dur et le seuillage doux, ont été appliqués pour réduire le bruit et améliorer la qualité de l'image.

Le débruitage d'une image par seuillage des coefficients d'ondelettes, dépend du type de seuillage, du choix du seuil utilisé, de l'ondelette utilisée, du niveau de décomposition et aussi de l'écart type du bruit.

L'étude comparative effectuée montre l'efficacité du seuillage basé sur la transformée en contourlettes de la réduction du bruit dans l'image dégradée. En conclusion, nous avons exploré l'utilisation de la transformée en contourlette pour débruiter des images médicales. Cette méthode de débruitage permet de réduire efficacement le bruit tout en préservant les détails importants de l'image.

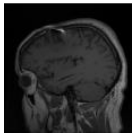



Image médicale	Variance de bruit gaussien σ	PSNR (dB)	
		Débruitage par ondelettes	Débruitage par contourlettes
	0.01	24.33	33.58
	0.02	23.96	33.25
	0.4	20.85	32.14
	0.5	19.99	32.11
	0.01	23.26	35.12
	0.02	23.78	34.68
	0.4	17.98	34.12
	0.5	17.52	33.25
	0.01	24.86	36.85
	0.02	24.33	35.98
	0.4	21.45	35.54
	0.5	20.85	34.21
	0.01	22.76	36.85
	0.02	21.78	35.98
	0.4	21.89	35.54
	0.5	20.07	34.21

FIG. 3.22 : Comparaison entre les résultats de débruitage (ondelette et contourlette)

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Le problème de débruitage est un vaste et délicat sujet dans le traitement des images, il est un procédé qui consiste à réduire le bruit des objets dans les image. Il devient une exigence de plus en plus importante dans diverses applications telles que la médecine, la robotique et la compression vidéo.

De nos jour, les ondelettes sont des outils efficaces de débruitage, mais la transformée en ondelettes discrète (TOD) souffrira de problèmes tels que la mauvaise directionnalité. Ces inconvénients rendent les ondelettes classiques incapables de débruiter les images de façon efficace pour les images complexes (contenant plusieurs directions), c'est-à-dire peu adapté aux structures complexes. Afin d'améliorer cette aspect négatif, nous avons choisi une ondelette géométrique. Notre objectif est d'investiguer le potentiel d'une transformée multi-résolution et directionnelle de débruiter les images en termes de performances (PSNR). Cette méthode sera basée sur la transformée en ondelettes géométrique et plus précisément sur la transformée en contourlettes. Les résultats expérimentaux comparatifs des images médicales montrent que l'algorithme proposé obtient des performances considérablement efficaces.

Le travail est structuré en trois chapitres. Le premier chapitre est consacré à la description des généralités sur le débruitages des images. Le second chapitre met en exergue les ondelettes classiques et quelques transformations géométriques. Le troisième chapitre décrit une approche efficace pour débruiter les images médicales à partir d'une décomposition flexible, multi-échelle et multi-directionnelle.

Nous avons utilisé la transformée en contourlettes selon ses caractéristiques qui le rendent approprié pour débruiter les images médicales de manière efficace.

La transformée en contourlettes est une méthode prometteuse pour réduire le bruit dans les images médicales tout en préservant les caractéristiques importantes de l'image.

Cette méthode permet de décomposer l'image en plusieurs échelles et orientations, ce qui permet une analyse plus fine des contours et des textures de l'image. Les résultats expérimentaux ont montré que cette méthode est efficace pour débruiter une grande variété d'images médicales comme les images d'IRM et les images de radiographie.

Il est à noter que la qualité de l'image débruitée dépend de plusieurs paramètres, tels que le choix du seuil, qui doit être choisi avec soin en fonction de la nature de l'image et de la quantité de bruit présent.

En résumé, la transformée en contourlettes est une méthode intéressante pour le débruitage d'images médicales qui peut contribuer à améliorer la qualité de l'imagerie diagnostique et à faciliter l'interprétation des images par les médecins et les radiologues.

Perspectives

- Une première perspective serait d'étendre la méthode de débruitage à trois dimensions.
- Une deuxième perspective serait d'utiliser les bandelettes dans notre méthode afin d'améliorer la qualité de débruitage.
- Une troisième perspective serait d'appliquer l'outil de réseaux de neurones artificiels et accélère le processus de débruitage.

BIBLIOGRAPHIE

- [Abdolalia, 2017] F. Abdolalia; R. Aghaeiza; d.Zoroofia; Yoshito Otakeb; Yoshinobu Satob, Automated classification of maxillofacial cysts in cone beam CT images using contourlet transformation and Spherical Harmonics, *Computer Methods and Programs in Biomedicine Volume 139*, (February 2017), Pages 197-207.
- [Amir, 2008] Amir Nakib, 'Conception de métaheuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images. Application à des images biomédicales'. Thèse de doctorat, Université de Paris, 2008.
- [Averbuch, 2001] A. Averbuch, R.R. Coifman, D.L. Donoho, M. Israeli, and J. Wald'en. Fast slantstack : A notion of radon transform for data in a cartesian grid which is rapidly computible, algebraically exact, geometrically faithful and invertible. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2001.
- [Bruylants, 2015] T.Bruylants, A.Munteanu and P.Schelkens. "Wavelet based volumetric medical image compression". *Signal Processing : Image Communication*, Volume 31, Pages 112-133, (February 2015),
- [Chen, 2019] Chen, Y., Ma, K. (2019), "A novel deep learning-based medical image denoising approach". *Medical image analysis*, 54, 243-252.
- [Chuia, 2012] M.Chuia, Y.Fengb, W.Wanga, Z.Lic and X. Xua, Image Denoising Method with Adaptive Bayes Threshold in Nonsampled Contourlet Domain, *2012 AASRI Conference on Computational Intelligence and Bioinformatics*,(2012).

- [Candès, 1999] E.J. Candès and D.L. Donoho. Ridgelets : the key to high dimensional intermittency Philosophical, *Transactions of the Royal Society of London A*, 357, 1999. 2495–2509.
- [Candès2000] E.J. Candès and D.L. Donoho. Curvelets, multiresolution representation, and scaling laws. *In SPIE Wavelet Applications in Signal and Image Processing*, 2000.
- [Candès, 2001] E.J. Candès and D.L. Donoho. Curvelets and curvilinear integrals. *Journal of Approximation Theory*, 113(1) :5990, Nov. 2001.
- [Candès, 2002] E.J. Candès and D.L. Donoho. Recovering edges in ill-posed inverse problems : Optimality of curvelet frames. *Annals of Statistics*, 30 :784842, 2002.
- [Derbal, 2015] Derbal Nora, Débruitage des images par la transformée en ondelettes. These de doctorat,2015.
- [Djenabou, 2018] Djenabou Barry, ‘Débruitage d’image par fusion de filtrage spatio-fréquentielle’, thèse doctorat, *Université de Montréal*, 2018.
- [D.Donoho, 1995] D.Donoho, “ De-noising by soft-thresholding”, *IEEE Trans. on Information Theory* , vol.41, no. 3, pp. 613- 627,May 1995.
- [Donoho &Johnstone, 1995] Donoho, D.L. & Johnstone, Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage Bayes, *Journal of the American Statistical Association*, 90(432),1200-1224,(1995).
- [Donoho, 2000] D.L. Donoho and M.R. Duncan , Digital curvelet transform : strategy, implementation, and experiments, *Wavelet Applications VII, spiedigitallibrary*, (2000).
- [Donoho, 2001] M. N. Do, and M. Vetterli, “Pyramidal directional filter banks and Curvelets,” *IEEE International Conference on Image Processing, Thessaloniki, Greece*, Oct. 2001.

- [Donoho, 2002] M. N. Do, and M. Vetterli, "Contourlets : a directional multiresolution image representation", *IEEE International Conference on Image Processing, Rochester, USA* Sept. 2002.
- [Donoho, 2003] M. Do and M. Vetterli, The finite ridgelet transform for image representation, *IEEE Transactions on image Processing*, (2003).
- [Donoho, 2003] M. N. Do and M. Vetterli, The contourlet transform : an efficient directional multiresolution image representation, *IEEE Trans. Image Processing, vol.14, no.12, pp : 2091-2106*, (2003).
- [Gao, 2015] L. Gao, G. Wang and J. Liu, Image denoising based on edge detection and prethresholding Wiener filtering of multi-wavelets fusion, *International Journal of Wavelets, Multiresolution and Information Processing*, (2015).
- [Grossmann, 1989] A. Grossmann, R. Kronland-Martinet, and J. Morlet. In : Combes et al.(eds.) *Wavelets : Time-Frequency Methods and Phase Space*, 1989.
- [Jaiswal, 2014] A. Jaiswal, J. Padhyay and A. Somkuwar. "Image denoising and quality measurements by using filtering and wavelet based techniques", *International Journal of Electronics and Communications*, 2014.
- [Joseph, 2010] Joseph Salmon. *Agrégation d'estimateurs et méthodes à patch pour le débruitage d'images numériques*. Thèse de doctorat, Université Paris-Diderot-Paris VII, 2010.
- [Liu, 2013] W. i Liu and W. Lin, Senior Member, IEEE, Additive White Gaussian Noise Level Estimation in SVD Domain for Images, *IEEE TRANSACTIONS ON IMAGE PROCESSING, VOL. 22, NO. 3, MARCH 2013*.
- [Prakash, 2017] Prakash, S., Bhatia, M. (2017). Image denoising algorithms for medical image applications : a review. *Journal of medical systems*, 41(7), 114. ``

- [Larabi, 2012] Larabi,N. (2012). Comparaison entre les différents filtres d'images. Mémoire de magister. Université Abou Bakr Belkaid, Tlemcen.
- [Mallat, 1989] S. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition : The wavelet representation, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 11(7) :674693, 1989.
- [Mallat, 1998] S. Mallat. A wavelet tour of signal processing. *Academic Press*, 1998.
- [Mallat, 2008] S. Mallat. A Wavelet Tour of Signal Processing, The Sparse Way. *Academic Press, 3rd edition*, December 2008.
- [Mehra2015] I.Mehra and N.K.Nishchal, "Wavelet-based image fusion for securing multiple images through asymmetric keys", *Optics Communications*, Volume 335, Pages 153-160, (2015).
- [Nassira, 2021] Nassira, Débruitage et simplification d'image , Thèse doctorat, université Mohamad khider-Biskra.2021.
- [saadi , 2015] saadi nawel, 'Etude comparative entre le débruitage d'images par des méthodes classiques et par le filtre bilatéral Application à des images à multi-copies bruitées'. These de doctorat,2015.
- [Szeliski, 1997] R. Szeliski and J. Coughlan. "Spline-based image registration" , *Int. J. of Computer Vision*, vol.22, no.3, pp. 199218, 1997.
- [Selvi, 2015] G.Selvi and R.Nadarajan, CT and MRI image compression using wavelet-based contourlet transform and binary array technique, *Journal of Real-Time Image Processing*, Springer, (2017).
- [Singh, 2021] S. K. Singh et al, 'Image Denoising using Contourlet Transform and 3D Block Matching Algorithm, *IEEE International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT 2021)*.

[Zhou, 2005] J. Zhou, A. L. Cunha, and M. N. Do, "The nonsubsamped contourlet transform : construction and application in enhancement,*in Proc. IEEE Int.Conf. Image Processing, ICIP 2005, vol. 1, pp. I-469-472.*

[Zhan, 2021] Y. Zhang et al, 'Image Denoising using Contourlet Transform and Convolutional Neural Network', *IEEE Access* , (2021).