REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Dr. YAHIA FARES De MEDEA
Faculté des Sciences et de La Technologie

Département du Génie Electrique et de l'Informatique



Mémoire de Fin d'Etudes

Pour l'obtention du diplôme de Master en Système

de Télécommunications

Thème :

Etude comparative des techniques de débruitage en imagerie médicale

Proposé et dirigé par:

M. TCHOKETCH ELKBIR Sofiane

Réalisé par :

MOUSSAOUI Sara
et
MAAZOUZ Ahlem

Promotion 2013-2014

Remerciements

Au premier lieu, nous tenons à remercier Dieu qui nous a donné le courage et la volonté pour terminer ce travail.

Nous tenons à remercier vivement tous ceux qui nous ont aidés à élaborer cet ouvrage et en particulier notre promoteur TCHOKECHE Sofiane, pour sa disponibilité permanente, pour son aide et ces orientations précieuses, tout le long de ce projet, sans oublier bien sûr les enseignants Mr MAAZOUZ et Mr BAAILICH.

Nous tenons également à remercier les honorables membres du jury, pour l'honneur qu'ils nous ont accordés en acceptant d'évaluer notre travail.

Que tous ceux ou celles qui nous ont apportés leur soutien et qui nous ont aidé de loin ou de prés pour l'achèvement de ce projet trouvent ici l'expression de notre vive et sincère reconnaissance, en particulier nos parents, nos familles et nos amis.

Dédicaces

Je m'incline devant dieu tout puissant qui m'a ouvert la porte du savoir et m'a aidé à la franchir.

Je dédie ce modeste travail :

A ma chère et tendre mère : OMELKHIR, source d'affectation de courage et d'inspiration qui a autant sacrifié pour me voir atteindre ce jour.

A mon père : MENOUAR, source de respect, en témoignage de ma profonde reconnaissance pour tout l'effort et le soutien incessant qui m'a toujours apporté.

A mes chers frère : MOHAMED, SOFIANE.

A mes chers sœurs : AMINA, RABIA, YASMINE.

A mes oncles et mes tantes.

A touts mes cousins et mes cousines.

A toute la famille MAAZOUZ, la famille AMERI et la famille BENRKIA.

A mon binôme SARAH et sa famille pour le quel je souhaite une vie pleine de joie et de réussite.

A mes amies intimes.

A tous mes collègues de 2éme année master system de Télécommunication.

A tous ce qui ont m'aidés de loin ou de prés pour la réalisation de ce mémoire.

AHLEM

Dédicaces

Je m'incline devant dieu tout puissant qui m'a ouvert la porte du savoir et m'a aidé à la franchir.

Je dédie ce modeste travail :

A ma chère et tendre mère : Souad source d'affectation de courage et d'inspiration qui a autant sacrifié pour me voir atteindre ce jour.

A mon père : Brahim source de respect, en témoignage de ma profonde reconnaissance pour tout l'effort et le soutien incessant qui m'a toujours apporté.

A mes chers frère : MOHAMED AMINE.

A mes chers sœurs : Warda, Hadjer, YASMINE.

A mes oncles et mes tantes.

A touts mes cousins et mes cousines.

A toute la famille MOUSSAOUI, la famille CHERFAOUI.

A mon binôme et sa famille pour le quel je souhaite une vie pleine de joie et de réussite.

A mes amies intimes.

A tous mes collègues de 2éme année master system de Télécommunication.

A tous ce qui ont m'aidés de loin ou de prés pour la réalisation de ce mémoire.

SARAH

LISTE DES FIGURES

LISTE DES FIGURES

Figure I.1. *Pixel*

Figure II.2. *Les voisinages*

Figure III.3. *Les types de bruites*

Figure IV.4. *Radiographie du thorax numérisée et son histogramme*

Figure V.5. *Principe codage de la couleur*

Figure II.1. *Image IRM*

Figure II.2. *Image médicale « la main »*

Figure II.3. *Image médicale « l'œil humain »*

Figure III-1.*Ondelettes*

Figure III.2.*Translation et changement de taille d'une l'ondelette mère* $\psi(t)$

Figure III.3.*Translation et Contraction d'une ondelette*

Figure III.4.*L'approche Analyse multirésolution.*

Figure III.5.*Compression avec ondelettes*

Figure III.6.*Seuillage dur des coefficients*

Figure III.7.*Seuillage doux des coefficients*

Figure III.8.*Seuillage par l'estimation de la variance du bruit.*

Figure III.9.*Construction de la transformée ridgelet*

Figure III.10 : *Schéma de la transformée de Radon*

Figure III.11.*Détection des orientations*

Figure III.12.*Schéma de construction de la transformée en Curvelets*

Figure IV-1 *: la fenêtre principale de l'interface*

Figure IV-2 : *affichage de l'image originale*

Figure IV-3 : *affichage de l'image bruitée (image en haut droite)*

Figure IV-4 : *affichage de l'image débruitée (image en bas)*

Figure IV-5 :*Image originale de rayons X*

Figure IV-6 : *Image bruitée de rayonsX (gaussien)*

Figure IV-7 *Image bruitée de rayons(poisson)*

Figure IV-8 *Image débruitée par filtreclassique*

***Figure* IV-9** *Image débruitée par les ondelettes*

Figure IV-10*Image débruitée parcurvelet*

Figure IV.11 : *Représentation du PSNR des images débruitées en fonction de la variance de bruit par différentes techniques de débruitage.*

Figure IV.12 : *Représentation du SSIM des images débruitées en fonction de la variance de bruit par différentes techniques de débruitage.*

LISTE DES TABLEAUX

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I-1 : *les formats d'images (matricielles)*

Tableau I-2 : *les formats images (vectorielles)*

Tableau IV-1 : *Résultats de traitement par filtres classiques*

Tableau IV-2 : *Résultats traitement par ondelette*

Tableau IV-3 : *Résultats de traitement par curvelet*

Tableau IV-4 : *les meilleurs résultats de différentes techniques de débruitage d'image*

Liste des abréviations

RGB-RVB: Red Green Bleu (Rouge Vert Blue)

PSNR : Peak Signal to Noise Ratio (Rapport Signal sur Bruit)

TEMP ou SPECT: (Tomographie d'émission Mono Photonique)

TEP ou PET	(Tomographie à émission de positon)
OCT	Optical Cohérent Tomographie
MSE	Mean Square d'Error (Erreur Quadratique Moyenne)
SSIM	Structural Similarity (Indice de similarité Structurelle)
LUT	Look Up Table
DWT ou TOD	Déscrit wivelet Transform(Transformation en ondelettes discrètes)
GUI	Graphical User Interface (La boite à outil)

ملخص

تكرس هذه الأطروحة إلى نزع الضوضاء من الصورة الطبية وذلك من خلال المرشحات التقليدية وتجزئة المويجات عن طريق مستوى العتبة في معاملات المويجات وكورفلات.

وفي الأخير نقوم بمقارنة نتائج تقنيات نزع الضوضاء من الصورة الطبية.

كلمات مفتاح: الصورة الطبية- الضوضاء المرشحات التقليدية-تجزئة المويجات-كورفلات-مستوى العتبة.

Résumé

Ce mémoire est consacré à l'étude et la simulation du debruitage d'image par

Les filtres classiques, les ondelettes et les curveletes, Pour éliminé le bruit dans la méthode des ondelettes par la méthode du seuillage des coefficients d'ondelettes.

A la fin on fait une comparaison entre les techniques de débruitage de l'imagerie médicale.

Mots clés : image, debruitage, les filtres classiques, les ondelettes, les curveletes, seuillage.

Abstract:

This work is devoted to the study and simulation of medical image denoising by Conventional filters, wavelet and curveletes. Removed for the noise in the method of the method by wavelet thresholding of the wavelet coefficients.

So a comparison is made between the image denoising techniques.

Keywords: medical image, denoising, conventional filters, wavelet, the curveletes, and thresholding.

I.1 Introduction

Avec la parole, l'image constitue l'un des moyens les plus importants qu'utilise l'homme pour communiquer avec autrui. C'est un moyen de communication universel dont la richesse du contenu permet aux êtres humains de tout âge et de toute culture de se comprendre.

C'est aussi le moyen le plus efficace pour communiquer, chacun peut analyser l'image à sa manière, pour en dégager une impression et d'en extraire des informations précises.

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

I.2 Définition de l'image

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

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

I.2.1 Définition de l'image numérique

Le terme d'image numérique désigne, dans son sens le plus général, toute image qui a été acquise, traitée et sauvegardée sous une forme codée représentable par des nombres (valeurs numériques).

La numérisation est le processus qui permet de passer de l'état d'image physique (image optique par exemple) qui est caractérisée par l'aspect continu du signal qu'elle représente (une infinité de valeur dans l'intensité lumineuse par exemple), à l'état d'image numérique qui est caractérisée par l'aspect discret (l'intensité lumineuse ne peut prendre que des valeurs quantifiées en un nombre fini de points distincts).

C'est cette forme numérique qui permet une exploitation ultérieure par des outils logiciels sur ordinateur. **[2]**

I.2.2Type d'images numériques

I .2.2.1 Les images binaires (noir ou blanc)

Ce sont les images les plus simples, un pixel peut prendre uniquement les valeurs noir ou blanc. C'est typiquement le type d'image que l'on utilise pour scanner du texte quand celui ci est composé d'une seule couleur.

I.2.2.2 Niveau de gris

En général, les images en niveaux de gris renferment 256 teintes de gris. Par convention la valeur zéro représente le noir (intensité lumineuse nulle) et la valeur 255 le blanc (intensité lumineuse maximale). Le nombre 256 est lié à la quantification de l'image. En effet chaque entier représentant un niveau de gris est codé sur 8 bits. Il est donc compris entre 0 et$2^8 - 1 = 255$. C'est la quantification la plus courante. On peut coder une image en niveaux de gris sur 16 bits ($0 \leq n \leq 2^{16} - 1$) ou sur 2 bits : dans ce dernier cas le «niveau de gris» vaut 0 ou 1 : il s'agit alors d'une image binaire (Noir et Blanc).

I.2.2.3 Les images couleurs

L'espace couleur est basé sur la synthèse additive des couleurs, c'est à dire que le mélange de trois composantes (par exemple (R, V, B)) donne une couleur. On garde l'information couleur, ou intensité lumineuse et chromaticité. Un pixel est codé par trois valeurs numériques. La signification de ces valeurs dépend du type de codage choisi. Le plus utilise pour le maniement des images numériques est l'espace couleur Rouge, Vert, Bleu (R, V, B) (RGB en anglais). La restitution des couleurs sur écran utilise cette représentation (synthèse additive).

I.2.3 Caractéristique d'une image numérique

Les images sont ensemble structurées d'informations caractérisées par les paramètres suivants :

I.2.3.1Pixel

Le pixel ***(***Picture élément) est la taille du plus petit élément de l'image. Il désigne aussi un point de la matrice image. Le pixel peut avoir une dimension. C'est particulièrement vrai dans le cas des images médicales 3D ou des mesures de volumes. La taille d'un pixel est reliée au pas d'échantillonnage et au champ de vue. Un pixel possède une valeur qui peut être un scalaire et représenter un niveau de gris ou un vecteur représentant une couleur, ou toute autre chose**. [3]**

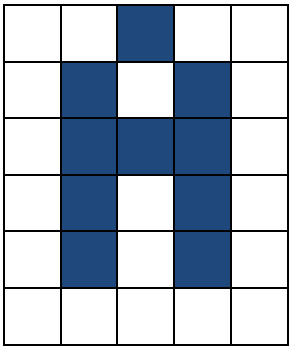


Figure I.1*: pixel*

I.2.3.2 Dimension et Résolution

C'est la taille de l'image. Cette dernière se présente sous forme de matrice dont les éléments sont des valeurs numériques représentatives des intensités lumineuses (pixels). Le nombre de lignes de cette matrice multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels dans une image**. [4]**

Par contre, la résolution est exprimée en nombre de pixels par unité de mesure (pouce ou centimètre). On utilise aussi le mot résolution pour désigner le nombre total de pixels horizontaux et verticaux sur un moniteur. Plus ce nombre est grand, plus la résolution est meilleure. **[5]**

I.2.3.3Voisinage

Le voisinage d'un pixel est formé par l'ensemble des pixels qui se situent autour de ce même pixel. On définit aussi l'assiette comme étant l'ensemble de pixels définissant le voisinage pris en compte autour d'un pixel.

On distingue deux types de voisinage :

—Voisinage à 4 : On ne prend en considération que les pixels qui ont un coté commun avec le pixel considéré.

—Voisinage à 8 : On prend en compte tous les pixels qui ont au moins un point en liaison avec le pixel considéré.

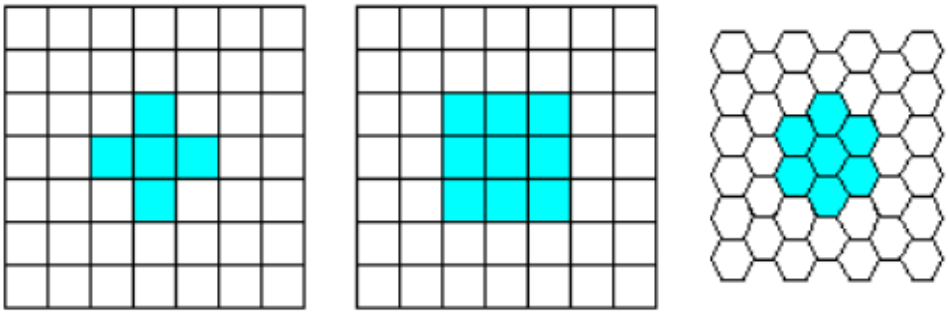


Figure.2*: Les voisinages. De gauche à droite: 4-voisinage sur réseau rectangulaire, 8-voisinage sur réseau rectangulaire, 6-voisinage sur réseau hexagonal*

I.2.3.4 Bruit

Un bruit (parasite) dans une image est considéré comme un phénomène de brusque variation de l'intensité d'un pixel par rapport à ses voisins, il provient de l'éclairage des dispositifs optiques et électroniques du capteur. **[6]**

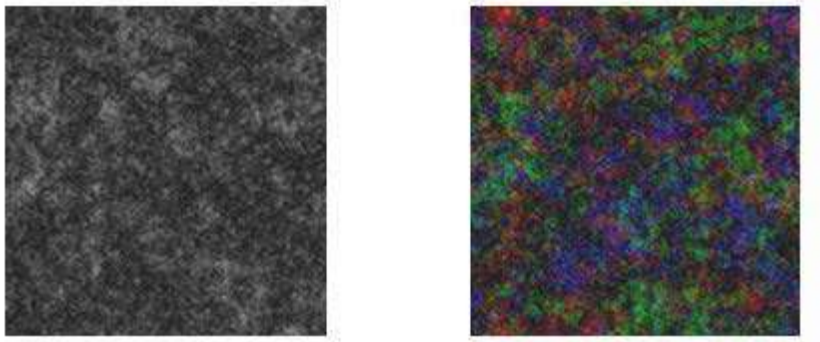


Figure I.3 *les types de bruites.*

I.2.3.5 Histogramme de l'image

L'histogramme d'une image **(Figure I.4)** montre la distribution des pixels dans l'image. C'est un graphique à deux dimensions avec en abscisse les valeurs que les pixels peuvent prendre (de 0 à 255) pour les images monochromes codées sur (8 bits), et en ordonnée, pour chaque niveau de gris possible, le nombre de pixels présents dans l'image. L'histogramme permet de voir immédiatement si l'image est plutôt sombre, plutôt claire, peu ou très contrastée. Il permet de déterminer les premiers prétraitements utiles pour faciliter l'analyse ultérieure.

En revanche, il ne fournit aucune information sur la répartition spatiale des pixels car deux images complètement différentes peuvent avoir le même histogramme. **[7]**

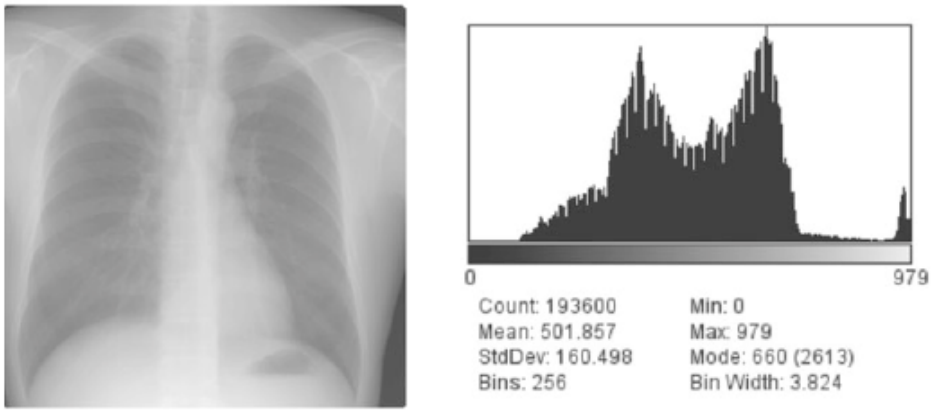


Figure I.4 *: Radiographie du thorax numérisée et son histogramme*

I.2.3.6 Contours et textures

Les contours représentent la frontière entre les objets de l'image, ou la limite entre deux pixels dont les niveaux de gris représentant une différence significative. Dans une image numérique, les contours se situent entre les pixels appartenant à des régions ayant des intensités moyennes différentes; il s'agit de contours de type « saut d'amplitude ». L'extraction de contour consiste à identifier dans l'image les points qui séparent deux textures différentes.

I.2.3.7 Luminance

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

—Des images brillantes.

—Un bon contraste.

—L'absence de parasites. **[8]**

I.2.3.8 Contraste

C'est l'opposition marquée entre deux régions d'une image, plus précisément entre les régions sombres et les régions claires de cette image. Le contraste est défini en fonction des luminances de deux zones d'images. **[9]**

Si L1 et L2 sont les degrés de luminosité respectivement de deux zones voisines A1 et A2 d'une image, le contraste C est défini par le rapport :

$$\mathbf{c} = \frac{\mathbf{L_1} - \mathbf{L_2}}{\mathbf{L_1} + \mathbf{L_2}}$$

I.2.3.9 Transparence

La transparence est une caractéristique permettant de définir le niveau d'opacité des éléments d'une image, c'est-à-dire la possibilité de voir à travers l'image des éléments graphiques située derrière celle-ci.

Il existe deux modes de transparence :

—La transparence simple s'applique pour une image indexée et consiste à définir parmi la palette de couleurs une des couleurs comme transparence.

—La transparence par couche alpha (ou canal alpha, en anglais alpha Channel) consiste à rajouter pour chaque pixel de l'image un octet définissant le niveau de transparence (de 0 à 255). Le processus consistant à ajouter une couche transparente à une image est généralement appelé alpha blinding.

I.2.3.10 Codages des couleurs

Nous l'avons vu une image apparait comme une matrice où chaque case contient des nombres associés à une couleur. Usuellement on distingue 3 grands types de couleurs pour une image numérique :

—Le noir et blanc ;

— Les niveaux de gris ;

—La couleur ;

Ces types sont généralement à choisir lors d'une numérisation par scanner ou lors de la configuration d'un appareil photographique.

I.2.3.10.1 Codage d'une image en noir et blanc

Pour ce type de codage, chaque pixel est soit noir, soit blanc. Il faut un bit pour coder un pixel (0 pour noir, 1 pour blanc)**.** L'image de 10000 pixels codée occupe donc 10000 bits en mémoire. Ce type de codage peut convenir pour un plan ou un texte mais on voit ses limites lorsqu'il s'agit d'une photographie.

I.2.3.10.2 Codage d'une image en niveaux de gris

Si on code chaque pixel sur 2 bits on aura 4 possibilités (noir, gris foncé, gris clair, blanc).L'image codée sera très peu nuancée. En général on code chaque pixel sur 8 bits = 1 octet. On à alors 256 possibilités (on dit 256 niveaux de gris). L'image de 10 000 pixels codée occupe alors 10 000 octets en mémoire. Exemple d'image en 72 pixels par pouce (environ 30 pixels par cm), codée en 256 niveaux de gris.

Une image de 303 x 303 pixels occupe 303 x 303 = 91809 octets puisque chaque pixel occupe 1 octet en mémoire.

I.2.3.10.3Codage d'une image en couleurs 8 bits :

—Dans ce cas on attache une palette de 256 couleurs à l'image.

—Ces 256 couleurs sont choisies parmi les 16 millions de couleurs de la palette (RVB).

— Pour chaque image le programme recherche les 256 couleurs les plus pertinentes.

—Chaque code (de 0 à 255) désigne une couleur.

L'image occupe 3 fois moins de place en mémoire qu'avec un codage 24 bits. L'image est moins nuancée : sa qualité est bonne mais moindre.

I.2.3.10.4Codage d'une image en couleurs 24 bits

Il existe plusieurs modes de codage de la couleur. Le plus utilisé est le codage Rouge, Vert, bleu (RVB). Chaque couleur est codée sur 1 octet = 8 bits. Chaque pixel sur 3 octets c'est à dire 24 bits : le rouge de 0 à 255, le vert de 0 à 255, le Bleu de 0 à 255.

Le principe repose sur la synthèse additive des couleurs : on peut obtenir une couleur quelconque par addition de ces 3 couleurs primaires en proportions convenables.

On obtient ainsi 256 x 256 x 256 = 16777216 (plus de 16 millions de couleurs différentes).

Dans le cas d'une image de 10 cm x 10 cm avec une résolution convenable de 100 pixels par cm (un pixel mesure 0,1 mm), elle est codée sur 1000 x 1000 = 1 000 000 pixels.

Elle occupe : en noir et blanc : 1 000 000 bits = 125 000 octets en 256 niveaux de gris : 1 million d'octets en couleurs (24bits) : 3 millions d'octets.

C'est ce codage de la couleur qui est utilisé par la plupart des écrans d'ordinateurs actuellement.

On constate qu'il est très gourmand en mémoire. Pour faciliter le stockage des images en mémoire on utilise d'autres formes de codage. **[10]**

Rouge	Vert	Bleu	Couleur
0	0	0	Noir
0	0	1	Nuance de noir
255	0	0	Rouge
0	255	0	Vert
0	0	255	Bleu
128	128	128	Gris
255	255	255	Blanc

Figure I.5 : *Principe du codage de la couleur*

I.2.4Qualité de l'image numérique

Elle dépend, d'une part, de la qualité des images d'origine et, d'autre part, des moyens mis en œuvre pour convertir un signal analogique en signal numérique. Elle dépend aussi de :

●La qualité des périphériques de numérisation de l'image, du nombre de niveaux de gris ou de couleurs enregistrées.

●La qualité de l'affichage à l'écran : définition de l'écran, nombre de teintes disponibles simultanément, calibrage de l'écran, etc.

Les critères d'appréciation de la qualité d'une image, tels que cités succinctement ci-dessus, dépendent largement de la structure même de l'image réaliste ou conceptuelle et de son mode de représentation (bitmap ou vectorielle)**. [11]**

I.2.5 Formats d'mage

Un format d'image est une représentation informatique de l'image, associée à des informations sur la façon dont l'image est codée et fournissant éventuellement des indications sur la manière de la décoder et de la manipuler. Il y'a 2 types d'images sont utilises en informatique :

I .2.5.1 Images matricielles

Une image matricielle est une image constituée d'un ensemble de points : les pixels. Chaque point porte des informations de couleur.

Format d'images bitmap: BMP, PCX, GIF, JPEG, TIFF.

Tableau I-1 : *les formats d'images (matricielles)*

JPEG **JPEG 2000** Joint Photographic Experts Group	**Points forts:** Excellent compression **Points faibles:** Compression destructrice **Note :** Spécialement conçu pour les photographies, il est cependant a utiliser avec délicatesse tant sa compression peut brouiller l'image. Le format JPEG2000, évolution du format original, peut être réglé pour compresser sans pertes.
GIF (Graphical Interchange Format)	**Points forts:** Possibilité d'animation et de transparence, compression efficace **Points faibles**: Limité à 256 couleurs **Note :** Très répandu sur le web malgré ses faiblesses et un problème de droit sur son format de compression. A déconseiller pour les photos.
PNG (Portable Network Graphics)	**Points forts :** Excellente compression sans perte. Possibilité de transparence. Standard donc pérenne. **Points faibles :** Pas très efficace pour les larges photographies. **Note :** Format destiné à remplacer le format GIF et ses limitations, mais ayant encore du mail à s'implanter dans les habitudes des développeurs. Peut remplacer les JPEG comme les GIF (sauf en ce qui concerne l'animation).
TIFF (Tagged Image File Format)	**Points forts:** Compression sans perte efficace. Couche de transparence. **Points faibles:** Lourdeur des fichiers non compressés. Format propriétaire. **Note :** Format de stockage très utilisé, à éviter pour le Web.
BMP (Bitmap)	**Points forts:** Format par défaut de Windows. **Points faibles:** Disponible uniquement sur la plateforme de Microsoft. **Note :** Généralement non compressé et de ce fait des fichiers très « lourds ».

I .2.5.2 Images vectorielles

Les images vectorielles sont composées de formes géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique. Par exemple une droite sera définie par 2 points, un cercle par un centre et un rayon. Le processeur est chargé de « traduire » ces formes en informations par la carte graphique (image Word, Publisher, CorelDraw-format WMF, CGM, etc)**.[12]**

Tableau I-2 : *les formats d'images vectorielles*

AI (Adobe Illustrator)	**Points forts:** Reconnu par tous les logiciels graphiques. **Points faibles :** Format propriétaire. **Note :** Format standard d'Adobe Illustrator, l'un des plus utilisés du fait de la popularité du logiciel.
PS/EPS (Postscript/ Encapsulated Postscript)	**Points forts:** Très bien reconnu sur tous les systèmes. **Points faibles :** N'a d'intérêt que dans le cadre impression. Fichier très lourd. **Note :** Format hybride bitmap/vectorielle, réservé à l'impression. EPS supplémentaires.
SVG (Scalable Vector Graphics)	**Points forts:** Format XML donc extensible. Très compressible car format texte. Standard donc pérenne. Permet les animations et la transparence. Peut afficher des images bitmap. **Points faibles :** Encore très peu reconnu, car peu d'outils disponibles et manque d'implémentation au sein de navigateurs (besoin d'un plugin). **Note :** Promis à un grand avenir malgré un démarrage lent, ce format est souvent cité comme capable de rivaliser avec les premières versions de Flash.
FLA/SWF (Flash)	**Points forts:** Très polyvalent, peut utiliser des mp3, des JPEG, des vidéos… Très répandu sur le Web. **Points faibles :** Format propriétaire et fermé. **Note :** C'est le standard de fait des animations vectorielles sur le Web.
PDF (Portable	**Points forts:** Affiche les documents. **Points faibles :** Taille prohibitive. Ne peut se lire qu'avec le

Document Format)	logiciel Acrobat ou logiciel équivalent. **Note :** Version simplifiée de PostScript, il a été conçu pour afficher les documents de la même manière quel que soit le système.
PICT (Picture)	**Points forts:** Format par défaut de Mac OS , donc encore utilisé. **Points faibles :** Disponible uniquement sur la plateforme d'appelle. **Note :** N'a plus grand intérêt face aux autres formats existants.

I .2.5.3 Comparaison entre les formes d'image

Nous avons vu auparavant qu'une image était constituée d'un ensemble de points, nommés pixels, de position et de couleur différente. C'est ce qu'on appelle une image du « bitmap», ou en français « tableau de données binaires ».

Cependant, il existe une autre forme d'image, appelée image vectorielle. Les images vectorielles sont des représentations géométriques (cercle, rectangle, droite, etc.…). Cette propriété spécifique aux images vectorielles, nous permet de coder une image entière en formules mathématiques (exemple : un cercle est défini par son centre et son rayon, le rectangle lui peut être déterminé par ses deux points extremums…). C'est le processeur qui sera ensuite chargé de "traduire" ces formes en informations interprétables par la carte graphique.

Le grand avantage des images vectorielles est le suivant : puisque ces images sont constituées d'entités mathématiques, il est possible de leur appliquer des transformations géométriques.

Lorsqu'on applique un grossissement sur une image du type bitmap, on s'aperçoit que l'image n'est plus nette, et selon le degré de grossissement, on peut observer les pixels. Avec les images vectorielles, la précision ne dépend pas du facteur d'agrandissement.

I.3 Traitements d'image

Pour manipuler une image, on travaille sur un tableau d'entiers qui contient les composantes de chaque pixel. Les traitements s'appliquent toujours aux images en niveau gris et parfois

aussi sur des images couleur. Nous allons distinguer plusieurs types de traitements dans ce domaine.

I.3.1 Historique

Le traitement d'image commence à être étudié vers les années 1920, pour la transmission d'images par le câble sous-marin allant de New York à Londres. En effet, la première numérisation d'image avec compression de données pour envoyer des fax de Londres à New York. Les années 1950, les premiers travaux sur l'analyse d'images dans les chambres à bulles. Les années 1960, ont vu le véritable départ du traitement d'images quand les ordinateurs commencent à être suffisamment puissants pour travailler sur des images. Les premiers essais sur l'extraction automatique d'information ont commencé avec le début de la décennie 70. Apres les années 80, il y a eu un passage de l'image 2D aux modèles 3D**. [13]**

I.3.2Principales étapes

Il n'existe pas de méthode de traitement d'images générale à tous les domaines d'application possibles. Il faut en général employer des algorithmes spécifiques. Ces derniers sont souvent des combinaisons de techniques classiques (segmentation, classification, reconnaissance de frontières, etc.). De manière schématique, toute méthode de traitement d'images comprend 4 étapes majeures :

—Prétraitement des images.

—Amélioration des images.

—Analyse des images.

—Interprétation des images.

I.3.2.1 Prétraitement

Ils préparent l'image pour son analyse ultérieure. Il s'agit souvent d'obtenir l'image théorique que l'on aurait du acquérir en l'absence de toute dégradation. Ainsi, ils peuvent par exemple corriger :

—Les défauts radiométriques du capteur : non linéarité des détecteurs, diffraction de l'optique, etc.

—Les défauts géométriques de l'image dus au mode d'échantillonnage spatial, à l'oblicité de la direction de visée, au déplacement de la cible, etc.

—Le filtrage ou réduction de fréquence parasite, par exemple dus à des vibrations du capteur.

—les dégradations de l'image dues à la présence de matière entre le capteur et le milieu observé. Ainsi, une image acquise par un satellite est souvent perturbée par l'atmosphère.

I.3.2.2 Amélioration d'image

Elle a pour but d'améliorer la visualisation des images. Pour cela, elle élimine / réduit le bruit de l'image et/ou met en évidence certains éléments (frontières, etc.) de l'image. Elle est souvent appliquée sans connaissance à priori des éléments de l'image. Les principales techniques sont :

—L'amélioration de contraste,

—Le filtrage linéaire (lissage, mise en évidence des frontières avec l'opérateur "Image - Image lissée", etc.) et transformée de Fourier pour faire apparaître / disparaître certaines fréquences dans l'image.

—Filtrage non linéaire (filtres médians, etc.) pour éliminer le bruit sans trop affecter les frontières,...

I.3.2.3 Analyse d'image

Le but de l'analyse d'images est d'extraire et de mesurer certaines caractéristiques de l'image traitée en vue de son interprétation. Ces caractéristiques peuvent être des données statistiques sur des comptes numériques (moyenne, histogramme, etc.), ou sur des données dérivées (e.g. dimensions, ou orientation d'objets présents dans l'image). En général, le type d'information recherché dépend du niveau de connaissance requis pour interpréter l'image. Les applications dans le domaine du guidage et de la télédétection nécessitent souvent des connaissances différentes et de plus haut niveau (e.g. cartes 3-D) que dans les domaines du médical, de la géologie, du contrôle de qualité, etc. Ainsi, un robot en déplacement ne nécessite pas le même type d'information qu'un système utilisé pour détecter la présence de matériaux défectueux. Pour ce dernier, il faut prendre uniquement la décision "non défectueux ou défectueux". Cette décision peut être prise à partir d'un "raisonnement" plus ou moins complexe (e.g. détection de la présence de raies d'absorption caractéristiques d'une impureté). Pour le robot, il faut simuler le processus décisionnel d'un individu en déplacement, ce qui nécessite au préalable de reconstituer une carte du lieu de déplacement en temps réel, avec les obstacles à éviter.

I.3.2.4 Interprétation

Suivant la nature de la tâche, cette phase exploite un ou plusieurs types d'informations estimés à partir des données pixels (Niveau de gris, forme, etc.) .Donc l'objectif de l'analyse est de permettre l'exploitation du contenu de l'image à des fins d'interprétation (aide au diagnostic en imagerie aérienne, satellitaire, médicale par exemple), de localisation et de reconnaissance

(vidéosurveillance, contrôle robotique) ou de mesure des évolutions (contrôle qualité, suivi thérapeutique, etc.).

I.3.3Avantages et inconvénients du traitement d'images

I.3.3.1Avantages

—Rapidité **:** Le traitement d'images accélère beaucoup les travaux traditionnellement réalisés par photo-interprétation, mais qui sont automatisables et donc reproductible (e. g. vérification de la bonne disposition d'étiquettes sur les bouteilles produites par une usine d'eau minérale). Dans des cas défavorables, l'interprétation visuelle d'image peut être plus rapide et précise que l'interprétation numérique. En effet, l'opérateur humain peut s'adapter à des conditions hors des limites de bon fonctionnement du système d'analyse numérique (e.g. image déformée du fait d'un éclairage défectueux non modélisable). Ainsi, un opérateur peut plus ou moins faire abstraction de la présence de "bruit" dans une partie de l'image lors de l'analyse de celle-ci. De manière intuitive, il arrive à séparer le bruit et l'information recherchée dans l'image. Ceci est le cas d'une image qui contient une route en partie au soleil et à l'ombre. Une photo interprète peut immédiatement réaliser qu'il s'agit d'un même objet alors qu'une interprétation purement numérique réalisée par un logiciel non adapté peut mener à la conclusion qu'il s'agit de deux objets différents. L'extraction numérique d'information dans une image "bruitée" nécessite des algorithmes complexes capables d'utiliser des informations annexes qui renseignent sur les caractéristiques du bruit présent.

—Travaux répétés et fastidieux : Ces travaux (correction géométrique, étalonnage, gestion de base de données,…) sont souvent difficiles à réaliser, sinon impossibles, de manière non numérique. Ceci explique pourquoi les images analogiques sont souvent numérisées pour être "interprétées".

—Reproductibilité de l'analyse et de l'interprétation **:** L'interprétation humaine (i.e., photo interprétation) est souvent fastidieuse, longue, coûteuse, difficilement reproductible et très dépendante de l'opérateur. Ainsi, l'interprétation d'une même image par plusieurs photos interprètes donne souvent des résultats très différents, car les êtres humains n'ont pas la même sensibilité aux couleurs, au contexte des objets analysés, etc. Par exemple, une photo interprète peut confondre 2 niveaux de gris alors qu'un ordinateur ne peut confondre 2 valeurs numériques.

—Quantification : Un intérêt majeur du numérique est de donner une information quantifiée.

I.3.3.2Inconvénients

1. Dimensions (aire, périmètre, etc.) de tout ou partie d'un matériau (i.e., nombre de pixels), à partir d'une délimitation numérique ou manuelle.

2. Concentrations chimiques par le biais des caractéristiques spectrales d'objets de l'image.

3. Grandeurs physiques (rugosité, etc.) dérivées de propriétés optiques comme la réflectance.

I.4Conclusion

Les images ont un rôle important dans les médias, mais leur utilisation dépend de sa qualité. Les images numériques sont affectées par une grande variété de déformations pendant l'acquisition, le traitement, la compression, le stockage, la transmission et la reproduction. Les traitements de restauration sont souvent indispensables pour améliorer la qualité des images observées. Notre principal problème, que nous allons traiter, consistera à récupérer une image de bonne qualité, proche de l'image originale, à partir d'une image bruitée de mauvaise qualité.

Le chapitre suivant a pour objet de présenter le vocabulaire et les concepts attachés au domaine du débruitage d'images.

II.1 Introduction

L'imagerie médicale évolue sans cesse grâce aux contributions de domaines scientifiques comme la physique, la chimie, les mathématiques, les sciences de l'ingénieur et la médecine. Les trois dernières décennies ont vu des avancées significatives de l'imagerie médicale. De nouvelles modalités d'imagerie à deux dimensions (2D), trois dimensions (3D) et plus sont devenues très importantes en radiologie diagnostique. Aujourd'hui, établir certains diagnostics ou évaluer la sévérité de certaines pathologies ne pourrait se faire sans l'aide de l'imagerie médicale.

Le présent chapitre a pour objet de présenter le vocabulaire et les concepts attachés au domaine du débruitage d'images, tout en donnant un aperçu sur quelques types de bruits dégradant les images, avec une brève description de quelques techniques classiques (standard) en l'occurrence les filtres,

II.2 Historique

Le début de l'imagerie médicale date de 1895, quand Röntgen découvre les rayons X qui sont à la base de la radiographie, seule méthode d'imagerie au début du siècle dernier. On obtient une radiographie en exposant un film à des rayons X qui ont traverse le corps humain. Il en résulte une image analogique bidimensionnelle qui est la projection sur un film radiographique d'organes en trois dimensions. Aujourd'hui encore, les radiographies du thorax ou les mammographies donnent des images de haute qualité, qui suffisent souvent pour obtenir un diagnostic fiable et pour un dépistage à faible cout.

La scintigraphie, le scanner, l'échographie et l'imagerie par résonance magnétique (IRM) ont tour à tour fait leur apparition au cours du XXe siècle. Ces modalités d'imagerie sont aujourd'hui utilisées pour obtenir des informations anatomiques, physiologiques, métaboliques et fonctionnelles du corps humain1.

Elles utilisent des ordinateurs pour créer et afficher des images numériques qui ne Cessent de s'améliorer. Grace a l'ordinateur, des images numériques multidimensionnelles de structures physiologiques peuvent être calculées et traitées pour visualiser des éléments caches utiles au diagnostic qu'il serait difficile, voire impossible, de distinguer en imagerie bidimensionnelle. Le traitement et l'analyse informatises constituent d'importantes aides au diagnostic médical pour les différentes modalités d'imagerie. On arrive a réduire les artefacts et a améliorer la qualité des images en tenant compte des connaissances sur les processus

physiques de formation des images médicales, ainsi que sur la physiologie humaine, facilitant ainsi l'interprétation des images par les médecins**.[7]**

II.3 Principe d'Imagerie Médicale

Le but de l'Imagerie Médicale est d'obtenir des informations sur l'anatomie et le fonctionnement des organes sous la forme d'une image, permettant le diagnostique d'une pathologie. Durant de nombreuses années ces images étaient obtenues par la radiographie conventionnelle. Avec l'avancé du progrès, l'Imagerie Médicale connaît un renouveau technologique considérable et le développement de techniques nouvelles telles que l'échographie, le scanner, la scintigraphie ou encore la résonnance magnétique (IRM). **[15]**

II.4Le rôle de l'imagerie médicale dans la médecine

Les deux branches principales de la médecine sont le diagnostic et la thérapeutique. La première a pour vocation de mettre en évidence, localisé, comprendre et si possible quantifier les pathologies. La deuxième a pour objectif de les traiter.

En général, le praticien établit son diagnostic par l'examen clinique et l'analyse des xylotomes complétés par des informations plus précises issues de procédés d'investigation de nature technique. Les principaux moyens sont :

—l'analyse des constantes biologiques ; les méthodes couramment utilisées aujourd'hui sont la microscopie, les chromatographies phase solide ou liquide, l'électrophorèse, l'immun-enzymologie et la radio-immunologie.

—l'analyse des signaux électro physiologiques comme l'électrocardiogramme(ECG), l'électro-encéphalogramme (EEG) ou l'électromyogramme(EMG).

—l'imagerie médicale macroscopique plus communément appelée imagerie médicale.

Sous ce vocable, on regroupe tous les procédés permettant de présenter au praticien un paramètre physique, physiologique, chimique ou même fonctionnel d'une région du corps humain sous forme d'une image. Le succès passé et grandissant de ces méthodes vient de la grande simplicité d'interprétation des résultats. En effet, les coordonnées **(x,y)** d'un point de l'image sont une fonction très simple des coordonnées réelles dune petite zone du patient et l'intensité ou niveau de gris de ce point est proportionnelle au paramètre mesuré.

Ce type de représentation permet en général de faire apparaitre le forme des organes car la grande majorité des modalités d'imagerie aujourd'hui utilisées donne des paramètre dont la valeur diffère d'un organe à l'autre.

L'utilisation clinique de l'image à des fins de diagnostic vient du fait qu'une pathologie peut se traduire sur l'image par :

—une différence entre la forme examinée et la forme nouvelle connue du médecin ; c'est par exemple le cas d'une fracture osseuse ou d'une sténose (rétrécissement vasculaire).

—une variation locale du niveau de gris d'un organe qui peut apparaitre comme une nouvelle forme anormale à l (intérieur de l'organe ; c'est le cas d'une tumeur.

—un contraste anormal (trop faible ou trop fort) entre un organe et ses voisins ; c'est le cas d'une anomalie de la perfusion myocardique (irrigation du muscle cardiaque).

—une texture inhabituelle ; c'est le cas de l'ostéoporose (porosité des os due à une décalcification).

Jusqu'au au début des années 70, la seule modalité d'imagerie était l'examen radiologique sur film. Bien qu'ayant bénéficie de progrès importants de puis son introduction en utilisation clinique au début du siècle, il subsistait certain nombre de limitations intrinsèques :

—l'image obtenue est une projection de tout un volume sur un plan, ce qui empêche la localisation géométrique dans la troisième dimension.

—la dynamique est limitée à celle du film et celle de l'œil humain, soit environ 64 niveaux de gris, ce qui est nettement inférieur à la dynamique médicalement significative du signal physique utilisé.

—L'mage obtenue est de nature analogique.

Les critères de diagnostic ne peuvent donc être que qualitatifs. De plus la comparaison ou corrélation d'images acquises dans des conditions différentes ou des instants différents ne peut être que visuelle, ce qui limite considérablement l'obtention d'informations issues de plusieurs images à la fois.

Toutes ces limitations ont fait qu'effectivement, information principale apportée par l'examen était de nature morphologique, et par conséquent, le contraste était le cratère primordial de la qualité d'un examen. La dynamique utilisable étant limitée à 64 niveaux de gris (6 bits), pour obtenir le contraste suffisant, les radiologues ont du recourir pour certains examens à des techniques d'exploration assez traumatisantes ou invasives. Pour mémoire, nous citerons l'encéphalographie gazeuse, ou pour pouvoir avoir un meilleur contraste dans le cerveau, on injectait de l'air à la place du liquide céphalorachidien préalablement dévidé ; ou encore l'angiographie intra-artérielle sélective au cours de laquelle un produit de contraste iodé est injecté dans une artère par l'intermédiaire d'un cathéter (tube de plastique) allant jusque dans l'artère à visualiser.

Avec l'avènement du premier système de Médine Nucléaire, puis des Scanners, des échographies numérisées et aujourd'hui des imageurs par Résonance Magnétique, de par la nature des informations apportées, la technique exploratoire et l'acte de diagnostic ont considérablement évolué.

En effet, aujourd'hui l'information est tout d'abord numérique, ce qui lui confère un caractère quantitatif et dans certains cas comme le Scanner ou l'IRM, la valeur numérique a une signification phasique absolue. De plus, cette information peut être localisée dans les trois dimensions.

A cela s'ajoute en général la grande dynamique des données acquises , ce qui permet dans beaucoup de cas de s'affranchir d'agents contrastants et dans tous les cas d'en réduire considérablement la dose.

Enfin, la possibilité de combiner numériquement les données issues d'images différentes permet d'obtenir non seulement des informations morphologiques d'une précision supérieure (volume ventriculaire cardiaque à partir de deux images stéréoscopiques par exemple), mais surtout, grâce à des traitements spatio-temporels, des informations fonctionnelles (flux sanguin artériel par exemple). Ceci constituera probablement un des apports fondamentaux des techniques de traitement numérique à l'imagerie médicale.

II.5 Les différentes techniques d'imagerie médicale

L'objectif général de l'imagerie médicale est de donner des informations sur les processus physiologiques du corps ou sur les organes en utilisant des sources de rayonnements extérieurs ou intérieurs, ou une combinaison des deux. En pratique, Parmi les méthodes d'imagerie structurelles les plus couramment employées en médecine, on peut citer d'une part les méthodes tomographiques basées soit sur les rayons X (radiologie conventionnelle, tomodensitomètre ou CT-scan, angiographie, ...) soit sur la résonance magnétique (IRM), les méthodes échographiques (qui utilisent les ultra-sons), et enfin les méthodes optiques (qui utilisent les rayons lumineux).

Les méthodes d'imagerie fonctionnelles sont aussi très variées. Elles regroupent les techniques de médecine nucléaire (TEP, TEMP) basées sur l'émission de rayons gamma par des traceurs radioactifs qui, après injection, se concentrent dans les régions d'intense activité métabolique, les techniques électro physiologiques qui mesurent les modifications de l'état électrochimique des tissus (en particulier en lien avec l'activité nerveuse) ou encore les mesures thermographiques.

Ces différents types de techniques sont souvent employés de façon complémentaire parfois même au sein d'un même système d'imagerie qui permet alors des acquisitions multimodales, simultanées ou non. **[16]**

II.5.1Utilisation des champs magnétiques

L'imagerie par résonance magnétique (IRM), utilise l'effet d'un champ magnétique intense sur le spin des protons. C'est un procédé tomographique, permettant d'obtenir des *"coupes virtuelles"* du corps suivant trois plans de l'espace (coupe sagittale, coupe coronale et coupe axiale). En fonction des paramètres choisis, l'IRM permet d'obtenir des images très contrastées de certains tissus en fonction de leurs propriétés histologiques. C'est donc un outil particulièrement utilisé en imagerie cérébrale. Les examens IRM sont considérés à ce jour sans risque sur l'organisme. Cependant, tout objet ferromagnétique, sensible au champ magnétique (piercing, pacemaker, certaines prothèses, etc.), est dangereux.

La magnétoencéphalographie (*MEG*) est une technique de mesure des faibles magnétiques induits par l'activité électrique des neurones du cerveau. Contrairement à l'IRM, elle ne repose pas sur l'aimantation préalable des tissus. Par conséquent, la présence d'objet magnétique ne pose aucun risque.

La magnéto cardiographie est une technique très analogue à la précédente qui consiste à mesurer les champs magnétiques induits par l'activité électrique des cellules du muscle cardiaque au niveau du torse. Elle n'est que très peu utilisée. **[7]**

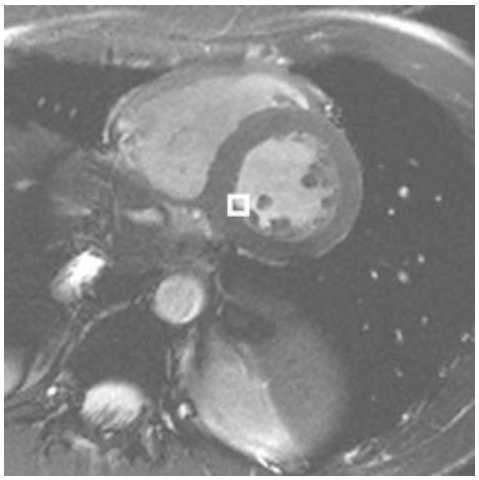


Figure II.1 : *Image IRM*

II.5.1.1Avantage

Cette technique permet de représenter avec une grande précision anatomique l'intérieur du corps dans toutes les directions et même en volume, sans la moindre conséquence pour le patient. Grâce aux contrastes, on décèle les plus petites tumeurs, les plus petits angiomes ou accidents vasculaires… L'un des avantages de l'IRM est l'absence d'injection de traceur extérieur. Par ailleurs, les rayonnements sont totalement inoffensifs.

II.5.1.2Inconvénients

Cet appareillage n'est pas disponible partout. L'examen est long, une heure environ, il est nécessaire de rester immobile d'où l'anesthésie générale.

L'IRM a besoin des aimants puissants, lourds, encombrants et très onéreux.

Lors de l'examen, le patient est inconfortablement installé puisqu'il est maintenu à l'intérieur d'un tube étroit et bruyant dû aux impulsions électromagnétiques. En effet, le bruit est un inconvénient puisqu'il est en corrélation avec la qualité de l'image : l'augmentation du champ magnétique permet d'améliorer le contraste mais également l'intensité du bruit.

Cependant, il est contre indiqué en cas de claustrophobie et en cas de présence d'un corps étranger métallique dans le corps.

II.5.2Utilisation de la radioactivité

La radioactivité est utilisée en médecine humaine pour explorer (scintigraphie) et traiter des patients (radiothérapie interne vectorisée). Elle est aussi utilisé en laboratoire (dosages radio immunologiques ou RIA) Les techniques de scintigraphie (médecine nucléaire) reposent sur l'utilisation d'un traceur radioactif qui émet des rayonnements détectables par les appareils de mesure. Ces molécules marquées par la radioactivité (radio pharmaceutiques) sont choisies pour se fixer préférentiellement sur certaines cellules ou tracer certaines fonctions de l'organisme. Une image de la bio distribution de la radioactivité est réalisée et interprétée par un médecin. Des paramètres peuvent être calculés (fraction d'éjection du ventricule, activité relative de chacun des deux reins...). Les images obtenues peuvent être planaires ou reconstruites sous formes de coupes (tomoscintigraphie). .

•Tomographie d'émission mono photonique (TEMP ou SPECT) : elle utilise l'émission de photons gamma par une molécule marquée par un isotope radioactif injecté dans l'organisme.

•Tomographie à émission de positon (TEP ou PET) : elle utilise le plus souvent le fluorodésoxyglucose, un analogue du glucose marqué par un radio-isotope le 18F émettant

des positons Ces positons interagissent dans la matière et deux photons de 0.511 MeV sont émis en coïncidence permettant la détection. **[17]**

II.5.3Utilisation des rayonsX

L'utilisation de rayons X est d'usage courant. Ces rayonnements, sont ionisants et donc dangereux. Qui peut provoquer l'apparition d'un cancer à terme. Toutefois, grâce aux mesures de radioprotection, le risque inhérent aux examens X est limité autant que possible.

II.5.3.1Différents types d'examens utilisent les rayons X

Radiographie**,** utilisant des rayons X et parfois l'injection de produit de contraste. Les images obtenues sont des projections des organes et des différents systèmes suivant un plan. Généralement, la radiographie est utilisée pour le système osseux car il s'agit du système le plus visible sur une radiographie du corps.

Tomodensitométrie X **(**Scanner X**)** permet d'obtenir, grâce a des émetteurs et a des récepteurs dispos en cercle autour du patient, une succession d'images de coupes bidimensionnelles du corps calculées par ordinateur. L'informatique et le traitement numérique des images permettent d'obtenir une représentation tridimensionnelle des organes ou du corps à partir de ces coupes **2D**. La grande précision des images scannées font qu'elles sont souvent utilisées pour visualiser des anomalies de structure ou des modifications de volume (hémorragies, tumeurs, embolies…).

Scanner DEXA mesurant la densité osseuse (ou ostéodensitométrie). **[17]**



Figure II.2*Image médicale « la main ».*

II.5.4Utilisation des ultrasons

II.5.4.1L'échographie

Les ultrasons sont un autre exemple de source d'énergie extérieure. Ce sont des ondes acoustiques non ionisantes imperceptibles à l'oreille humaine. Une sonde appliquée contre la peau en regard de l'organe à étudier émet des ultrasons qui traversent les tissus, puis sont renvoyés à la sonde sous la forme de plusieurs échos. Les échos sont analyses par un système informatique et transformes en temps réel en image échographique. L'échographie est entre autres très utilisée en obstétrique, en urologie ou en hépatologie.

Dans l'échographie Doppler, les échos sont transformes en sons, en courbes ou en couleurs reflétant les vitesses de circulation sanguine dans les artères et les veines. **[17]**

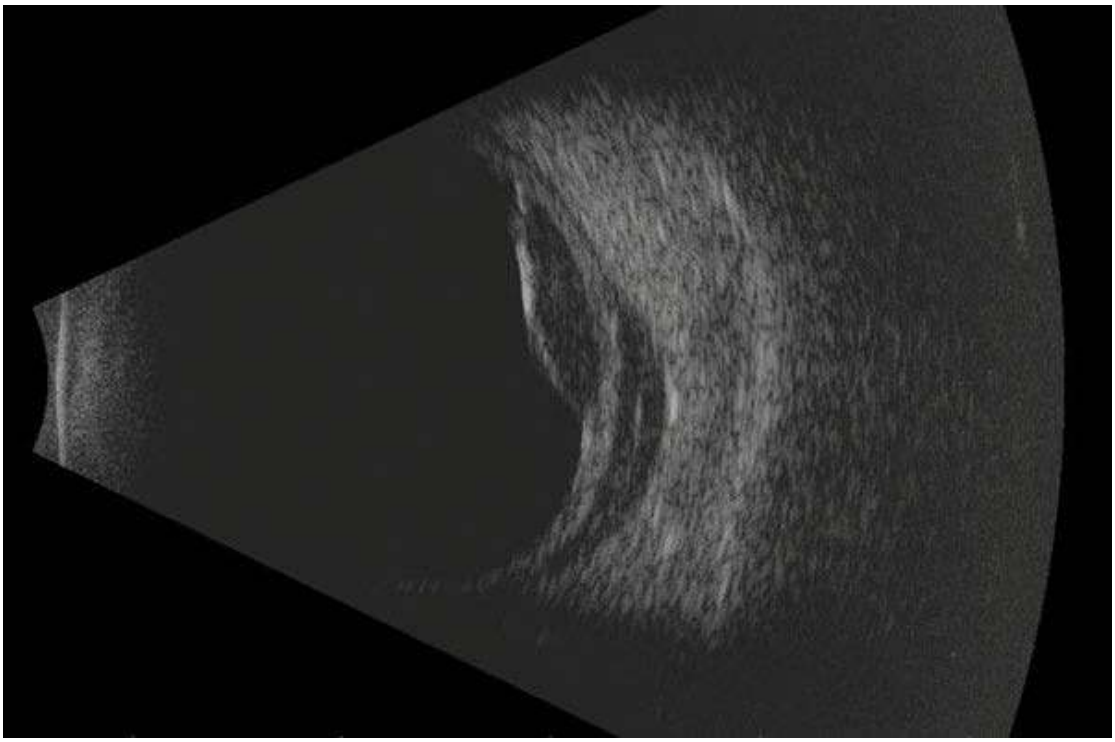


Figure II.3 *Image médicale « l'œil humain ».*

II.5.5Utilisation des rayons lumineux

Les technologies d'OCT (Optical Cohérent Tomographie) permettent d'obtenir une image par réalisation d'interférences optiques sous la surface du tissu analysé. Ces interférences sont mesurées par une caméra (OCT plein champ) ou par récepteur dédié (OCT traditionnelle). Ces techniques sont non destructives et sans danger.

L'champ est la plus performante des techniques OCT**.** L'image obtenue est une biopsie optique virtuelle. C'est une technologie en développement qui permet, grâce à sa résolution (1 µm dans les 3 dimensions X, Y, Z) de voir l'organisation cellulaire en 3 dimensions. Les images son réalisées en plan, à la manière de photos prises au-dessus du tissu, mais à différentes profondeurs sous la surface du tissu observé. Cette technique utilise une source lumineuse blanche (spectre large).

OCT traditionnelle: l'image obtenue est une coupe du tissu étudié. La résolution est de l'ordre de 10 à 15 µm. Cette technologie utilise un laser pour réaliser les images**. [7]**

II.6 le Bruit en imagerie médicale

II.6.1 L'objectif vise

L'objectif vise par notre travail est le débruitage en imagerie médicale a fin d'obtenir des images de bon qualité est interprétable a partir des images fourni a la fin de l'examen médicale

II.6.1.1 Bruit

Le bruit tout un signal indésirable s'ajout automatiquement au signal utile au cours l'acquisition ou bien l'enregistrement, ainsi la transmission

$$\mathbf{Im} = (\boldsymbol{Im_u}, \boldsymbol{B(t)}) \qquad \textbf{(II. 1)}$$

II.6.1.2Les différents types de bruit

II.6.1.2.1Bruit multiplicatif

Le bruit multiplicatif ou impulsionnel est un phénomène commun dans tous les systèmes d'imagerie cohérents tels que le laser, l'acoustique, les ultrasons, et les images SAR (Synthetic Aperture Radar). Le bruit impulsionnel est souvent indésirable du fait qu'il dégrade l'image.

En général, le bruit impulsionnel est modélisé comme un bruit multiplicatif selon l'expression suivante:

$$\mathbf{Y}\ (\boldsymbol{k_1},\boldsymbol{k_2}) = \mathbf{x}(\boldsymbol{k_1},\boldsymbol{k_2}).\boldsymbol{\varepsilon}\ (\boldsymbol{k_{1,}k_2}) \qquad \textbf{(II. 2)}$$

Où Y est l'image bruitée, k_1 et k_2 sont les dimensions de l'image, x est l'image originale et **ε** c'est le bruit impulsionnel caractérisé par une distribution, avec une moyenne unité et de variance σ_ε^2.

II.6.1.2.2Bruit additive

Le bruit additif peut être défini de la façon suivante: Etant données une image non bruitée **x** et **Y** la même image avec un bruit additif **ε**, alors chaque pixel j est caractérisé par la relation:

$$\mathbf{Y}\ (\boldsymbol{k_1},\boldsymbol{k_2}) = \mathbf{x}(\boldsymbol{k_1},\boldsymbol{k_2}) + \boldsymbol{\varepsilon}\ (\boldsymbol{k_{1,}k_2}) \qquad \textbf{(II. 3)}$$

Où $x(k_1,k_2)$ est une variable aléatoire de moyenne égale à 0.

II.6.1.2.3Bruit convolutive

$$Y(k_1,k_2) = x(k_1,k_2) * \varepsilon(k_1,k_2) \quad \textbf{(II. 4)}$$

Liée à un mouvement du capteur ou un défaut de mise au point. On les traite en inversant un opérateur linéaire, donc supposé connu : ce sont les techniques dites de restauration. **[18]**

II.7 Débruitage d'images

Le débruitage d'images a pour objectif principal d'atténuer ou supprimer dans les cas les plus favorables, provoqué par des considérés sont celles qui apparaissent au moment de l'acquisition de l'image, c'est-à-dire au moment de sa création. On pourrait y ajouter toutes les bruits liés à la transmission, au changement de format ou au stockage de l'image.

Le besoin pour la suppression du bruit sans dégrader significativement les contours et autres composants de hautes fréquences de l'image, a donc motivé le développement des techniques efficaces qui lissent le bruit et conservent les contours.

Dans la section suivante, quelques types de méthode standard de débruitage d'images qui sont appliquées dans le domaine spatial et fréquentiel, seront décrites**. [19]**

II.8Quelques opérateur de traitement

On utilise souvent de Lookup Table ou LUT. Il s'agit de l'opérateur le plus simple qu'on puisse trouver puisqu'en chaque pixel de l'image on modifie le niveau de gris `à l'aide d'une fonction spécifique**. [22]**

II.8.1 Gauss

Permet de rendre l'image floue en calculant une moyenne des niveaux en chaque points, moyenne pondérée par une gaussienne.

II .8.2 Prewitt

C'est un détecteur de contour mélangeant du passe-bas et du passe-haut.

II .8.3 Laplacien

C'est un détecteur de contour du deuxième ordre, le contour se trouve là ou le laplacien change de signe (passage par zéro de la dérivée seconde).

II .8.4 Sobel

Il représente le plus illustre filtre mais aussi le plus simple des détecteurs de contours. Un flou gaussien suivi d'une déférence (horizontale pour les contours verticaux et verticale pour les contours horizontaux).

II .8.5 Log

Retourne un Laplacien à symétrie de révolution de filtre gaussien avec écart-type sigma (positive).

II .8.6 Average

Retourne un filtre de moyennage. L'argument de la taille peut être un vecteur indiquant le nombre de lignes et de colonnes, ou il peut être un scalaire.

II .8.7 Disk

Retourne un filtre de moyenne circulaire (casemate) au sein de la matrice carrée de côté 2 * rayon 1.

II .8.8 Motion

Retourne un filtre à rapprocher, une fois convolution avec une image, le mouvement linéaire d'une caméra par pixels, avec un angle thêta en degrés dans le sens antihoraire. Le filtre devient un vecteur pour les mouvements horizontaux et verticaux.

II.9Critère d'analyse pour le débruitage d'images

La pertinence des méthodes de débruitage dépend de deux critères, subjectif et objectif permettant d'évaluer l'efficacité de ces méthodes. Le critère subjectif représente l'aspect visuel.

II.9.1 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.

Sans pour autant négliger le critère subjectif, il est préférable d'introduire des critères objectifs. Les plus célèbres critères utilisés dans la littérature sont l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le rapport signal sur bruit (PSNR**). [20]**

II.9.1.1 Critère objectif

II.9.2.1 Erreur quadratique moyenne (MSE)

Bien qu'elle ne corresponde pas toujours avec la perception humaine, la MSE est souvent considéré comme une bonne mesure de la fidélité d'une évaluation d'image. Ce critère est défini comme suit :

$$\mathbf{MSE}=\sum_{i=1}^{M}\sum_{j=1}^{N}(X(i,j)-Y(i,j))^2 \qquad \textbf{(II. 5)}$$

X : image originale

Y : image reconstruite

MSE: (Mean Square Error)

II.9.2.2 Rapport signal sur bruit en pic (PSNR)

Une autre mesure de la qualité de l'image approchée est le rapport signal sur bruit en pic (PSNR) qui est inversement proportionnel à la MSE, son unité est le décibel (dB) et est défini par la relation suivante :

$$\mathbf{PSNR}=10\ log_{10}\left(\frac{(R)^2}{MSE}\right)\ \mathbf{dB} \qquad \textbf{(II. 6)}$$

Et R est la variation maximum dans le type de donnée d'image d'entrée.

Ces deux critères (mesures) en plus de la qualité visuelle sont utilisés dans toutes les parties de simulations de ce mémoire comme mesures déterminant la qualité de l'image bruité et débruité**. [20]**

II.10 Indice de similarité structurelle (SSIM)

SSIM est une mesure de similarité entre deux images numériques. Elle a été développée pour mesurer la qualité visuelle d'une image déformée, par rapport à l'image originale. L'idée de SSIM est de mesurer la similarité de structure entre les deux images, plutôt qu'une différence pixel à pixel comme le fait par exemple le PSNR. L'hypothèse sous-jacente est que l'œil humain est plus sensible aux changements dans la structure de l'image.

La métrique SSIM est calculée sur plusieurs fenêtres d'une image. On dénote **x** et **y** l'image originale et l'image déformée respectivement.

La similarité compare la luminance, le contraste et structure entre chaque couple de fenêtres. **[21]**

—La luminance est estimée par la mesure de l'intensité moyenne de chaque fenêtre:

$$\mu_x=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} x_i \qquad \textbf{(II.7)}$$

N : le nombre de pixels de chaque fenêtre.

x_i**:** L'intensité d'un pixel.

—Le contraste pour chaque fenêtre est mesuré par:

$$\sigma_x = \left(\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(x_{i-}\mu_x)^2\right)^{\frac{1}{2}} \qquad \textbf{(II.8)}$$

—La similarité est déterminée par la perte de corrélation entre les deux fenêtres:

$$\sigma_{xy}=\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(x_i-\mu_x)(y_i-\mu_y) \qquad \textbf{(II.9)}$$

—La fonction de comparaison de luminance notée par :

***l*(x, y)** est une fonction de **x** et **y**.

—Le contraste entre deux fenêtres noté par **c(x, y),** comparent les variances de **x** et **y.**

—La troisième fonction compare les structures des deux fenêtres données par la fonction **s(x, y)** en fonction de deux fenêtres normalisés.

—Finalement la fonction mesurant la similarité, est une fonction de ***l*(x, y), c(x, y)** et de **s(x, y).**

—Elle est de la forme :

$$\textbf{S(x, y)= } f\textbf{ (}l\textbf{(x, y), c(x, y), s(x,y))} \qquad \textbf{(II.10)}$$

—Wang et Al ont proposé dans une fonction de comparaison de la luminance de la forme :

$$l\ \textbf{(x, y)}=\frac{2\mu_x\mu_y+(k_1 l)^2}{\mu_x{}^2+\mu_y{}^2+(k_1 l)^2} \qquad \textbf{(II.11)}$$

K1 est une constante de très faible valeur. La constante $(k1\ L)^2$ évite l'instabilité de la fonction de comparaison lorsque $\mu x^2+\mu y^2$ sont très proches de zéro. Dans le cas des images à niveau de gris, la constante est L = 255 (dynamique du capteur).

On remarque que l'équation **(II.7)** est conforme à la loi de Weber, largement utilisée pour la modélisation de l'adaptation à la lumière dans le SVH (système visuel humain). Selon la loi de weber, la variation de luminance est proportionnelle à la luminance de fond. En d'autres termes, le SVH est sensible aux variations relatives de luminance entre les deux signaux ou encore entre les deux images.

La fonction de comparaison de contraste prend une forme similaire :

$$\mathbf{C(x, y)} = \frac{2\sigma_x\sigma_y+(k_2L)^2}{\sigma_x{}^2+\sigma_y{}^2+(k_2L)^2} \qquad \textbf{(II.12)}$$

où K 2 est une constante de très faible valeur.

La comparaison de structure est réalisée par la corrélation entre les deux vecteurs après soustraction de la luminance et normalisation par la variance. Notons que la corrélation entre les deux vecteurs est une mesure simple et effective de la similarité structurelle. Alors la fonction de comparaison structurelle est donnée par :

$$\mathbf{S(x, y)}=\frac{2\sigma_{xy}+(k_2L)^2}{2\sigma_x\sigma_y+(k_2L)^2} \qquad \textbf{(II.13)}$$

—Finalement, la mesure de similarité résultante des trois comparaisons est donnée par une expression simplifiée de l'index de similarité structurelle entre **x** et **y** :

$$\boldsymbol{SSIM}\mathbf{(x, y)}=\boldsymbol{l}\mathbf{(x, y)}.\boldsymbol{c}\mathbf{(x, y)}.\boldsymbol{s}\mathbf{(x, y)} \qquad \textbf{(II.14)}$$

—où encore sous une forme simplifiée :

$$\boldsymbol{SSIM}\mathbf{(x, y)}=\frac{2\mu_x\mu_y+(k_1L)^2}{\mu_x{}^2+\mu_y{}^2+(k_1L)^2} * \frac{2\sigma_{xy}+(k_2L)^2}{\sigma_x{}^2+\sigma_y{}^2+(k_2L)^2} \qquad \textbf{(II.15)}$$

II .11Conclusion

Un aspect essentiel de traitement d'image médicale 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 au bruitage d'images, et au débruitage en particulier ont été abordées dans ce chapitre d'une manière succincte. En effet, à permis de donner un aperçu sur quelques méthodes de débruitage.

Le chapitre suivant traitera d'une façon particulière les méthodes récentes pour le débruitage des images à savoir les techniques basées sur la transformée en ondelettes et curvelet.

III.1 Introduction

L'analyse par ondelettes a été introduite au début des années 1980, dans un contexte d'analyse du signal et d'exploration pétrolière. Il s'agissait à l'époque de donner une représentation des signaux permettant de faire apparaître simultanément des informations temporelles (localisation dans le temps, durée) et fréquentielles, facilitant par là l'identification des caractéristiques physiques de la source du signal.

Une ondelette est une fonction $\psi(t)$, intégrable et suffisamment oscillante pout être d'intégrale nulle:

$$\int \boldsymbol{\psi}(\mathbf{t})\ \mathbf{dt} = \mathbf{0} \qquad \textbf{(III.1)}$$

Propriété de ψ :

—La fonction ψ a un support borné

—La fonction ψ doit être oscillante et d'intégrale nulle.

—ψ doit être de carré intégrable.

—ψ peut être à valeurs complexes.

Il existe de nombreuses ondelettes mères ψ possibles.

III.2 Transformer en ondelette

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

$$\boldsymbol{\psi_{a,b}(t) = a^{-\frac{1}{2}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} \qquad \textbf{(III.2)}$$

Par contraste avec les transformées précédentes, le paramètre d'échelle a ouvre l'accès à l'analyse de phénomènes d'oscillation ou de régularité arbitrairement localisés en temps au prix d'une perte de localisation en fréquence : quand a tend vers 0, les ondelettes$\psi_{a,b}$ sont visualisées par des rectangles très fins en temps (de l'ordre de l'échelle a) et très longs en fréquence (de l'ordre de $1/a$). On parle ainsi parfois d'« atomes temps-échelle », par contraste avec la transformée précédente. **La Figure (III-1)** visualise ainsi deux ondelettes$\psi_{a,b}$ et leur localisation dans le plan temps-fréquence**. [23]**

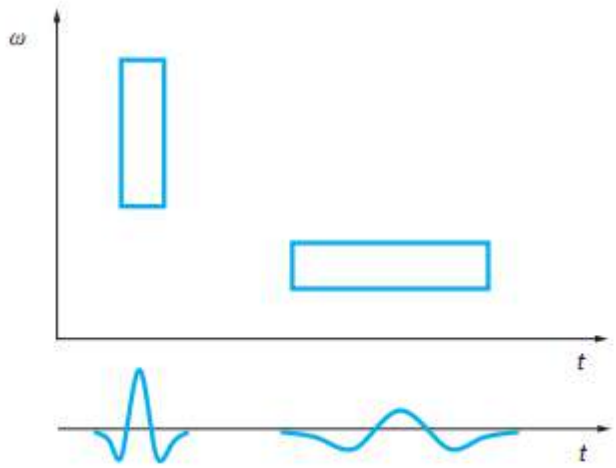


Figure III.1.*Ondelettes*

III.2.1 Atome temps-échelle

Les éléments de base de la transformée en ondelettes sont des fonctions localisées en temps autour d'un paramètre b et oscillant à une fréquence $\boldsymbol{f = 1/a}$. Elles sont générées par translation b et dilatation a à partir d'une seule fonction, l'ondelette mère$\psi(t)$, de moyenne nulle, comme suit :

$$\boldsymbol{\psi_{a,b}(t) = a^{-\frac{1}{2}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} \qquad \textbf{(III.2)}$$

—Si$\boldsymbol{a} < 1$, l'ondelette est contractée. Elle s'adapte alors aux discontinuités du signal (phénomènes de petites tailles) et donc aux hautes fréquences.

—Si$\boldsymbol{a} > 1$, l'ondelette est dilatée. Elle analyse les grandes échelles (basses fréquences).

Par rapport aux transformées de FFG, le nombre d'oscillations est ici fixé dans la fenêtre d'analyse dont la taille varie grâce au facteur $\boldsymbol{a}$. L'idée de base consiste donc à « jouer de l'accordéon » avec l'ondelette mère pour lui faire prendre toutes les tailles (et donc échelles) possibles, à chaque instant **(figure III-2)**.

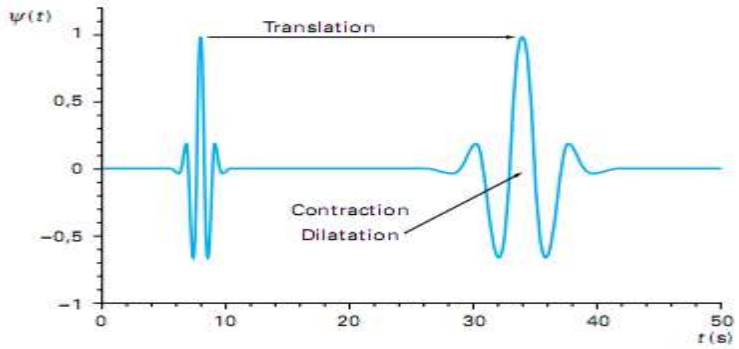


Figure III.2 .*Translation et changement de taille d'une l'ondelette mère* $\psi(t)$.

III.2.2 Coefficient $C_{a,b}$

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

$$\boldsymbol{Ca, b} = < \boldsymbol{f, \psi a, b} > \qquad (\mathbf{III.2})$$

Soit :

$$\mathrm{C_{a,b}} = \frac{\mathbf{1}}{\sqrt{\boldsymbol{a}}} \int_{-\infty}^{+\infty} \boldsymbol{f(t)}\, \overline{\boldsymbol{\psi}\left(\frac{\mathbf{t-b}}{\mathbf{a}}\right)}\, \mathbf{dt} \qquad (\mathbf{III.3})$$

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

III.2.3 Condition d'admissibilité

Les conditions imposées à une fonction pour être une ondelette mère sont peu restrictives; il suffit en fait qu'elle vérifie la condition d'admissibilité :

$$\boldsymbol{C_{\psi}} = \int_{-\infty}^{+\infty} |\widehat{\boldsymbol{\psi}}(\boldsymbol{\xi})|^{\mathbf{2}} \frac{\boldsymbol{d\xi}}{|\boldsymbol{\xi}|} < \infty \qquad (\mathbf{III.4})$$

Pour les fonctions de $L^2(\mathbb{R})$, elle impose alors simplement que $\psi(t)$ soit de moyenne nulle.

Note :

Les ondelettes $\psi(t)$ sont en général complexes et donnent donc un signal complexe lors de la recomposition. Le module caractérise l'amplitude locale du signal analytique associé. Il suffit prendre la partie réelle du coefficient pour retrouver le signal physique initial.

On peut imposer en outre des **conditions de régularité** telles que des moments d'ordres multiples nuls, et donc des propriétés de décroissance et convergence vers zéro à l'infini pour $\psi(t)$ et $\psi(f)$, afin d'améliorer leur localisation.

III.2.4 Reconstruction

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

$$\boldsymbol{f(t)} = \boldsymbol{C} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \boldsymbol{Wf(a,b)\psi_{a,b}(t)db}\, \frac{\boldsymbol{da}}{\boldsymbol{a^2}} \qquad (\mathbf{III.5})$$

C *:* est une constante dépendante du choix de ψ.

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

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

$$\boldsymbol{f(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} C_{a,b}, \psi_{a,b}(t) db \frac{da}{a^2}} \qquad \textbf{(III. 6)}$$

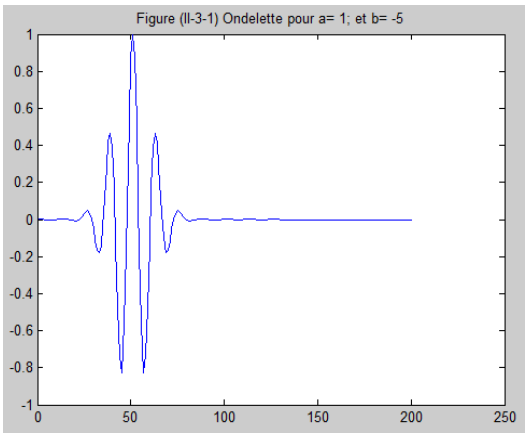
Il est intéressant de noter que, comme le groupe Weyl-Heisenberg, la base de recomposition n'est pas obligatoirement celle initialement choisie pour analyser. La formule de reconstruction mixte s'écrit :

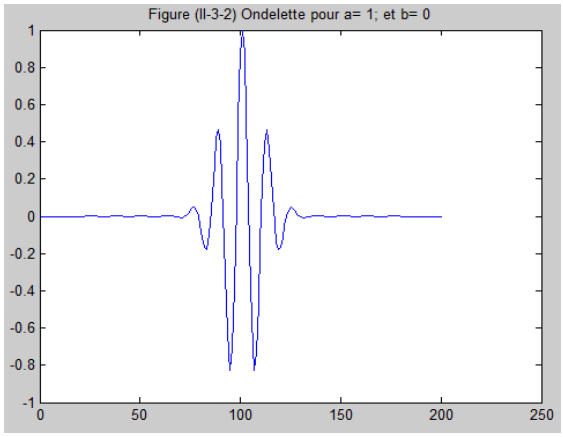
$$\boldsymbol{f(t) = \frac{1}{C_{\psi 1\, \psi 2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} < f(t), \psi_1 \left(\frac{t-b}{a}\right) > \frac{1}{\sqrt{a}} \psi_2 \left(\frac{t-b}{a}\right) db \frac{da}{a^2}} \qquad \textbf{(III. 7)}$$

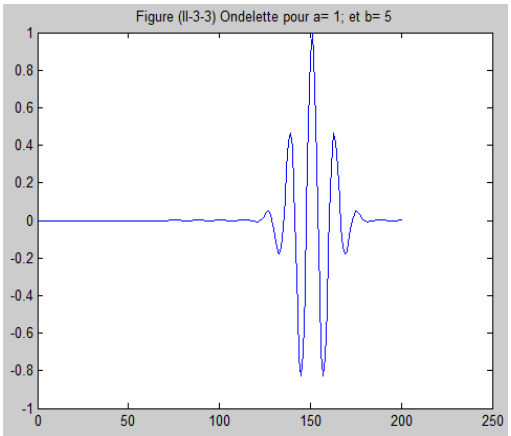
Cela conduit à une formule de reconstruction rapide, utilisant par exemple une base de Dirac, employée par Morlet de manière empirique.

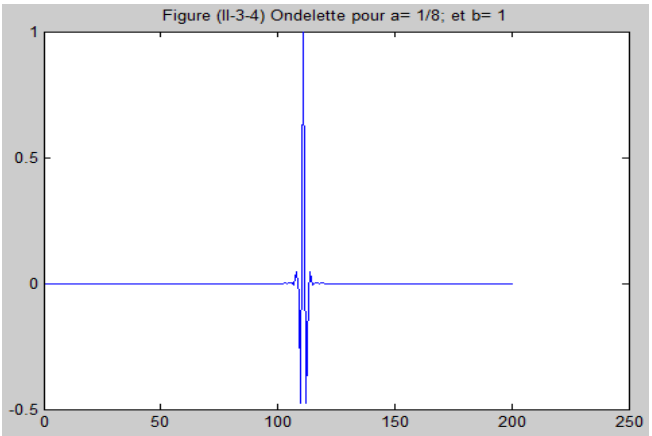
Exemple : Voilà un exemple sur une ondelette mère $Y_{(a,b)}(t)$ et ces ondelettes filles selon $\boldsymbol{a}$et $\boldsymbol{b}$:

$$Y_{(a,b)}(t) = e^{\frac{-\left(\frac{t-b}{a}\right)^2}{2}} \cos\left(5.\left(\frac{t-b}{a}\right)\right) \qquad \textbf{(III. 8)}$$









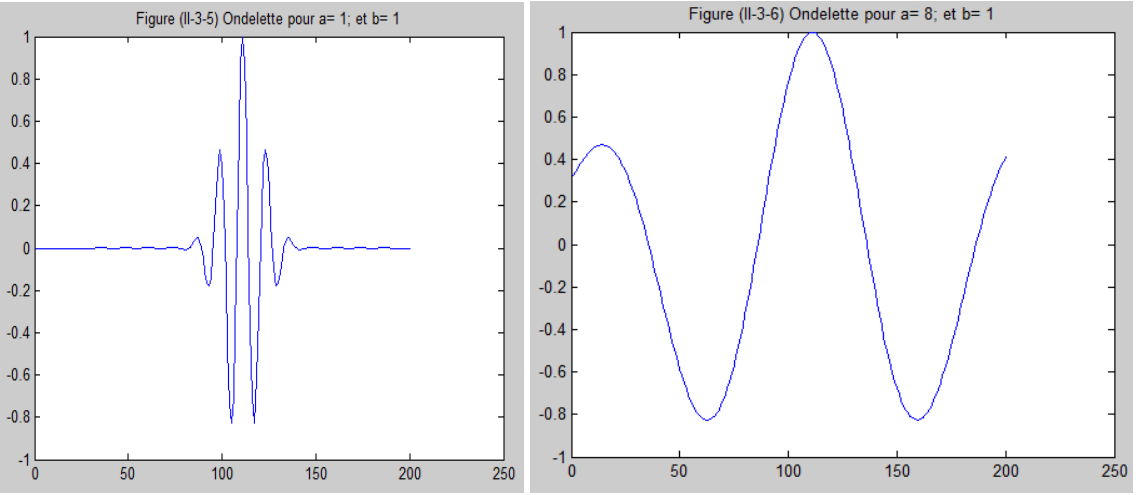


Figure III.3. *Translation et Contraction d'une ondelette.*

Les Trois premiers figures (II-3-1), (II-3-2), (II-3-3) indiquent la Translation de l'ondelette, et Les Trois derniers figures (II-3-4), (II-3-5), (II-3-5) indiquent ca Contraction.

III.3 Transformé en ondelettes continue

III.3.1 Transformé en ondelettes continue 1D

III.3.1.1 Définition

Une Transformé en ondelettes est dite continue lorsque les paramètres structurels des fonctions utilisés (c'est-à-dire les coefficients de translation et dilatation) peuvent prendre n'importe quelle valeur de l'ensemble des réels $\mathbb{R}$ (les coefficients de dilatation doivent néanmoins être positifs**). [24]**

III.3.1.2 Formule

La transformée en ondelette continue d'une fonction $f \epsilon\, L^2\,(\mathbb{R})$ est :

$$\boldsymbol{Wf(a,b) =< f, \psi_{a,b} >= \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{a}} \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)}\, dt} \qquad \textbf{(III. 9)}$$

L'ondelette ayant été déplacée pour être centrée sur $\boldsymbol{b}$, c'est donc le point duquel l'analyse se fait, $\boldsymbol{a}$est le paramètre d'échelle et décide de la finesse de l'analyse.

—Et la famille des coefficients :

$$\boldsymbol{C_f(a,b) = \int_R f(t)\psi_{a,b}(t)dt = \left(f,\psi_{a,b}\right)_{L^2}} \quad \textbf{(III. 10)}$$

Ou $a\epsilon R^+$ et $b\epsilon R$.

III.3.2 Transformé en ondelettes continue 2D directionnel

La transformée en ondelettes directionnelle de d'une fonction f de $L^2(\mathbb{R})$ est :

$$\boldsymbol{Wf(a,b,\theta) =< f,\left(\psi_0 R^{-\theta}\right)_{a,b} >= \int_{-\infty}^{+\infty}\int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\frac{1}{a}\overline{\psi\left(\mathrm{R}^{-\theta}\frac{\mathrm{t-b}}{\mathrm{a}}\right)}\,\mathrm{dt}} \quad \textbf{(III. 11)}$$

Ou R^θ :

$$\boldsymbol{R^\theta = \begin{pmatrix} \cos\theta & -sin\theta \\ sin\theta & \cos\theta \end{pmatrix}} \quad \textbf{(III. 12)}$$

III.3 .3 La transformée en ondelettes continue inverse

La transformation admet un inverse, sous une condition supplémentaire dite d'admissibilité et la formule de synthèse (ou de reconstruction) est :

$$\boldsymbol{f(t) = \frac{1}{K_\psi}\int_{]0,+\infty[\times R} C_f(a,b)\psi_{a,b}(t)\frac{dadb}{a^2}} \text{ Dans } L^2 \quad \textbf{(III. 13)}$$

III.4 Analyse multirésolution

Le principe de l'approche multi résolution est de représenter une image à plusieurs niveaux de résolution. On considère donc que notre image (signal échantillonné) correspond à l'espace V0. Cet espace sera ensuite décomposé en deux espaces : un espace d'approximation (V_1, V_2, V_3 ... ...) et un espace de détails (D_1, D_2, D_3 ... ...)) L'espace d'approximation nous permettra d'extraire les basses fréquences de notre image d'origine.

L'espace des détails nous servira pour extraire les hautes fréquences. L'opération est effectuée récursivement sur les espaces d'approximation **Figure(III.4).**

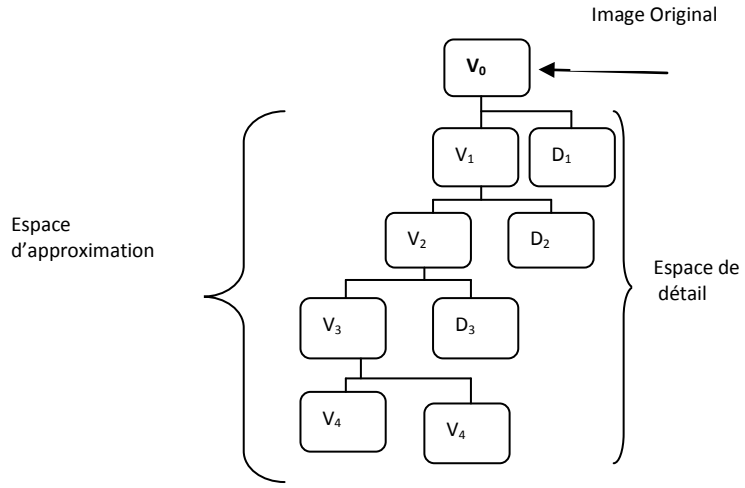


Figure III.4.*L'approche Analyse multirésolution.*

Nous obtiendrons alors une analyse fréquentielle des hautes fréquences avec les espaces des détails et une analyse des basses fréquences grâce aux espaces d'approximation. Nous aurons alors plusieurs images correspondant à différentes bandes fréquentielles.

III.5 Choix du type d'ondelette

Il n'y a malheureusement pas une ondelette qui soit meilleure que les autres pour tous les cas. Tout dépend de l'application. Dans certains cas, l'ondelette la plus simple(Haar) est optimale. Pour d'autres applications, elle sera le pire choix. Pour la plupart des applications et en pratique, il semblerait que l'élément le plus important soit le nombre de moment nuls de l'ondelette. Il est souhaitable d'avoir le plus de coefficients d'ondelettes nuls et donc plus de moments nuls implique une meilleure transformation. Cependant, les ondelettes ayant un plus grand nombre de moments nuls ont aussi un support plus grand ce qui signifie que, si le signal a des discontinuités brusques, nous observons le phénomène de Gibbs. Un compromis doit donc être effectué entre ces deux types de propriétés. Outre la sélection du type d'ondelettes, il est nécessaire même au sein de la même catégorie d'ondelettes de faire d'autre choix en rapport avec les propriétés telles que le nombre de moment nuls qui varie en fonction de l'ondelette choisie dans la même famille. On rencontre cette situation dans le cas des ondelettes de Daubechies, de Symletes et des Coiflets (db1, db2, sym1, sym2, coif1, coif2, …) ou il est primordial de choisir le nombre de moment nuls. Dans ces cas et comme déjà mentionné, il existe un compromis entre le nombre de moment nuls et le support compact qui ne doit pas être en général très grand. Par exemple comme dans le cas des ondelettes de

Daubechies et celles de Symletes, si le nombre de moment nuls est N, alors la taille du support est 2N-1, ce qui signifie que le support s'élargit avec l'augmentation de N. **[25]**

III.6Application des ondelettes pour les images

III.6.1 Application à la compression

La compression : représenter une image de N pixels avec uniquement M coefficients. Probablement l'application la plus connue des ondelettes : JPEG 2000

Idée : supprimer les "petits" (conserver les "gros") coefficients de la DWT pour représenter le signal de manière compacte :

(a) Mieux que JPEG pour représenter les forts contours

(b) à fort taux de compression la décomposition dans la base de Haar fait apparaître des blocs : fonctions de base discontinues



Figure III.5.*Compression avec ondelettes*

III.6.2 Application au débruitage

Les images obtenues par les différentes techniques d'acquisition (radar,satellites, scanner, échographie, etc.) sont souvent très bruitées.

$$\boldsymbol{Y = X + B} \qquad (\mathbf{III.14})$$

Y : Image obtenue.

X : Image de départ inconnue.

B : Le bruit.

On cherche alors l'opérateur de débruitage D qui permettra d'estimer l'image dans le bruit$B$, on cherche $\hat{X}$ qui minimise $r\ (D;\ X)$:

$$\boldsymbol{r(D;\ X) = E\left[\left\|X - \widehat{X}\right\|\right] = \sum_{i=0}^{N-1} E\left[\left\|\widehat{X(i)} - X(i)\right\|\right]^2} \qquad (\mathbf{III.15})$$

III.6.3 Détection de contours

Principe : Chercher les points de l'image dans la direction du gradient ou celui-ci est maximum.

On choisit généralement les ondelettes gaussiennes :

$$\psi(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \qquad (\mathbf{III.16})$$

III.6.4 Détection d'objets

Utilisation des ondelettes de Haar 2D comme caractéristique pour représenter un objet

On cherche à détecter un objet à différentes échelles.

Idée : les ondelettes de Haar, par leur caractère discontinu (dérivatif) vont extraire de l'information sur la silhouette de l'objet

On utilise les éléments de la base de Haar, mais représentation redondante, pas

Décomposition : on a une réponse à chacun des éléments de base "déplacé".

III.6.5 Le tatouage d'images (watermarking)

Le marquage en filigrane ou tatouage d'image consiste à insérer une marque (logo de société, nom du propriétaire etc.) dans une image pour assurer son authenticité ou de prouver les droits du propriétaire.

La marque doit être imperceptible, spécifique et robuste, c'est-à-dire qu'elle ne doit pas pouvoir être modifiée ou supprimée par des algorithmes de traitement d'images.

Le marquage peut être réalisé en effectuant une transformation en ondelettes de l'image et une autre de la marque. On cherche ensuite quels sont les pixels ayant la plus forte salience (importance visuelle) et on ajoute les coefficients d'ondelettes de la marque aux coefficients d'ondelettes de l'image correspondant à ces points.

III.6.6 Synthèse de texture

A partir d'une image exemple, générer une autre image :

1-plus grande

2-visuellement similaire

3-Sans être totalement identique

Capturer le processus statistique sous-tendant la texture, et générer selon sa loi.

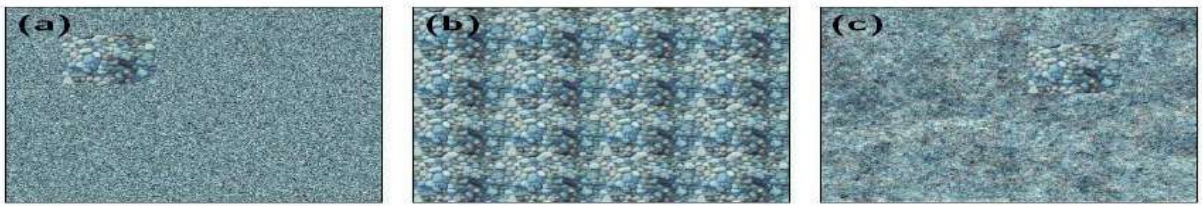
Les pièges ont évité :

(a)Générer selon la loi de l'histogramme spatial : perte des structures, pas de cohérence spatiale

(b) Recopier : artefacts, aliasing, répétitions, similarité "exacte".

(c) Générer selon la loi de l'histogramme fréquentiel : pas de cohérence

Fréquentielle.



Synthèse de texture avec ondelettes

—Coefficient d'ondelette caractéristique de la régularité höldérienne de la fonction.

—Utilisation de cette propriété pour synthétiser des textures fractales.

—Bruit blancs filtrés à différents niveaux de résolutions et moyennés.

III.7Débruitage par seuillage des coefficients d'Ondelettes

Pour effectuer le débruitage, nous ne gardons que les coefficients des détails les plus grands et nous mettons les autres à zéro puis on reconstruit l'image. Le bruit correspond en général à des détails faibles donc il est éliminé par ce seuillage des coefficients d'ondelettes. Nous obtenons alors une image plus "lisse" donc débruitée.

Il existe plusieurs types d'estimateurs par seuillage. Nous pouvons d'abord distinguer les seuillage dur et seuillage doux**. [26]**

III.7.1Seuillage« dur» ou «hard thresholding»

Le seuillage dur est celui qui est le plus "intuitif". Nous fixons un seuil T>0. Nous ne conservons que les coefficients d'ondelettes supérieurs à T et les autres sont mis à zéro, comme suit : **[27]**

$$d_m(x)=\rho_T(x)=\begin{cases} x = & si \quad |x| > T \\ 0 & si \ |x| \leq T \end{cases} \qquad \textbf{(III.17)}$$

Nous obtenons donc le seuillage représenté comme suit :

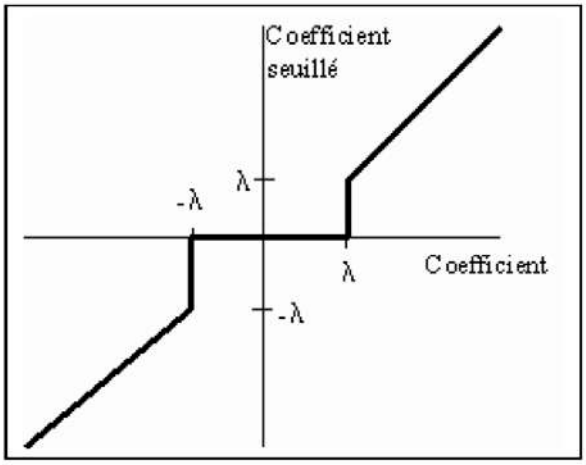


Figure III.6.*Seuillage dur des coefficients.*

III.7.2Seuillage « doux »ou « soft thresholding »

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

$$d_m(x)=\rho_T(x)=\begin{cases} x-sign(x)T & si \ |x|>T \\ 0 & si \quad |x|\leq T \end{cases} \qquad \textbf{(III.18)}$$

Dans ce cas, la fonction de seuillage q est continue, elle est représentée par la **Figure III.7** :

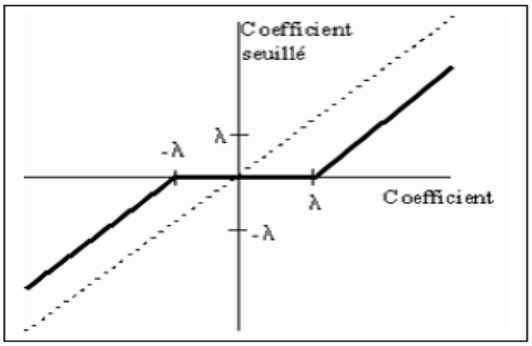


Figure III.7.*Seuillage doux des coefficients.*

Le coefficient de seuillage sera donc plus faible que le coefficient du signal. Ce type de seuillage garantit que le signal obtenu sera toujours plus régulier que le signal original.

III.8Choix du seuil

Le seuillage, comme nous venons de le voir, est une technique d'estimation d'un signal ou d'une image. En général il n'est pas possible de calculer l'estimateur qui minimise le risque d'écart au signal, en le recherchant parmi tous les estimateurs possibles. Dans un premier temps, le choix le plus classique était de se limiter aux opérateurs linéaires. Il y a à peine une dizaine d'années, Donoho et Johnstone ont fait une percée fondamentale en montrant que des estimateurs par seuillage avaient un risque proche de la borne inférieure.

III.8.1Théorème de Donoho-Johnstone

Nous nous mettons dans le cas de l'hypothèse disant que le bruit est un bruit blanc Gaussien de variance σ^2. Donoho et Johnstone ont alors démontré que le risque induit par un seuillage (dur ou doux) sur les coefficients d'ondelettes pouvait être encadré par des valeurs proches de la borne inférieure obtenue avec des estimateurs d'oracle. **[28]**

Notons :

Le risque obtenu avec un estimateur d'oracle (c'est à dire un estimateur construit connaissant le signal recherché). est le risque obtenu par un seuillage de seuil T. N étant la taille du signal.

Théorème :

Soit, le risque d'un seuillage dur ou doux vérifie pour tout N supérieur ou égal à 4 :

$$\boldsymbol{r_t(f) \leq (2log_eN + 1)\left|\delta^2 + r_p(f)\right|} \qquad \textbf{(III.15)}$$

Le facteur est optimal parmi les estimateurs diagonaux dans la base d'ondelettes B. Le problème réside alors dans la détermination de la variance σ^2 du bruit.

On pourrait également montrer que le maximum de l'amplitude du bruit a une très forte probabilité d'être juste en dessous de ce qui explique pourquoi le théorème choisit cette valeur. D'autre part, le fait que le seuil augmente avec la taille du signal est dû à la distribution gaussienne qui crée des coefficients de bruits de plus en plus grands lorsque le nombre de coefficients augmente. Ce seuil n'est cependant pas optimal et en pratique on peut utiliser des seuils bien plus faibles pour réduire le risque. Un seuillage doux avec ce seuil produit d'ailleurs souvent un risque plus grand qu'un seuillage dur.

III.8.2Estimation de la variance du bruit

Lorsque l'on souhaite utiliser le seuil, il est nécessaire d'avoir une estimation de la variance σ^2 du bruit. Pour l'estimer à partir des données X[n], il faut supprimer l'influence de f[n].

Lorsque f est régulier par morceaux, on obtient un estimateur robuste à partir de la médiane des coefficients d'ondelettes à l'échelle la plus fine.

N étant la taille du signal observé X, celui-ci possède N/2 coefficients d'ondelettes à l'échelle la plus fine. Le coefficient est faible lorsque est régulière et donc, est élevé si f varie brusquement sur le support de B. Un signal qui est régulier par morceaux génère donc peu de grands coefficients relativement aux N/2. A l'échelle la plus fine, la composante du signal n'influence donc qu'un petit nombre de coefficients de grande amplitude. Les autres sont donc égaux à de variance σ^2. Un estimateur robuste de σ est donc obtenu à partir de la valeur médiane des valeurs absolues de ces coefficients.

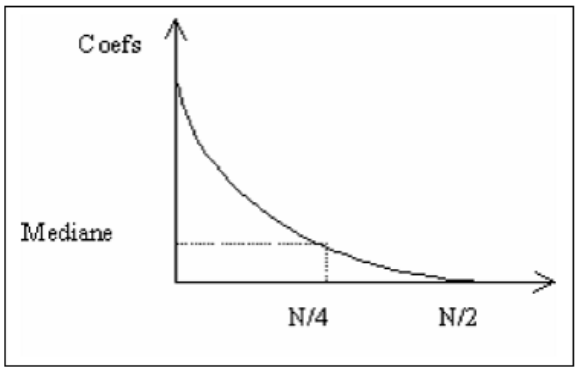


Figure III.8.*Seuillage par l'estimation de la variance du bruit.*

Si **M** est la valeur médiane de $\{\langle W, \psi 1, m\rangle, 0 \leq m \leq N2\}$ alors on peut montrer que $\mathbf{E\{m\}=0,6745\sigma}$. On peut donc estimer $\boldsymbol{\sigma}$ par $\boldsymbol{\sigma=m0,6745.}$

Pour les images, on procède à une évaluation de la médiane sur les trois carrés de l'image correspondant aux coefficients d'ondelettes, puis on calcule la moyenne avant d'obtenir une estimation de σ par la formule précédente.

III.9Les Ridgelets

Les Ridgelets (lit. «Crêtelettes»), forment une extension naturelle de la transformée de Radon pour un nombre limité de directions, en se basant sur des fonctions d'ondelettes pour contrôler la précision en orientation et garantir la reconstruction parfaite. L'idée générale pour calculer les coefficients Ridgelets est de voir cette transformée comme une analyse par ondelettes dans le domaine de Radon. En effet, en 2D, les lignes (discontinuités linéaires) se projettent sous forme des points (singularités ponctuelles) par l'intermédiaire de la

transformée de Radon. Si l'on applique la transformée en ondelettes unidimensionnelle 1D sur les différentes projections issues de Radon, nous obtenons un codage supposé optimal des contours des objets d'une image. Les fondements de l'analyse par Ridgelets sont documentés dans la thèse de Candès (Stanford). Mais, les quelques travaux sur les Ridgelets menés depuis 1998 sont en général théoriques et les propriétés sont présentées dans un cadre continu. Le chemin menant à une réelle implantation discrète reste complexe. En effet, lors du calcul d'une transformée Ridgelet numérique, l'étape «transformée en ondelettes discrète» ne pose aucune difficulté puisqu'elle est stable est inversible. En revanche, la discrétisation de la transformée de Radon est plus ardue. A cette fin, diverses versions discrètes de la transformée en Ridgelet, menant à des implantations algorithmiques, ont été développées. Des représentations discrètes typiques incluent des expansions dans des bases ortho normales.

Malheureusement, par construction, la transformée en Ridgelets ne s'avère efficace que pour la caractérisation des contours rectilignes.

Cependant, les contours dans une image sont rarement rectilignes et aussi longs que les dimensions même de l'image. Pour résoudre ce point, la transformée est appliquée par blocs avec les mêmes problématiques d'effets de blocs que la transformée en cosinus discrète. On peut toutefois considérer qu'une image comporte, de manière locale, des contours rectilignes et c'est ce qui nous amène à la transformée en Curvelets**.[29]**

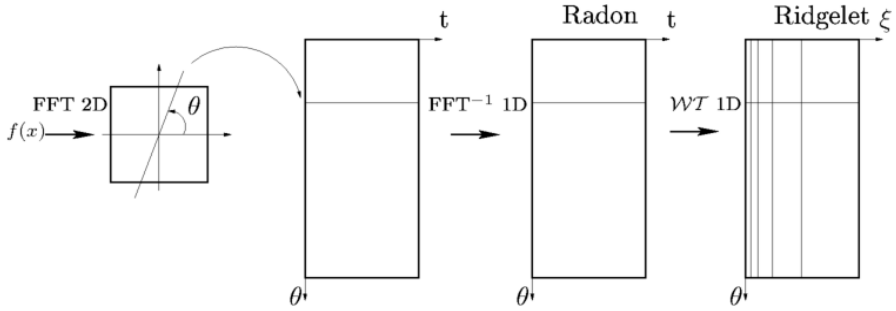


Figure III.9.*Construction de la transformée ridgelet par le théorème de projection des coupes.*

III.10 De la transformée en Ridgelet à la transformée en Curvelet

Pour comprendre la transformée en Ridgelet, il faut la voir comme une analyse par ondelettes sans le domaine de Radon .En effet, les discontinuités linéaires (lignes) se projettent sous forme de singularités ponctuelles (points) par l'intermédiaire de la transformée de Radon 'principe illustré en **Figure III.9** .Si l'on applique la transformée en ondelettes sur

les différentes projections issues de Radon, nous obtenons un codage supposé des contours des objets d'une image.

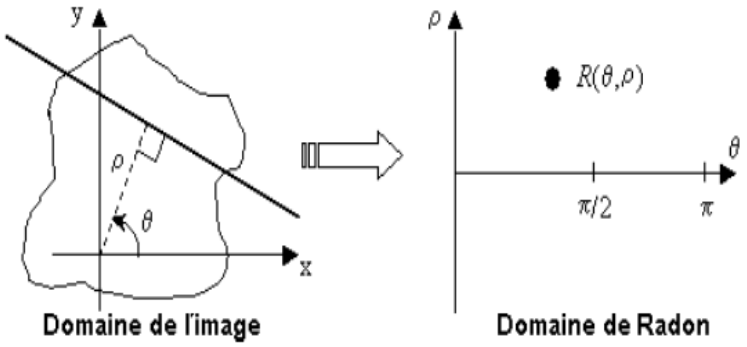


Figure III.10.*Schéma de la transformée de Radon.*

Si la transformée en ridgelet est bien adaptée à la caractérisation des segments de droite, elle est en revanche moins adaptée au traitement des courbes qui sont pourtant très porteuses d'information dans le cadre du traitement des manuscrits anciens. C'est pourquoi nous lui avons préféré sa «cousine» qu'est la transformés en Curvelet. Cette transformée est la version localisée dans l'espace de la transformée en Ridgelet. Elle est obtenue par l'application d'une transformée en Ridgelet dans une fenêtre de Fourier à support fini avec une dilatation de la fonction d'onde de a/a^2 .

Pour chaque pixel de l'image originale en calcule donc plusieurs coefficients de Curvelets qui permettront de définir précisément l'orientation et la courbe en ce point et ce à niveaux d'échelle d'analyse de la courbe .Un point sur une courbe sera donc potentiellement repéré comme appartenant à plusieurs orientations différentes selon la nature de la courbe sur laquelle il se trouve.

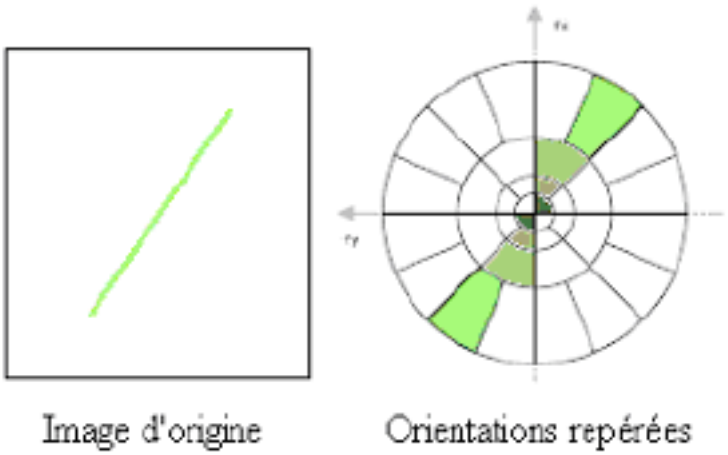


Figure III.11.*Détection des orientations.*

III .10 Curvelet

Motivés par les limitations de la méthodologie des Ridgelets, Candès et Donoho, ont innové un nouveau système de représentation dans l'espace 2D continu $\mathbb{R}^2$, nommé Curvelets (lit. «Courbelettes») qui apporte une solution mathématique et algorithmique très élégante pour s'adapter à la régularité des images. La première construction réellement géométrique en effet est celle du frame des curvelets. Il s'agit d'une base fixe (elle ne dépend pas de l'image) qui permet d'approcher de façon presque optimale de la régularité géométrique des images. Les fonctions de base de cette décomposition sont des fonctions localisées à la fois en espace et en fréquence.

Contrairement aux ondelettes, les curvelets sont des fonctions dont le support est allongé selon un rapport de largeurL^2. Pour des images typiques avec des contours lisses, l'amélioration apportée par les curvelets par rapport aux ondelettes est comparable à celle apportée par les ondelettes par rapport à la transformée de Fourier pour les signaux monodimensionnels réguliers par morceaux.

La transformée en curvelet se dérive des ridgelets multi échelles qui sont une pyramide de ridgelet fenêtrées combinées avec un filtrage spatial passe bande pour isoler les différentes échelles. La décomposition en curvelets 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 ridgelets par bloc.

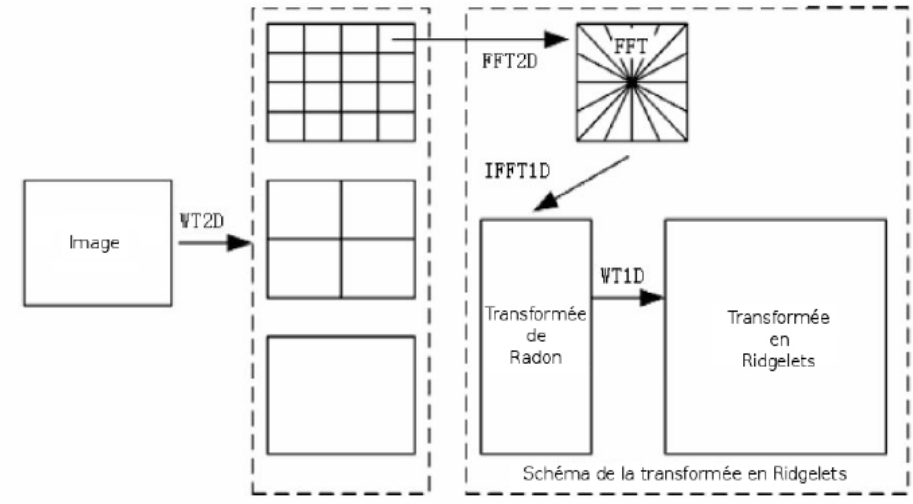


Figure III.12.*Schéma de construction de la transformée en Curvelet d'une image.*

La motivation derrière cette démarche peut être expliquée par le fait que le fenêtrage lisse permet aux contours courbés lisses d'apparaître rectilignes dans les sous-images. La **Figure III.12)** montre comment la transformée en curvelet opère sur une image numérique. Les trois étapes de la décomposition en curvelet sont clairement représentées.

Les curvelets ont été appliquées à l'inversion d'opérateurs et plus particulièrement à l'inversion de l'opérateur de tomographie. Les curvelets ont aussi été appliquées à l'étude d'images astronomiques et au débruitage par Stark et al. La transformée en curvelet est cependant difficile à mettre en œuvre pour la compression d'images, principalement à cause de la nature continue des curvelets et au manque d'orthogonalité.

En effet, la transformée en curvelet a été développée initialement dans le domaine continu via une analyse multi échelle en appliquant la transformée en ridgelet par blocs après une décomposition en sous-bandes. Les auteurs ont proposé par la suite la seconde génération de la transformée en curvelet définie directement via un partitionnement fréquentiel sans utiliser la transformée en ridgelet. Ces deux constructions nécessitent l'implémentation d'un opérateur de rotation ce qui n'est pas simple dans le domaine discret. Il apparaît donc nécessaire de développer de nouvelles transformées multirésolution et directionnelles similaires aux curvelets, mais construites directement dans le domaine discret.

III.11Conclusion

Les ondelettes sont adaptées au débruitage de signaux contenant des transitoires rapides. On utilise un seuillage pour supprimer les coefficients d'ondelettes là où le signal est lisse et les coefficients petits (le débruitage est alors assuré par la cascade de passe-bas), et on garde les coefficients d'ondelettes là où ils sont grands (et sont sensés correspondre à un transitoire grand et rapide du signal).

Nous avons étudié les propriétés des coefficients de curvelet d'images. Et on a montré que les coefficients ayant des valeurs ´élevées tendent `a se grouper autour des bords des objets dans l'image, ce qui est intuitif car les coefficients dépendent de leurs parents et voisins, aussi bien que leurs cousins à différentes échèles et orientations. Ces dépendances ont été vérifiées quantitativement en mesurant l'information mutuelle, o`u on a constaté que le niveau le plus élevé de la dépendance des coefficients est à l'égard des leurs voisins, suivi des leurs parents, qui sont suivis des cousins.

IV.1. Introduction

Nous allons vous présenter dans ce chapitre la partie implémentation de notre travail, Notre principal objectif est de créer un outil pour identifier et corriger le bruit dans les images médicales, l'idée est basée sur la comparaison entre les techniques de débruitage d'image médicale.

IV.2. Présentation générale de logiciel debimed

Notre application debimed (**Déb**ruitage **I**magerie **Méd**icale est développée à l'aide du langage de programmation scientifique Matlab (**Mat**rix **Lab**oratory), c'est un environnement de programmation très puissant grâce à sa précision élevée et sa souplesse de programmation dû à un ensemble varié de fonctions prédéfinies couvrant presque tous les domaines de recherche.

IV.3. Les différentes fonctions réalisées par logiciel debimed

La fonction principale de debimed c'est le debruitage des images médicales à l'aide des différentes techniques de debruitage (les filtres classique, les ondelettes et curvelets).et on fait la comparaison entre ces techniques.

IV.3.1. Présentation de l'interface

L'interface principale de notre application est donnée par la (**Figure IV.1)**

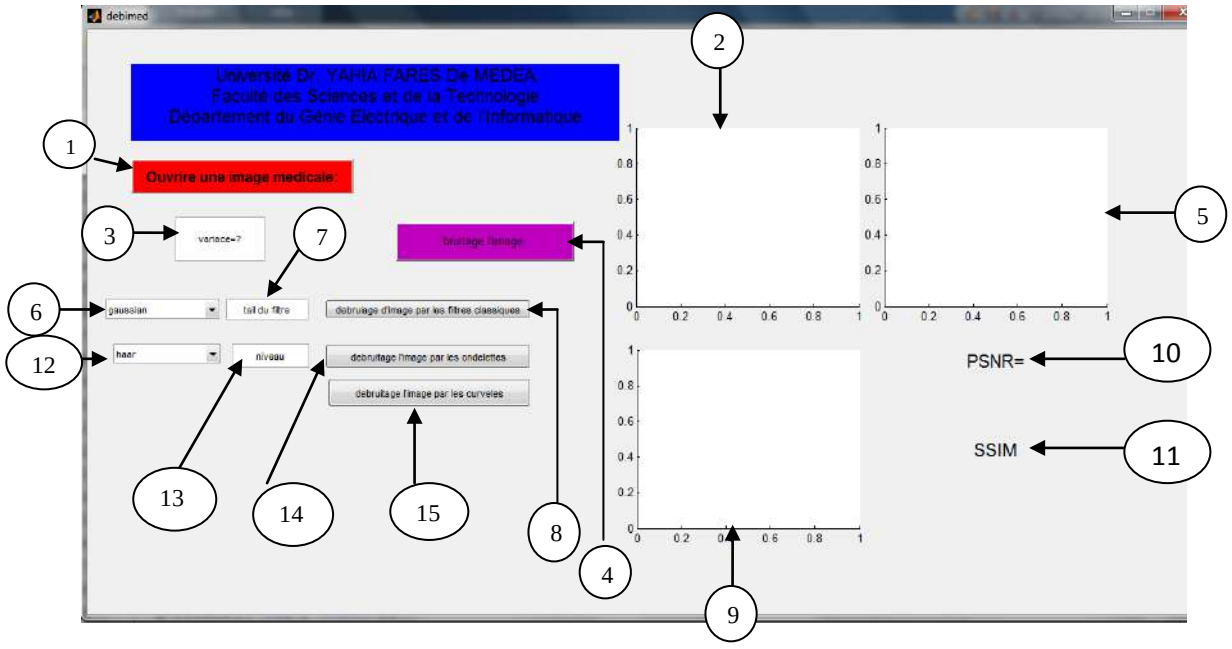


Figure IV-1 *: la fenêtre principale de l'interface*

Les différents éléments de la **(Figure IV.1)** sont :

1-Bouton pour ouvrir une image médicale.

2-Affichage l'image médicale.

3-Choix de la variance.

4-Bruitage d'image.

5-Affichage de l'image bruitée.

6- Choix du type de filtre.

7-Choix de la taille du filtre.

8-Bouton poussoir pour le débruitage par les filtres classique.

9-Affichage de l'image débruitée.

10-Affichage de la valeur de PSNR.

11-Affichage de la valeur de SSIM.

12-Choix du type d'ondelette.

13-Choix du niveau d'ondelette.

14-Bouton poussoir pour le débruitage par ondelette.

15-Bouton poussoir pour le débruitage par curvelet.

IV .3.2. Étapes de traitement

IV .3.2.1. Lecture de l'image initiale : à l'aide du composant (1) de la **(Figure IV.1)** on peut charger l'image qu'on veut traiter et faire un aperçu dans la zone réservée pour l'image originale **(figure IV.2).**

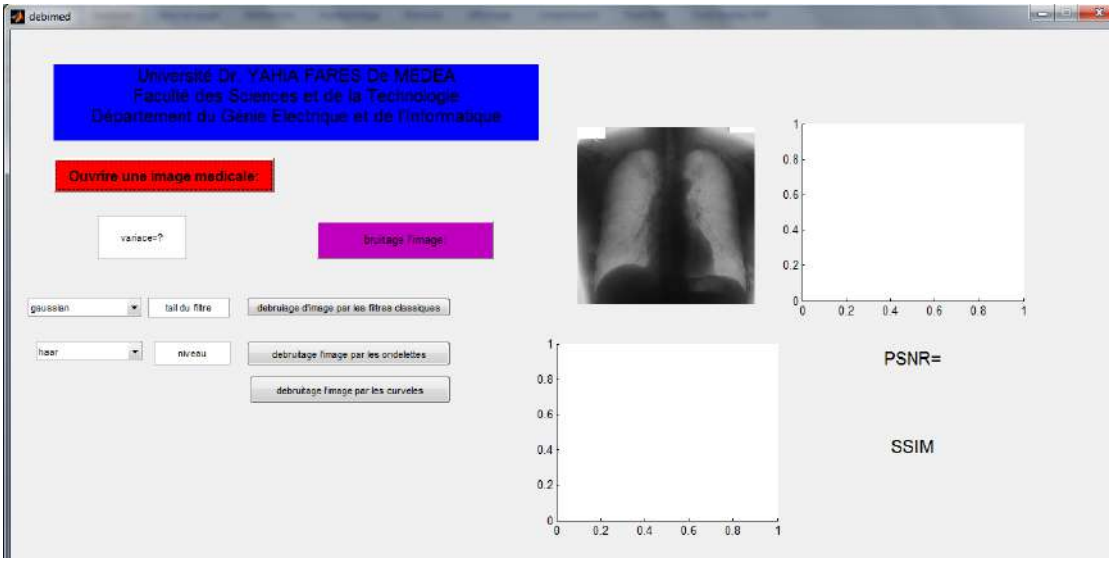


Figure IV-2 : *affichage de l'image originale*

IV .3.2.2. bruitage de l'image **:** dans cette étape, nous ajoutons un bruit gaussien ou de poisson à l'image originale **(Figure IV-3),** le résultat est une image bruitée affichée sur la zone (5) de la **(Figure IV-1)**

La valeur de la variance est entrée dans la zone d'édition (3) tandis que le type de bruit est fixé en programme (choix entre un bruit gaussien et un bruit de poisson).

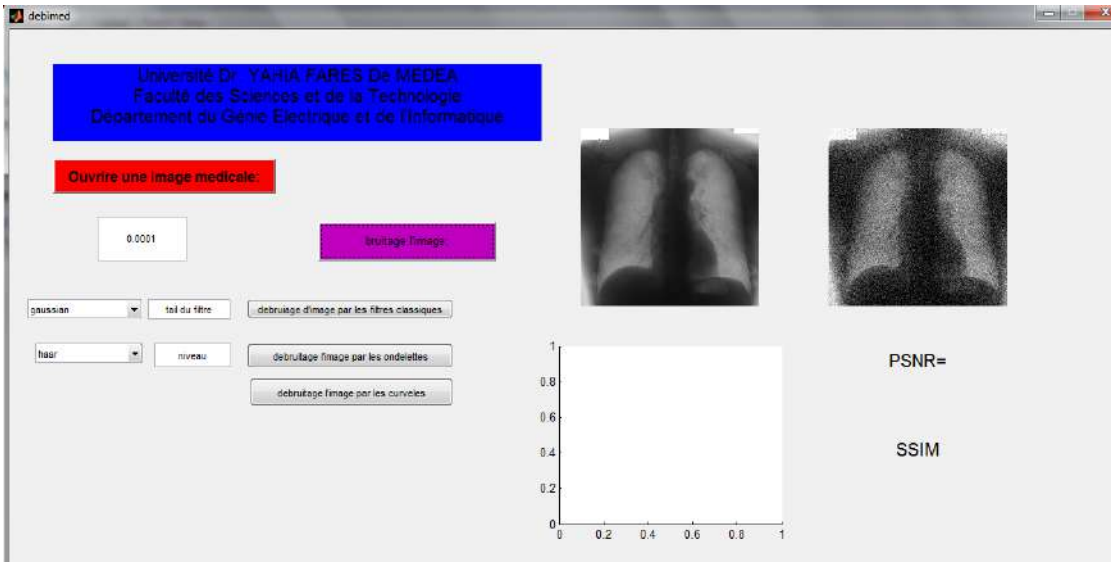


Figure IV-3 : *affichage de l'image bruitée (image en haut droite)*

IV.3.2.3 Débruitage de l'image : après le choix des paramètres du filtre de débruitage (en plus le menu déroulant (6) qui permet de choisir un type de filtre, on fixe la taille du filtre pour la catégorie des filtres classique. Le menu (12) permet de choisir une ondelette mère qu'on doit préciser le niveau de décomposition associé pour un débruitage par ondelettes ou curvelets), on peut actionner maintenant l'un des boutons (8), (14) et (15) pour débruiter l'image. Le résultat est illustré sur la **(Figure IV.4)**

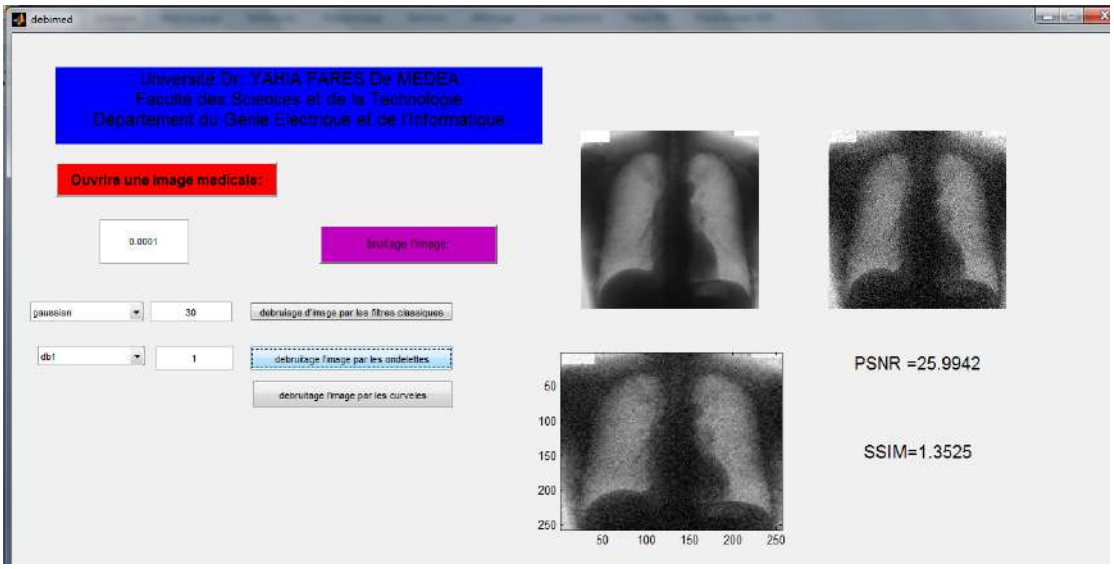


Figure IV-4 : *affichage de l'image débruitée (image en bas)*

IV .4. Test et résultat

Pour bien comprendre l'efficacité de notre algorithme de debruitage, on va ajouter un bruit gaussien ou de poisson à notre image médicale, puis on va tenter de le supprimer grâce à l'utilisation des filtres classique, les ondelettes et curvelets.

Les critères de comparaison entre l'image originale et l'image débruitée sont basé sur le PSNR et le SSIM , le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) c'est le rapport du signal sur bruit (PSNR) entre deux images. Plus que le PSNR est grand, plus la qualité des images traitées est meilleure, et le SSIM qui mesure la similarité de structure entre deux images, pour estimé la quantité d'information porté par l'image traité, par rapport à l'image originale.

Les résultats fournis après le traitement d'une image originale de type d'acquisition a base des rayonX est représenté par les figures suivants :

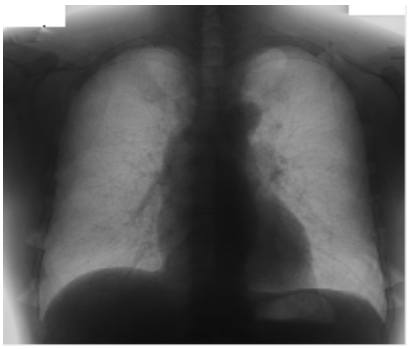


Figure IV-5 :*Image originale de rayons X*

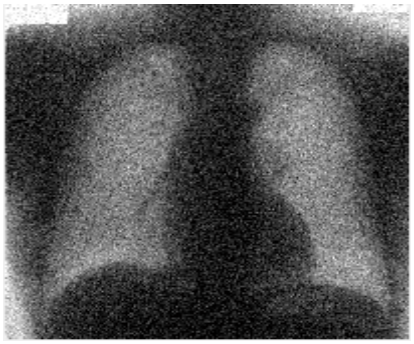


Figure IV-6 : *Image bruitée de rayonsX (gaussien)*

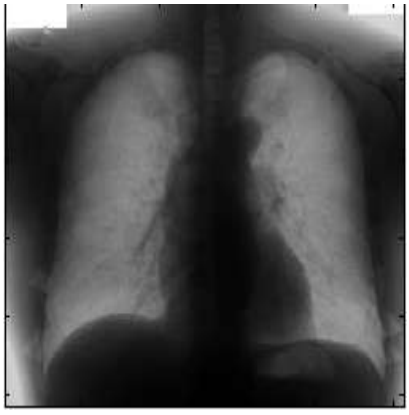


Figure IV-7 *Image bruitée de rayonsX. (Poisson)*

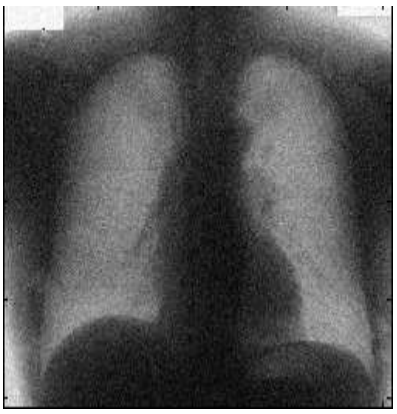


Figure IV-8 *Image débruitée par filtre classiquePSNR=26. 918et SSIM=1.358*

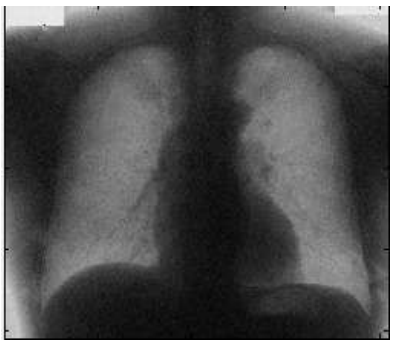


Figure IV-9 *Image débruitée par Les ondelettePSNR=26.254, etSSIM=1.229*



Figure IV-10*Image débruitée par curveletsPSNR=33.896,SSIM=1.331*

Les resultats du traitement de l'image avec les différentes filtres est representé par les tableaux suivants :

Tableau IV.1 : *Résultats de traitement par filtres classiques*

Les filtres	Taille du filtre	Variance	Gaussian		poisson	
			PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Gaussian	5	0.001	24.142	1.358	48.996	1.390
		0.01	23.976	1.359		
		0.1	18.581	1.297		
	10	0.001	26.468	1.357	42.117	1.389
		0.01	26.210	1.357		
		0.1	19.163	1.297		
	20	0.001	26.469	1.358	42.117	1.389
		0.01	26.221	1.358		
		0.1	19.171	1.297		
Average	5	0.001	31.994	1.351	36.752	1.381
		0.01	31.253	1.351		
		0.1	19.924	1.281		
	10	0.001	30.935	1.323	34.257	1.372
		0.01	30.476	1.324		
		0.1	19.871	1.265		
	20	0.001	32.933	1.343	31.465	1.354
		0.01	32.065	1.343		
		0.1	19.914	1.282		

Disk	5	0.001	31.370	1.327	34.651	1.374
		0.01	30.817	1.328		
		0.1	19.879	1.268		
	10	0.001	29.024	1.299	31.990	1.359
		0.01	28.751	1.299		
		0.1	19.763	1.241		
	20	0.001	29.015	1.299	29.367	1.329
		0.01	28.759	1.300		
		0.1	19.753	1.241		
Motion	5	0.001	26.918	1.354	38.460	1.385
		0.01	26.633	1.354		
		0.1	19.239	1.292		
	10	0.001	29.217	1.349	35.689	1.380
		0.01	28.809	1.348		
		0.1	19.597	1.287		
	20	0.001	30.157	1.340	33.356	1.371
		0.01	29.696	1.339		
		0.1	19.728	1.279		

Malgré les résultats présentés dans le tableau précédant sont presque les même, mais on remarque que :

1- Le PSNR décroit lorsque la variance croit pour un bruit Gaussien, et ceci quelque soit le type du filtre.

2- Le PSNR varie proportionnellement avec la taille du filtre quelque soit le filtre considéré.

3- Le meilleur résultat est obtenu par le filtre ‘Average’ dont les valeurs du PSNR et SSIM, sont 32.933dB et 1.343 respectivement (avec une variance de 0.001) pour un bruit Gaussien, tandis que les valeurs du PSNR et SSIM sont 48.996dB et 1.390 respectivement dans le cas d’un bruit de poisson.

Tableau IV-2 : *Résultats traitement par ondelette*

	Niveau	Variance	Gaussien		Poisson	
			PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
	1	0.001	26.243	1.360	50.427	1.392
		0.01	25.999	1.361		

Haar		0.1	19.090	1.299		
	2	0.001	31.646	1.358	47.663	1.392
		0.01	30.932	1.358		
		0.1	19.780	1.297		
	3	0.001	35.294	1.356	46.397	1.391
		0.01	33.825	1.356		
		0.1	19.948	1.296		
db3	1	0.001	26.245	1.299	50.427	1.392
		0.01	25.998	1.361		
		0.1	19.099	1.289		
	2	0.001	31.636	1.358	47.663	1.392
		0.01	30.941	1.358		
		0.1	19.780	1.296		
	3	0.001	35.254	1.356	46.397	1.391
		0.01	19.960	1.295		
		0.1	19.945	1.294		
Bio6.8	1	0.001	26.244	1.360	50.427	1.392
		0.01	25.991	1.360		
		0.1	19.099	1.299		
	2	0.001	31.655	1.359	47.663	1.392
		0.01	30.922	1.357		
		0.1	19.776	1.297		
	3	0.001	35.308	1.356	46.397	1.391
		0.01	33.828	1.356		
		0.1	19.947	1.295		

Dans les bases ondelettes, un estimateur par seuillage fait un lisage de l'image bruitée. Dans la simulation l'ondelette malgré les résultats de tableau presque même mais l'ondelette de (Bio6.8) ,suivant la valeur de PSNR et SSIM, le PSNR est d'ordre de 35.308db et un SSIM d'ordre de 1.356,par ce que le PSNR de Bio6.8 il est grand que les autres ondelettes, et le SSIM il est petit. Pour un bruit Gaussien, les ondelettes (Bio6.8) est le cas le plus favorable avec un seuillage soft des coefficients d'ondelettes et avec un seuil $\mathbf{T= \sigma\sqrt{2log(N)}}$. Pour un

bruit de poisson, les différentes ondelettes donnent les mêmes résultats au premier niveau (PSNR=50.427)

Par la suite les résultats de débruitage par curvelet sont représenté par le tableau suivant :

Tableau IV.3 : *Résultats de traitement par curvelet*

	Niveau	Variance	Gaussien		Poisson	
			PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Haar	1	0.001	33.459	1.331	41.778	1.382
		0.01	32.287	1.323		
		0.1	19.941	1.275		
	2	0.001	33.842	1.330	41.829	1.382
		0.01	31.826	1.321		
		0.1	19.895	1.321		
	3	0.001	33.536	1.324	41.825	1.382
		0.01	32.866	1.335		
		0.1	19.834	1.260		
db3	1	0.001	33.047	1.324	41.708	1.382
		0.01	32.518	1.327		
		0.1	19.890	1.268		
	2	0.001	33.665	1.327	41.708	1.382
		0.01	32.336	1.323		
		0.1	19.845	1.266		
	3	0.001	33.896	1.331	41.708	1.382
		0.01	32.519	1.325		
		0.1	19.826	1.261		
Bio6.8	1	0.001	32.815	1.320	41.708	1.382
		0.01	32.423	1.330		
		0.1	19.838	1.261		
	2	0.001	34.012	1.332	41.708	1.382
		0.01	32.213	1.322		
		0.1	19.886	1.322		
	3	0.001	33.436	1.328	41.708	1.382
		0.01	31.976	1.323		
		0.1	19.820	1.261		

Les résultats de tableau de débruitage par curvelet elles presque même mais (Bio6.8) elle meilleur que les autres ondelettes, suivant la valeur de PSNR et SSIM, le PSNR est d'ordre de 34.012dB et un SSIM d'ordre de 1.332 pour un bruit Gaussien. Pour un bruit de poisson, l'ondelette de 'Haar' donne un meilleur résultat au deuxième niveau (PSNR=41.829).

Une étude comparatif pour les différentes techniques de débruitage (les filtres classique, ondelettes et curvelets), nous a permet de représenté les résultats par le tableau suivant :

Tableau IV-4 : *les meilleurs résultats de différentes techniques de débruitage d'image.*

Les techniques de débruitage	variance	Gaussian	
		PSNR	SSIM
Les filtres classiques (average)	0.001	32.933	1.343
	0.01	32.065	1.343
	0.1	19.914	1.282
Les ondelettes (bio6.8)	0.001	35.308	1.356
	0.01	33.828	1.356
	0.1	19.947	1.295
Les curvelets (bio6.8)	0.001	34.012	1.332
	0.01	32.213	1.322
	0.1	19.886	1.322

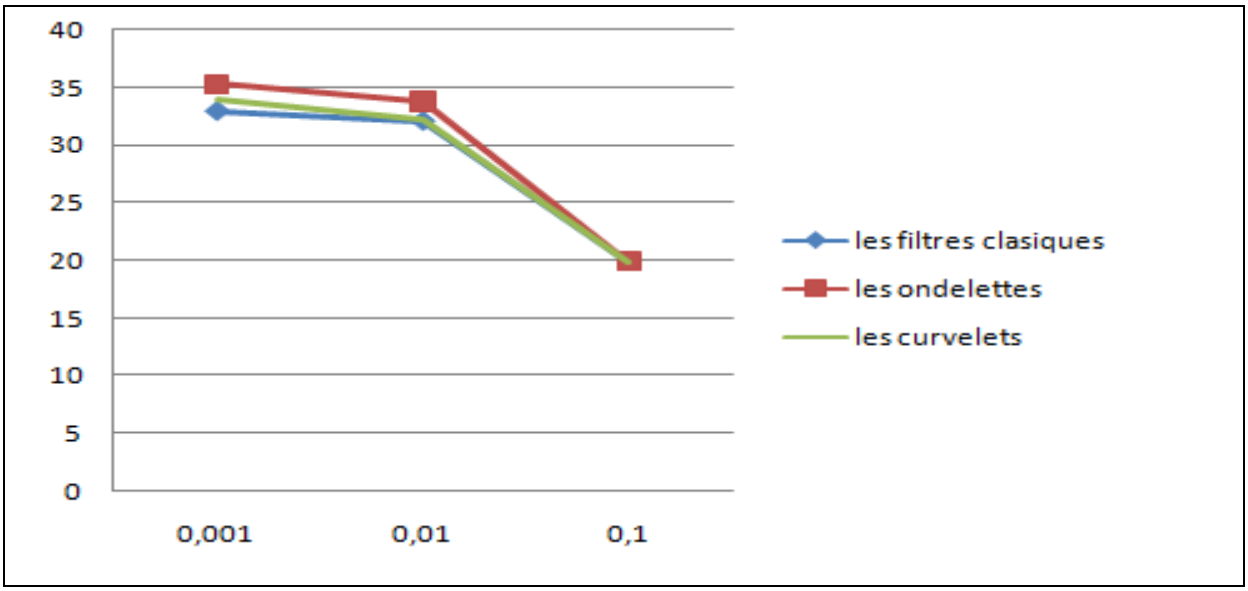


Figure IV.11 : *Représentation du PSNR des images débruitées en fonction de la variance de bruit par différentes techniques de débruitage.*

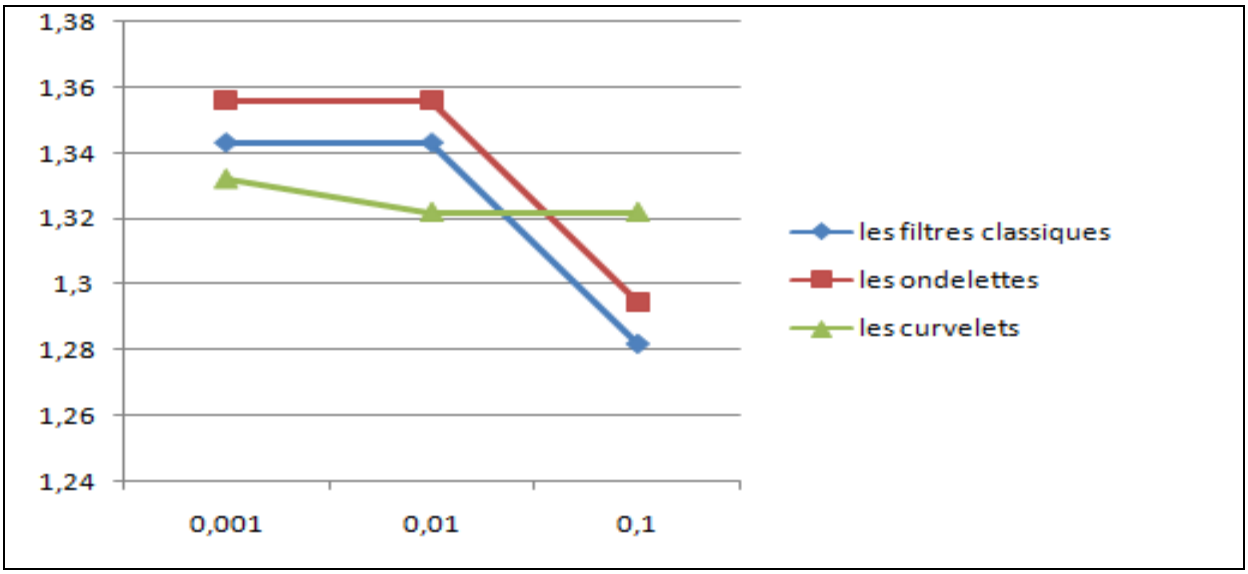


Figure IV.12 : *Représentation du SSIM des images bruitées en fonction de la variance de bruit par différentes techniques de bruitage.*

IV .5Discussions des résultats

-Pour la valeur de variance égale à 0.001(un peut de bruit) :

La qualité d'image débruité est bonne pour le bruitage par ondelette suivant la valeur de PSNR, le PSNR d'ordre de 35.308db.

La quantité d'information de l'image débruité est bonne pour le débruitage par les curvelet suivant la valeur de SSIM, le SSIM d'ordre de 1.332.

A partir de ces résultats on conclure que le débruitage par la technique de curvelet est meilleur que les deux autres techniques de débruitage, pour les images médicales à partir de l'étude quantitative et l'étude qualitative.

IV .6. Conclusion

Nous avons abordé, dans ce chapitre, le volet important de ce travail, à savoir, l'utilisation de quelques opérations de traitement d'images comme une étape de prétraitement dans l'imagerie médicale, et on a terminé par une comparaison entre les filtres classiques, ondelettes et curvelets. D'après les résultats obtenus précédemment on voit clairement que le débruitage par curvelet est meilleur pour SSIM,et le débruitage par ondelette est meilleur pour PSNR.