

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA

RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE EL HADJ LAKHDAR- BATNA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Thèse

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de Doctorat en Sciences en
Electronique

OPTION : Micro-ondes pour Télécommunications

Par

Rachida BOUCHOUAREB

Thème

*Réduction de bruit dans l'imagerie médicale en
utilisant les réseaux de neurones cellulaires et
les ondelettes*

Devant le Jury :

Dr. Nabil BENOUDJIT	Prof.	Univ. Batna	Président
Dr. Djamel BENATIA	Prof.	Univ. Batna	Rapporteur
Dr. Tarek FORTAKI	Prof.	Univ. Batna	Examineur
Dr. Malek BENSLAMA	Prof.	Univ. Constantine	Examineur
Dr. M'Hamed BOULAKROUNE	M.C.A	Univ. Ouargla	Examineur
Dr. Djamel KHADROUCHE	M.C.A	Univ. M'Sila	Examineur

ANNEE UNIVERSITAIRE : 2014/2015

RESUME

Dans cette thèse deux méthodes ont été appliquées dans le domaine de la réduction du bruit des taches dans l'imagerie médicale, qui est une caractéristique naturelle de l'image de l'échographie médicale. C'est un terme utilisé pour la forme granulaire qui apparaît dans le B-Scan et peut être considéré comme un bruit multiplicatif.

Le bruit des taches diminue la capacité d'un observateur à distinguer les détails fins dans l'examen de diagnostic. Il limite aussi l'application effective du traitement d'images telles que la détection de contours et la segmentation. Par conséquent les méthodes de traitement du bruit de taches ont fait l'objet de recherches pour améliorer la qualité d'image et d'accroître les capacités de diagnostic d'images médicales à ultrasons.

Les méthodes qu'on a utilisées lors de ce travail sont utilisées dans le traitement d'images, parmi leurs applications, la réduction de bruit dans l'imagerie médicale.

La première méthode concerne l'utilisation des ondelettes qui ont apporté un nouveau souffle dans le domaine du traitement de signal et d'images. Elles permettent, en effet, d'analyser et de repérer les discontinuités d'un signal à une ou à deux dimensions, et à des échelles différentes. Cette caractéristique est utilisée pour le débruitage des images.

Dans le domaine de l'imagerie médicale, le débruitage cherche à pouvoir discerner les informations utiles dans le domaine médical comme la forme, le contour, etc. Par seuillage des ondelettes, on peut débruiter une image par élimination des détails les plus fins.

La deuxième méthode qui est proposée par CHUA&YANG est basée sur les réseaux de neurones cellulaires (Cellular Neural Network : CNN), sa caractéristique en temps continu permet le traitement du signal en temps réel dans le domaine numérique et sa caractéristique d'interconnexion locale qui est faite sur mesure pour la mise en œuvre VLSI.

Mots-clés : Transformée en ondelettes, traitement d'image, l'image ultrasonore, filtrage, réseaux de neurones cellulaires.

ABSTRACT

In this thesis two methods have been applied in the speckle noise reduction in medical imaging, Speckle Noise is a natural characteristic of medical ultrasound images. It is a term used for the granular form that appears in B-Scan and can be considered as a kind of multiplicative noise.

Speckle Noise reduces the ability of an observer to distinguish fine details in diagnostic testing. It also limits the effective implementation of image processing such as edge detection, segmentation and volume rendering in 3 D. Therefore; treatment methods of speckle noise were sought to improve the image quality and to increase the capacity of diagnostic medical ultrasound images.

The methods we used in this work are used in image processing, among their applications noise reduction in medical imaging.

The first method, it is the use of wavelets which have brought a new breath in the field of signal and image processing since its appearance. They make it possible to analyze and identify discontinuities of a signal to one or two dimensions and at different scales. This feature is used for image denoising.

In the field of medical imaging, denoising seeks to discern relevant information in the medical field as the shape, contour, etc. By thresholding with wavelet, we can denoise an image by eliminating fine details.

The second method is proposed by CHUA & YANG called the cellular neural networks (CNN). Cellular neural networks share the best features of both worlds; its continuous time feature allows real-time signal processing found wanting in the digital domain and its local interconnection feature makes it tailor made for VLSI implementation. Cellular neural networks are uniquely suited for high-speed parallel signal processing.

Keywords: Wavelets transform, image processing, ultrasound image, filtering, cellular neural network.

REMERCIEMENTS

*Je voudrais remercier le professeur **Djamel BENATIA** d'avoir accepté de diriger cette thèse et qui, avec beaucoup de disponibilité, a suivi ce travail. Je le remercie pour sa confiance, ses conseils toujours judicieux et le soutien qu'il m'a apporté durant ces années de thèse et qui m'ont aidé à accomplir ce travail.*

*Je remercie sincèrement Mr. **Nabil BENOUDJIT** professeur à l'Université de Batna de me faire l'honneur de présider le jury de soutenance.*

*J'aimerai également remercier Mr. **Tarek FORTAKI**, professeur à l'Université de Batna, Mr. **Malek BENSLAMA** professeur à l'Université de Constantine, Mr. **M'Hamed BOULAKROUNE**, maître de conférences à l'Université de Ouargla, et Mr. **Djamel KHADROUCHE** maître de conférences à l'Université de M'sila d'avoir accepté de participer dans ce jury et d'examiner ce travail.*

Je remercie encore une fois tous les membres de jury pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à mon travail.

Mes remerciements s'adressent également à mes parents qu'ils trouvent dans ce manuscrit toute ma profonde reconnaissance pour leurs aides et leurs encouragements. Sans oublier les personnes qui m'ont partagé les années d'études dans l'institut d'électronique à l'université de Batna.

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail aux êtres qui me sont les plus chers dans tout l'univers, mon père et ma mère symboles de tendresse, de sacrifice et d'amour.

A mes chers frères et sœurs et leurs familles.

A toute ma famille.

A mes amis.

Sommaire

Liste des figures	iii
Liste des tableaux	v
Introduction Générale	1
Références	5
Chapitre I : L'imagerie médicale	
I.1. Introduction	8
I.2. Histoire de l'imagerie médicale	8
I.3. L'image médicale.....	9
I.4. Différentes techniques de l'imagerie médicale.....	10
I.4.1 Radiologie	11
I.4.2 Médecine nucléaire	12
I.4.3 Dentisterie	13
I.5. L'image ultrasonore	13
I.5.1 L'onde ultrasonore.....	13
I.5.2 Le faisceau ultrasonore	16
I.5.3 L'échographe	19
I.6. Conclusion	25
Références	26
Chapitre II : Le bruit dans l'imagerie médicale	
II.1. Introduction	29
II.2 Notions de base.....	29
II.3 Différents types de bruit dans l'imagerie médicale.....	32
II.3.1 Bruit Gaussien	32
II.3.2 Bruit de Poisson.....	33
II.3.3 Bruit Ricien	34
II.4 Différentes méthodes de filtrage	35
II.5. Conclusion	39

Références	40
------------------	----

Chapitre III : Application des ondelettes dans l'imagerie médicale

III.1. Introduction	42
III.2. Les ondelettes	43
III.2.1 La transformée en ondelettes 2D (2D DWT).....	44
III.2.2. La transformée en ondelettes invariante par translation	49
III.2.3. calcul de la transformée d'ondelette pour toutes les translations	49
III.3. Réduction de bruit en utilisant la transformée en ondelettes	52
III.3.1 Les opérateurs de seuillage pour débruitage	54
III.3.2 Sélection de valeur de seuil.....	55
III.4. Résultats obtenus en utilisant la transformée en ondelettes invariante par translation	57
III.5. Résultats obtenus en utilisant la transformée en ondelettes avec seuillage dur et doux.....	65
III.6. Conclusion.....	73
Références	74

Chapitre IV : Réduction de bruit en utilisant les CNN

IV.1. Introduction	77
IV.2. Architecture des réseaux de neurones cellulaires	77
IV.3. Application des réseaux de neurones cellulaires	81
IV.4. Comparaison entre un filtre médian et un réseau de neurones cellulaires.	83
IV.5. Etude comparative.....	85
IV.6. Conclusion	89
Références	90

Conclusion Générale et Perspectives	91
--	-----------

Annexe A : Notions de base sur les ondelettes.....	93
---	-----------

Annexe B : Les réseaux de neurones cellulaires.....	100
--	------------

Liste des figures

I.1: Les différentes coupes d'une image médicale	10
I.2: Faisceau d'une onde plane. (a) cas où le point M s'écarte de l'axe ; (b) Diagramme de rayonnement.	17
I.3: Focalisation électronique	18
I.4: Focalisation par lentille acoustique	18
I.5 Transducteur.....	19
I.6 Effet Piézoélectrique.	20
I.7: Principe de fonctionnement de l'échographie.....	20
I.8: Image échographique	22
II.1 : Fonction de Densité de Probabilité.....	35
III.1: L'ondelette de Morlet	43
III.2: Schéma de décomposition DWT 2D à un niveau	47
III.3: Coefficients d'image DWT 2D.	48
III.4: Schéma de reconstruction DWT 2D à un niveau.	48
III.5: L'arbre de décomposition contient des informations pour former les transformées en ondelettes de toutes les translations circulaires. Chaque nœud représente les trois images de sous-bandes à une échelle donnée. Les quatre enfants de chaque nœud correspondent aux quatre ensembles secondaires.	52
III.6: Un cadre multi-échelle d'ondelettes dyadiques discrètes de débruitage et la mise en valeur en utilisant la transformée. Une décomposition à trois niveaux a été montrée. ..	53
III.7: Exemple de fonctions de seuillage, en supposant que les données d'entrée ont été normalisées à la gamme de [-1,1]. (a) seuillage dur. (b) un seuillage doux. (c) seuillage affine. Le niveau de seuil a été fixé à $T = 0,5$	54
III.8: Image originale et bruitée.....	58
III.9: Transformée d'ondelette orthogonale 2D pour l'image bruitée et débruitée	58
III.10: L'image originale(a), l'image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e).	59
III.11: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.06$	60
III.12: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.08$	61

III.13: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.1$	61
III.14: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.5$	62
III.15: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=5$	62
III.16: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=30$	63
III.17: Image originale et bruitée.....	67
III.18: Transformée d'ondelette orthogonale 2D pour l'image bruitée et débruitée.....	67
III.19: Fonction de seuillage dur.....	67
III.20: Reconstruction de l'image débruitée (seuillage dur).....	68
III.21: Fonction de seuillage doux.....	68
III.22: L'image débruitée (seuillage doux).....	68
III.23 : L'image débruitée (invariante douce).....	69
III.24 : L'image débruitée (invariante dure).....	69
III.25: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour pour $T=3*\sigma$	70
III.26: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour $T=3*\sigma$	71
III.27: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour pour $T=3.5*\sigma$	72
IV.1: Un réseau de neurone cellulaire bidimensionnel. La taille de circuit est 4×4 . Les carrées sont les unités de circuit appelées les cellules. Les liens entre les cellules indiquent qu'il y a des interactions entre les cellules liées.	79
IV.2: Le voisinage de la cellule C (i, j) défini par (1) pour $r = 1, 2$ et 3 , respectivement.....	80
IV.3: Un exemple d'un circuit d'une cellule.....	80
IV.4: La caractéristique de la source commandée non linéaire.....	81
IV.5 : débruitage des images en niveaux de gris sans binarisation.....	82
IV.6 : Débruitage de l'image échographique à l'aide d'un réseau de neurones cellulaires. .	83
IV.7: Comparaison entre un filtre médian et un réseau de neurones cellulaires.....	86
B.1 : Le diagramme du bloc du réseau de neurone cellulaire.....	107
B.6: Forme d'onde transitoire pour la cellule C(2,2) dans le cas d'un seul état initial.....	109
B.7: Forme d'onde transitoire pour la cellule C(2,2) dans le cas de six états initiaux.....	110

Liste des tableaux

I.1: Paramètres acoustiques des différents organes du corps humain en comparaison avec l'air et l'eau distillé (milieux de références).....	14
III.1: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.06$	60
III.2: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.08$	60
III.3: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.1$	61
III.4: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=0.5$	61
III.5: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=5$	62
III.6: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par wiener(e) pour $\sigma=30$	62
III.13: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et inavariante dure et douce), pour $T=3*\sigma$	69
III.14: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et inavariante dure et douce), pour $T=3/2*\sigma$	70
III.15: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et inavariante dure et douce), pour $T=3.5*\sigma$	71
IV.1 : Mesure de la qualité des images obtenues sans binarisation et à l'aide d'un CNN. .	84
B.1 : Valeurs d'états initiales d'une partie de notre image de dimension 4x4	105
B.2 : Valeurs du modèle (template) $A(i,j ;k,l)$	107
B.3: Valeurs du modèle (template) $B(i,j ;k,l)$	107
B.4 : Valeurs du modèle (bias) I.....	107
B.5 : Valeurs d'états finaux	108
B.6 : Valeurs d'états stables	108

INTRODUCTION GENERALE

L'imagerie médicale a révolutionné les pratiques médicales. Néanmoins, de nombreux problèmes liés au traitement d'image y sont encore ouverts et leur résolution (même partielle) doit aboutir à une amélioration des diagnostics et actes chirurgicaux. On peut citer par exemple : le problème de la réduction des radiations administrées lors d'un examen scanner (problème de la tomographie locale), la chirurgie assistée par ordinateur (incluant des problèmes de segmentation automatique, de recalage de données et de reconstruction temps-réel 3D), ou encore la détection et l'analyse de structures malignes dans des données d'échographie, mammographie, ou spectroscopie RMN (incluant par exemple l'analyse d'images texturées) [1].

D'une manière générale, le signal déterministe de l'image observée est contaminé par des fluctuations stochastiques que l'on qualifie généralement de bruit. Ce dernier peut être soit additif, soit multiplicatif. 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 [2].

Par conséquent, les méthodes de traitement d'image pour la réduction du bruit de taches ont été recherchées pour améliorer la qualité d'image et accroître les capacités de diagnostic d'images médicales à ultrasons. La première approche pour supprimer le bruit de taches est le filtre de Wiener développé par Jain [3] et le filtre médian d'adaptation pondéré proposé par Loupas [4], mais ceux-ci ne parviennent pas à conserver les détails utiles en raison des filtres passe-bas uniquement, bien que le bruit des taches est un processus réussi ou échoué. Les statistiques du bruit de taches peuvent être utiles pour distinguer entre chaque type ou composition de tissus [5].

Dans la littérature du traitement d'images, différentes méthodes de débruitage ont été proposées et développées. Tout d'abord, les méthodes de filtrage spatial [6,7]. Celles-ci consistent à réduire le bruit dans les zones qui ne présentent pas d'objets intéressants et accentuer la perception des structures d'intérêt. Ces techniques de filtrage utilisent un filtre passe-bas pour supprimer les hautes fréquences, ce qui a pour inconvénient d'atténuer les contours de l'image. Pour palier à ces problèmes, de nouvelles techniques, plus performantes, ont vu le jour aux cours des années 80 et 90; citons notamment les approches variationnelles basées sur les EDPs [8], les approches utilisant les champs de Markov et les approches basées sur les transformées multi-échelles, notamment la transformée en ondelettes. Récemment, ces dernières approches ont montré leur puissance dans le cadre de l'estimation statistique. Par le biais de ces transformées parcimonieuses, l'énergie du signal utile est concentrée sur un faible nombre de coefficients, ce qui offre ainsi un cadre naturel non linéaire pour estimer ce signal. En effet, il suffit de seuiller les coefficients de l'image observée et d'inverser la transformée pour obtenir une estimée du signal utile [2].

L'une des solutions, c'est l'utilisation des bases d'ondelettes en traitement d'images qui s'est généralisée durant les vingt dernières années [9]. Leur intérêt pour la compression et le débruitage a été démontré puisqu'elles ont intégré le dernier standard de compression des images numériques JPEG 2000. Leur application à l'imagerie médicale date de 1992 et s'est largement répandue depuis [10, 11]. Dans ce contexte, les ondelettes sont utilisées pour la compression et le débruitage, mais aussi pour l'analyse fonctionnelle de données médicales (en vue d'établir un diagnostic), la tomographie locale, la segmentation et le rehaussement d'images, ou encore la description de texture [1].

Pour les applications classiques comme la compression d'images (JPEG2000), le débruitage, ou encore les méthodes de réduction de dimension en vue de la classification [12],

l'outil utilisé est la décomposition sur des bases d'ondelettes d'une fonction (bases orthonormées ou bases biorthogonales) [1].

Dans un autre contexte, une nouvelle classe de systèmes de traitement de l'information appelée réseaux de neurones cellulaires est proposée dans le domaine de traitement d'image (spécialement le débruitage) similaire à un réseau de neurones qui est un circuit analogique à grande échelle non linéaire qui traite les signaux en temps réel. Comme des automates cellulaires, elle est faite d'un agrégat massif de clones de circuits espacés régulièrement, appelés cellules, qui se communiquent directement entre elles par ses plus proches voisins. Chaque cellule est constituée d'un condensateur linéaire, une tension non- linéaires, source de courant contrôlée et quelques éléments de circuits résistifs linéaires [13, 14].

Le problème de réduction du bruit dans l'imagerie médicale a été étudié également en utilisant différentes techniques telles que la méthode de diffusion non linéaire dans le domaine Laplacien [15], la méthode de SRAD (Speckle Reducing Anisotropic Diffusion) [16] et la méthode des ondelettes [17]. Cette dernière a montré son efficacité dans l'analyse et le traitement des signaux bidimensionnels [18]. Notre contribution consiste à utiliser la méthode des ondelettes en particulier la transformée invariante par translation. Une comparaison est effectuée lors de cette thèse entre nos résultats obtenus par la méthode des ondelettes et ceux obtenus en utilisant d'autres méthodes telles que : les réseaux de neurones cellulaires, le filtre Median et le filtre de Wiener en se basant évidemment sur ceux de la littérature [19, 20], particulièrement au niveau de la valeur du rapport signal sur bruit (PNSR).

Dans cette thèse et suite à toutes ces données, nous allons utiliser en premier lieu, une nouvelle méthode basée sur la transformée en ondelettes appliquée au débruitage par l'utilisation de la transformée invariante par translation et la transformée avec seuillage dur et doux.

Une deuxième méthode qu'on verra également et qui est déjà fait ses preuves dans le traitement d'images et particulièrement dans la réduction du bruit dans l'imagerie médicale ; c'est celle proposée par CHUA et YANG, connu sous le nom de réseaux de neurones cellulaires [5].

Pour cela, nous avons scindé notre thèse en quatre chapitres :

Le premier chapitre fait l'objet de généralités sur les images médicales. Une attention particulière est accordée aux images ultrasoniques qui représentent les signaux dont on veut traiter en fonction des facteurs influençant sur la résolution de l'image ultrasonore.

Vu l'importance de l'étude du bruit dans cette thèse, nous avons réservé pour cela le deuxième chapitre exclusivement pour le bruit dans les images, ces différents types ainsi que ces caractéristiques.

Le troisième chapitre représente la partie la plus importante de notre travail, surtout au niveau des résultats obtenus. Ce dernier a été consacré à l'application de la technique des ondelettes pour la réduction du bruit dans les images ultrasonores en utilisant la transformée invariante par translation et la transformée avec seuillage dur et doux.

Quant au quatrième chapitre, ce dernier a été réservé à l'application d'une deuxième technique pour la réduction du bruit dans les images ultrasonores. Cette technique est basée sur les réseaux de neurones cellulaires et qui a permis d'obtenir également de bons résultats.

Enfin une conclusion générale, avec quelques perspectives, clôturera notre manuscrit.

Références

- [1] P. Valérie, A. Bilgot, O. Le Cadet, et L. Desbat, « Transformée en Ondelettes Continue Directionnelle : applications en Imagerie Médicale », ESAIM Proceeding, vol. 18, pp.16–228, Orsay, France, 2007.
- [2] L. Boubchir, « Approches Bayésiennes pour le Débruitage des Images dans le Domaine des Transformées Multi-échelles Parcimonieuses Orientées et Non Orientées », Thèse en Doctorat, Université de Caen, 2007.
- [3] A. K. Jain, « Fundamentals of Digital Image Processing », Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 1989.
- [4] T. Loupas, W. M. Mc Dicken, and P. L. Allen, « An Adaptive Weighted Medial Filter for Speckle Suppression in Medical Ultrasonic Images », IEEE Trans. Circuits Systems, vol.36 ,no 1, pp 129-135, 1989.
- [5] P. Hyunkyung and Toshironishimura, « Reduced Speckle Noise on Medical Ultrasound Images Using Cellular Neural Network with Infinite Impulse Response Filter », Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE, pp 2138 – 2141, 22-26 Aug. 2007.
- [6] T. Aksenova, A. Barachant, and S. Bonnet, « Spatial Filtering Optimisation in Motor Imagery EEG-Based BCI ». In Neurocomp 2008.
- [7] W. Yijun, G. Shangkai, and G. Xiaorong, « Common Spatial Pattern Method for Channel selection in Motor Imagery Based Brain-Computer Interface ». In Engineering in Medicine and Biology Society, 2005.
- [8] G. Aubert and P. Kornprobst. « Mathematical Problems in Image Processing : PDE's and the Calculus of Variations », vol.147 of App. Mathem. Sciences. Springer-Verlag, January 2002.
- [9] A. Pizurica, W. Philips, I. Lemahieu et al. « A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging ». Medical Imaging, IEEE Transactions on, 2003, vol. 22, no 3, p. 323-331, 2003.

- [10] M. Unser, A. Aldroubi and A. Laine, « Guest Editorial: Wavelets in Medical Imaging » *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 22, no. 3, march 2003.
- [11] M. Unser, A. Aldroubi and A. Laine eds, « Wavelets in Medical Imaging ». Special Issue on Wavelets in Medical Imaging, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol.22, no. 3, pp. 285-288, 2013.
- [12] B. Alfano, U. Amato, A. Antoniadis, M. Larobina, « Segmentation of Magnetic Resonance Brain Images Through Discriminant Analysis », *Journal of Neuroscience Methods*, Volume 131, Issues1-2, pp. 65–74, 2003
- [13] L. Chua and L. Yang, « Cellular Neural Networks: Theory », *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 35, no. 10, pp. 1257-1272, October 1988.
- [14] L. Chua and L. Yang, « Cellular Neural Networks: Applications », *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, vol. 35, no. 10, pp. 1273-1290, October 1988.
- [15] F. Zhang, M.Y.Yang, M.K.Liang, and K.Yongmin. «Nonlinear Diffusion in Laplacian Pyramid Domain for Ultrasonic Speckle Reduction ». *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 26, no. 2, February 2007
- [16] B. Yoo, T. Nishimura « A Study of Ultrasound Images Enhancement using Adaptive Speckle Reducing Anisotropic Diffusion »*IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE 2009)*]
- [17] D. Wippig and B. Klauer « GPU-Based Translation-Invariant 2D Discrete Wavelet Transform for Image Processing ». *International journal of computers* Issue 2, Volume 5, 2011.
- [18] F. Truchetet. « Ondelettes pour le signal numérique ». Editions Hermes,Paris, 1998.
- [19] A. K. Gupta and D. Sain «Speckle Noise Reduction Using LogarithmicThreshold Contourlet » *International Conference on Green Computing, Communication and Conservation of Energy (ICGCE)*. 2013
- [20] B.A. Abraham, Z.A. Mustafa, I.A. Yassine,N. Zayed, and Y.M. Kadah. «Hybrid Total Variation and Wavelet Thresholding Speckle Reduction for Medical Ultrasound Imaging». *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* pp(1–11) Vol. 2, 2012.

Chapitre I : L'imagerie médicale

Sommaire

<i>I.1. Introduction.....</i>	<i>8</i>
<i>I.2. L'histoire de l'imagerie médicale</i>	<i>8</i>
<i>I.3. L'image médicale.....</i>	<i>9</i>
<i>I.4. Techniques de l'imagerie médicale.....</i>	<i>10</i>
<i>I.4.1 Radiologie</i>	<i>11</i>
<i>I.4.2 Médecine nucléaire</i>	<i>12</i>
<i>I.4.3 Dentisterie.....</i>	<i>13</i>
<i>I.5.L'image ultrasonore.....</i>	<i>13</i>
<i>I.5.1 L'onde ultrasonore.....</i>	<i>13</i>
<i>I.5.2 Le faisceau ultrasonore.....</i>	<i>16</i>
<i>I.5.3 L'échographe</i>	<i>19</i>
<i>I.6 Conclusion.....</i>	<i>25</i>
<i>Références.....</i>	<i>26</i>

I.1. Introduction

L'imagerie médicale regroupe les moyens d'acquisition et de restitution d'images du corps humain à partir des différents phénomènes physiques tels que l'absorption des rayons X, la résonance magnétique nucléaire, la réflexion d'ondes ultrasons ou la radioactivité auxquels on associe parfois les techniques d'imagerie optique comme l'endoscopie. Apparues, pour les plus anciennes, au tournant du XX^e siècle, ces technologies ont révolutionné la médecine grâce au progrès de l'informatique en permettant de visualiser indirectement l'anatomie, la physiologie ou le métabolisme du corps humain. Développées comme outil diagnostique, elles sont aussi largement utilisées dans la recherche biomédicale pour mieux comprendre le fonctionnement de l'organisme. Elles trouvent aussi des applications de plus en plus nombreuses dans différents domaines tels que la sécurité ou l'archéologie.

I.2. L'histoire de l'imagerie médicale

Les débuts de l'imagerie médicale sont la conséquence des travaux de Wilhelm Röntgen sur les rayons X [1]. En travaillant sur les rayons cathodiques en 1895, il effectue une expérience qui consiste à décharger le courant d'une bobine de Ruhmkorff dans un tube à vide placé dans une boîte en carton. Il parvient à observer la fluorescence d'un écran de platinocyanure de baryum situé à l'extérieur de celle-ci [2]. Après avoir renouvelé l'expérience avec plusieurs matériaux, il remarque que ces rayonnements sont capables de traverser la matière. Il remarque également que la densité sur l'écran dépend du matériau traversé comme du papier, du caoutchouc, du verre ou du bois. Il a alors l'idée de placer sa main devant le tube et observe « des ombres plus sombres de l'os sur l'image que les ombres de la main² ». Il s'agit donc de ce qui va devenir le principe de la radiographie. D'autres essais le conduisent à l'utilisation de films photographiques dont les premiers clichés anatomiques radiographiques sur sa femme Anna Berthe Roentgen le 22 décembre 1895 [3]. Wilhelm Röntgen reçoit le

premier prix Nobel de physique en 1901 « en témoignage des services extraordinaires rendus par sa découverte des remarquables rayons ultérieurement nommés d'après lui».

À côté des rayons X, d'autres principes physiques ont été découverts tout au long du XX^e siècle, inspirant, souvent de nombreuses années après, de nouvelles techniques d'imageries médicales.

Ainsi, la propagation des ultrasons était utilisée par les SONAR (SOund NAvigation Ranging) dès 1915 (pour détecter les icebergs suite au naufrage du Titanic); c'est un demi-siècle plus tard (en 1955) qu'Inge Edler (1911-2001), un cardiologue suédois, a eu l'idée de mettre au point sur ce principe l'échographie pour diagnostiquer les sténoses mitrales. La résonance des noyaux des atomes (résonance nucléaire) soumis à un champ magnétique a été découverte en 1945 par les physiciens américains Edward Purcell et Felix Bloch ; c'est en 1973 que le chimiste américain Paul C Lauterbur obtient, chez un animal, le premier cliché en imagerie par résonance magnétique. De la résonance des noyaux des atomes a également découlé la spectroscopie par résonance magnétique, disponible depuis les années 1980. Enfin, la découverte de la radioactivité naturelle par Henri Becquerel, Pierre et Marie Curie en 1898, puis de la radioactivité artificielle par Irène et Frédéric Joliot-Curie en 1934, ont conduit au développement de la médecine nucléaire, avec la scintigraphie dans les années puis la tomographie par émission de positons (TEP) [4].

I.3. L'image médicale

Une image médicale peut être définie comme la représentation des variations spatiales et temporelles d'une ou de plusieurs propriétés physiques d'un sujet sous investigation.

On parle d'images statiques lorsque la variation temporelle de la propriété n'est pas prise en considération, autrement on parle d'images dynamiques.

Les images sont soit des projections planaires du sujet soit des coupes tomographiques (du grec "tranche") à travers lui.

La coupe peut être transversale, sagittale ou coronale selon son orientation dans le repère lié au sujet, comme le montre la figure (I.1) [5].

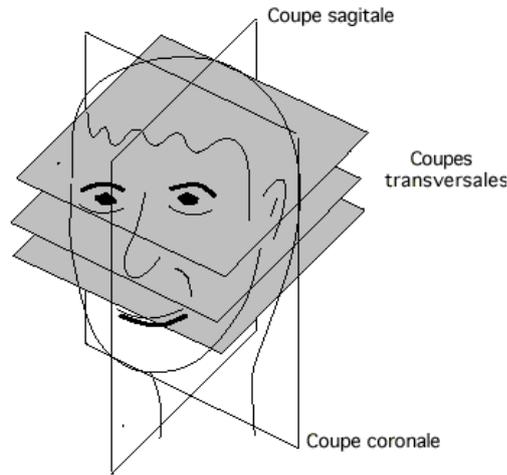


Figure I.1 : les différentes coupes de l'image médicale

I.4. Techniques d'imagerie médicale

Suivant les techniques utilisées, les examens d'imagerie médicale permettent d'obtenir des informations sur l'anatomie des organes (leur taille, leur volume, leur localisation, la forme d'une éventuelle lésion, etc.) ou sur leur fonctionnement (leur physiologie, leur métabolisme, etc.). Dans le premier cas on parle d'imagerie structurelle et dans le second d'imagerie fonctionnelle.

Parmi les méthodes d'imagerie structurelles les plus couramment employées en médecine, on peut citer d'une part les méthodes basées soit sur les rayons X (radiologie conventionnelle, radiologie digitale, tomodensitomètre ou CT-scan, angiographie, etc.) soit sur la résonance magnétique nucléaire (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), les techniques électro physiologiques qui

mesurent les modifications de l'état électrochimique des tissus (en particulier en lien avec l'activité nerveuse), les techniques issues des l'IRM dite fonctionnelle ou encore les mesures thermographiques ou de spectroscopie infrarouge [4].

I.4.1 Radiologie

Dans le domaine de la radiologie, des images diagnostiques sont obtenues au moyen de rayons X, d'ondes sonores ou de champs magnétiques.

La radiologie utilise cinq techniques d'imagerie médicale :

I.4.1.1 La radiographie

La radiographie prend une photo représentant l'intérieur du corps avec des rayons X . C'est l'examen le plus ancien et le plus utilisé en imagerie médicale , tant pour la médecine que pour la dentisterie.

Cette technique est rapide , économiquement avantageuse et donc largement répandue . Les rayons X sont des rayonnements ionisants . La radiographie expose le patient à une dose de radiation relativement faible par rapport à la tomographie par ordinateur.

I.4.1.2 La radioscopie

La radioscopie (ou "fluoroscopie") utilise des rayons X pour produire sur un écran une image mobile de l'intérieur du corps en temps réel . Par comparaison, la radiographie est à la photo ce que la radioscopie est à la vidéo . La radioscopie est essentielle pour certains examens (de l'appareil digestif, par exemple) et lors des opérations.

I.4.1.3 La tomographie par ordinateur (CT)

Tout comme la radiographie, la tomographie par ordinateur (en abrégé CT, pour Computed Tomography) utilise des rayons X , mais elle permet de réaliser un nombre plus important d'images. Il s'agit de coupes transversales du corps qui , ensemble, couvrent tout un volume. Le patient est donc "scanné", d'où l'appellation courante de "scanner" pour la tomographie par ordinateur. Un grand nombre d'informations sont recueillies très rapidement. Un CT expose en général le patient à une dose de radiation plus élevée qu'une radiographie.

I.4.1.4 L'échographie

L'échographie utilise des sons. Elle n'a pas d'effet connu sur la santé . La fréquence de ces sons est tellement élevée (ultrasons) que l'être humain ne peut les entendre . Des images sont formées à partir des réflexions de ces ultrasons ou "échos". Cette partie sera expliquée en détail dans la section (I.5).

I.4.1.5 La résonance magnétique

L'imagerie par résonance magnétique (en abrégé IRM) utilise un champ magnétique puissant et des ondes radio pour fournir des images de l'intérieur du corps. Tout comme l'échographie, l'IRM n'utilise pas de rayonnements ionisants. Elle constitue donc une alternative au CT pour certaines indications [6].

I.4.2 Médecine nucléaire

La médecine nucléaire utilise des radio-isotopes pour obtenir des images diagnostiques. Les techniques consistent à injecter au patient un produit contenant des radio-isotopes. Ce produit radioactif est absorbé par une partie spécifique du corps (par exemple les

os) et émet des rayonnements ionisants. Lorsque ces rayonnements ionisants quittent le corps, ils sont détectés et transformés en une image (par exemple du squelette). Le corps élimine rapidement le produit radioactif, notamment par l'urine. Pendant un tel examen, le patient est exposé à une dose de radiation comparable à celle émise lors d'un CT.

I.4.3 Dentisterie

Les techniques d'imagerie médicale sont également utilisées en chirurgie dentaire. Grâce à elles, les dentistes peuvent déceler les pathologies à un stade précoce. Les deux principales techniques d'imagerie utilisées en dentaire sont la radiographie et la tomographie par ordinateur (CT) [7].

I.5. L'image ultrasonore

I.5.1 L'onde ultrasonore

L'onde sonore est une onde mécanique qui nécessite un milieu matériel élastique et déformable pour se propager. Elle consiste en une propagation de proche en proche d'une déformation qui provoque localement des variations de pression et des oscillations des molécules autour de leur position d'équilibre [8].

I.5.1.1 Caractéristiques de l'onde ultrasonore

Vitesse de propagation et impédance : La célérité de l'onde dépend uniquement des caractéristiques du milieu matériel traversé qui sont son élasticité et sa densité :

$$c^2 = E/\rho \tag{I.1}$$

Avec E et ρ l'élasticité et la densité du tissu étudié, et c , la célérité de l'onde. Contrairement au cas des solides la vitesse du son dans les tissus mous est pratiquement uniforme et voisine de celle de l'eau. Les vitesses du son pour différents organes sont données dans le tableau (I.1), fournies à titre indicatif. Dans les tissus mous, la célérité variant peu, on

considère qu'elle a une valeur moyenne de 1540m/s. Il est important de noter que pour les os et l'air, la vitesse des ultrasons est très différente de cette valeur moyenne.

Le comportement d'un milieu vis-à-vis des ultrasons est exprimé par une constante appelée impédance acoustique Z . Celle-ci dépend de la masse volumique et de la compressibilité du milieu :

Milieu de propagation	Densité (kg /m ³)	Vitesse (m/s)	Impédance acoustique (Ω)
Air	1,2	333	0,4 10 ³
Sans	1,06 10 ³	1566	1,66 10 ⁶
Os	1,38-1,81 10 ³	2070-5350	3,75-7,38 10 ⁶
Cerveau	1,03 10 ³	1505-1612	1,55-1,66 10 ⁶
Graisse	0,92 10 ³	1446	1,33 10 ⁶
Rein	1,04 10 ³	1567	1,62 10 ⁶
Poumon	0,40 10 ³	650	0,26 10 ⁶
Foie	1,06 10 ³	1566	1,66 10 ⁶
Muscle	1,07 10 ³	1542-1626	1,55 10 ⁶
Rate	1,06 10 ³	1566	1,66 10 ⁶
Eau distillé	1,00 10 ³	1480	1,48 10 ⁶

Tableau I.1 : Paramètres acoustiques des différents organes du corps humain en comparaison avec l'air et l'eau distillé (milieux de références) [9]

$$Z = \sqrt{\frac{\rho}{\chi}} \tag{I.2}$$

avec ρ la densité et χ la compressibilité du milieu. Elle traduit l'aptitude d'un milieu donné à la pénétration des ultrasons et s'exprime en $kg/m^2/s$. L'impédance pour différents organes est donnée dans le tableau (I.1). Elle est faible pour l'air et très élevée pour les os.

Fréquence et longueur d'onde : La longueur d'onde λ mesure l'étendue spatiale d'un cycle de variation. La longueur d'onde est reliée à la fréquence f par la relation : $\lambda = c/f$.

Les ultrasons utilisés dans le diagnostic médical ont une fréquence comprise entre 3 et 12 MHz. La longueur d'onde représente le « pouvoir de résolution ». En échographie les résolutions sont de l'ordre du millimètre [10].

I.5.1.2 Interaction de la matière

Les ondes ultrasonores interagissent avec la matière qu'elles traversent. Il se produit alors plusieurs phénomènes qui aboutissent à leur atténuation :

- une absorption dans les milieux homogènes
- des réflexions, réfractions et diffusions dues aux changements de milieux.

Absorption dans un milieu homogène Lors de la propagation l'onde ultrasonore cède une partie de son énergie au milieu : il y a absorption de l'énergie et l'intensité du faisceau diminue. Cette diminution est totalement différente de celle due à l'augmentation de la surface de l'onde. Cette absorption suit une loi exponentielle :

$$I(x) = I_0 e^{-\alpha x} \quad (\text{I.3})$$

Avec I l'intensité à la distance x . I_0 l'intensité initiale, α le coefficient d'absorption et x la distance à la source.

Le coefficient d'absorption α est proportionnel au carré de la fréquence f . Ainsi quand la fréquence augmente le phénomène d'absorption s'intensifie : pour explorer des régions profondes telles que l'abdomen il est nécessaire d'utiliser des fréquences basses (3-5 MHz).[11].

Réflexion et Réfraction : Lorsqu'une onde ultrasonore passe d'un milieu M_1 à un milieu M_2 une partie de son énergie est réfléchi. L'importance relative de cet écho par rapport à l'onde incidente dépend de la valeur de l'interface. Lorsque l'onde ultrasonore atteint perpendiculairement l'interface, le coefficient de réflexion R est donné par la formule suivante :

$$R = \left(\frac{Z_2 - Z_1}{Z_2 + Z_1} \right)^2 \quad (\text{I.4})$$

Avec R le coefficient de réflexion Z_1 l'impédance du milieu M_1 et Z_2 l'impédance du milieu M_2 .

Atténuation : au total l'énergie du faisceau ultrasonore s'épuise rapidement dans les milieux traversés et ce d'autant plus qu'ils sont hétérogènes. Cette atténuation est bien sûr le fait de l'absorption mais aussi des réflexions itératives de la diffusion et de la divergence du faisceau.

Alors que l'absorption obéit une loi exponentielle décroissante l'atténuation décroît par paliers irréguliers beaucoup plus rapidement. Il faut de plus rajouter le fait que les échos que l'on cherche à recueillir doivent parcourir la même distance et aborder le même nombre d'interfaces. Ainsi les échos qui reviennent sur la sonde sont particulièrement faibles [12].

I.5.2 Le faisceau ultrasonore

Le faisceau d'ultrasons émis est fait d'un faisceau principal qui regroupe 90 % de l'énergie ultrasonore et de deux faisceaux secondaires appelés lobes latéraux qui présentent une angulation par rapport à la direction du faisceau principal. Leur intensité est faible, mais ils peuvent être dans certains cas à l'origine d'artefacts de localisation spatiale. Pour supprimer les échos liés aux lobes latéraux, des pondérations sont mises en œuvre au cours du traitement du signal (fonctions d'apodisation) [13].

I.5.2.1 Faisceau d'une onde plane

Les grandes fréquences des ultrasons (supérieures à 1 MHz) autorisent la création de faisceaux c'est à dire d'une onde directionnelle. Lorsque la source est plane le front d'onde est plane. Contrairement aux ondes sphériques la surface n'augmente pas avec la distance. Ainsi l'intensité ne décroît pas avec la distance et la pénétration des ultrasons est sensiblement améliorée.

Soit une source d'ouverture a vibrant en phase on souhaite connaître le champ acoustique au point M situé loin de la source et défini par l'angle θ avec la normale.

Lorsque M est sur l'axe, les contributions des différents points de la source arrivent quasiment en même temps. Cependant lorsque M s'écarte de l'axe la situation change car les écarts de distance augmentent (figure I.2 (a)). Si la différence de distance entre PM et OP représentée par OH vaut exactement $\lambda/2$, les ondes issues de P et O arriveront en opposition de phase. On a alors une interférence destructrice. Lorsque le phénomène se produit on a $OH = \lambda/2 = a \sin \theta$ soit $\sin \theta = \lambda/2a$.

Le diagramme de rayonnement en fonction de θ , lorsque M est loin de la source, est représenté sur la figure (I.2(b)) [14].

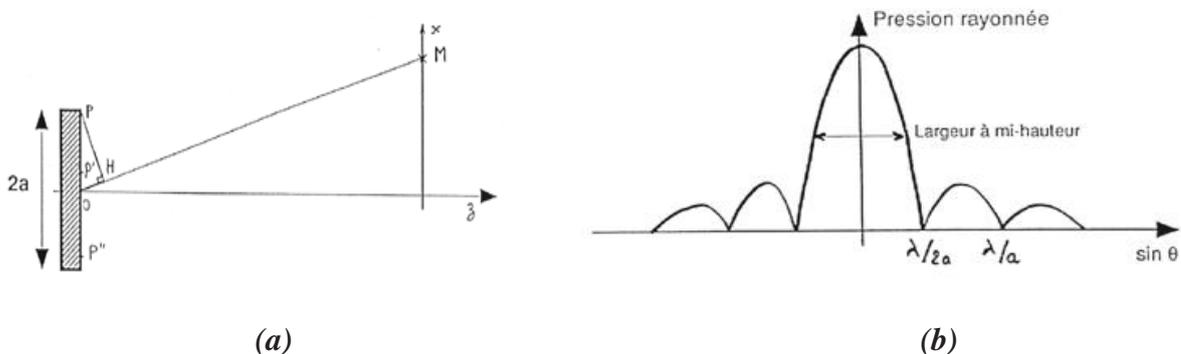


Figure I.2 : Faisceau d'une onde plane. (a) cas où le point M s'écarte de l'axe ; (b)

Diagramme de rayonnement.

I.5.2.1 La focalisation

la focalisation a pour effet de rapprocher le dernier maximum de la pression acoustique $p(0,z)$ sur l'axe acoustique, et d'augmenter l'amplitude de ce maximum. La distance focale acoustique (ou plus simplement focale acoustique) f_{ac} est donnée par la position de ce dernier maximum.

Obtention de la focalisation : Divers moyens sont utilisés pour focaliser les faisceaux ultrasonores, citons :

- **Lame piézoélectrique incurvée de rayon de courbure R :** La distance focale est égale au rayon R .

- Focalisation électronique : Très utilisée dans le domaine médical, cette focalisation utilise un grand nombre de transducteurs élémentaires dont on décale l'excitation. En effet, si tous les transducteurs étaient excités en même temps, l'onde résultante serait une onde quasiment plane. Dans le cas où, grâce à des retards électroniques, les transducteurs du bord sont excités en premier, et ensuite ceux du centre, on peut créer une onde résultante sphérique. Un des intérêts d'un tel système est de pouvoir changer rapidement la focalisation.

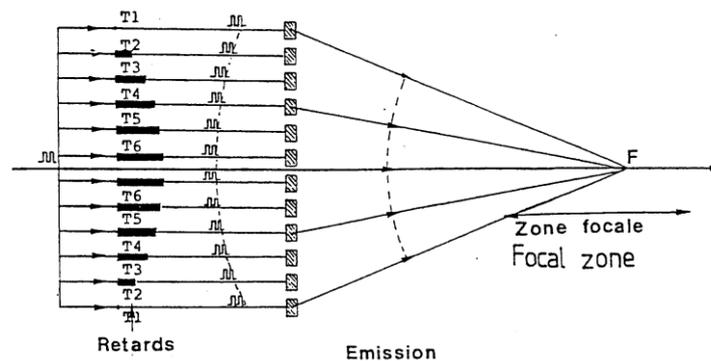


Figure I.3 : Focalisation électronique.

- Lentille acoustique : Comme en optique, on accole à l'élément piézo-électrique une lentille qui peut être moulée directement sur la face avant du transducteur. Contrairement à l'optique, la focalisation nécessite une lentille concave pour obtenir une convergence du faisceau, car le matériau utilisé pour la lentille a généralement une vitesse de propagation plus grande que le milieu de propagation dans lequel vont être créées les ondes.

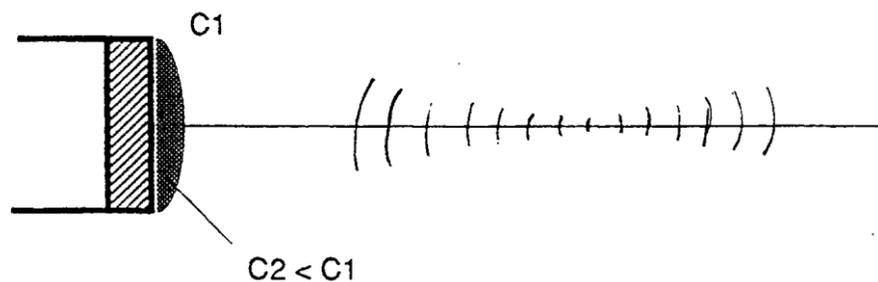


Figure I.4 : Focalisation par lentille acoustique

Focalisation après la traversée d'une interface plane : On utilise un transducteur focalisé plongé dans l'eau pour contrôler une pièce dont l'interface d'entrée est plane. Les

vitesse des ondes longitudinales dans l'eau et le milieu sont respectivement V_1 et V_2 telles que $V_1 < V_2$. La présence de l'interface provoque un rapprochement du point focal F dans l'eau en F' , point focal dans la pièce. On notera que ce n'est pas la distance focale qui change, mais la variation de vitesse entre l'eau et la pièce qui rapproche le point focal à partir de l'interface [15].

I.5.3 L'échographe

I.5.3.1 Principe de fonctionnement de la sonde

Transducteur : Un transducteur est un élément qui transforme une forme d'énergie en une autre. Pour les sondes d'échographie, l'énergie électrique est convertie en ultrason et vice versa. Un microphone ou une enceinte réalise le même type de transformation pour les sons audibles. Le transfert d'énergie utilise l'effet piézoélectrique.

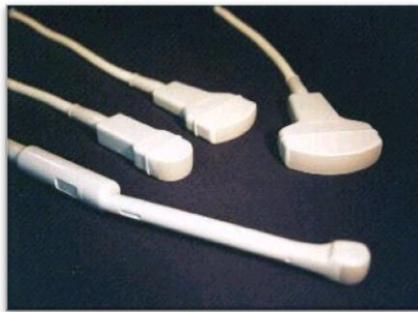


Figure I.5 : Transducteur

Effet piézoélectrique : L'effet piézoélectrique a été découvert en 1880 par Pierre et Jacques Curie. Son principe est que certains matériaux, comme les cristaux de quartz, ont la propriété de se charger lorsqu'ils sont comprimés et, inversement, de se déformer (comprimer) lorsqu'ils sont chargés. Les transducteurs contenus dans les sondes d'échographie sont généralement des céramiques de Plomb Zirconate de Titane (PZT).

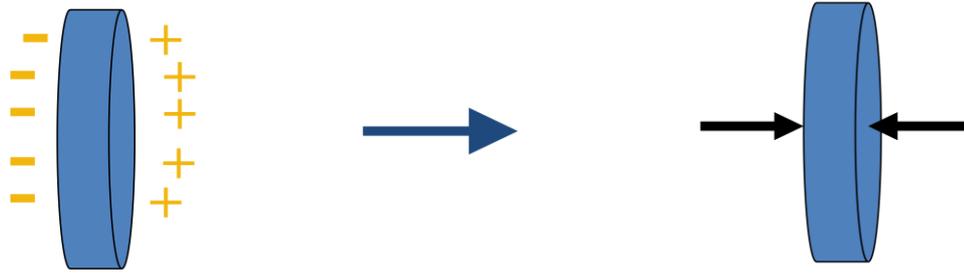


Figure I.6 : Effet Piézoélectrique

En appliquant un courant alternatif sur un cristal piézoélectrique, le cristal se comprime et se décomprime alternativement et émet donc un son.

Dans une sonde d'échographie, l'excitation du cristal piézoélectrique est réalisée par une impulsion électrique, à la manière d'une cloche que l'on frappe. Le cristal entre alors en résonance et émet des ultrasons dont la fréquence dépend de l'épaisseur du cristal. La fréquence est d'autant plus élevée que le cristal est mince.

Principe de fonctionnement de l'échographe : Le même cristal piézoélectrique est utilisé pour émettre des ultrasons à partir d'une impulsion électrique et pour transformer en courant électrique les ultrasons qui reviennent vers la sonde après avoir été réfléchis. La sonde n'émet donc pas des ultrasons en continu, mais en salve. Pendant le reste de temps, la sonde est "à l'écoute" pour capter les ultrasons.

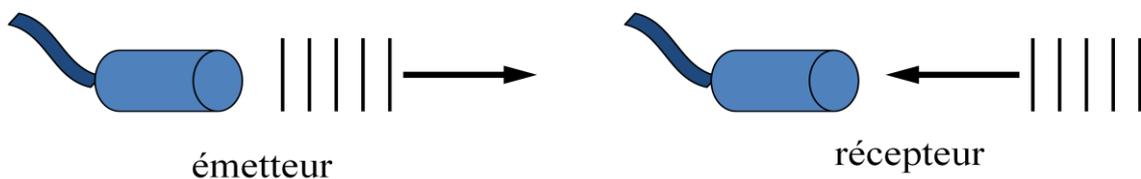


Figure I.7 : Principe de fonctionnement de l'échographie

La durée des salves est très courte, de l'ordre de quelques microsecondes, et correspond à l'émission de 3 à 4 cycles en moyenne. La durée de la salve est un élément très important car elle détermine en grande partie la résolution de l'image échographique. Plus elle est courte, meilleure est l'image. La durée de la salve dépend de la fréquence des ultrasons

(donc du cristal) et du matériel d'amortissement placé derrière le cristal, et que l'on peut comparer à une main placée sur le cloche.

La durée de la période d'attente est plus longue, de l'ordre de la milliseconde. La fréquence de répétition du cycle est donc de l'ordre du kHz, ce qui donne l'impression d'une imagerie en temps réel [16].

I.5.3.2 Les différents modes

Echographie A : Ce mode de présentation est mentionné pour mémoire car s'il a été le premier utilisé, il est pratiquement abandonné à l'heure actuelle. Les échos sont ici présentés sur l'écran d'un oscilloscope. L'échelle verticale correspond à l'amplitude des échos et l'échelle horizontale au temps qui s'écoule à partir de l'émission, c'est à dire à un facteur près à la profondeur d'où reviennent les échos.

L'échographie A est un mode unidimensionnel puisqu'on n'explore à la fois qu'une seule ligne qui est la ligne de tir de la sonde ultrasonore.

Echographie en mode B "temps réel" : Il y a une vingtaine d'années, les images échographiques étaient acquises par un balayage manuel (déplacement d'une sonde unique à la main) et quelques secondes étaient nécessaires pour obtenir une seule image.

Aujourd'hui, le déplacement du faisceau est assuré de façon automatique, rapide, ce qui permet d'obtenir chaque image en une fraction de seconde. Dans tous les cas, sur l'écran de visualisation, la présentation des échos est faite en "mode B" (brillance) c'est à dire que les échos sont représentés à un emplacement correspondant à leur profondeur mais leur amplitude sert à moduler la brillance du point lumineux.

Le mode TM (Time-Motion) : Ce mode sert à enregistrer le mouvement des structures situées sur une ligne d'exploration. Il se pratique soit avec une sonde unique, soit avec une sonde d'appareil en temps réel en choisissant l'une des lignes de l'image. Par convention, comme en imagerie, les échos de la ligne explorée sont représentés verticalement,

la surface étant en haut de l'écran, la profondeur vers le bas. Les échos sont affichés en mode B (brillance).

Pour enregistrer les mouvements des structures situées sur cette ligne, on la fait défiler transversalement sur l'écran (écran à mémoire), la sonde restant en principe immobile. On obtient ainsi des courbes caractéristiques des structures situées sur cette ligne de tir. L'échelle verticale représente la profondeur (souvent marquée par un point positionné toutes les 0,5 s). Le mode TM est aussi appelé "échocardiographie unidimensionnelle" puisqu'il n'explore qu'une seule ligne, ce qui l'oppose à l'échographie bidimensionnelle (appellation cardiologique du "temps réel").

Imagerie doppler : Il est possible de superposer à une échographie en temps réel une image représentant "l'information Doppler" en chaque point: cette information est présentée suivant une échelle de couleurs ce qui la différencie des échos habituels, on fait apparaître sous forme de couleurs différentes les flux s'éloignant ou se rapprochant de la sonde. Ainsi au niveau du cœur pourra-t-on voir sur l'écran en noir et blanc les échos des parois, des valves, et en couleur les cavités, en fonction des caractéristiques du flux sanguin en chaque point [17].

I.5.3.3 Formation de l'image

Les échos provenant des différentes lignes du balayage qui composent le plan de coupe parviennent à la sonde et subissent une succession d'opérations pour fournir une image en échelle de gris représentative des interfaces et de la diffusion. L'image se forme en temps réel.



Figure I.8 : Image échographique

Amplification, démodulation et redressement : Le signal électrique analogique très faible est immédiatement amplifié. La fréquence ultrasonore "porteuse" est ensuite supprimée puis un redressement est effectué.

Numérisation : Un convertisseur analogique-numérique assure ensuite sa numérisation :

- l'échantillonnage est adapté au remplissage d'une matrice habituellement de 512 x 512.
- la quantification s'effectue sur 16, 64 ou 256 niveaux.
- l'adressage dans la matrice dépend de la ligne ultrasonore étudiée et du temps de retour de l'écho.

Traitement de l'image

- **Réglage du gain :** Une même interface donne un écho dont l'amplitude, à cause de l'atténuation, dépend de sa profondeur : les échos provenant de la profondeur sont plus faibles que les proximaux. Pour homogénéiser le contraste en profondeur, il faut appliquer une amplification compensatrice de l'atténuation.
- **Interpolation :** Le nombre de lignes de tir est de l'ordre de 100 : pour remplir les 512 colonnes de la matrice, une interpolation à partir des échos les plus proches est réalisée. Ceci est particulièrement nécessaire en distalité pour les balayages sectoriels.
- **Lissage :** Afin de rendre moins brutales les variations d'amplitude d'échos voisins, un "moyennage" est réalisé : lissage spatial. De même, un lissage temporel est effectué entre deux valeurs successives d'un même point de l'image.
- **Compression logarithmique :** Entre les échos les plus faibles et les échos les plus forts, existe un rapport de l'ordre de 100. Afin de privilégier, sur une échelle de gris de 16, les échos les plus faibles (échos de structure), une fonction logarithmique leur est appliquée. La pente de cette fonction ou gamma peut être choisie par l'opérateur.

- **Zoom** : Il est possible de visualiser tout ou partie de la profondeur de l'image, ce qui réalise un effet d'agrandissement.
- **Post-traitement** : Il s'agit de traitements réalisables sur la ou les dernières images numériques stockées : zoom à la lecture, modification du gamma, mesure des distances, des surfaces [18].

I.5.3.4 Qualité de l'image

Résolution spatiale : Elle est différente en échographie selon les trois axes :

- **Résolution axiale** : c'est l'aptitude à différencier des détails placés dans l'axe de propagation des ultrasons. Elle est de l'ordre du millimètre et dépend de la longueur d'onde qui en est la limite théorique (elle diminue quand la fréquence augmente) et de la durée de l'impulsion (importance de l'amortisseur).
- **Résolution latérale dans le plan de coupe** ou aptitude à différencier les détails placés dans le plan de coupe perpendiculairement à l'axe de propagation des ultrasons. Elle est moins bonne que la précédente et est liée au diamètre du faisceau lui-même dépendant de l'ouverture à l'émission, de la focalisation et de la profondeur et à la densité des lignes ultrasonores qui est de l'ordre de 250, limité par la profondeur d'exploration et le taux de renouvellement de l'image ou TRI.
- **résolution transversale perpendiculairement au plan de coupe** : c'est l'épaisseur de la coupe qui dépend de la focalisation transversale.

Résolution en contraste : L'aptitude à détecter de faibles différences d'amplitude est liée à la dynamique ou différence entre amplitudes maximale et minimale. Cette dynamique est excellente au niveau de la sonde où elle est liée à la qualité de l'amortissement. Elle est

limitée en fait par la numérisation (quantification sur un nombre limité de niveaux de gris [19]).

I.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le volet généralité de ce travail, à savoir l'imagerie médicale, son histoire et ses différentes techniques de formation. Une attention particulière a été dédiée aux ondes ultrasonores et aux faisceaux ultrasoniques en fonction de ses différents modes.

Les techniques pour les applications médicales continuent d'évoluer très rapidement dans le domaine du diagnostic et du guidage thérapeutique ainsi une nouvelle étape pourrait être franchie prochainement avec le développement du télédiagnostic ultrasonore, de l'imagerie 3D rapide, et de l'utilisation des ultrasons de puissance pour le traitement des lésions.

Références

- [1] S. Webb, «The contribution, history, impact and future of physics in medicine», *Acta Oncologica*, n 48, p. 169-177. 2009
- [2] O. Glasser, « Traduction anglaise de la publication de Wilhelm Röntgen « Über eine neue Art von Strahlen », 1945.
- [3] A. Syrota, « Imagerie Médicale : trois exemples d'innovation », *ADSP* n° 42 Mars 2003.
- [4] G. Frija et B. Mazoyer, « L'Imagerie Médicale », Université de Caen et Paris. 2002.
- [5] A. Meziane « Systèmes d'Information en Imagerie Médicale : Moyen de Diagnostic, de Thérapie et d'Economie » Centre de Recherche sur l'Information Scientifique et Technique Ben Aknoun. *RIST VOL. 11, N° 02*, 2001.
- [6] http://lsiit-miv.u-strasbg.fr/miv/index.php?contenu=dispositifs_imagerie_medicale.php
- [7] <http://www.pasderayonssansraisons.be/fr/content/techniques-dimagerie-medical>
- [8] G. Giuseppe, « L'onde ultrasonore propriétés physiques semiologie et artefacts ».CHUV, France, Avril 2007.
- [9] M. Berson. « Physique des ultrasons modes échographiques et structure des appareils d'échographie ». Université de Tours. France, 2000.
- [10] F. Rousseau. « Méthodes d'analyse des images et de calibration pour l'échographie 3D en mode main libre » Phd l'universite de Rennes 1. France, 2003.
- [11] N.Bouhlel, « Caractérisation de texture d'échographie RF par champ markovien », Phd. Université René Descartes - Paris 5. France, 2006.
- [12] A. Wackenheim, G. Zöllner. Ed. Masson, «Informatique et imagerie médicale», *Iconothèques et Ouvrages Multimédia en Imagerie médicale*. Université de Rennes1. France. pp 155-165, 1995.

- [13] MP. Revel. « Physique des Ultrasons ». Encycl Méd Chir, Radiodiagnostic - Principes et techniques d'imagerie, Elsevier, Paris P 14, France 1999
- [14] F. Patat, « Formation de faisceaux ultrasonores », Cours de DEA SIBM Université de Tours, France, 2000.
- [15] J. Lefebvre, P. Lasaygue, C. Potel, J. Belleval, P. Gatignol, « l'acoustique Ultrasonore et ses Applications, 1ère partie ». Acoustique et Techniques, n° 36, P 4-11, France 2004.
- [16] P. Barthez. « L'Image Ultrasonore: Formation de L'image 1D ». 2003. <http://tetelin.free.fr/all/elec/elec/capteurs/ultrasons/E1-notes.html>.
- [17] B. Richard. « Les différentes techniques échographiques » Université Paris V. France .2011.
- [18] J.C. Solacroup, N. Grenier « Imagerie Ultrasonore ». 2011. www.med.univ-rennes1.fr.
- [19] RN Rohling, AH Gee, L Berman. « Automatic Registration of 3-D Ultrasound images ». Ultrasound in medicine and biology 24, p841-854.1998

Chapitre II : Le bruit dans l'imagerie médicale

Sommaire

<i>II.1. Introduction</i>	<i>29</i>
<i>II.2. Notions de bases</i>	<i>29</i>
<i>II.3. Différents types de bruit dans l'imagerie médicale</i>	<i>32</i>
<i>Bruit Gaussien</i>	<i>32</i>
<i>Bruit de Poisson.....</i>	<i>33</i>
<i>Bruit Ricien.....</i>	<i>34</i>
<i>II.4. Différentes méthodes de filtrage</i>	<i>35</i>
<i>II.5. Conclusion</i>	<i>39</i>
<i>Références.....</i>	<i>40</i>

II.1. Introduction

Les Images nucléaires sont généralement les plus bruyantes. Le bruit est également significatif en IRM, TDM et l'échographie. Par rapport à celles-ci, la radiographie produit des images avec le moins de bruit. Les images radioscopiques sont un peu plus bruyantes que les images radiographiques. La photographie conventionnelle produit des images relativement sans bruit, sauf le grain du film devient visible

Toutes les images médicales contiennent un peu de bruit visuel. La présence de bruit donne à l'image un aspect marbré, granuleuse, texture, ou neigeux. La figure bruit de l'image provient d'une variété de sources, comme nous allons le découvrir. Aucune méthode d'imagerie n'est libre de bruit, mais le bruit est beaucoup plus répandu dans certains types de procédures d'imagerie que dans d'autres [1].

II.2. Notions de base

Le signal : La représentation analogique d'une grandeur physique est généralement assurée par un signal électrique, c'est-à-dire un courant ou une tension variant en fonction du temps.

Cependant il est possible de remplacer ce signal continu par une suite de mesures dont on note le résultat sous forme de nombres, c'est la numérisation

Le contraste : Le contraste caractérise la répartition lumineuse d'une image. Visuellement il est possible de l'interpréter comme un étalement de l'histogramme de luminosité de l'image.

Cas particuliers pour une image en noir et blanc :

- Pour un contraste nul, l'image observée est intégralement grise
- Pour un contraste maximum, chaque pixel de l'image est soit noir soit blanc [2].

Le contraste d'une image peut être relié à la différence d'intensité lumineuse arrivant physiquement sur le capteur par le biais de la gamme dynamique (également contour dynamique).

Contraste global d'une image : Le contraste global d'une image, souvent utilisé avec des mires de test pour déterminer la fonction de transfert de modulation d'un système optique est défini par Michelson par :

$$C_m = \frac{L_{max} - L_{min}}{L_{max} + L_{min}} = \frac{I_{max} - I_{min}}{I_{max} + I_{min}} \quad (\text{II.1})$$

Où L désigne la luminance et I l'intensité lumineuse. Ce contraste de Michelson est compris entre 0 et 1. Sa définition est analogue à celle de l'indice de modulation d'un signal modulé en amplitude.

Contraste local : La notion de contraste global d'une image n'est pas forcément adaptée à la photographie, ce qui explique qu'on lui préfère souvent une définition locale du contraste qui correspond à la perception des contours des éléments d'une image. On parle souvent de piqué en photographie pour désigner le contraste des contours.

La loi de Weber-Fechner définit le contraste C_w comme :

$$C_w = \frac{L_{zone} - L_{fond}}{L_{fond}} \quad (\text{II.2})$$

L_{zone} et L_{fond} désignent respectivement la luminance de l'objet et du fond directement aux abords de l'objet. Ce contraste mesure la perception que l'on a d'un objet de luminance L placé sur un fond de luminance L_{fond} .

Une définition simplifiée est donnée par:

$$C_k = \frac{L_{zone}}{L_{fond}} \quad (\text{II.3})$$

Le bruit : comme tout dispositif de mesure physique, les données sont entachées de bruit. Il provient à la fois du patient (agitation thermique des protons à l'origine d'émissions parasites) et de la chaîne de mesure (convertisseurs analogique-numérique, antenne, etc) [3].

Le bruit est le signal aléatoire provenant du système de l'environnement, Il est toujours présent. A noter que le bruit dans l'imagerie médicale n'est pas un parasite [4].

Il est généralement souhaitable pour la luminosité de l'image (ou la densité du film) d'être uniforme, sauf là où il passe à former une image. Il existe, cependant, les facteurs qui ont tendance à produire des variations de la luminance d'une image affichée même si aucun détail de l'image n'est présent. Cette variation est généralement aléatoire et n'a pas de modèle particulier. Dans de nombreux cas, il réduit la qualité de l'image qui est particulièrement importante lorsque les objets étant imagées, petites et de faible contraste. Cette variation aléatoire de luminosité de l'image est désigné comme bruit [1].

Le rapport signal sur bruit RSB : Le bruit est généralement défini par le Rapport Signal sur Bruit (RSB) aussi appelé en anglais Signal to Noise Ratio (SNR). Le RSB permet d'évaluer l'influence du signal par rapport au bruit dans l'image et qui peut être évalué de plusieurs façons : soit entre deux régions d'intérêt, soit à partir de deux acquisitions identiques, soit pixel par pixel sous la forme d'une carte de RSB des pixels. Dans cette thèse nous nous intéresserons à la première méthode afin de mesurer le RSB d'une région particulière. L'équation correspondante est :

$$RSB = 10 * \log \left(\frac{\text{moy}(ROS)}{\text{sd}(RON)} \right)^2 (db) \quad (II.4)$$

Le RSB dans l'image dépend alors de la moyenne des niveaux de gris des pixels d'une région contenant de signal notée ROS (Region of Signal) et de l'écart type des niveaux de gris des pixels d'une région supposée ne contenir que du bruit notée RON (Region of Noise). Cette dernière région peut-être le fond de l'image (zone d'air).

Cette formule est valide si deux conditions sont réunies :

- La distribution statistique de l'intensité du signal sur le fond suit une distribution de Rayleigh. C'est le cas des images dont les d'amplitudes ont été calculées à partir d'un seul jeu de données brutes.
- La distribution spatiale du bruit est homogène dans l'image. C'est le cas après une reconstruction standard de type transformée de Fourier.

Remarque : on calcule généralement l'écart-type du bruit plutôt que la moyenne parce que l'écart-type est moins sujet aux variations que la moyenne [5].

Le rapport contraste sur bruit RCB : Est la différence du signal dans deux zones rapportées à l'écart type du bruit. Il est utilisé pour déterminer la qualité d'image. Il est similaire au rapport signal-sur-bruit (SNR). L'équation correspondante est :

$$C = \frac{|S_A - S_B|}{\sigma_0} \quad (\text{II.5})$$

Où S_A et S_B sont respectivement l'intensité du signal des deux zones A et B et σ_0 est l'écart type du bruit [6].

II.3. Différents types de bruit dans l'imagerie médicale

Les trois types de bruit communs dans l'imagerie médicale sont Gauss, Poisson et Rice. Chaque fois que l'image contient les différents types de bruit non corrélé, la variance de bruit global σ_N^2 peut être exprimée en additionnant les contributions de bruit différentes [7].

$$\sigma_N^2 = \sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_n^2 \quad (\text{II.6})$$

II.3.1. Bruit gaussien

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

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (\text{II.7})$$

Où $f(x)$ est la densité de probabilité gaussienne (unidimensionnelle), μ et σ^2 représentent respectivement la moyenne et la variance.

On suppose que le bruit soit de moyenne nulle et de variance σ^2 , donc la densité de probabilité devient [8] :

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left[-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right] \quad (\text{II.8})$$

II.3.2 Bruit de Poisson

La statistique de Poisson va être abordée via un cas concret. L'analyse de l'arrivée de photons d'un signal lumineux de moyenne constante. Un rayonnement monochromatique de fréquence ν de luminosité h , observé pendant une durée T , apporte une énergie LT . Ce rayonnement est véhiculé par un nombre moyen de photons N obéissant à :

$$N = \frac{LT}{h\nu} \quad (\text{II.9})$$

La discrétisation du flux en quanta d'énergie implique que le nombre de photons arrivant par intervalle de temps fluctue autour de cette valeur moyenne.

Arrivée des photons : La probabilité de détecter n photons lorsque N sont attendus en moyenne s'écrit :

$$p(n) = \frac{N^n e^{-N}}{n!} \quad (\text{II.10})$$

C'est la loi de Poisson de moyenne N . Il faut retenir que :

- La probabilité maximale est obtenue pour $n = N$.
- L'écart-type de la distribution vaut \sqrt{N} .

Extrapolation aux grandes valeurs : Pour les grandes valeurs de N , on peut montrer que cette loi se confond très rapidement avec la gaussienne :

$$p(n) \propto \exp\left[-\frac{(n-N)^2}{2N}\right] \quad (\text{II.11})$$

En se basant sur la statistique gaussienne, on peut conclure que pour une valeur moyenne N , l'écart-type vaut \sqrt{N} . Il en résulte un point important : lorsque N croît, l'écart-type croît, mais le rapport écart-type/moyenne du signal décroît [9].

II.3.3 Le bruit Ricien

Pour connaître la nature du bruit dans les images médicales, on cherche à connaître sa distribution statistique. Il a été démontré que le bruit présent dans les images médicale suit une distribution de Rice, appelée aussi distribution Ricienne. La cause de ce bruit dans les images d'amplitude est la présence de bruit dans le plan fréquentiel à l'acquisition (k-space).

Dans le domaine fréquentiel, ce bruit présent à la fois dans les parties réelle et imaginaire du signal est supposé être un bruit gaussien non corrélé de moyenne nulle. La variance de ce bruit est la même dans les parties réelle et imaginaire.

L'amplitude du signal dans le domaine spatial peut être exprimée comme suit :

$$M = \sqrt{(A + n_1)^2 + n_2^2} \quad (\text{II.12})$$

Avec M l'amplitude du signal acquis, A le signal d'origine sans bruit n_1 et n_2 et les variables correspondantes aux bruits gaussiens non corrélés de moyenne nulle et d'égale variance σ_n^2

La densité de probabilité (Figure II.1) d'une telle fonction suit une distribution Ricienne notée :

$$p(M|A) = \frac{M}{\sigma_n^2} * \exp\left(\frac{-M^2 + A^2}{2\sigma_n^2}\right) * I_0\left(\frac{AM}{\sigma_n^2}\right) * u(M) \quad (\text{II.13})$$

I_0 est la fonction de Bessel d'ordre 0 et $u(M)$ est la fonction de Heaviside qui est une fonction échelon où M est valide uniquement pour ses valeurs positives.

Au niveau du fond de l'image le *RSB* est égal à zéro, la densité de probabilité Ricienne peut donc être réduite à une distribution de Rayleigh notée :

$$P(M|A) = p((M|A = 0, \sigma_n) = \frac{M}{\sigma_n^2} * \exp\left(\frac{-M^2}{2\sigma^2}\right) * u(M) \tag{II.14}$$

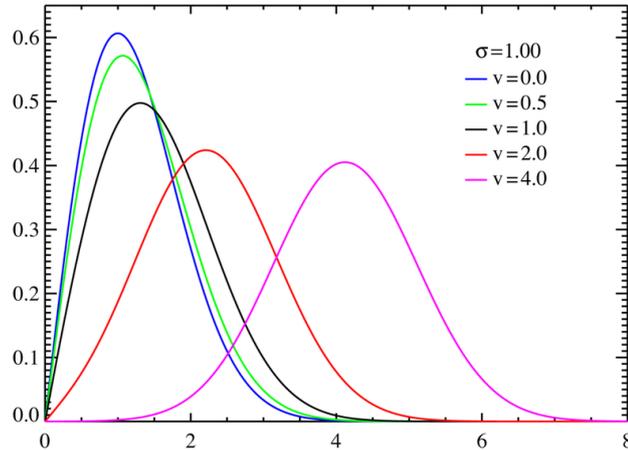


Figure II.1 : Fonction de Densité de Probabilité [6].

Sur le schéma, la variable *v* correspond à la moyenne du signal d'origine notée. Si *v*=0, alors la distribution est réduite à une distribution de Rayleigh. Quand *v*=4, la distribution tend vers une distribution gaussienne [5].

II.4. Différentes méthodes de filtrage

Les méthodes dans ce domaine sont nombreuses et variées. On se polarisera sur les méthodes de filtrage à 2 dimensions.

II.4.1 filtrage linéaire

II.4.1.1 Filtre spatial

Le filtrage spatial est essentiellement une opération de convolution (2D). Si *f* est l'image à filtrer (ou à rehausser) et *g* le filtre spatial (ou PSF – Point Spread Function ou masque) on a :

$$f(x, y) * g(x, y) = F^{-1} \left\{ F(f(x, y)) \cdot \frac{F(g(x, y))}{G(u, v)} \right\} \tag{II.15}$$

Sachant que x est le signal périodique, y est donc la sortie, F est la transformée de Fourier, F^{-1} est la transformée de Fourier inverse, G est la fonction de transfert du filtre. Une image numérique étant essentiellement discrète (pixels et niveaux de gris) nous allons présenter les filtres dans le cas discret.

Dans tout ce qui suit x et y sont des entiers (coordonnées des pixels) et f est à valeurs entières (dans $\{0, \dots, 255\}$). Comme dans le cas unidimensionnel, on peut distinguer trois types de filtrage :

Le filtre passe-bas : diminue le bruit mais atténue les détails de l'image (ou plus prononcé).

Le filtre passe haut : accentue les contours et les détails de l'image mais amplifie le bruit.

Le filtre passe-bande : élimine certaines fréquences indésirables présentes dans l'image [10].

II.4.1.2 filtrage fréquentiel

Filtre passe bas : on définit une fréquence de coupure σ_c au dessus de laquelle les fréquences sont annulées 'filtre idéal' :

$$H(\lambda, \mu) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sqrt{\lambda^2 + \mu^2} \leq \sigma_c \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II.16})$$

Il ya aussi le filtre passe bas de Butterworth d'où la fonction de transfert :

$$H(\lambda, \mu) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\sqrt{\lambda^2 + \mu^2}}{\sigma_c} \right)^{2n}} \quad (\text{II.17})$$

Filtre passe haut : Le filtre passe-haut idéal est obtenu de manière symétrique au passe-bas par :

$$H(\lambda, \mu) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sqrt{\lambda^2 + \mu^2} \geq \sigma_c \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

(II.18)

Le filtre passe haut de Butterworth est donné par :

$$H(\lambda, \mu) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\sigma_c}{\sqrt{\lambda^2 + \mu^2}} \right)^{2n}} \quad (\text{II.19})$$

Filtre passe bande : Ils permettent de ne garder que les fréquences comprises dans un certain intervalle :

$$H(\lambda, \mu) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sigma_c - \frac{\varepsilon}{2} \sqrt{\lambda^2 + \mu^2} \leq \sigma_c + \frac{\varepsilon}{2} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

(II.20)

ε Est la largeur de bande et σ_c la fréquence de coupure.

II.4.1.3 Filtre différentiel

Dans les modèles différentiels, on considère l'image comme une fonction continue $f: I \times I \rightarrow [0, 255]$ dont on étudie le comportement local à l'aide de ses dérivées. Une telle étude n'a de sens que si la fonction f est assez régulière. Ce n'est pas toujours le cas !! Une image noir et blanc sera discontinue (en fait continue par morceaux) les zones de discontinuité étant par essence les contours.

II.4.1.4 Filtrage par équations aux dérivées partielles

- Équation de la chaleur

- Mise en œuvre numérique : La mise en œuvre numérique se fait avec une Discrétisation en différences finies, la plupart du temps explicite en raison de la très grande taille des images (et donc des matrices associées) [10].

II.4.1.5 Déconvolution par un flou

Une autre source de perturbation d'une image est le flou. Un filtre de convolution passe-bas permet d'enlever le bruit additif. Cela s'explique par le fait que l'opérateur de convolution est régulier [8].

II.4.2 Filtrage non linéaire

II.4.2.1 Filtres médians

Le filtre médian (median filter) est un filtre non linéaire. Son principe consiste à remplacer un pixel par la médiane de ses voisins. Ainsi, même si plusieurs pixels voisins sont bruités, on peut corriger le pixel courant. Ce filtre induit cependant un lissage puisque même des pixels corrects peuvent être modifiés. De plus, ce filtrage est plus coûteux en temps de calcul car nécessite d'effectuer un tri des voisins pour chaque pixel. Plus le voisinage considéré est grand, plus l'algorithme sera coûteux [8].

II.4.2.2 Modèle de Peronna-Malik

Pour améliorer les résultats obtenus par l'EDP de la chaleur, Peronna et Malik ont proposée de modifier l'équation en y intégrant un processus de détection des bords [10].

II.4.2.3 Filtre de Wiener

Il est commun, quand on a affaire à des problèmes mal conditionnés, d'utiliser des techniques de régularisation. La solution s'obtient alors en employant un critère dont la solution optimale approxime la solution recherchée.

Dans le cas du filtre de Wiener, on recherche un filtre $W(u,v)$ tel que l'espérance mathématique de l'erreur quadratique moyenne entre l'image idéale inconnue et l'image reconstituée soit minimale: ainsi on ne risque pas de faire diverger la solution.

II.4.3 Filtrage variationnel

La définition du filtre de Wiener suggère fortement l'utilisation de méthodes variationnelles puisqu'il s'agit de minimiser des erreurs tout en se donnant un a priori sur l'image.

Etant donnée une image originale, on suppose qu'elle a été dégradée par un bruit additif v , et éventuellement par un opérateur R de flou. Un tel opérateur est souvent modélisé par un produit de convolution, et n'est pas nécessairement inversible (et même lorsqu'il est inversible, son inverse est souvent numériquement difficile à calculer). A partir de l'image observée $f = Ru + v$ (qui est donc une version dégradée de l'image originale u), on cherche à reconstruire u . Si on suppose que le bruit additif v est gaussien, la méthode du Maximum de vraisemblance nous conduit à chercher u comme solution du problème de minimisation [11].

$$\inf_u \|f - Ru\|_2^2 \quad (\text{II.21})$$

où $\|\cdot\|_2$ désigne la norme dans L^2 .

II.5. Conclusion

Le bruit n'est pas un parasite, il représente un signal aléatoire provenant du système et il est toujours présent.

Notre image source contient en majeure partie des hautes fréquences, ce qui nous amène à ajouter un bruit gaussien à cause de son type impulsionnel, donc des hautes fréquences. Ensuite, nous allons tenter de le supprimer à l'aide des filtres ondelettes et les réseaux de neurones cellulaires en se référant aux rapports signal sur bruit des images débruitées par ces différents filtres, comme nous allons le voir dans les chapitres suivants.

Références

- [1] P. Sprawls, « Physical principles of medical imaging », Gaithersburg, Aspen, 1993.
- [2] G. Laurent, « Ecrans plats et vidéoprojecteurs - 2e éd: Principes, fonctionnement et maintenance » Dunod, paris, 2014.
- [3] R. Moussa, « segmentation multi-agents en imagerie biologique et médicale : application aux IRM 3d » PHD, Université Bordeaux I, France 2011.
- [4] J. Pierre. « Bases Méthodologiques de l'imagerie médicale: notions de base sur l'image numérique » TASU, CHU et Université de Poitiers 2013
- [5] M. XAVIER , « Étude quantitative du mouvement de la paroi du cœur à partir d'images ciné-IRM par des méthodes fréquentielles de flux optique », thèse de doctorat, Université de Bourgogne, France, 2010.
- [6] http://en.wikipedia.org/wiki/Contrast-to-noise_ratio.
- [7] P. Gravel*, G. Beaudoin, and J. A. De Guise, « A Method for Modeling Noise in Medical Images ». Ieee Transactions On Medical Imaging, Vol. 23, No. 10, October 2004.
- [8] A.Khelalef, « Débruitage des images fixes par les techniques de l'intelligence artificielle » thèse de magister, Université de Batna. Algérie, 2012.
- [9] http://media4.obspm.fr/public/FSU/pages_analyser/bruit-poisson-apprendre.html
- [10] Aubert G. et Kornprobst P., Mathematical Problems in Image Processing, Applied Mathematical Science 147, Springer 2006

Chapitre III : Application des ondelettes dans l'imagerie médicale

Sommaire

<i>III.1. Introduction</i>	<i>42</i>
<i>III.2. Les ondelettes</i>	<i>43</i>
<i>III.2.1 La transformée en ondelettes 2D (2D DWT).....</i>	<i>44</i>
<i>III.2.2 La transformée en ondelettes invariante par translation.....</i>	<i>49</i>
<i>III.2.3. Calcul de la transformée d'ondelette pour toutes les translations.....</i>	<i>49</i>
<i>III.3. Réduction de bruit en utilisant les ondelettes.....</i>	<i>52</i>
<i>III.3.1 Les opérateurs de seuillage pour débruitage</i>	<i>54</i>
<i>III.3.2 Sélection de valeur de seuil</i>	<i>55</i>
<i>III.4. Résultats obtenus en utilisant la transformée en ondelettes invariante par translation</i>	<i>57</i>
<i>III.5. Résultats obtenus en utilisant la transformée en ondelettes avec seuillage dur et doux</i>	<i>65</i>
<i>III.6. Conclusion.....</i>	<i>73</i>
<i>Références.....</i>	<i>74</i>

III.1. Introduction

Il est connu que le filtrage linéaire est loin d'être une méthode appropriée utilisée pour réduire le bruit. Au cours de la dernière décennie, il ya eu un intérêt considérable dans l'utilisation de la transformée en ondelettes comme une méthode efficace pour réduire les taches du bruit. Zong et al [1] ont utilisé une transformation logarithmique à séparer le bruit de l'image originale. Simoncelli et al [2] ont développé des estimateurs non-linéaires, basés sur la théorie bayésienne formelle, qui dépasse les processeurs linéaires standards et des estimateurs de seuillage simples pour réduire le bruit des images naturelles.

Achime [3, 4] a développé un estimateur postérieure (CARD) pour les images de l'échographie, l'hypothèse d'une alpha-stable avant le signal. Perona et Malik ont proposé la méthode de diffusion anisotrope où la diffusion est la grande valeur de la section avec une petite différence dans l'intensité, et inversement, une faible valeur dans la section avec une grande différence dans l'intensité. Yu a utilisé la méthode de SRAD [5] (réduisant la granularité avec diffusion anisotrope) sur la base des équations aux dérivées partielles. La plupart de ces techniques supposent que, après une transformation logarithmique, la tache peut être approximée par un bruit additif gaussien de moyenne nulle.

Dans ce chapitre, nous allons présenter en détail l'utilisation des ondelettes dans le traitement d'image et ses applications, y compris la réduction du bruit dans l'imagerie médicale.

III.2. Les ondelettes

Par rapport à la transformée de Fourier, la fonction d'analyse de la transformée en ondelettes peut être choisie avec plus de liberté, sans qu'il soit nécessaire d'utiliser des formes sinusoïdales. Une fonction d'ondelette $\psi(t)$ est une petite onde, qui doit être oscillatoire d'une façon à discriminer entre les différentes fréquences. L'ondelette contient à la fois la forme de l'analyse et de la fenêtre. La figure (III.1) montre un exemple d'une ondelette, connu sous le nom d'ondelette de Morlet. Pour le CWT (Continuous Wavelet Transform), plusieurs types de fonctions d'ondelettes sont développés et qui ont toutes des propriétés spécifiques.

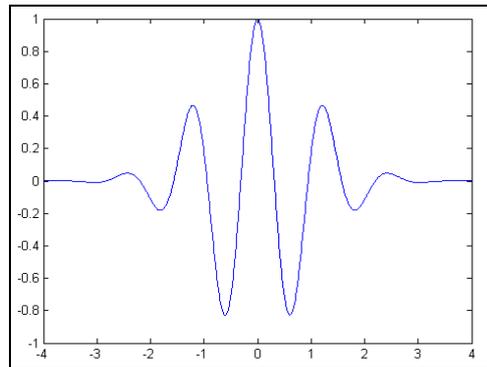


Figure III.1 : L'ondelette de Morlet

Une fonction d'analyse $\psi(t)$ est classée comme une ondelette si les critères suivants sont satisfaits [6] :

1. Une ondelette doit avoir une énergie finie, c'est à dire :

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty \quad (\text{III.1})$$

L'énergie E est égale à la magnitude au carré de la fonction intégrée d'analyse $\psi(t)$ et doit être inférieure à l'infini.

2. $\psi(f)$ est la transformée de Fourier de l'ondelette $\psi(t)$, la condition suivante doit tenir compte de :

$$C_\psi = \int_0^\infty \frac{|\hat{\psi}(f)|^2}{f} df < \infty \quad (\text{III.2})$$

Cette condition implique que l'ondelette n'a pas de composante de fréquence zéro $\psi(0)=0$, c'est à dire la moyenne de l'ondelette $\psi(t)$ doit être égale à zéro. Cette condition est connue comme la constante d'admissibilité. La valeur de C_ψ dépend de l'ondelette choisie.

3. Pour les ondelettes complexes, la transformée de Fourier $\psi(f)$ doit être à la fois réelle et disparaître pour les fréquences négatives. Pour plus de détail voir l'ANNEXE A.

III.2.1 DWT à deux dimensions (2D DWT)

La DWT (Discret Wavelet Transform) est largement utilisée pour les signaux discrets unidimensionnels. Si nous voulons appliquer la transformée en ondelettes discrètes aux signaux bidimensionnels (images, par exemple), il faut utiliser l'extension de DWT à deux dimensions, appelée 2D DWT.

La base de l'implémentation de DWT 2D s'appuie sur la notion de multi-résolutions séparables et sur les bases d'ondelettes bidimensionnelles, notions que nous définirons plus tard.

Soit $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ est une multi-résolution de $L^2(\mathbb{R})$. Une résolution bidimensionnelle séparable est composée des espaces de produit tensoriel :

$$V_j^2 = V_j \otimes V_j \quad (\text{III.3})$$

L'espace V_j^2 est un ensemble de fonctions d'énergie infinie $x(t_1, t_2)$ qui sont des extensions linéaires des fonctions séparables.

$$x(t_1, t_2) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} a[m] f_m(t_1) g_m(t_2) \text{ avec } f_m, g_m \in V_j \quad (\text{III.4})$$

Si $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ est une approximation multi-résolution de $L^2(\mathbb{R})$, donc $\{V_j^2\}_{j \in \mathbb{Z}}$ est une approximation multi-résolution de $L^2(\mathbb{R}^2)$.

Une base d'ondelettes orthonormée séparable de $L^2(\mathbb{R}^2)$ est construite des produits d'une fonction d'échelle ϕ et une ondelette ψ , étant associé à une approximation multi-résolution unidimensionnelle $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$. Soit W_j^2 l'espace de détail égal au complément orthogonal de l'approximation à basse résolution de l'espace V_j^2 dans V_{j-1}^2 .

$$V_{j-1}^2 = V_j^2 \otimes W_j^2 \quad (\text{III.5})$$

Pour construire une base orthonormée d'ondelettes de $L^2(\mathbb{R}^2)$, le théorème suivant construit une base d'ondelettes de chaque espace de détail W_j^2 .

Soient ϕ une fonction d'échelle et ψ l'ondelette, générant une base orthonormée d'ondelettes de $L^2(\mathbb{R})$:

$$\begin{aligned} \psi^1(t_1, t_2) &= \phi(t_1)\psi(t_2), \\ \psi^2(t_1, t_2) &= \psi(t_1)\phi(t_2), \\ \psi^3(t_1, t_2) &= \psi(t_1)\psi(t_2), \end{aligned} \quad (\text{III.6})$$

Et pour $1 \leq k \leq 3$

$$\psi_{j,(n_1,n_2)}^k(t_1, t_2) = \frac{1}{2^j} \psi^k\left(\frac{t_1 - 2^j n_1}{2^j}, \frac{t_2 - 2^j n_2}{2^j}\right)$$

La famille des ondelettes $\{\psi_{j,n}^1, \psi_{j,n}^2, \psi_{j,n}^3\}_{n \in \mathbb{Z}^2}$, avec $n=(n_1, n_2)$ est une base orthonormée de W_j^2 et $\{\psi_{j,n}^1, \psi_{j,n}^2, \psi_{j,n}^3\}_{(j,n) \in \mathbb{Z}^2}$, est une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R}^2)$.

La condition d'orthonormalité des éléments de W_0^2 (le complément orthogonal de V_0^2) est :

$$\langle \psi_{0,0,0}^k(t_1, t_2), \psi_{0,n_1,n_2}(t_1, t_2) \rangle = \delta[n_1, n_2] \Leftrightarrow \Gamma_{\psi^k}[n_1, n_2] = \delta[n_1, n_2].$$

Les expressions d'ondelettes séparables (III.6) impliquent que, en fréquence, nous aurons les relations suivantes :

$$\begin{aligned} \Psi^1(\omega_1, \omega_2) &= \Phi(\omega_1)\Psi(\omega_2), \\ \Psi^2(\omega_1, \omega_2) &= \Psi(\omega_1)\Phi(\omega_2), \\ \Psi^3(\omega_1, \omega_2) &= \Psi(\omega_1)\Psi(\omega_2). \end{aligned} \quad (\text{III.7})$$

Si nous avons des images où les lignes représentent la composante horizontale et les colonnes représentent la composante verticale et en analysant les équations (III.7), nous pouvons affirmer que $|\Psi^1(\omega_1, \omega_2)|$ est large à basses fréquences horizontales ω_1 et à hautes fréquences verticales ω_2 . $|\Psi^2(\omega_1, \omega_2)|$ est large à hautes fréquences horizontales ω_1 et à basses fréquences verticales ω_2 . Alors que $|\Psi^3(\omega_1, \omega_2)|$ est large à des hautes fréquences horizontales et verticales.

Les approximations et les coefficients de détails peuvent être calculés avec :

$$a_j[n] = \langle f, \phi_{j,n}^2 \rangle \text{ et } d_j^k[n] = \langle f, \psi_{j,n}^k \rangle \text{ pour } 1 \leq k \leq 3. \quad (\text{III.8})$$

La formule de décomposition est obtenue en appliquant la formule de convolution à une dimension à la résolution $j+1$.

$$a_{j+1}[p] = \langle x, \phi_{j+1,p} \rangle = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n-2p] \langle x, \phi_{j,p} \rangle = \sum_{n=-\infty}^{\infty} h[n-2p] a_j[n] = a_j[p] * h_d[2p] \quad (\text{III.9})$$

Et respectivement :

$$\begin{aligned} d_{j+1}[p] &= \langle x, \sum_{n=-\infty}^{\infty} g[n-2p] \phi_{j,n} \rangle = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g[n-2p] \langle x, \phi_{j,n} \rangle = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g[n- \\ 2p] a_j[n] &= a_j[p] * g_d[2p] \end{aligned} \quad (\text{III.10})$$

Pour les ondelettes à deux dimensions séparables, les fonctions d'échelle sont :

$$\begin{aligned}
 a_{j+1}[n_1, n_2] &= a_j[n_1, n_2] * h_d[2n_1]h_d[2n_2] \\
 d_{j+1}^1[n_1, n_2] &= a_j[n_1, n_2] * h_d[2n_1]g_d[2n_2] \\
 d_{j+1}^2[n_1, n_2] &= a_j[n_1, n_2] * g_d[2n_1]h_d[2n_2] \\
 d_{j+1}^3[n_1, n_2] &= a_j[n_1, n_2] * g_d[2n_1]g_d[2n_2]
 \end{aligned}
 \tag{III.11}$$

Les équations de convolution (III.11) sont calculées avec seulement six groupes de convolutions unidimensionnelles. Les rangées de a_j sont d'abord convoluées avec h_d et g_d et sous-échantillonnées par 2. Ensuite, les colonnes de ces deux images de sortie sont convoluées avec h_d et g_d et sous-échantillonnées, ce qui entraîne quatre images sous-échantillonnées a_{j+1} , d_{j+1}^1 , d_{j+1}^2 et d_{j+1}^3 . La figure (III.2) illustre une décomposition DWT 2D à un niveau.

Semblable à DWT classique, DWT 2D est une transformée non-redundante, la représentation d'image en ondelettes de x , à une résolution J est telle que :

$$\left[a_j, \{d_j^1, d_j^2, d_j^3\}_{0 < j \leq J} \right]
 \tag{III.12}$$

Ayant la même taille que le signal d'origine x à deux dimensions. La répartition des coefficients d'image est présentée dans la figure (III.3), où 'LL' (a) sont les coefficients d'approximation, 'LH' (d^1) les détails horizontaux, 'HL' (d^2) les détails verticaux et 'HH' (d^3) les détails diagonaux. Une analyse statistique de second ordre de DWT 2D est présentée dans [7].

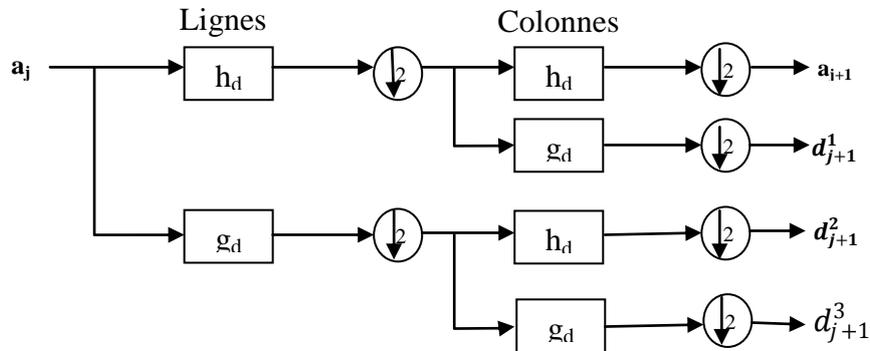


Figure III.2 : Schéma de décomposition DWT 2D à un niveau.

<i>LL</i>	<i>HL</i>
<i>(a)</i>	<i>(d²)</i>
<i>LH</i>	<i>HL</i>
<i>(d¹)</i>	<i>(d³)</i>

Figure III.3 : Coefficients d'image DWT 2D.

En ce qui concerne la partie de la reconstruction, même chose que la DWT. La DWT 2D assure une reconstruction parfaite si les conditions indiquées par le théorème de Vetterli [13] sont vérifiées. La formule de reconstruction pour les coefficients d'approximation au niveau j (a_j) à partir des grandes échelles d'approximations a_{j+1} et les coefficients des ondelettes $d_{j+1}^k, 1 \leq k \leq 3$ est :

$$a_j[n_1, n_2] = \check{a}_{j+1}[n_1, n_2] * h[n_1]h[n_2] + \check{d}_{j+1}^1[n_1, n_2] * [n_1][n_2] + \check{d}_{j+1}^2[n_1, n_2] * h[n_1]g[n_2] + \check{d}_{j+1}^3[n_1, n_2] * g[n_1]g[n_2] \tag{III.13}$$

Où $\check{x}[n_1 ; n_2]$ nous indique que l'image a deux fois la taille de $x[n_1, n_2]$, obtenue par l'insertion d'une ligne de zéros et d'une colonne de zéros entre les lignes et les colonnes paires consécutives [8].

L'implémentation d'application correspondante est présentée dans la figure (III.4).

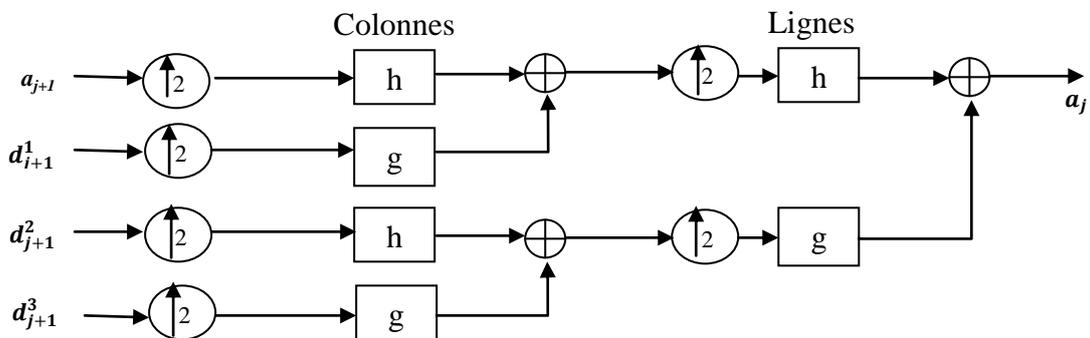


Figure III.4 : Schéma de reconstruction DWT 2D à un niveau.

III.2.2 La transformée en ondelettes invariante par translation

La transformée en ondelettes (WT) peut être implémentée comme une phase de transformation. Lors de la première étape, les lignes de l'image déjà traitées sont passe-bas (L) et passe-haut (H), filtrées et sous-échantillonnées par 2. En deuxième étape, chaque colonne et ligne de l'image filtrée sont à nouveau passe-bas et passe-haut, filtrées et sous-échantillonnées par 2. La sortie de chaque étage est alors de quatre images sous-bandes nommées LL, LH, HL, et HH respectivement. Uniquement l'image sous-bande LL passe par le même traitement de filtrage et de sous-échantillonnage afin de former l'étage suivant de la structure. A chaque fois qu'un sous-échantillonnage est effectué, la longueur du signal est réduite par 2.

La plus part des défauts principaux de la WT est sa sensibilité à la translation. Cela signifie que les coefficients d'ondelettes du signal translaté ne seront pas décalés en versions temps/indice des coefficients du signal non décalé. Par conséquent, dans l'extraction des caractéristiques avec WT, la qualité de la représentation dépend les discontinuités qui sont positionnées dans l'image. Liang et Parks ont utilisé l'algorithme de Beylkin pour calculer la WT pour tous les décalages possibles circulaires d'un signal. En choisissant une fonction de coût, les coefficients d'ondelettes de coûts minimaux du décalage ont été choisis par l'algorithme de recherche d'arbre binaire [9].

III.2.3 Calcul de la transformée en ondelettes pour toutes les translations

Beylkin décrit l'algorithme $O(N \log N)$ pour obtenir la transformée d'ondelette pour toutes les permutations circulaires d'un signal unidimensionnel. La méthode décrite ici est une extension de cet algorithme pour les cas bidimensionnels.

Nous savons que la transformée d'ondelettes d'une image $N \times N$ prend $O(N^2)$ opérations. Pour calculer les transformées en ondelettes pour toutes les translations N^2 de l'image semble de prendre $O(N^4)$ opérations. Cependant, en raison de la périodicité des taux de changement des opérateurs dans les décompositions sous-bandes, la charge de calcul peut être considérablement réduite à $O(N^2 \log N)$.

Nous allons illustrer l'algorithme de la transformée d'ondelettes en utilisant un arbre de quatre canaux sous-bande avec un treillis d'échantillonnage séparable. L'idée est la même pour des treillis d'échantillonnage général.

Tout d'abord, penchons-nous sur ce qui se passe à l'étape initiale de la décomposition, l'image est divisée en 4 canaux, puis les quatre sous-images sont sous-échantillonnées par un facteur de deux fois par colonne et par ligne. L'opérateur de taux de changement divise l'image en 4 classes. Compte tenu de la translation de l'entrée, les sous-images de sortie peuvent être obtenues par un simple décalage circulaire à un de ces quatre classes. Par conséquent, il suffit de calculer les sorties pour seulement quatre translations différentes représentant les quatre classes différentes, et la sortie d'un décalage circulaire de l'entrée peut être reproduite à partir de l'un de ces quatre ensembles. On notera que les quatre ensembles secondaires correspondent aux sorties pour les translations : (0,0), (0,1), (1,0), (1,1), respectivement.

De la même façon, il suffit de garder les sorties de quatre translations à la deuxième étape pour chacune des quatre entrées de la première étape. À la deuxième étape, la taille de l'image est divisée par deux (un quart du nombre de coefficients) et le nombre de sous-images quadruple, rendant ainsi le nombre total de coefficients constants, à savoir $3N^2$. Nous pouvons répéter cette procédure, et un arbre de décomposition complète (Figure III.5) aura $N^2(3 \log N + 1)$.

Sur chaque échelle j , ($1 \leq j \leq \log N$), nous calculons $4j$ vecteurs de moyennes et $4j$ vecteurs de différences.

Soit $A_{2^{j+1}}(k,s) = 1, 2, 3, \dots, 2^{\log N - j + 1}$ l'un des vecteurs de moyennes lors de la précédente échelle $j + 1$, nous calculons quatre sorties moyennes

$$A_{2^j}^{(0,0)} = \sum_{(m,n)} h(n)h(m)A_{2^{j+1}}(n + 2k, m + 2s) \quad (\text{A.14})$$

$$A_{2^j}^{(0,1)} = \sum_{(m,n)} h(n)h(m)A_{2^{j+1}}(n + 2k, m + 2s + 1) \quad (\text{A.15})$$

$$A_{2^j}^{(1,0)} = \sum_{(m,n)} h(n)h(m)A_{2^{j+1}}(n + 2k + 1, m + 2s) \quad (\text{A.16})$$

$$A_{2^j}^{(1,1)} = \sum_{(m,n)} h(n)h(m)A_{2^{j+1}}(n + 2k + 1, m + 2s + 1) \quad (\text{A.17})$$

La séquence périodique d'origine x à deux dimensions $A_{2^j}^{(0,0)}$ contient l'ensemble des coefficients qui apparaissent si $A_{2^{j+1}}$ est décalé par $(0,0)$, $(2,2)$, $(4,4)$, Les éléments similaires sont vraies pour $A_{2^j}^{(0,1)}$, $A_{2^j}^{(1,0)}$, $A_{2^j}^{(1,1)}$. De la même manière, les différences pour toutes les différentes translations peuvent être obtenues simplement en calculant les différences pour les 4 quarts. La répétition de cette procédure de manière récursive, nous pouvons obtenir les coefficients d'ondelettes pour toutes translations dans les étapes $\log N$ avec $O(N^2 \log N)$ opérations. La procédure de décomposition conduit naturellement à une structure de quadtree selon la figure (III.5).

Alors que la décomposition quadtree contient tous les coefficients dont nous avons besoin pour former la transformée en ondelettes pour n'importe translation, ces coefficients ne sont pas organisés de manière séquentielle, et doivent donc être traités de manière appropriée. Supposons que nous voulons la transformée d'ondelettes pour la translation (m, n) :

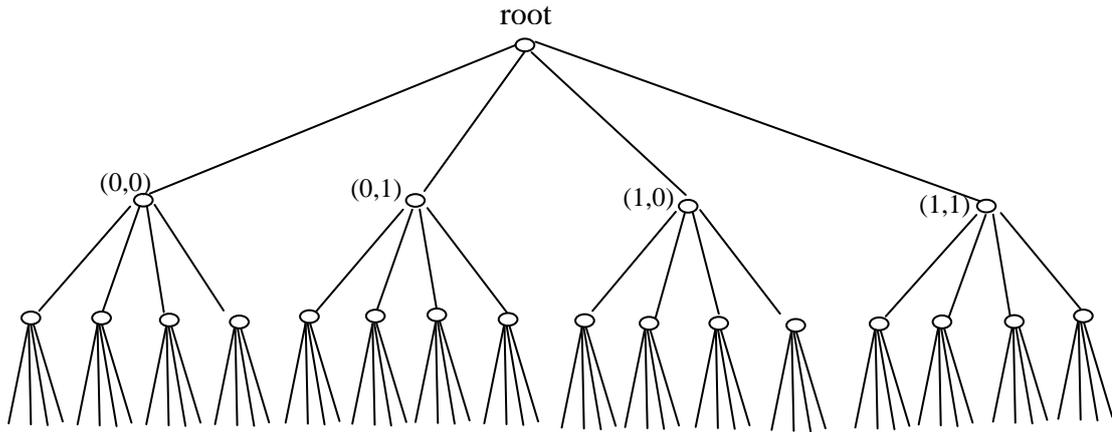


Figure III.5 : L'arbre de décomposition contient des informations pour former les transformées en ondelettes de toutes les translations circulaires. Chaque nœud représente les trois images de sous-bandes à une échelle donnée. Les quatre enfants de chaque nœud correspondent aux quatre ensembles secondaires.

Nous formons d'abord les extensions binaires pour m et n , où $m = \sum_{i=1}^{\log 2} a_i 2^{i-1}$, $n = \sum_{i=1}^{\log 2} b_i 2^{i-1}$. Les trois sous-images correspondant à la K -ième échelle de la décomposition en ondelettes sont contenues dans le S -ième nœud de la K -ième couche de l'arbre, où $S = 2 \sum_{i=1}^K a_i 4^{K-i} + \sum_{i=1}^K b_i 4^{K-i}$. Après avoir formé des trois sous-images, chacune d'elles est décalée circulairement par la quantité de (x, y) , où $x = \sum_{i=K+1}^{\log N} a_i 2^{i-K-1}$ et $y = \sum_{i=K+1}^{\log N} b_i 2^{i-K-1}$. L'arbre a $O(N^2 \log N)$ éléments, et chaque élément coûte une quantité constante d'opérations à obtenir. Donc, le calcul de la quadtree prend $O(N^2 \log N)$ opérations. L'adressage peut également être réalisé en $O(N^2 \log N)$ opérations

III.3. Réduction de bruit en utilisant la transformée en ondelettes

Le débruitage peut être considéré comme un problème d'estimation en essayant de récupérer une composante réelle d'un signal X à partir d'une observation Y , cette composante a été dégradée par une composante de bruit N :

$$X = Y + N \tag{III.18}$$

L'estimation est calculée par un estimateur de seuillage dans une base orthonormée.

$B = \{g_m\}_{0 \leq m \leq N}$ Comme suit :

$$\hat{X} = \sum_{m=0}^{N-1} \rho_m(\langle X, g_m \rangle) g_m \quad (\text{III.19})$$

Où ρ_m est une fonction de seuillage qui sert à éliminer les composantes de bruit (par l'intermédiaire d'atténuation en diminuant les ensembles des coefficients) dans le domaine de transformation, tout en préservant les coefficients réels du signal. Si la fonction ρ_m est modifiée pour conserver ou augmenter les valeurs des coefficients dans le domaine de transformation, il est possible d'améliorer certaines caractéristiques d'intérêt au niveau de la composante réelle du signal dans la structure de l'équation (III.19).

La figure (III.6) illustre un système de débruitage utilisant les transformées en ondelettes. Une ondelette dyadique sur-complète utilisant une base bi-orthogonale est utilisée.

Comme le montre cette figure, les fonctions de seuillage peuvent être implémentées de façon indépendante à partir des filtres d'ondelettes et facilement incorporées dans le système de banc des filtres.

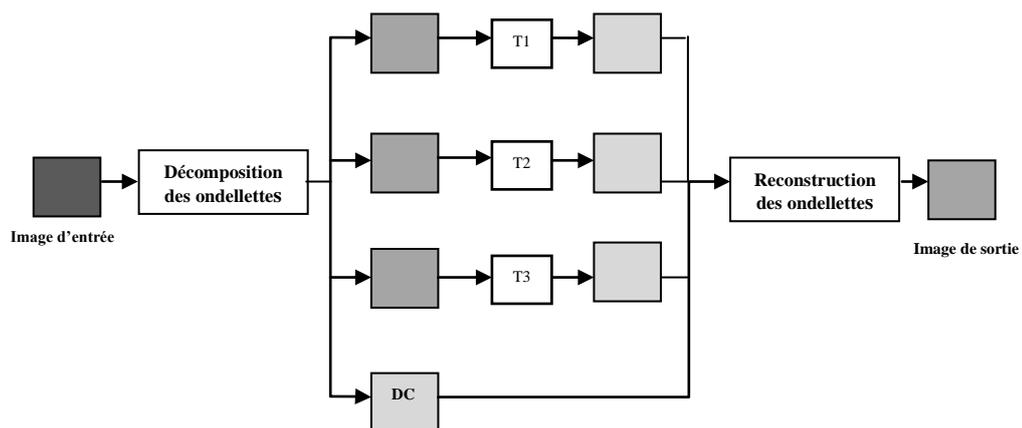


Figure III.6 : Un système multi-échelle de débruitage en utilisant la transformée d'ondelettes dyadiques discrètes. Une décomposition à trois niveaux a été montrée.

III.3.1 Opérateurs de seuillage pour débruitage

En règle générale, les coefficients d'ondelettes avec grande amplitude sont en corrélation avec les caractéristiques principales dans les données d'image. Dans ce contexte, le débruitage peut être réalisé par application d'un opérateur de seuillage des coefficients d'ondelettes (dans le domaine de transformation), suivie par la reconstruction du signal de l'image originale (domaine spatiale).

Les opérateurs de seuil typiques pour le débruitage contiennent :

Seuillage dur :

$$\rho_T(x) = \begin{cases} x, & \text{si } |x| > T \\ 0, & \text{si } |x| \leq T \end{cases} \quad (\text{III.20})$$

Seuillage doux (ondelettes de retrait):

$$\rho_T(x) = \begin{cases} x - T, & \text{si } x \geq T \\ x + T, & \text{si } x \leq -T \\ 0, & \text{si } |x| < T \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

Et seuillage stable :

$$\rho_T(x) = \begin{cases} x, & \text{si } |x| \geq T \\ 2x + T, & \text{si } -T \leq x \leq -T/2 \\ 2x - T, & \text{si } T/2 \leq x \leq T \\ 0, & \text{si } |x| < T \end{cases} \quad (\text{III.22})$$

Les formes de ces opérateurs de seuillage sont illustrées sur la figure (III.7).

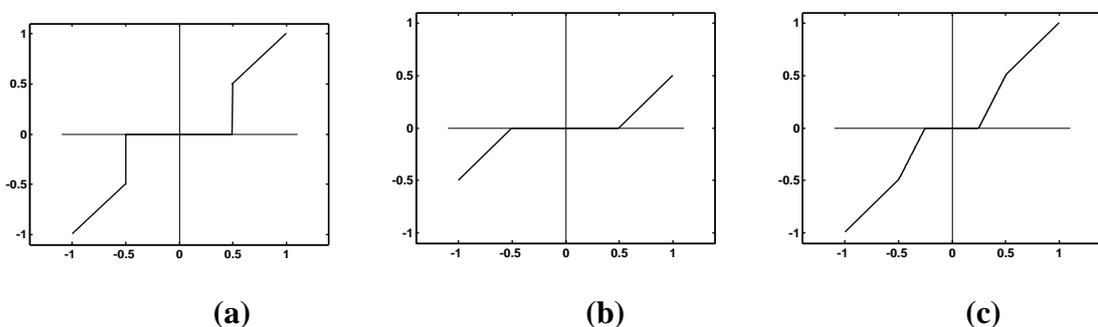


Figure III.7: Exemple de fonctions de seuillage, en supposant que les données d'entrée ont été normalisées à la gamme de $[-1,1]$. (a) seuillage dur. (b) un seuillage doux. (c) seuillage stable. Le niveau de seuil a été fixé à $T = 0,5$;

III.3.2 Sélection des valeurs de seuil

Compte tenu de la structure de base de débruitage utilisant seuillage en ondelettes comme indiqué dans les sections précédentes, il est clair que le paramètre de niveau de seuil T joue un rôle essentiel. Des valeurs trop petites ne peuvent pas se débarrasser efficacement de composante de bruit, tandis que les valeurs trop grandes seront éliminées des composantes de signal utile. Il existe une variété de façons de déterminer la valeur de seuil T comme nous le verrons dans cette section.

Selon le type de seuillage la valeur de T change entre l'échelle d'ondelettes et l'emplacement spatial, le seuillage peut être :

1. Seuil global: une seule valeur de T doit être appliquée globalement à tous les coefficients des ondelettes empiriques à différentes échelles $T=const.$
2. Seuil dépend du niveau: une valeur de seuil T est choisie différente pour chaque niveau d'analyse par ondelettes (à l'échelle). $T=T(j), j=1, \dots, J$. J est le plus grossier de niveau pour l'expansion d'ondelettes à traiter.
3. Seuil adaptatif spatial: la valeur de seuil T varie spatialement en fonction des propriétés locales des coefficients des ondelettes individuels. Habituellement, T est également dépend du niveau $T=T_j(x,y,z)$.

Bien qu'il existe une méthode simple pour déterminer la valeur de T étant un pourcentage du maximum des coefficients, il existe d'autres méthodes adaptatives de l'attribution de la valeur de T en fonction du niveau du bruit (estimé par le biais de sa variance σ):

1. Seuil Universel: $T = \sigma\sqrt{2 \log n}$, avec n égale à la taille de l'échantillon. Ce seuil a été déterminé dans un contexte optimal pour seuillage doux avec un bruit gaussien. Ce régime est très facile à mettre en œuvre, mais fournit généralement un niveau de seuil supérieur qu'avec d'autres critères de décision, donc résultant en données reconstruites plus lisses. En outre une telle estimation ne tient pas compte du contenu des données, mais ne dépend que de la taille des données.
2. Seuil Minimax: $T = \sigma T_n$, où T_n est déterminé par une règle de minimax tels que le risque maximal de l'erreur d'estimation dans tous les emplacements de données est réduit au minimum. Ce niveau de seuil dépend des relations des signaux et du bruit dans les données d'entrée.
3. Le risque impartial d'estimation de Stein (Stein Unbiased Estimated of Risk SURE): similaire au seuil minimax mais T_n est déterminé par une règle de risque différente.
4. Seuil adaptatif spatial : $T = \sigma^2 / \sigma_x$, où σ_x est la variance locale du signal d'observation, qui peut être estimée à l'aide d'une fenêtre locale se déplaçant à travers les données d'image ou, plus exactement, par un algorithme de regroupement basé sur le contexte.

Dans de nombreux procédés automatiques de débruitage afin de déterminer la valeur de seuil T , une estimation de la variance du bruit est nécessaire. Donoho et Johnstone ont proposé une estimation robuste du niveau de bruit sur la base de la valeur absolue médiane des coefficients des ondelettes comme :

$$\sigma = \frac{\text{median}(|W_1(x, y, z)|)}{0.6745} \quad (\text{III.16})$$

Où W_1 est le niveau le plus détaillé des coefficients des ondelettes. Tel estimateur est devenu très populaire dans la pratique et est largement utilisé [10].

III.4. Résultats obtenus en utilisant la transformée en ondelettes invariante par translation

Pour l'apprentissage, une image échographique de 292x400 pixels est utilisée. On charge et on redimensionne notre image où ($N = 256$) est le nombre de pixels qui composent deux valeurs différentes de niveaux gris, et on ajoute un bruit gaussien blanc avec différentes valeurs de sigma pour obtenir une image bruitée comme le montre la figure (III.8).

Ensuite, on calcule la transformée en ondelettes orthogonale 2D de l'image bruitée et on la reconstruit (figure III.9).

Une autre façon de réaliser l'invariance par translation et de remplacer l'ondelette orthogonal 2D d'une ondelette à translation invariante redondante. Premièrement, nous calculons la transformée en ondelettes invariante par translation, nous pouvons maintenant reconstruire notre image.

Nous comparons les résultats obtenus à l'aide d'un filtre non linéaire comme le filtre de Wiener 2D appliqué à une image bruitée. Les résultats sont présentés dans la figure (III.10).

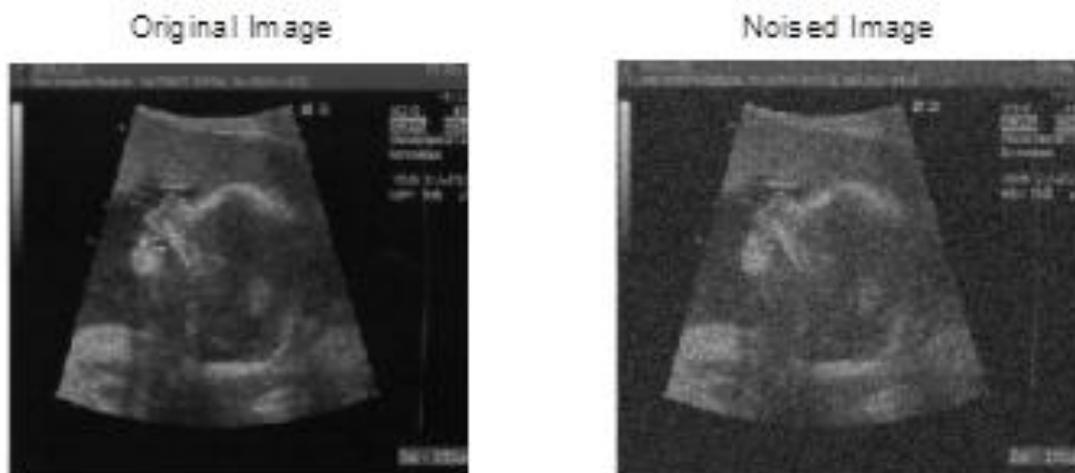


Figure III.8 : Image originale et bruitée.

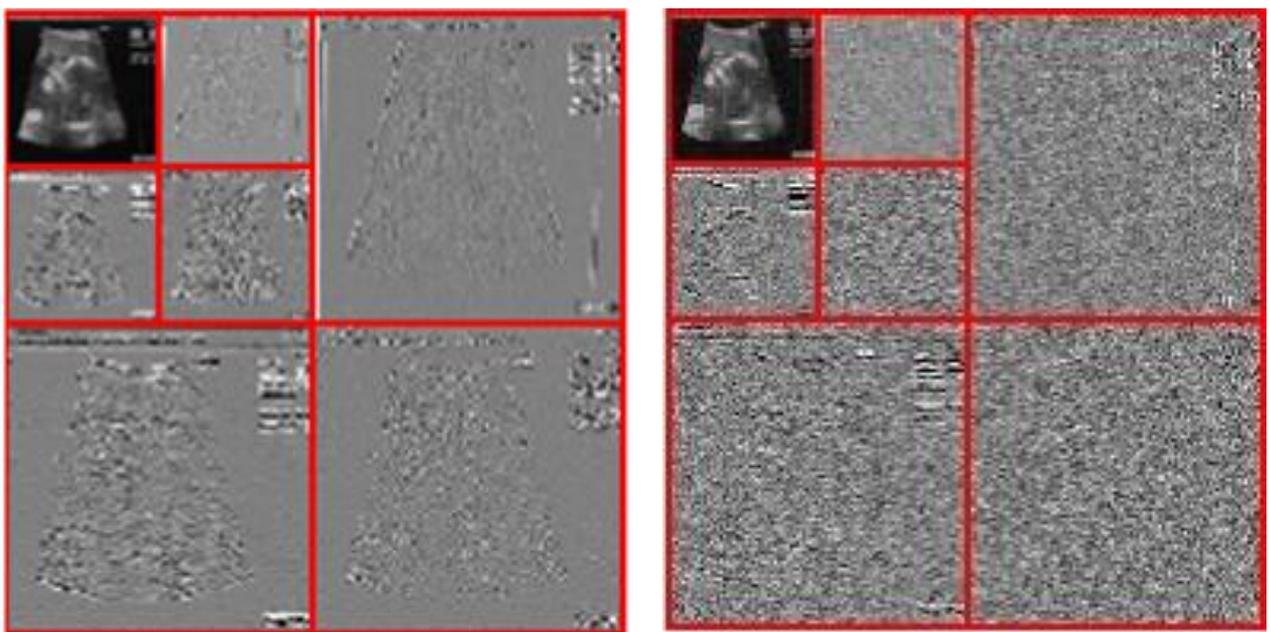


Figure III.9 : Transformée d'ondelette orthogonale 2D pour l'image originale et débruitée

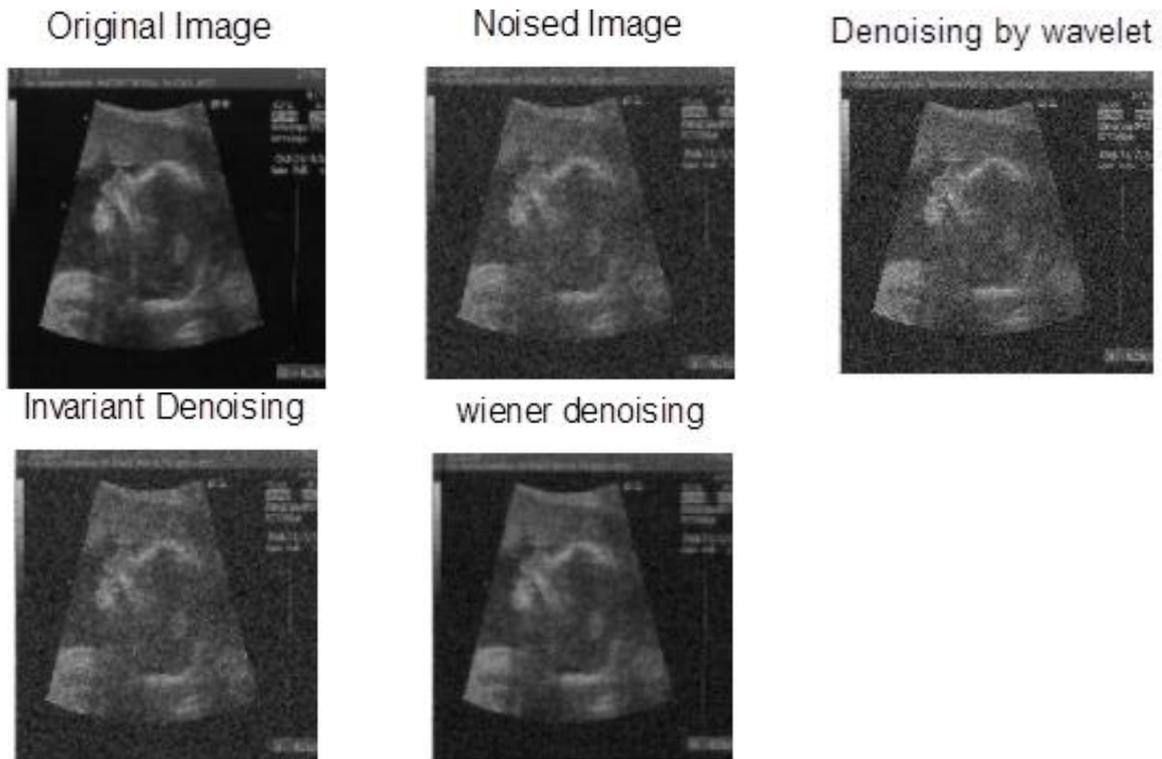


Figure III.10 : L'image originale(a), l'image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e).

Afin de mesurer la qualité entre l'image originale et celle filtrée, on effectue une comparaison en calculant le **PSNR** qui est un rapport qui calcule (peak signal-to-noise ratio) la crête du rapport du signal de bruit (PSNR) entre deux images en . Plus le PSNR est grand et plus la qualité des images traitées est meilleure. Le PSNR est calculé selon l'équation suivante :

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{R^2}{\text{MSE}} \right) \quad (\text{III.24})$$

Dans cette équation, R est la variation maximale dans le type de données d'image d'entrée. Par exemple, si l'image d'entrée est de type double alors R est 1. Si elle est de type unit 8 alors R est 255. Le MSE est l'erreur quadratique moyenne (EQM) qui représente le carré de l'erreur cumulée entre l'image filtrée et l'originale bruitée. Plus la valeur de MSE est faible et plus l'erreur est petite. Le MSE est calculée selon l'équation suivante :

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{M,N} [I_1(m,n) - I_2(m,n)]^2}{M*N} \quad (\text{III.25})$$

Dans l'équation précédente, M et N représentent respectivement le nombre de lignes et de colonnes dans les images d'entrée.

L'erreur quadratique moyenne (MSE) et la crête du rapport du signal sur bruit (PSNR) sont les deux paramètres d'erreur utilisés pour comparer la qualité d'image.

Les résultats de comparaison sont montrés dans les tableaux et les figures suivantes :

Images (Sigma= 0.06)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	27.1022	26.6994	26.8761	27.1519
(b,c)	27.0857	26.0718	24.7121	17.5050
(b,d)	61.3600	29.8321	25.6324	17.8027
(b,e)	29.0368	28.6649	28.8526	29.1402

Tableau III.1 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.06.

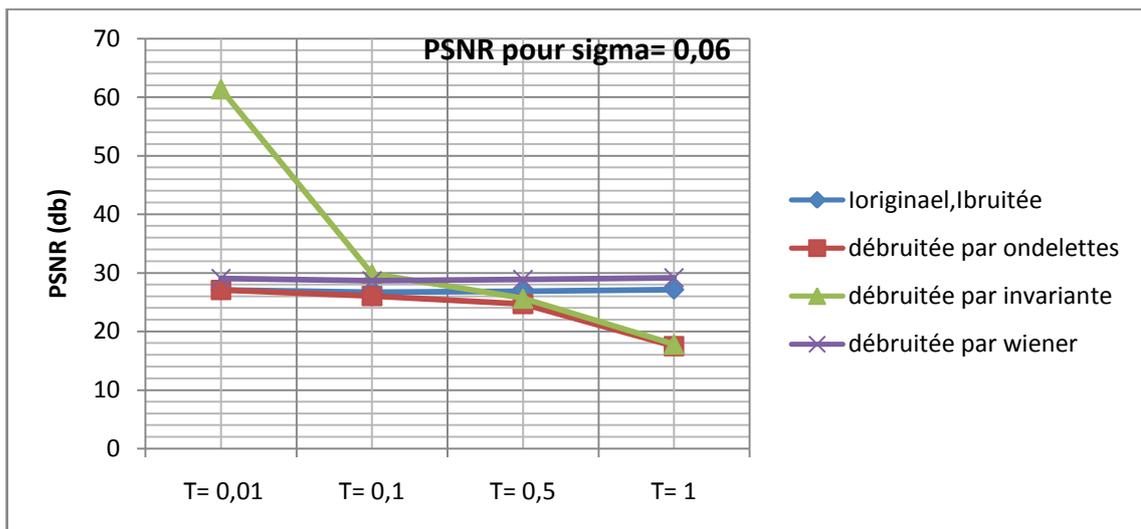


Figure III.1: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.06.

Images (sigma= 0.08)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	24.7846	24.5701	24.9866	24.8231
(b,c)	24.7735	24.2088	23.6499	17.3312
(b,d)	62.7815	30.7952	24.4244	17.6818
(b,e)	26.8083	26.9735	26.2773	26.6208

Tableau III.2 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.08.

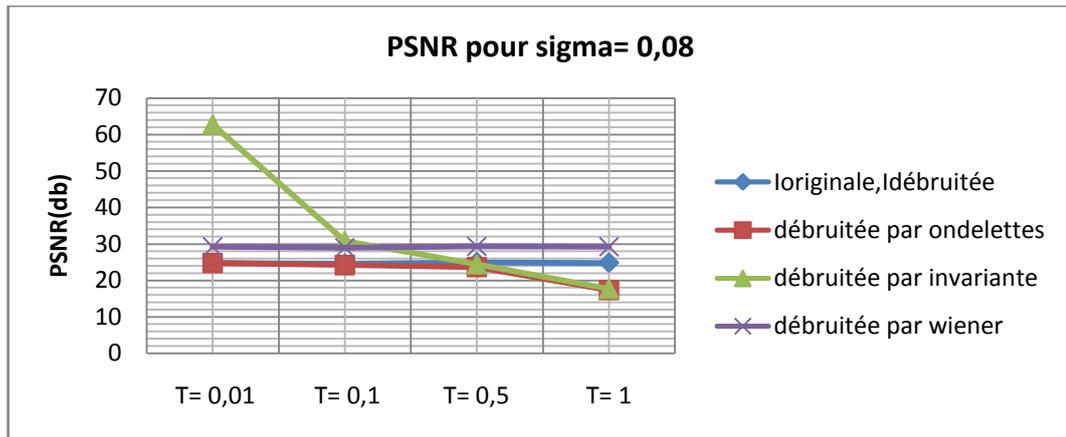


Figure III.12: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.08.

Images (sigma= 0.1)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	22.8787	23.0136	23.5682	23.0843
(b,c)	22.8717	22.7729	22.6378	17.1116
(b,d)	63.7546	32.1282	23.3586	17.5031
(b,e)	25.2476	24.8006	25.1003	25.0124

Tableau III.3: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.1.

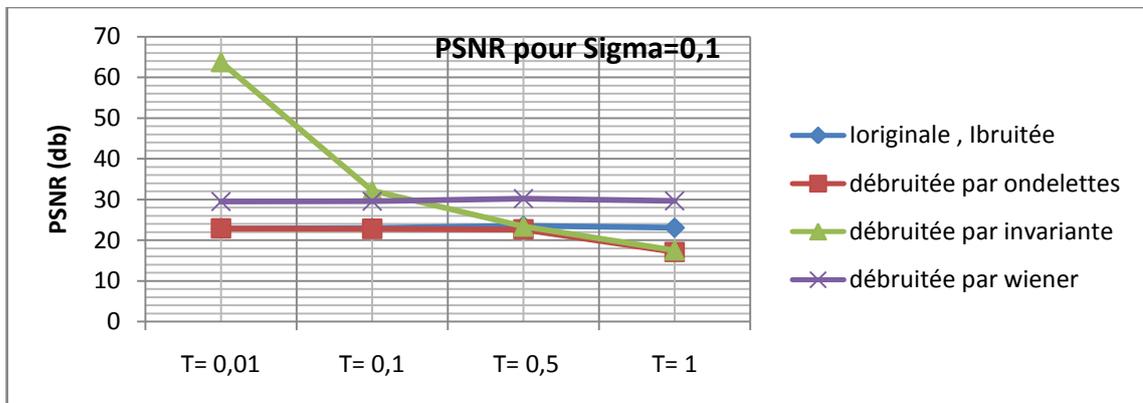


Figure III.13 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.1.

Images (Sigma= 0.5)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T=1)
(a,b)	14.5607	14.7825	15.0051	14.4493
(b,c)	14.5608	14.7705	14.9626	13.9776
(b,d)	76.1212	46.3478	23.9382	15.7536
(b,e)	16.5458	16.0208	16.2336	17.9840

Tableau III.4: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.5.

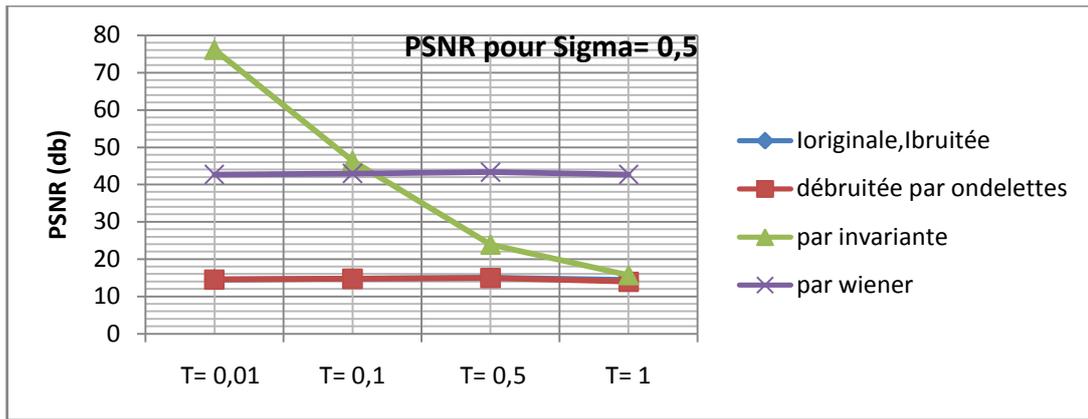


Figure III.14 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma=0.5.

Images (Sigma= 5)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	12.5061	13.3000	13.0070	13.0781
(b,c)	12.5060	13.3000	13.0061	13.0729
(b,d)	104.0839	74.8734	53.6177	44.5610
(b,e)	15.0621	14.7439	14.8024	14.0969

Tableau III.5 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 5.

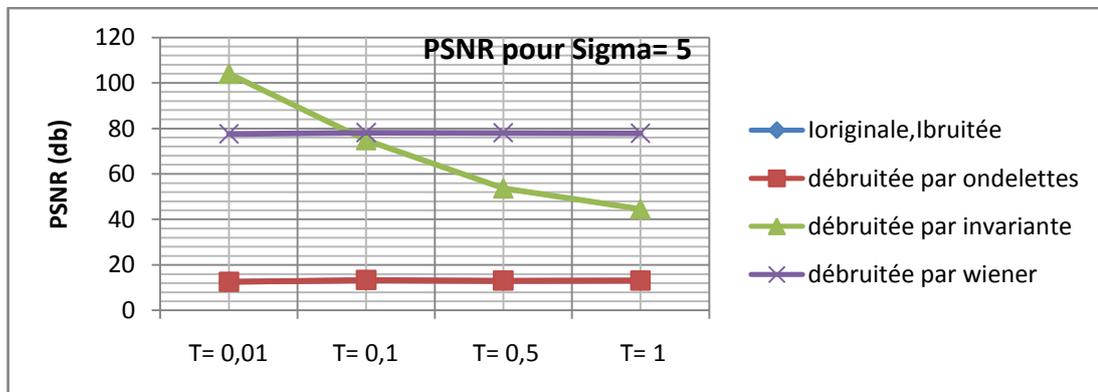


Figure III.15: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 5.

Images (Sigma= 30)	PSNR (T= 0.01)	(PSNR T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	12.1704	12.0935	12.1451	12.4132
(b,c)	12.1704	12.0936	12.1451	12.4129
(b,d)	127.2698	97.4059	75.8513	67.1946
(b,e)	14.4261	15.2954	14.0011	14.5782

Tableau III.6: Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 30.

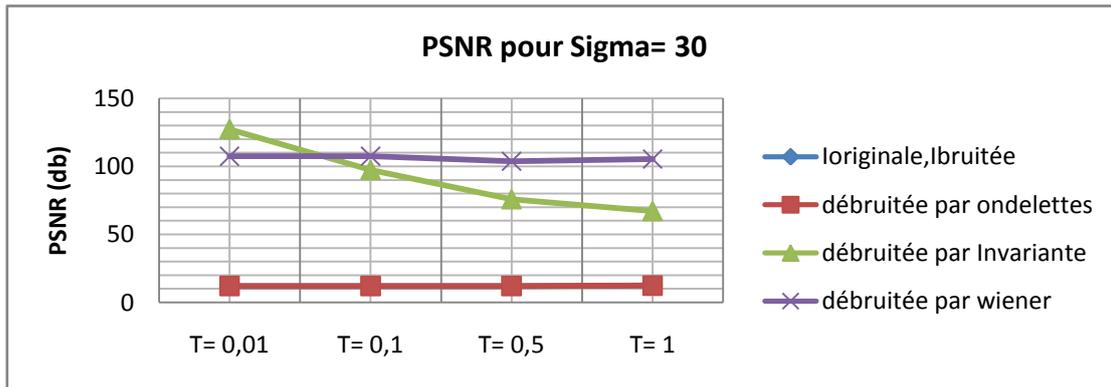


Figure III.16 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour $\sigma=30$.

Le bruit gaussien apporte un grain à l'image. Pour une variance de 0,06, est très peu dérangerant pour l'œil. Finalement le filtrage est plus performant. A partir de 0.5 les déformations apportées par les différents filtres de débruitage sont plus gênantes que le bruit initial, et de ce fait elles rendent le filtrage absurde d'un point de vue psychovisuel.

Dans le cas d'une variance plus élevée (30), le bruit gaussien devient beaucoup plus gênant pour l'œil, malheureusement l'inefficacité des filtres est à la hauteur de l'intensité du bruit.

Après la comparaison entre les résultats obtenus lorsque on a utilisé différentes valeurs de sigma, Il est clair que la valeur de PSNR est élevée dans le cas de la comparaison entre (image bruitée (b) et débruitée par Invariante (d)) dans le cas de $T = 0.01$ ce qui signifie que la qualité de l'image est meilleure en utilisant la technique de débruitage par ondelette invariante par translation qu'un filtre Wiener pour éliminer le bruit dans l'imagerie médicale.

Remarque :

Cette comparaison peut être effectuée entre l'image originale et l'image débruitée selon d'autres littératures [14, 15, 16] et toujours les meilleures valeurs du PSNR sont obtenues en utilisant les ondelettes invariantes par translation, comme il est montré dans les tableaux ci-après :

Images (Sigma= 0.006)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	45.9523	45.9396	45.8980	45.9094
(a,c)	45.5791	34.2686	27.8747	16.9912
(a,d)	47.0023	36.1560	29.7387	16.9905
(a,e)	45.6847	45.7108	45.6977	45.7421

Tableau III.7 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par median(e) pour sigma= 0.006.

Images (Sigma= 0.007)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	44.5791	44.6321	44.6029	44.6393
(a,c)	44.5014	34.2564	28.2855	16.9709
(a,d)	45.6156	36.0633	29.7023	16.9901
(a,e)	44.4480	44.4897	44.4341	44.4405

Tableau III.8 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.007.

Images (Sigma= 0.008)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	43.4228	43.4240	43.4696	43.4778
(a,c)	43.5042	34.2108	27.8948	17.0266
(a,d)	44.3992	36.1221	29.7956	16.9886
(a,e)	43.4121	43.4214	43.4188	43.3565

Tableau III.9 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.008.

Images (Sigma= 0.01)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	41.5632	41.5456	41.5457	41.5031
(a,c)	41.6980	34.1580	28.1432	16.9691
(a,d)	42.3000	36.0469	29.8973	16.9865
(a,e)	41.6417	41.6599	41.6674	41.6617

Tableau III.10 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.01.

Images (Sigma= 0.06)	PSNR T= 0.01	PSNR T= 0.1	PSNR T= 0.5	PSNR T= 1
(a,b)	27.0687	26.7487	27.2837	26.6958
(a,c)	27.0733	29.7320	28.6507	17.0491
(a,d)	31.8171	31.7418	30.1541	16.9842
(a,e)	30.0171	30.6684	29.2557	30.9179

Tableau III.11 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.06.

Images (Sigma= 0.5)	PSNR (T= 0.01)	PSNR (T= 0.1)	PSNR (T= 0.5)	PSNR (T= 1)
(a,b)	13.9036	14.5239	14.3669	15.1543
(a,c)	13.9036	14.5062	15.1595	18.8200
(a,d)	13.9038	14.5434	16.1574	18.8881
(a,e)	17.0624	17.8110	17.9690	17.4403

Tableau III.12 : Comparaison entre l'image originale(a), Image bruitée(b), débruitée par ondelettes(c), débruitée par invariante(d), débruitée par Wiener(e) pour sigma= 0.5.

D'après ces tableaux, nous confirmons effectivement que les meilleurs résultats sont obtenus par la méthode de la transformée en ondelettes invariante par translation.

III.5. Résultats obtenus en utilisant la transformée en ondelettes avec seuillage dur et doux

Une autre méthode pour déterminer la valeur du seuil T, c'est l'attribution de la valeur de T en fonction du bruit (par le biais de sa variance σ) appliquée sur différents types de seuillage.

Pour cette méthode, on applique la transformée en ondelettes orthogonale 2D sur l'image bruitée en ajoutant un bruit gaussien blanc avec différentes valeurs de sigma comme le montre les figures (III.17) et (III.18) et on la reconstruit en utilisant le seuillage dur et doux comme le montre les figures (III.20) et (III.22).

Nous comparons les résultats obtenus en appliquant la transformée en ondelettes invariante par translation à l'image bruitée. Les résultats sont présentés dans les figures (III.23) et (III.24).

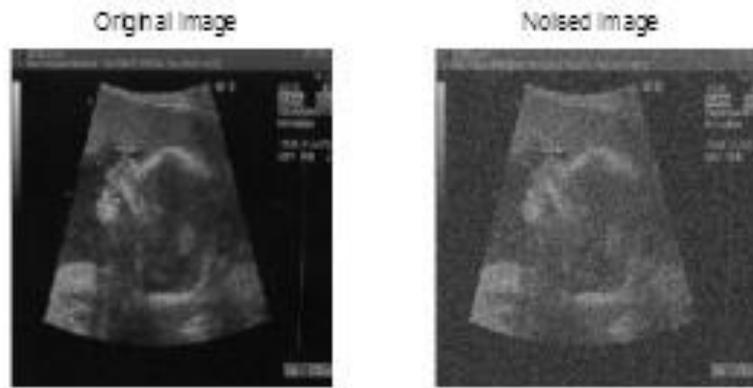


Figure III.17 : Image originale et bruitée.

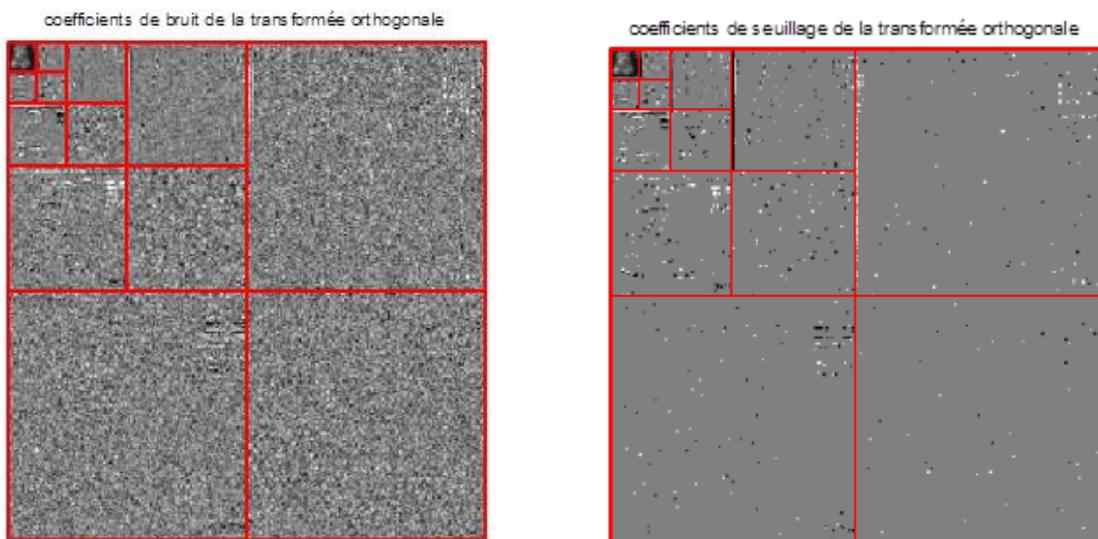


Figure III.18: Transformée d'ondelette orthogonale 2D pour l'image bruitée et débruitée.

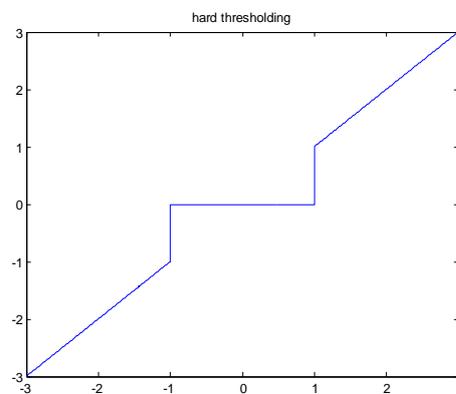


Figure III.19 : Fonction de seuillage dur.



Figure III.20 : L'image débruitée (seuillage dur).

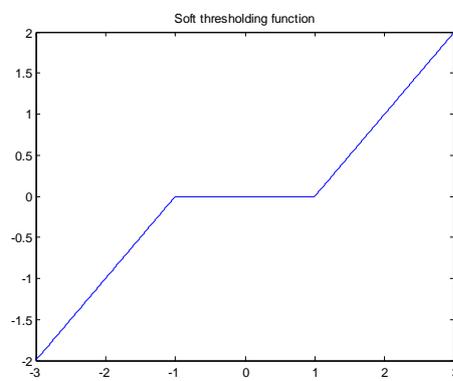


Figure III.21 : Fonction de seuillage doux.



Figure III.22 : L'image débruitée (seuillage doux).



Figure III.23 :L'image débruitée (seuillage doux)

Figure III.24 : L'image débruitée (seuillage dur)

Le calcul de PSNR des différentes images et les résultats de comparaison sont montrés dans les tableaux et les figures qui suivent :

Images	PSNR Sigma= 0.06	PSNR Sigma= 0.08	PSNR Sigma= 0.5	PSNR Sigma= 5	PSNR Sigma= 30
(Ioriginale,Ibruitée)	26.9600	24.7846	14.1023	13.2700	13.0038
(Ibruitée, seuillage dur) T= 3*sigma	26.4067	24.3789	14.1937	13.3995	13.1472
(Ibruitée, seuillage doux) T= 3*sigma	25.4317	23.6670	14.0398	13.3167	13.0505
(Ibruitée, invariante dure) T= 3*sigma	27.0244	24.8893	14.3479	13.5299	13.2727
(Ibruitée, invariante douce) T= 3*sigma	25.4943	23.6629	13.9070	13.2766	13.0320
T=	0.18	0.24	1.5	15	90

Tableau III.13 : Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour T= 3*sigma

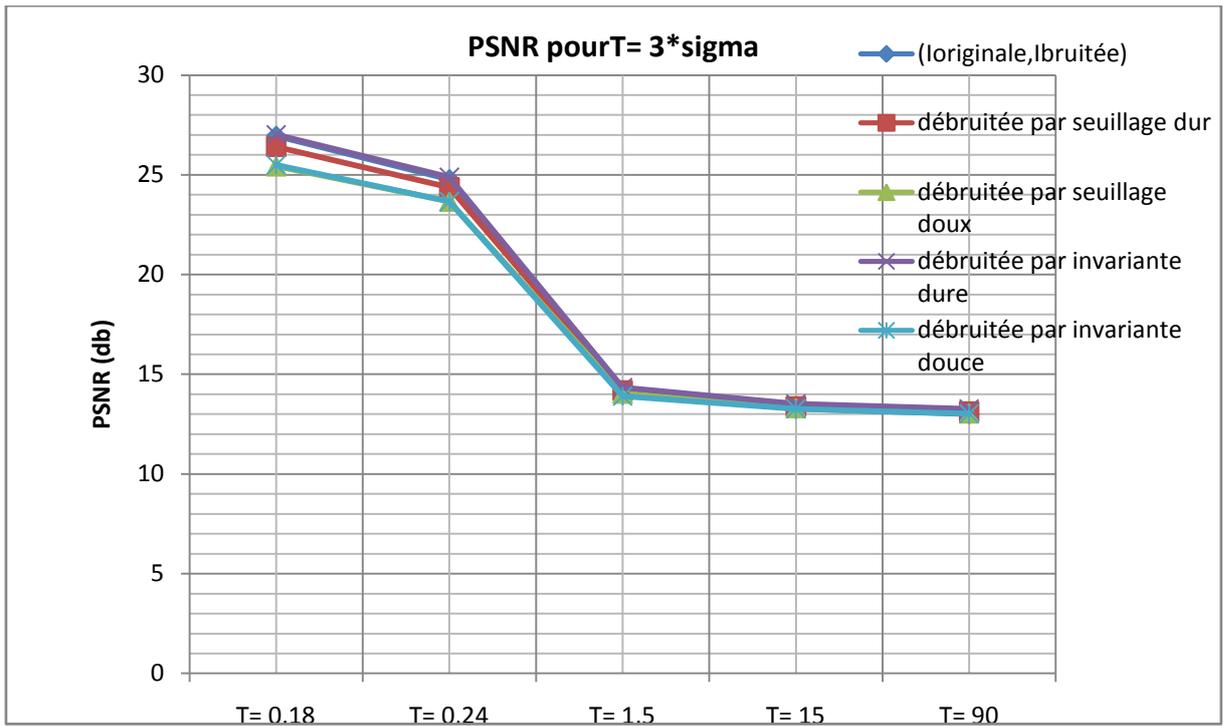


Figure III.25 : Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour $T = 3*\sigma$

Images	PSNR	PSNR	PSNR	PSNR	PSNR
	Sigma= 0.06	Sigma= 0.08	Sigma= 0.5	Sigma= 5	Sigma= 30
(Ioriginale,Ibruitée)	27.2259	24.3068	13.9578	12.0939	12.1704
(Ibruitée, seuillage dur) T= 3/2*sigma	30.5460	27.6648	18.0594	15.3027	15.3385
(Ibruitée, seuillage doux) T= 3/2*sigma	27.6645	24.9268	15.0579	13.2681	13.3300
(Ibruitée, invariante dure) T= 3/2*sigma	33.1299	30.1836	19.3994	17.4704	17.4810
(Ibruitée, invariante douce) T= 3/2*sigma	27.9316	25.1489	15.1528	13.3606	13.4196
T=	0.09	0.12	0.75	7.5	45

Tableau III.14 : Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour $T = 3/2*\sigma$

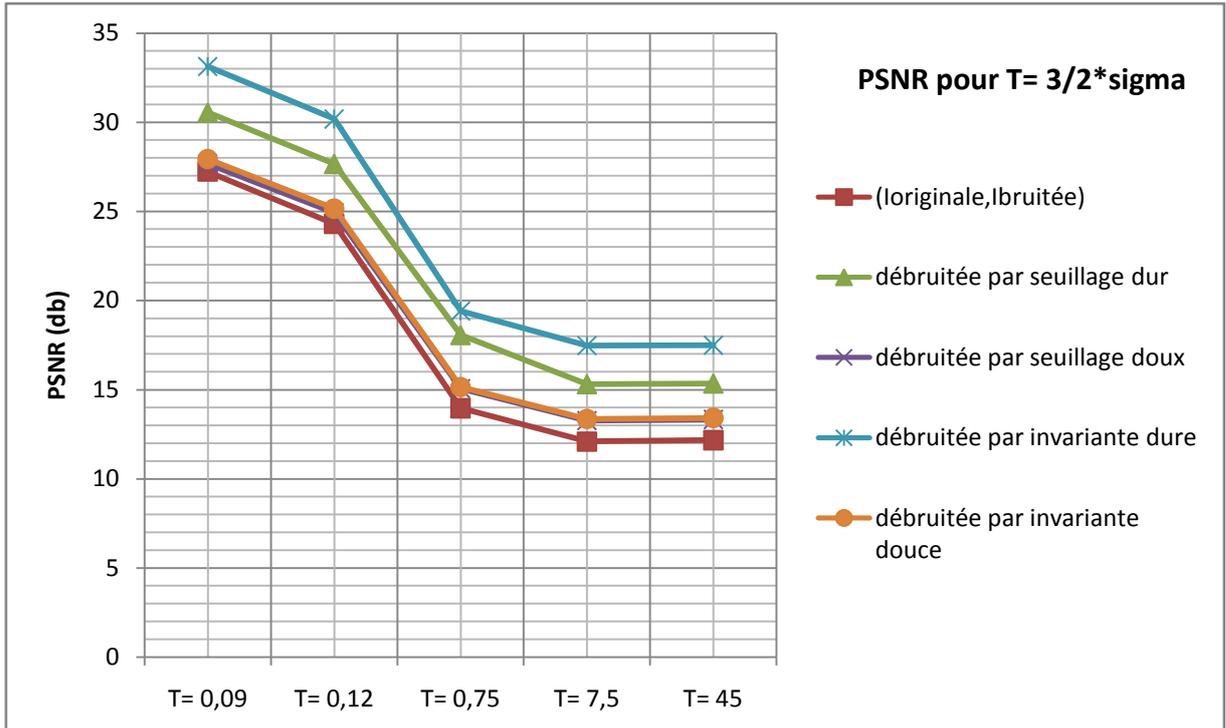


Figure III.26 : Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour $T = 3/2 \cdot \sigma$

Images	PSNR Sigma= 0.06	PSNR Sigma= 0.08	PSNR Sigma= 0.5	PSNR Sigma= 5	PSNR Sigma= 30
(Ioriginale,Ibruitée)	26.8297	24.8828	14.8728	12.4559	13.0827
(Ibruitée, seuillage dur) T= 3.5*sigma	26.2843	24.2029	14.8325	12.4717	13.1069
(Ibruitée, seuillage doux) T=3.5*sigma	25.0694	23.5698	14.7811	12.4771	13.1022
(Ibruitée, invariante dure) T= 3.5*sigma	26.4672	24.5747	14.9014	12.5009	13.1503
(Ibruitée, invariante douce) T= 3.5*sigma	25.0928	23.5197	14.5937	12.4335	13.0885
T=	0.21	0.28	1.75	17.5	105

Tableau III.15: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour $T = 3.5 \cdot \sigma$

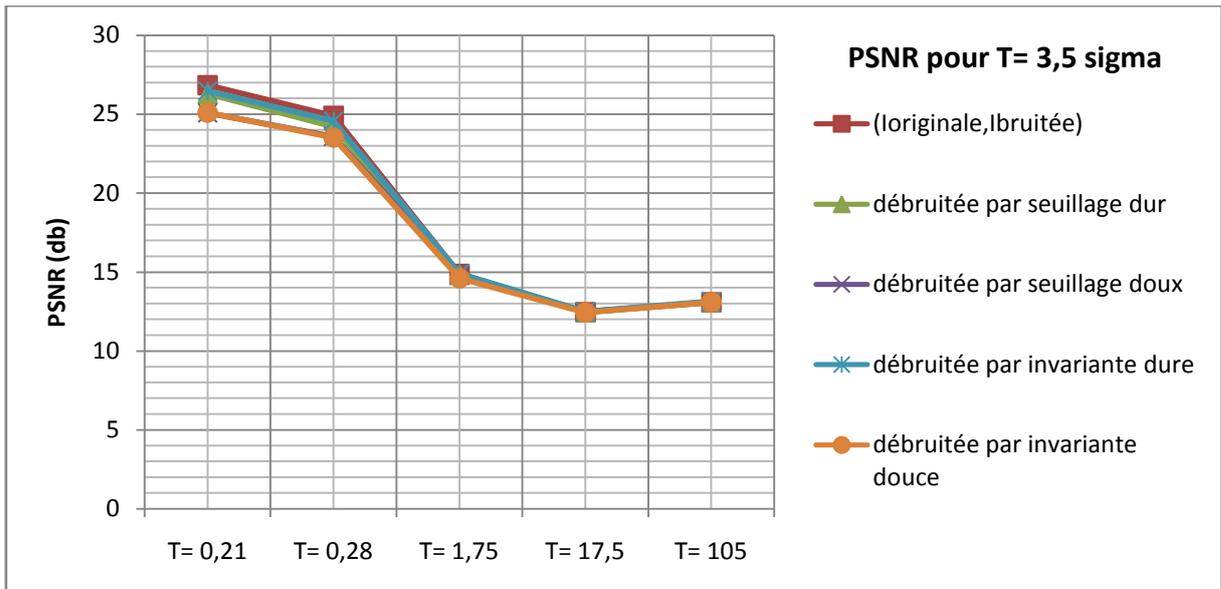


Figure III.27 : Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour $T= 3.5 \cdot \sigma$

Après comparaison entre les résultats obtenus lorsque on a utilisé les différentes valeurs de sigma, il est clair que la valeur du PSNR est élevée toujours pour les valeurs basses de T et ceci pour $\sigma=0.06$ dans le cas de la comparaison entre (image bruitée et débruitée par ondelette invariante dure), alors qu'avec des valeurs élevées de T, cette technique ne sera plus efficace, donc on applique d'autres filtres comme le filtre médian. Ce qui confirme les résultats vus précédemment. Donc la technique de débruitage par ondelettes à translation invariante est très efficace par rapport d'autres seuillage.

Remarque :

Par comparaison avec l'image originale et l'image débruitée selon d'autres littératures [9, 11], on obtient les résultats mentionnés dans les tableaux ci-après :

Images	PSNR Sigma= 0.06	PSNR Sigma= 0.08	PSNR Sigma= 0.5	PSNR Sigma= 5	PSNR Sigma= 30
(Ioriginale,Ibruitée)	27.2259	24.3068	14.1023	12.0939	13.1016
(Ioriginale, seuillage dur) T= 3*sigma	31.3829	30.3158	25.4875	24.0415	24.6182
(Ioriginale, seuillage doux) T= 3*sigma	29.6053	28.4453	22.6755	23.8821	25.3330
(Ioriginale, invariante dure) T= 3*sigma	33.3447	32.1052	25.2547	22.1205	25.1158
(Ioriginale, invariante douce) T= 3*sigma	29.2124	28.0481	19.3383	13.6417	27.0485
T=	0.18	0.24	1.5	15	90

Tableau III.16: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour T= 3*sigma

Images	PSNR Sigma= 0.06	PSNR Sigma= 0.08	PSNR Sigma= 0.5	PSNR Sigma= 5	PSNR Sigma= 30
(Ioriginale,Ibruitée)	26.7317	25.0384	14.4493	13.0781	13.2236
(Ioriginale, seuillage dur) T= 3/2*sigma	28.3870	26.7656	17.3167	14.9945	15.1697
(Ioriginale, seuillage doux) T= 3/2*sigma	31.6729	30.5314	21.4554	19.2515	20.0271
(Ioriginale, invariante dure) T= 3/2*sigma	32.9576	31.3216	21.8542	15.7220	16.4726
(Ioriginale, invariante douce) T= 3/2*sigma	31.9147	30.7800	20.8392	19.3615	19.9353
T=	0.09	0.12	0.75	7.5	45

Tableau III.17: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour T= 3/2*sigma

Images	PSNR Sigma= 0.06	PSNR Sigma= 0.08	PSNR Sigma= 0.5	PSNR Sigma= 5	PSNR Sigma= 30
(Ioriginale,Ibruitée)	26.8761	24.6538	15.3254	13.2700	12.8118
(Ioriginale, seuillage dur) T= 3.5*sigma	31.2815	30.1135	26.3154	27.6370	29.5917
(Ioriginale, seuillage doux) T=3.5*sigma	28.8542	27.8332	22.5340	22.0073	18.4074
(Ioriginale, invariante dure) T= 3.5*sigma	32.9247	31.4194	25.3019	24.0798	28.3430
(Ioriginale, invariante douce) T= 3.5*sigma	28.5722	27.3461	18.6728	10.2719	24.7923
T=	0.21	0.28	1.75	17.5	105

Tableau III.18: Comparaison entre l'image originale, Image bruitée, débruitée par ondelettes (seuillage doux, dur et invariante dure et douce), pour T= 3.5*sigma

III.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons comparé les filtres sur la qualité des images débruitées qu'ils fournissent, et ce en fonction du type de bruit, de sa variance et du rapport signal sur bruit.

Cette mesure de la qualité de l'image est objective et quantifiable mais n'est pas toujours corrélée à la qualité subjective de l'image. Il est délicat de comparer les rapports signal sur bruit de deux images pour les quelles la nature des filtres est différente.

Nous avons discuté sur l'utilisation des ondelettes en particulier la transformée en ondelettes invariante par translation à 2D en réduisant le bruit qui a un effet mauvais sur l'image médicale ainsi que sur la dégradation de sa qualité.

Dans ce chapitre, nous avons montré que l'utilisation de la transformée en ondelettes invariante par translation offre de meilleurs résultats que ceux obtenus par les filtres médian et Wiener couramment utilisés [11, 12, 13, 14].

Références

- [1] X.Zong, A.F.Laine and E.A.Geiser, « Speckle Reduction and Contrast Enhancement Of Echocardiograms Via Multiscale Nonlinear Processing ». IEEE Transactions On Medical Imaging, Vol. 17, NO 4, pp.532-540, 1998.
- [2] E.P.Simonelli and E.H.Adelson, « Noise Removal Via Bayesian Wavelet Coring ». Proc. 3rd IEEE Int. Conf on Image Processing, Vol. 1, pp. 1-4, 1996.
- [3] A.Achim, A.Bezerianos And P.Tsakalides, « Ultrasound Image Denoising Via Maximum a Posteriori Estimation Of Wavelet Coefficients ». Proc. IEEE EMBS 23rd Annual Int. Conf. (2001), Vol.3, pp. 2553-2556, 2001.
- [4] M.Karaman, M.A.Kutay, and G.Bozdagi, « An Adaptive Speckle Suppression Filter For Medical Ultrasonic Imaging ». IEEE Trans. Medical Imaging, Vol.14, No.2, pp 283-292, 1995.
- [5] Yu.Yongjian, T.Scott. and Acton, « Speckle Reducing Anisotropic Diffusion. IEEE Transactions on Image Processing », Vol.11, No.11, pp 1260-1270, 2002.
- [6] Chun-Lin Liu, « Discrete Wavelet Transform: A Tutorial of The Wavelet Transform », ed: NTUEE, Taiwan, 2010.
- [7] C.Naornita, I.Firoiu, D.Isar, J. Boucher, M.Isar and Al, « a Second Order Statistical Analysis of the 2d Discrete Wavelet Transform ». In Proceedings of International Conference on Communications, pp 145-148, 2010.
- [8] I.Adam, « Complex Wavelet Transform:Application to Denoising ». Phd Thesis, the Politehnica University Of Timisoara and University of Rennes 1. 2010.
- [9] J.Liang and T.W.Parks, « a Translation-Invariant Wavelet Representation Algorithm with Applications ». IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 44, pp. 225 232, 1996.
- [10] Y.Jin, E.Angelini, and A.Laine, « Wavelets in Medical Image Processing: De-noising, Segmentation, and Registration » Department of Biomedical Engineering, Columbia University, New York, NY, USA 2005.

- [11] B.A. Abraham, Z.A. Mustafa, I.A. Yassine, N. Zayed, and Y.M. Kadah. «Hybrid Total Variation and Wavelet Thresholding Speckle Reduction for Medical Ultrasound Imaging». *Journal of Medical Imaging and Health Informatics* pp(1–11) Vol. 2, 2012.
- [12] R. Sivakumar and D. Nedumaran, «Comparative study of Speckle Noise Reduction of Ultrasound B-scan Images in Matrix Laboratory Environment». *International Journal of Computer Applications*, pp (46-50) Volume 10– No.9, November 2010.
- [13] P.S. Hiremath, P.T. Akkasaligar and S. Badiger, «Speckle Noise Reduction in Medical Ultrasound Images». <http://dx.doi.org/10.5772/56519>. 2013.
- [14] A.Keikhosravi and S.H.Berenjabad « Ultrasound Medical Image Speckle Reduction Using Fourth-Order Partial Differential Equation». *Machine Vision and Image Processing (MVIP)*, 2011 7th Iranian (pp. 1-5). IEEE, 2011.

Chapitre IV : Réduction de bruit en utilisant les CNN

Sommaire

<i>IV.1. Introduction</i>	<i>77</i>
<i>IV.2. Architecture des réseaux de neurones cellulaires</i>	<i>77</i>
<i>IV.3. Application des réseaux de neurones cellulaires.....</i>	<i>81</i>
<i>IV.4. Comparaison entre un filtre médian et un réseau de neurones cellulaires</i>	<i>83</i>
<i>IV.5. Etude comparative</i>	<i>85</i>
<i>IV.6. Conclusion</i>	<i>89</i>
<i>Références.....</i>	<i>90</i>

IV.1. Introduction

Vu l'importance des CNN dans le domaine des filtrages, nous avons voulu appliquer les réseaux de neurones cellulaires pour la réduction du bruit et cela par souci de comparaison avec les résultats obtenus dans le chapitre III ; L'histoire de voir qu'elle est la méthode qui permet d'obtenir les meilleurs résultats selon les exemples des images choisies.

IV.2. Architecture des réseaux de neurones cellulaires

L'unité de base de circuit des réseaux de neurones cellulaires est appelée une cellule. Elle contient des éléments de circuits linéaires et non linéaires, qui sont généralement condensateurs linéaires, résistances linéaires, sources commandées linéaires et non linéaires, et des sources indépendantes. La structure des réseaux de neurones cellulaires est similaire à celle trouvée dans les automates cellulaires, à savoir, n'importe quelle cellule dans un réseau de neurones cellulaires est connectée uniquement à ses cellules voisines. Les cellules adjacentes peuvent agir directement l'une sur l'autre. Les cellules qui ne sont pas reliées directement entre elles, elles peuvent s'influer mutuellement indirectement à cause des effets de propagation de la dynamique du temps continu des réseaux de neurones cellulaires. Un exemple de deux dimensions de réseaux de neurones cellulaires est montré dans la figure (IV.1). Théoriquement, on peut définir un réseau de neurones cellulaires de n'importe quelle dimension, mais dans notre cas, nous nous concentrerons sur le cas de deux dimensions, car nous concentrerons notre attention sur les problèmes de traitement d'image. Les résultats peuvent être facilement généralisés pour des dimensions supérieures [1, 2]. Pour la dynamique et l'étude de la stabilité de notre réseau voir l'ANNEXE B.

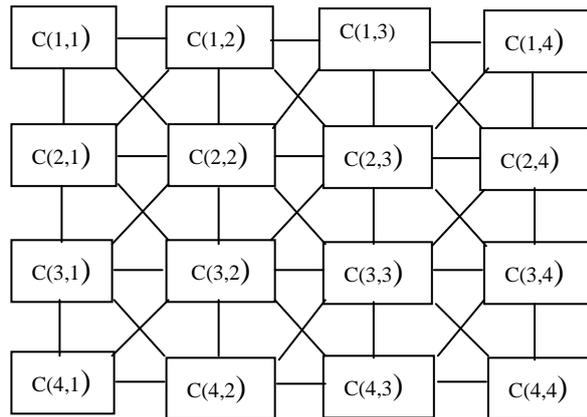


Figure IV.1 : Un réseau de neurone cellulaire bidimensionnel. La taille de circuit est 4x4. Les carrées sont les unités de circuit appelées les cellules. Les liens entre les cellules indiquent qu'il y a des interactions entre les cellules liées.

Considérons un réseau de neurones cellulaire MXN, ayant des cellules MXN disposées en M lignes et N colonnes. Nous appelons la cellule de la $i^{\text{ème}}$ ligne et de la $j^{\text{ème}}$ colonne $C(i, j)$, et notons par $C(i, j)$ comme dans la figure (IV.1). Maintenant, on va définir ce que nous voulons dire par un voisinage de $C(i, j)$ [3].

Définition : le voisinage r

Le voisinage r d'une cellule $C(i, j)$, dans un réseau de neurones cellulaires est définie par :

$$N_r(i, j) = \{C(i, j) \mid \max\{|k - i|, |l - j|\} \leq r, 1 \leq k \leq M; 1 \leq l \leq N\} \quad (\text{IV.1})$$

Où r est un nombre entier positif.

La figure (IV.2) montre trois voisinages de la même cellule (située au centre et montrée ombragée) avec $r = 1, 2$ et 3 , respectivement. Habituellement, on appelle $r = 1$ un voisinage de « 3 X 3 », $r = 2$ un voisinage de « 5 X 5 », et $r = 3$ un voisinage de « 7 X 7 ». Il est facile de montrer que le système de voisinage défini ci-dessus montre une propriété de symétrie dans le sens où, si $C(i, j) \in N_r(k, l)$, alors $C(k, l) \in N_r(i, j)$, pour tous les $C(i, j)$ et $C(k, l)$ dans un réseau de neurones cellulaire.

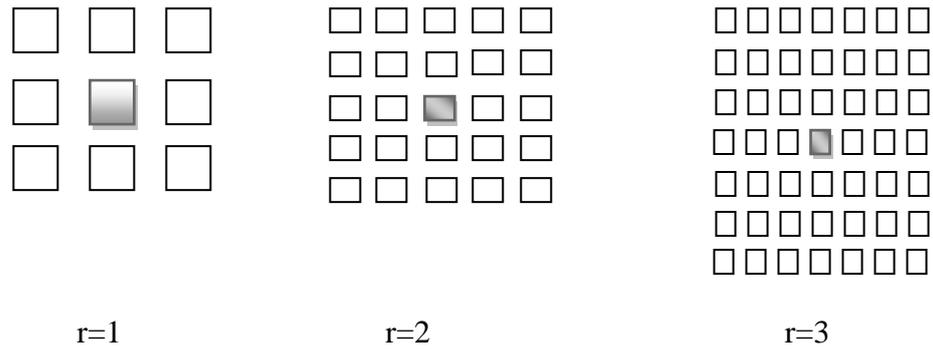


Figure IV.2 : Le voisinage de la cellule $C(i, j)$ défini par (1) pour $r = 1$, $r = 2$ et $r = 3$, respectivement

Un exemple typique d'une cellule $C(i, j)$ d'un réseau de neurones cellulaires est montré dans la figure. (IV.3), d'où u , x , et y représentent respectivement l'entrée, l'état et la sortie, La tension du nœud v_{xij} de $C(i, j)$ est appelée l'état de la cellule et son état initial est supposé être d'une magnitude inférieure ou égale à 1. La tension v_{uij} du nœud, est appelée l'entrée de $C(i, j)$ et elle est supposée être une constante avec une magnitude inférieure ou égale à 1. La tension du nœud v_{ij} est appelée la sortie.

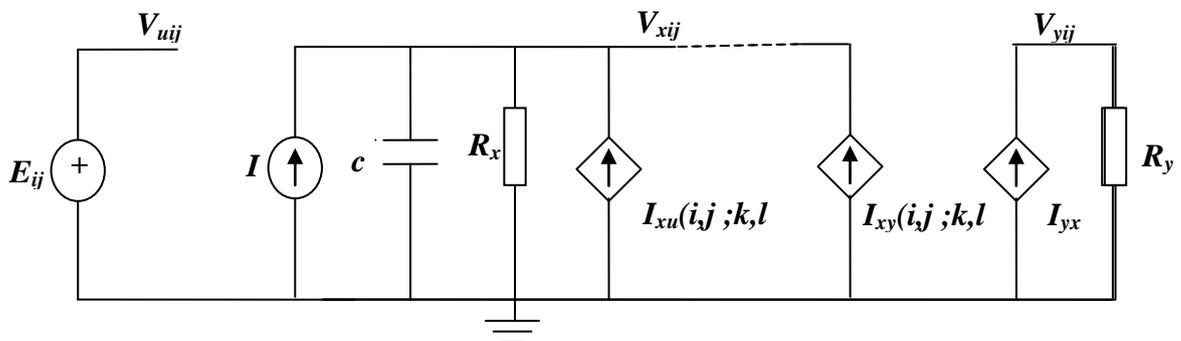


Figure IV.3 : Un exemple d'un circuit d'une cellule

Dans la figure (IV.3), nous observons que chaque cellule $C(i, j)$ contient une source indépendante de tension E_{ij} , une source indépendante de courant I , un condensateur linéaire C , deux résistances linéaires R_x , et R_y , et au plus 2m tension linéaire contrôlée par les sources du courant qui sont couplées à ses cellules voisines via v_{ukl} la tension d'entrée de contrôle et la rétroaction da la tension de sortie v_{ykl} de chaque cellule voisine $C(k, l)$, où m est égal au nombre de cellules voisines. En particulier, $I_{xy}(i, j; k, l)$ et $I_{xu}(i, j; k, l)$ sont des sources de

courant commandées par tension linéaire avec les caractéristiques $I_{xy}(i, j ; k, l) = A(i, j ; k, l)v_{ykl}$ et $I_{xu}(i, j ; k, l) = B(i, j ; k, l)v_{ykl}$ pour tous les $C(k, l) \in N_r(i, j)$. Le seul élément non-linéaire dans chaque cellule est la source du courant commandée par tension linéaire par morceaux $I_{xy} = (1/R_y)f(v_{xij})$ avec la caractéristique $f(\cdot)$ est montrée dans la figure (IV.4).

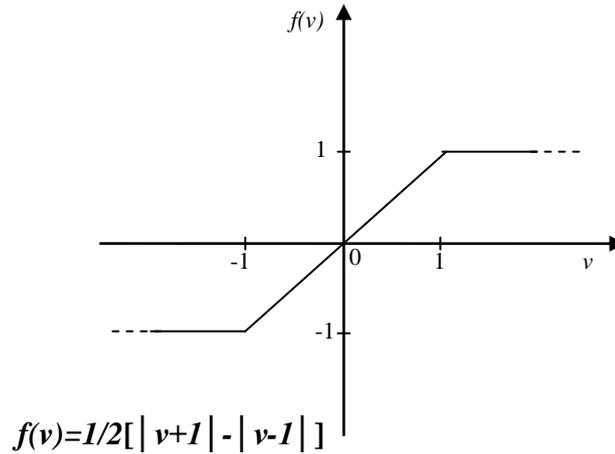


Figure IV.4 La caractéristique de la source commandée non linéaire

Toutes les sources de contrôle linéaires et linéaires par morceaux utilisées dans notre réseau de neurones cellulaires peuvent être facilement réalisées en utilisant des amplificateurs opérationnels (amplis-op) [4, 5].

En appliquant le *KCL* et *KVL*, les équations de circuit d'une cellule, sont facilement dérivées comme suit :

Equation d'état

$$c \frac{dv_{xij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} v_{xij}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i, j; k, l)v_{ykl}(t) + \sum B(i, j; k, l)v_{ukl}(t) + I, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \tag{IV.2a}$$

Equation de sortie

$$v_{yij}(t) = \frac{1}{2} \left(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1| \right), 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \tag{IV.2b}$$

Equation d'entrée

$$v_{uij} = E_{ij}, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (\text{IV.2c})$$

Conditions de contrainte

$$|v_{xij}(0)| \leq 1, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (\text{IV.2d})$$

$$|v_{uij}| \leq 1, 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \quad (\text{IV.2e})$$

Paramètres supposés :

$$A(i, j; k, l) = A(k, l; i, j), \quad 1 \leq i, k \leq M; 1 \leq j, l \leq N \quad (\text{IV.2f})$$

$$C > 0, R_x > 0 \quad (\text{IV.2g})$$

IV.3. Application des réseaux de neurones cellulaires

Cette section concerne l'application des CNN dans le traitement d'image pour la réduction du bruit dans l'imagerie médicale.

Pour mesurer la qualité des images, nous avons simulé notre réseau de neurones cellulaires à l'aide du logiciel Matlab, comme l'indique l'organigramme suivant :

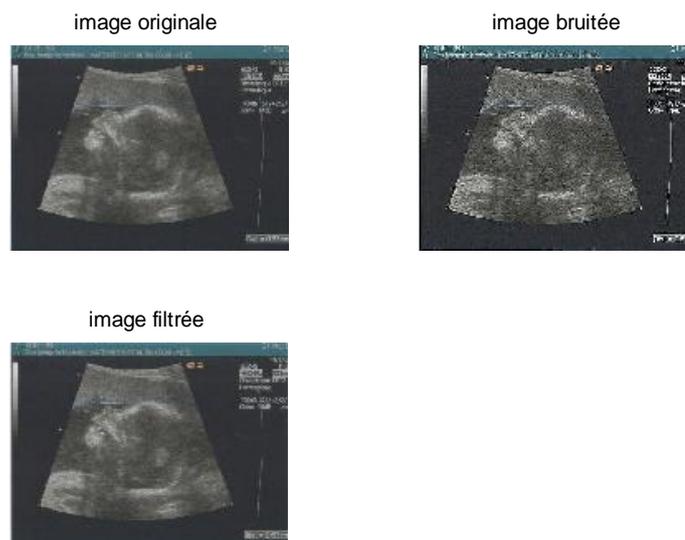
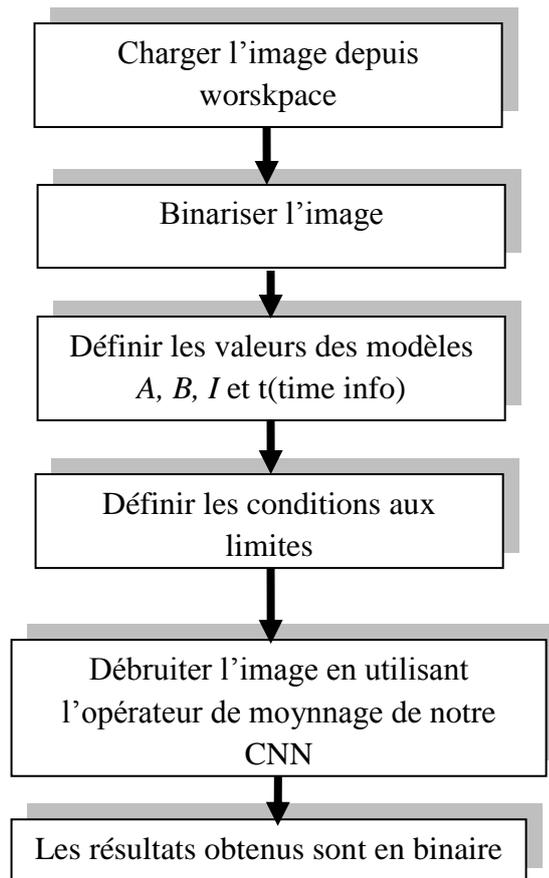


Figure IV.5 : débruitage des images en niveaux de gris sans binarisation



Les résultats obtenus sont montrés dans les figures ci-après :

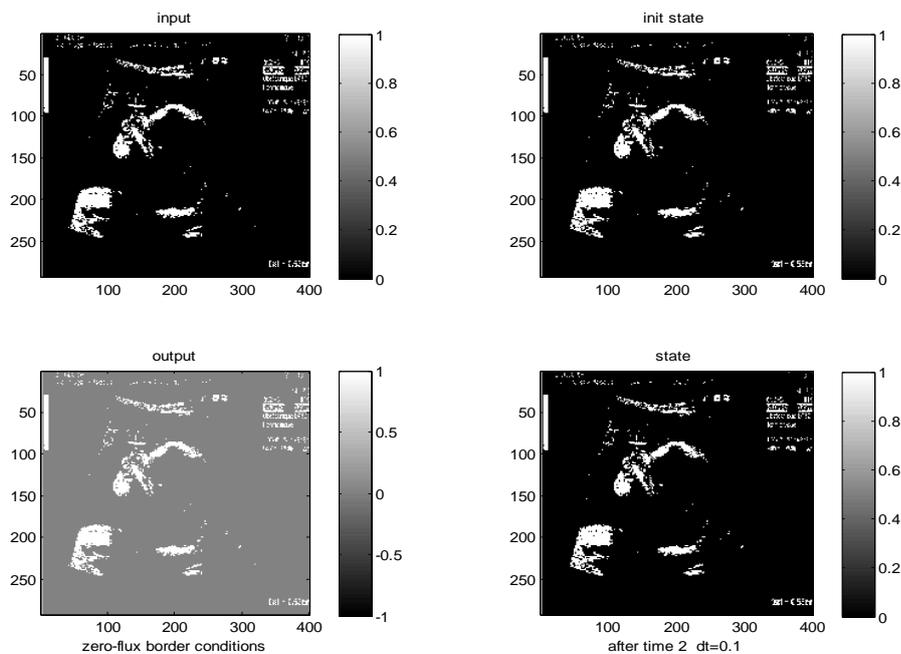


Figure IV.6 : Débruitage de l'image échographique à l'aide d'un réseau de neurones cellulaires.

Images	PSNR
Bruitée et Filtrée	32.1653
Originale et Bruitée	21.6690
Originale et Filtrée	30.3009
D'entrée et de Sortie avec CNN	42.8929

Tableau IV.1 : Mesure de la qualité des images obtenues sans binarisation et à l'aide d'un CNN.

On voit clairement que la valeur du PSNR est élevée pour les images obtenues en utilisant les réseaux de neurones cellulaires, ce qui signifie que la qualité des images est meilleure en utilisant la technique des CNNs par rapport à celle du filtre Wiener. Commençons par considérer le bruitage. Tout d'abord, il convient de remarquer que notre image source contient en majeure partie des hautes fréquences. De plus, le bruit que nous ajoutons est de type impulsionnel donc de haute fréquence. Comme on vient de le remarqué, le bruit était relativement peu visible. On ne peut donc pas juger réellement de l'effet de la suppression du bruit, d'autant plus que l'image étant elle-même composée de nombreuses hautes fréquences, certains éléments de l'image seront supprimés

IV.4. Comparaison entre un filtre médian et un réseau de neurones cellulaires

On essaye de comparer les résultats obtenus à l'aide d'un filtre non linéaire comme le filtre médian 3X3 à 2 dimensions appliqué sur une image en binaire bruitée avec deux noyaux le premier est uniforme 3X3 et le deuxième est gaussien avec ceux obtenus par un réseau de neurones cellulaires (CNN). Les résultats sont montrés sur les figures suivantes :



Image originale(a)

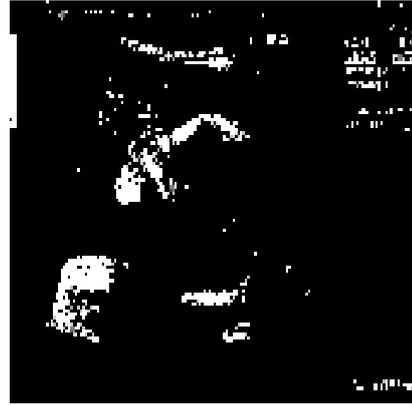


Image en binaire(b)



*Image bruitée à l'aide d'un filtre
moyenneur 3X3(c)*



*Image filtrée à l'aide d'un filtre médian
3X3(d)*



*Image bruitée à l'aide d'un filtre gaussien
(0.5)(e)*



*Image filtrée à l'aide d'un filtre médian
3X3(f)*

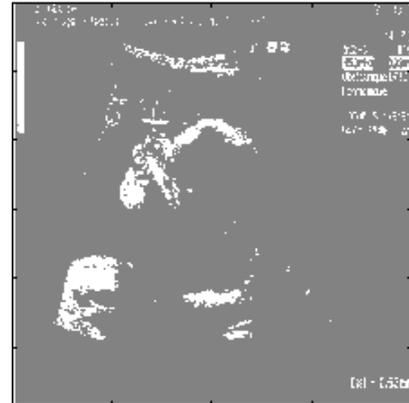
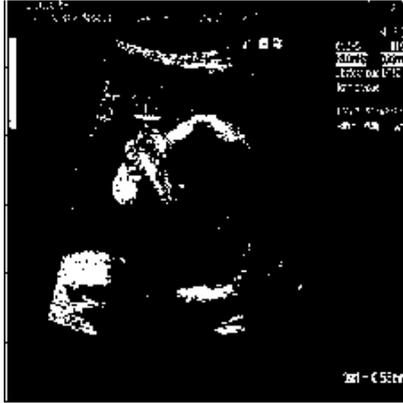


Image filtrée à l'aide d'un CNN à $t=4$ (g)

Image filtrée à l'aide d'un CNN(h)

Images	PSNR
(c) et (d)	29.8519
(e) et (f)	22.0478
(b) et (h)	42.8929

Figure IV.7 : Comparaison entre un filtre médian et un réseau de neurones cellulaires.

D'après le PSNR, on peut constater que les réseaux de neurones cellulaires sont efficaces pour éliminer le bruit dans l'imagerie médicale par rapport à un filtre médian, ce dernier introduit un flou dans l'image mais il conserve cependant de bons contours.

IV.5. Etude comparative

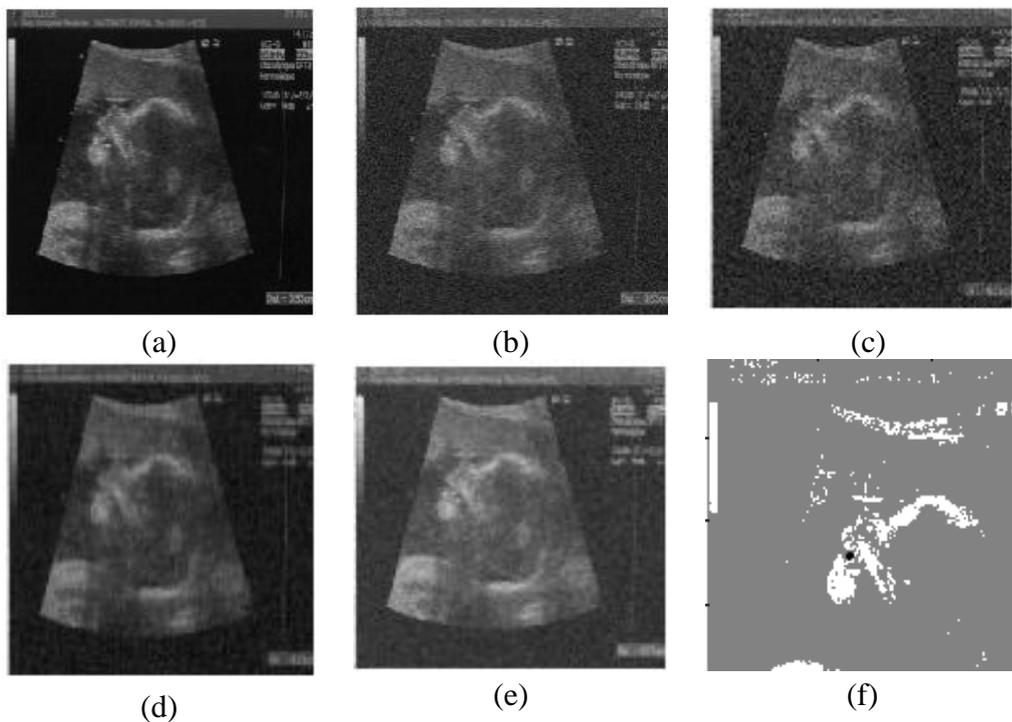
Dans ce paragraphe, nous avons comparé les résultats obtenus en utilisant les ondelettes par rapport à la valeur référentielle que nous avons obtenue au niveau du PSNR par la méthode des réseaux de neurones cellulaires appliquée sur notre image. Ces résultats sont également comparés avec ceux obtenus par le filtre médian et le filtre de Wiener suivant plusieurs cas.

La meilleure valeur obtenue du PSNR (dans le cas des CNN)= 42.8929.

Cas n° 1 : Pour Sigma= 0.006 et T= 0.01

Filtre	PSNR
Translation Invariante (par rapport à l'image bruitée)	52.1086
Translation Invariante (par rapport à l'image originale)	47.0023
Wiener (par rapport à l'image bruitée)	29.0368
Wiener (par rapport à l'image originale)	42.6847
Médian (par rapport à l'image bruitée)	25.8708
Médian (par rapport à l'image originale)	31.4448

Il est tout à fait claire que la transformée en ondelettes invariante par translation donne le meilleur PSNR. Dans la littérature et avec la même image, ce nombre ne dépasse pas la valeur de 42.8929 par la méthode du CNN et la valeur de 36,98 donnée par la littérature [12, 13, 14] au niveau du chapitre III.

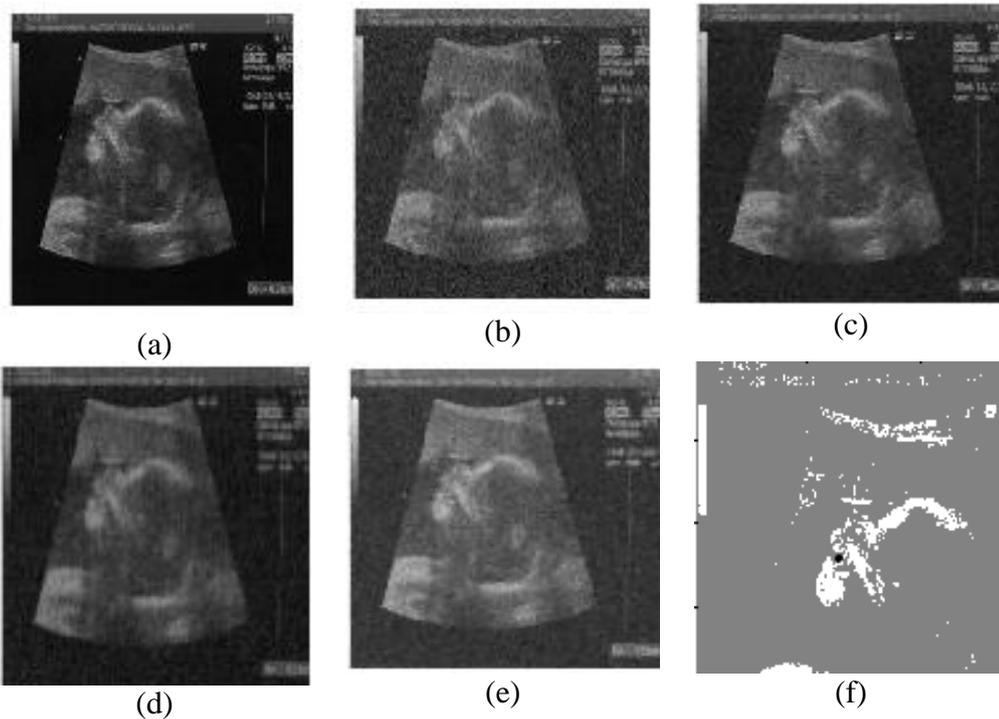


*Image originale(a), image bruitée(b), image débruitée par translation invariante(c),
débruitée par wiener(d), débruitée par médian(e), débruitée par CNN(f)*

Cas n° 2 : Pour Sigma= 0.006 et T= 0.1

Filtre	PSNR
Translation Invariante (par rapport à l'image bruitée)	35.7828
Translation Invariante (par rapport à l'image originale)	36.1560
Wiener (par rapport à l'image bruitée)	28.6649
Wiener (par rapport à l'image originale)	42.7108
Médian (par rapport à l'image bruitée)	25.8533
Médian (par rapport à l'image originale)	31.4393

Dans ce cas, le PSNR le plus élevé, c'est celui qui est donné par la méthode des réseaux de neurones cellulaires CNN soit 42.8929.

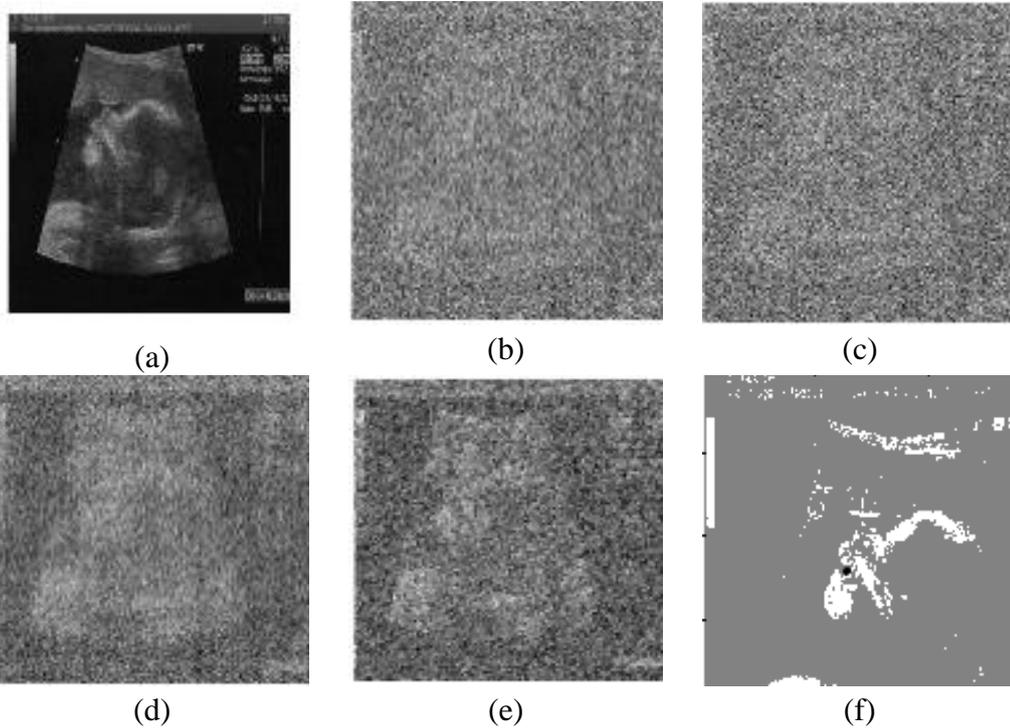


*Image originale(a), image bruitée(b), image débruitée par translation invariante(c),
débruitée par wiener(d), débruitée par médian(e), débruitée par CNN(f)*

Cas n° 3 : Pour Sigma= 0.5 et T= 0.01

Filtre	PSNR
Translation Invariante (par rapport à l'image bruitée)	76.1212
Translation Invariante (par rapport à l'image originale)	13.9038
Wiener (par rapport à l'image bruitée)	17.9840
Wiener (par rapport à l'image originale)	17.0624
Médian (par rapport à l'image bruitée)	22,0478
Médian (par rapport à l'image originale)	17.6350

Dans ce cas, c'est la méthode des ondelettes invariante par translation qui donne les meilleurs résultats du point de vue PSNR mais avec une image distordue (cas non intéressant).



*Image originale(a), image bruitée(b), image débruitée par translation invariante (c),
débruitée par wiener(d), débruitée par médian(e), débruitée par CNN(f)*

Selon ces exemples, on conclut qu'avec les réseaux de neurones cellulaires on ne peut pas aller plus loin, alors qu'avec les ondelettes, il suffit par exemple de modifier la variance **Sigma** et le seuil **T** pour obtenir les meilleurs résultats, tout en vérifiant à chaque fois que l'image ne se détériore pas, comme il est monté dans le cas n° 1.

IV.6. Conclusion

Ce chapitre a débuté par quelques notions sur l'architecture des réseaux de neurones cellulaires. Ensuite quelques opérations de traitement d'images sont effectuées sur la réduction de bruit dans l'image médicale, suivi par une comparaison entre le filtre médian et notre réseau de neurones cellulaires et terminé par une étude comparative.

D'après les résultats obtenus au niveau du rapport signal sur bruit (PSNR) par rapport à ceux de la littérature [6, 7, 8], on peut dire que les réseaux de neurones cellulaires offrent les meilleurs PSNR, c'est-à-dire les meilleurs résultats dans la réduction de bruit dans l'image médicale.

Par contre, au niveau des résultats obtenus avec la transformée des ondelettes invariante par translation, la valeur du PSNR est mieux par rapport à celle donnée par la méthode des CNN, et ceci dépendamment du seuil et de la variance.

Références

- [1] L.O.Chua and L.Yang, « Cellular Neural Networks: Theory », IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 35, No. 10, pp. 1257-1272, October 1988.
- [2] L.O.Chua and L.Yang, « Cellular Neural Networks: Applications », IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol. 35, No. 10, pp. 1273-1290, October 1988.
- [3] H.Park and Toshironishimura, « Reduced Speckle Noise on Medical Ultrasound Images Using Cellular Neural Network with Infinite Impulse Response Filter », Engineering in Medicine and Biology Society, 29th Annual International Conference of the IEEE Volume, Issue, 22-26 Aug, pp 2138 – 2141, 2007.
- [4] I.Adam, « Complex Wavelet Transform: Application to Denoising ». Phd Thesis, The Politehnica University of Timisoara and University of Rennes1. (2010).
- [5] R.Bouchouareb, « Réduction du Bruit des Taches dans l’Imagerie Médicale en Utilisant les Réseaux de Neurones Cellulaires (CNN) », Mémoire de Magister. Université de BATNA, 2010.
- [6] R. Sivakumar, D. Nedumaran, «Comparative study of Speckle Noise Reduction of Ultrasound B-scan Images in Matrix Laboratory Environment». International Journal of Computer Applications, pp (46-50) Volume 10– No.9, November 2010.
- [7] B.A. Abraham, Z.A. Mustafa, I.A. Yassine, N. Zayed, and Y.M. Kadah. «Hybrid Total Variation and Wavelet Thresholding Speckle Reduction for Medical Ultrasound Imaging». Journal of Medical Imaging and Health Informatics pp(1–11) Vol. 2, 2012.
- [8] P.S. Hiremath, P.T. Akkasaligar and S. Badiger, «Speckle Noise Reduction in Medical Ultrasound Images». <http://dx.doi.org/10.5772/56519>. 2013.

CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

Dans cette thèse, deux méthodes ont été présentées dans le traitement d'images et plus exactement dans les images médicales : la transformée en ondelettes invariante par translation et les réseaux de neurones cellulaires (CNN).

La transformée en ondelettes n'est pas invariante par translation. Par conséquent, si l'on applique une méthode de débruitage à la transformée en ondelettes d'une image et à sa version translatée, les résultats peuvent être très différents. L'application de la transformée en ondelette invariante par translation dans ce cas devient très intéressante.

L'algorithme de Beylkin, utilisé par Liang et Parks pour calculer la WT (Wavelet Transform) pour tous les décalages possibles circulaires d'un signal, a été présenté en détail. En choisissant une fonction de coût, les coefficients d'ondelettes de coûts minimaux du décalage ont été choisis par l'algorithme de recherche d'arbre binaire. Cet arbre contient les informations pour former les transformées en ondelettes de toutes les translations. Quelques applications en traitement d'images, nous ont montré l'efficacité de cette méthode dans la réduction du bruit.

La technique CNN pourrait être hybride entre ANN (les réseaux de neurones artificiels) et CA (Continuous Automates). L'unité de traitement des CNN et ANN sont similaires. Dans les deux cas, les unités de traitement sont les entrées multiples des systèmes dynamiques et le comportement de l'ensemble des systèmes principalement motivé par le poids de l'unité de traitement linéaire de l'interconnexion. Le discriminateur principal est que dans les processeurs CNN, les connexions sont fabriquées localement alors que dans le ANN, les connexions sont globales. Dans le ANN, les poids contiennent les informations sur le système de traitement de l'état précédent, mais dans les processeurs CNN, les pondérations sont utilisées pour déterminer la dynamique du système.

Nous avons présenté quelques applications en traitement d'images. Pour ces applications, le réseau de neurone cellulaire fonctionne comme un filtre à deux dimensions. Toutefois et contrairement aux filtres numériques classiques à deux dimensions, notre réseau de neurones cellulaires a utilisé le traitement parallèle de l'espace image d'entrée en délivrant ainsi sa production en temps continu. Cette caractéristique remarquable permet de traiter une image de grande taille en temps réel.

Pour ce qui est comparaison, on peut dire que chaque méthode est meilleure, tout dépend de la nature du bruit, sa variance, le temps de simulation, la valeur du seuil etc...

Et comme perspectives, cette étude peut être enrichie en utilisant d'autres méthodes telles que les filtres numériques (RII, les algorithmes génétiques (GA) et la méthode des SVM : Support Vector Machines) associées à d'autres algorithmes donnant des résultats plus précis dans un temps réel.

Annexe A : Notions de base sur les ondelettes

Sommaire

A.1. La transformée d'ondelettes WT.....94

A.2. La transformée en ondelettes discrètes (DWT).....95

A.3. Recherche le minimum des coefficients97

Références.....99

A.1. La transformée d'ondelettes WT

Ayant à l'esprit les limites de la transformée de Fourier (localisation pauvre de temps) et de la courte durée de la transformée de Fourier (localisation du temps fixe et de fréquence), Grossman et Morlet ont donné en 1984 [1] la formulation de la transformée en ondelettes continue. Contrairement aux deux premiers, qui ont été décomposés le signal en une base d'exponentielles complexes, la transformée en ondelettes décompose le signal sur un ensemble d'ondelettes dilatées et translatées. Cette différence confère au WT l'avantage d'effectuer une analyse multi-résolution, c'est à dire qu'il traite des fréquences différentes d'une manière différente (par contre avec la STFT (Transformée de Fourier à Court Temps) qui suit de la même manière toutes les fréquences). En utilisant cette technique, la résolution temporelle est augmentée lorsqu'on analyse une partie à haute fréquence du signal, et la localisation fréquentielle est augmentée lors de l'analyse d'une partie à basse fréquence du même signal. Ce type d'analyse est adapté pour des signaux ayant à la fois des composantes à basse fréquence avec une longue durée de temps et des composantes à haute fréquence avec une courte durée de temps, ce qui est le cas de la plupart des signaux.

Si on considère une fonction $x \in L^2(\mathbb{R})$ et pour l'analyse on utilise l'ondelette mère ψ

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (\text{A.1})$$

Avec ses versions réduites et translatées en :

$$\psi_{u,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (\text{A.2})$$

Nous pouvons écrire la transformée en ondelettes de $x(t)$ au temps u et échelle s comme suit :

$$Wx(u, s) = \langle x, \psi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \psi^*\left(\frac{t-u}{s}\right) dt \quad (\text{A.3})$$

D'après l'équation (A.3) on peut conclure que la transformée en ondelettes peut être vu comme une convolution entre le signal à analyser et la fonction inverse, $\frac{1}{\sqrt{s}}\psi^*\left(-\frac{t}{s}\right)$ la dérivée de l'ondelette mère.

A.2. La transformée en ondelettes discrètes (DWT)

Parce que la Transformée en Ondelettes Continue CWT (Continuos Wavelet Transform) est très redondante, une discrétisation de l'échelle et des variables de la translation a été introduite. Cette version de la CWT est nommée « (Continuous Time Wavelet Series (WS)) » par certains auteurs [2, 3], mais aussi le « Discrete Wavelet Transform », et en particulier « Cadres d'ondelettes » par d'autres. [4, 5].

A partir une transformée en ondelettes qui utilise des trames, on obtient un ensemble dénombrable de coefficients dans le domaine de la transformée. Les coefficients correspondent à des points sur une grille bidimensionnelle ou un treillis de points discrets dans le domaine échelle translation. Ce treillis sera indexé par deux entiers: le premier entier j correspond aux étapes d'échelle discrètes tandis que le second entier n correspond aux étapes de la translation discrètes (la grille est indexée par j et n). Le paramètre de la dilatation, s est maintenant $s = s_0^j$ et la translation u est maintenant $u = nu_0s_0^j$, où s_0 et u_0 sont respectivement l'échelle discrète et les étapes de la translation.

$$\psi_{j,n}(t) = \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi\left(\frac{t - nu_0s_0^j}{s_0^j}\right) \quad (\text{A.4})$$

Les conditions nécessaires imposées à ψ , s_0 et u_0 pour $\psi_{j,n}$, $j, n \in \mathbb{Z}^2$ d'être une trame de $L^2(\mathbb{R})$ est de satisfaire la condition de l'admissibilité donnée dans

$$C_\psi = \int_0^{+\infty} \frac{|\psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < +\infty \quad (\text{A.5})$$

Tandis que les conditions suffisantes sont données par un autre théorème (qui fournit la limite inférieure et supérieure de trame A et B, en fonction de ψ , s_0 et u_0) ont également introduit par Daubechies dans [5].

Théorème (DAUBECHIES) : si $\psi_{j,n}$, $j, n \in \mathbb{Z}^2$ est la trame de $L^2(\mathbb{R})$ donc les limites de trame vont satisfaire la condition suivante :

$$A \leq \frac{C_\psi}{u_0 \log_\epsilon s_0} \leq B \quad (\text{A.6})$$

$$\forall \omega \in \mathbb{R} - \{0\}, A \leq \frac{1}{u_0} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} |\psi(s_0^j \omega)|^2 \leq B \quad (\text{A.7})$$

La condition (A. 7) impose que l'axe de Fourier est complètement recouvert par les ondelettes dilatées par $\{s_0^j\}_{j \in \mathbb{Z}}$

La transformée WS (Wavelet Series) est définie par rapport à une ondelette mère continue. La transformée en ondelettes trace des signaux d'énergie finie continue dans une grille discrète à 2-D de coefficients, $W\psi: L^2(\mathbb{R}) \rightarrow l^2(\mathbb{Z}^2)$. La transformée WS d'un signal $x(t)$ est :

$$Wx(j, n) = \langle x, \psi_{j,n} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{s_0^j}} \psi^* \left(\frac{t - nu_0 s_0^j}{s_0^j} \right) dt \quad (\text{A.8})$$

Ces coefficients d'ondelettes représentent le signal d'origine mais, comme dans le cas continu, la représentation est liée à l'ondelette mère choisie. Contrairement à la CoWT, cette transformée est définie uniquement pour les valeurs positives de s_0 . Cette contrainte n'est pas restrictive comme l'ondelette mère réfléchie (une échelle de -1). Elle peut être utilisée en tant qu'une nouvelle ondelette mère et couvre efficacement des échelles négatives. Trames d'ondelettes offrent une bonne localisation en temps et en fréquence, mais ils ne forment pas nécessairement une base orthonormée.

Les valeurs les plus couramment utilisées pour s_0 et u_0 sont 2 et 1, respectivement, ce qui signifie que l'échelle est discrétisée, formant une séquence dyadique tandis que le paramètre de translation n'est pas discrétisé. La transformée résultante de ce cas particulier de discrétisation est appelée la transformée en ondelettes dyadique. DWT d'un signal $x(t)$ peut s'écrire sous la forme :

$$DWTx(2^j, u) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t-u}{2^j}\right) dt \quad (\text{A.9})$$

Quand une transformée en ondelettes dyadique est discrétisée en temps avec un intervalle constant, $u = 2^j T$, elle conduit à la Transformée d'Ondelettes Discrète classique (DWT).

En outre, Meyer a montré qu'il existe des ondelettes $\psi(x)$ telles que :

$$\left(\sqrt{2^j} \psi(2^j t - k) \right)_{(j,k) \in \mathbb{Z}^2} \quad (\text{A.10})$$

est une base orthonormée de $L^2(\mathbb{R})$. En fait, si la trame des bornes A et B (à partir du théorème (Daubechies)) sont égales, dont la trame est, en effet, une base orthonormée. Les bases d'ondelettes orthonormées constituent un outil important dans l'analyse fonctionnelle ; avant, il a cru qu'aucune construction pourrait donner bases orthonormées simples de $L^2(\mathbb{R})$ dont les éléments ont de bonnes propriétés de localisation dans les deux domaines Spatial et Fourier.

A.3. Recherche le minimum des coefficients

Tout chemin de la racine aux feuilles de l'arbre dans la décomposition correspond à la transformée d'ondelettes pour certaines translations. Avec une fonction de coût additif, un arbre de division et conquête, recherche un algorithme existant rapide pour trouver le meilleur des coefficients d'ondelettes.

Nous commençons à partir des feuilles et de bas en haut pour les quatre nœuds de la même mère de l'enfant, nous choisissons celui avec le coût minimal, et répétons l'opération récursive. L'additivité de la fonction de coût nous permet de compléter la recherche en $O(N^2 \log N)$ opérations. Beaucoup de fonctions de coût additif existent. L'erreur quadratique moyenne est la plus populaire. D'autres fonctions de coût additif, tels que vecteur entropie et seuil de comptage, ont également été utilisés. Dernièrement, le travail par Ramchandran et al [6] propose d'utiliser le critère taux-distorsion (R-D). Le choix de la fonction de coût affecte la représentation en ondelettes entraînée, et doit être choisie avec soin. Dans les applications de compression de données, la fonction de coût doit être liée au débit binaire ou bien à la distorsion. Dans la détection multi-résolution, la fonction de coût peut être liée à la probabilité de détection, ou le taux de fausse alarme.

La représentation en ondelettes, que nous avons décrit est invariante par translation par rapport à une fonction de coût μ déterminée par l'application, dont le concept nous formalisons comme suit.

Définition : Un opérateur linéaire \mathcal{T} est μ -invariante par translation si

$$\mu(\mathcal{T}(\{x_k\})) = \mu(\mathcal{T}(\{x_{k-s}\})), \forall s \in Z$$
 Où μ est la fonction de coût, et $\{x_k\}$ est un signal discret dans $l^2(Z)$.

En d'hors de l'algorithme que nous avons décrit ci-dessus, de nombreuses transformations linéaires sont μ -invariantes par translation. Par exemple, un opérateur invariant dans le temps linéaire est μ -invariante par translation si la fonction de coût μ est additive. DFT est μ -invariante par translation pour les fonctions de coût additif que nous venons de parler [7].

Références

- [1] A.Grossman and J.Morlet, « Decomposition of Hardy Functions Into Square Integrable Wavelets of Constant Shape ». SIAM J. Math. Anal, Vol 15, No 4, pp 723 – 736, 1984.
- [2] L.S.Tian X.P.Zhang and Y.N.Peng, « From the Wavelet Series to the Discrete Wavelet Transform the Initialization ». IEEE Transactions on Signal Processing, Vol 44, No 1, pp 129–133, 1996.
- [3] K.Y.Randy, « Wavelet Theory and its Applications ». Kluwer Academic Publishers, USA 1993
- [4] S.Mallat, « A Wavelet Tour of Signal Processing ». Academic Press, Elsevier, USA 1999.
- [5] I.Daubechies. « Ten Lectures on Wavelets ». Philadelphia.USA 1992.
- [6] K.Ramachandran and M.Vetterli, « Best Wavelet Packet Bases in A Rate-Distortion Sense ». IEEE Tra 2. Image Processing, pp 160-175, 1993.
- [7] J.Liang and T.W.Parks. « A Two-Dimensional Translation Invariant Wavelet Representation and its Applications ». Image Processing, IEEE International Conference Proceedings (Volume:1), pp 66-70 ; (1994).

Annexe B : Les réseaux de neurones cellulaires

Sommaire

B.1. Introduction.....101

B.2. Dynamique des réseaux de neurones cellulaires101

B.3. Etude de la stabilité de réseau de neurones cellulaires 4X4104

Références.....111

B.1. Introduction

Les circuits analogiques ont joué un rôle très important dans le développement de la technologie électronique moderne. Même dans notre ère de l'ordinateur numérique, les circuits analogiques dominent toujours des domaines tels que l'électronique de communications, de puissance, de contrôle automatique, d'acoustique et de vidéo en raison de leurs capacités de traitement des signaux en temps réel.

Les méthodes classiques de calcul numérique sont heurtées à un goulot d'étranglement de vitesse grave en raison de leur nature de série. Pour surmonter ce problème, un nouveau modèle de calcul, appelé "réseaux de neurones," a été proposé, qui est basée sur quelques aspects de la neurobiologie et adapté aux circuits intégrés [1, 2]. Les principales caractéristiques des réseaux de neurones sont le traitement en parallèle asynchrone, la dynamique en temps continu et interaction global des éléments du réseau [3, 4].

Dans cette annexe, on vira l'une des applications des réseaux de neurones cellulaires dans le traitement d'images c'est la réduction du bruit des images échographiques en essayant à comprendre certains comportements dynamiques de réseaux de neurones cellulaires et de tirer quelques idées intuitives sur la manière de concevoir des réseaux de neurones cellulaires pour résoudre un problème pratique spécifique de traitement d'image. Il reste à mentionner que cette partie a été déjà traitée en détail dans mon travail précédent [5].

B.2. Dynamique des réseaux de neurones cellulaires

Avant de concevoir un réseau de neurones cellulaires physique, il est nécessaire de connaître sa dynamique afin de garantir qu'il sera satisfait nos hypothèses sur les équations dynamiques stipulées dans la section précédente. Le théorème suivant fournit la base pour notre conception.

Théorème :

Tous les Etats v_{xij} dans un réseau de neurones cellulaires sont bornés pour tout temps $t > 0$ et la limite v_{max} peut être calculée par la formule suivante pour n'importe quel réseau de neurones cellulaires

$$v_{\max} = 1 + R_x |I| + R_x \max_{1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N} \left[\sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} (|A(i, j; k, l)| + |B(i, j; k, l)|) \right] \quad (\text{B.1})$$

Démonstration : Tout d'abord, on va changer l'équation dynamique de la cellule (B.1) par :

$$\frac{dv_{xij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x C} v_{xij}(t) + f_{ij}(t) + g_{ij}(u) + \hat{I}, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N, \quad (\text{B.2a})$$

$$\text{Où } f_{ij}(t) = \frac{1}{C} \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i, j; k, l) v_{ykl}(t), 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (\text{II.2b})$$

$$g_{ij}(u) = \frac{1}{C} \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i, j; k, l) v_{ukl}, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N \quad (\text{B.2c})$$

Et

$$\hat{I} = \frac{I}{C} \quad (\text{B.2d})$$

où $u \equiv [E_{ij}]_{1 \times MN}$ indique un vecteur d'entrée constant de dimension $M \times N$. L'équation (B.2a)

est une équation ordinaire du premier ordre et sa solution est donnée par :

$$v_{xij}(t) = v_{xij}(0) e^{-t/R_x C} + \int_0^t e^{-(t-\tau)/R_x C} [f_{ij}(t) + g_{ij}(u) + \hat{I}] d\tau. \quad (\text{B.3})$$

Il s'ensuit que :

$$\begin{aligned}
|v_{xij}(t)| &\leq |v_{xij}(0)e^{-t/R_x C}| + \left| \int_0^t e^{-(t-\tau)/R_x C} [f_{ij}(\tau) + g_{ij}(u) + \hat{I}] d\tau \right| \\
&\leq |v_{xij}(0)e^{-t/R_x C}| + \int_0^t e^{-(t-\tau)/R_x C} [|f_{ij}(\tau)| + |g_{ij}(u)| + |\hat{I}|] d\tau \\
&\leq |v_{xij}(0)e^{-t/R_x C}| + [F_{ij} + G_{ij} + |\hat{I}|] \int_0^t e^{-(t-\tau)/R_x C} d\tau \\
&\leq |v_{xij}(0)| + R_x C [F_{ij} + G_{ij} + |\hat{I}|]
\end{aligned} \tag{B.4}$$

$$F_{ij} \equiv \max_t |f_{ij}(t)| \leq \frac{1}{C} \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} |A(i, j; k, l)| \max_t |v_{ykl}(t)| \tag{B.5a}$$

Où

$$G_{ij} \equiv \max_u |g_{ij}(u)| \leq \frac{1}{C} \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} |B(i, j; k, l)| \max_u |v_{ukl}| \tag{B.5b}$$

Comme $|v_{xij}(0)|$ et $|v_{uij}|$ satisferont les conditions énoncées dans (B.2d) et (B.2e), et comme $|v_{yij}(t)|$ satisfait la condition

$$|v_{yij}(t)| \leq 1 \text{ pour tout } t \tag{B.6}$$

Étant donné sa fonction caractéristique (B.2b), il en résulte de (B.6) et (B.7).

$$\begin{aligned}
|v_{xij}(t)| &\leq |v_{xij}(0)| + R_x \left[\sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} (|A(i, j; k, l)| \max_t |v_{ykl}(t)| + |B(i, j; k, l)| \max_u |v_{ukl}|) + |I| \right] \\
&\leq 1 + R_x \left[\sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} (|A(i, j; k, l)| + |B(i, j; k, l)|) + |I| \right], 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N.
\end{aligned} \tag{B.7}$$

Ce qui donne :

$$v_{\max} = \max_{(i,j)} \left\{ 1 + R_x |I| + R_x \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} (|A(i, j; k, l)| + |B(i, j; k, l)|) \right\} \tag{B.8}$$

et puisque v_{\max} est indépendant au temps t et à la cellule $C(i,j)$ pour tout i et j on aura :

$$\max_t |v_{xij}| \leq v_{\max}, \text{ Pour tout } 1 \leq i \leq M; 1 \leq j \leq N \tag{B.9}$$

Pour tout réseau de neurones cellulaires, les paramètres R_x , C , I , $A(i, j; k, l)$ et $B(i, j; k, l)$ sont des constantes finies. Donc la limite sur les états des cellules, v_{max} , est finie et peut être calculée par la formule (B.1).

Remarque

Dans la conception actuelle du circuit, il est commode de choisir l'échelle des paramètres du circuit tels que $R_x|I| \approx 1$, $R_x|A(i, j; k, l)| \approx 1$, et $R_x|B(i, j; k, l)| \approx 1$ pour tout i, j, k et l . Par conséquent, on peut facilement estimer la borne supérieure de la dynamique de notre réseau de neurones cellulaires. Par exemple, si un voisinage du réseau de neurones cellulaires est de 3X3, alors nous pouvons avoir $v_{max} \approx 20V$, qui est dans la gamme typique de puissance de tension d'alimentation du circuit IC.

B.3. Etude de la stabilité de notre réseau de neurones cellulaires 4X4

Un problème important en traitement d'images, c'est la classification de pixel [7]. Pour illustrer ce concept, prenons une partie de notre image. Cette image est une matrice de pixels 4X4 avec chaque valeur de pixel $P_{ij} \in [0,1]$, pour $1 \leq i \leq 4$ et $1 \leq j \leq 4$. Supposons que le pixel de valeur 0 correspond à un fond blanc, le pixel de valeur 1 correspond à un point noir et les valeurs des pixels entre 0 et 1 correspondent aux valeurs de gris. Le problème de classification de pixel est de classer chaque pixel de l'image en deux ou plusieurs classes.

Du point de vue mathématique, la classification de pixel peut être considérée comme une carte, F , qui fait correspondre un espace vectoriel continue vers un espace vectoriel discret tel qu'il est définie ci-dessous : $F: [a, b]^{M \times N} \rightarrow \{A, B, C, \dots\}^{M \times N}$ (B.10)

Où $M \times N$ est le nombre de pixels dans une image et A, B, C, \dots signifie les différentes classes.

Pour cet exemple, nous voulons assigner à chaque pixel dans le tableau une des deux valeurs, -1 et 1, basé sur certaines règles de classification et les valeurs originales du pixel. Donc, F est

définie par : $F: [0.0, 1.0]^{M \times N} \rightarrow \{-1, 1\}^{M \times N}$ (B.11)

Pour étudier la stabilité de notre réseau de neurones cellulaires, dont son rôle est de filtrer l'image d'entrée et afin de simplifier notre analyse, nous avons choisi une règle dynamique très simple pour cette étude. Les paramètres d'élément de ce circuit de la cellule $C(i, j)$ sont choisis comme suit:

$$C = 10^{-9}F; R_x = 10^3\Omega; I = 0$$

$$A(i, j; i - 1, j - 1) = A(i, j; i - 1, j + 1) = 0$$

$$A(i, j; i, j) = 2 \times 10^{-3}\Omega^{-1};$$

$$A(i, j; i, j - 1) = A(i, j; i - 1, j) = A(i, j; i, j + 1) = A(i, j; i + 1, j) = 10^{-3}\Omega^{-1}$$

$$A(i, j; i + 1, j - 1) = A(i, j; i + 1, j + 1) = 0$$

Pour un système de voisinage 3X3, les équations dynamiques du réseau de neurones cellulaires correspondant aux paramètres ci-dessus sont données par :

$$\frac{dv_{xij}(t)}{dt} = 10^6[-v_{xij}(t) + v_{yi-1j}(t) + v_{yij-1}(t) + 2v_{yij}(t) + v_{yij+1}(t) + v_{yi+1j}(t)] \quad (\text{B.12a})$$

$$\text{Et } v_{yij}(t) = 0.5(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|) \quad (\text{B.12b})$$

On note que nous avons choisi l'opérateur de contrôle $B(i, j; k, l) = 0$ pour tout i, j, k , et l dans ce circuit, et $A(i, j; k, l) > 1/R_x$.

Pour cet exemple, l'état initial du réseau de neurones cellulaires est la matrice de pixels montrée dans le tableau qui suit :

1.0	1.0	1.0	0.0
1.0	1.0	1.0	0.0
1.0	1.0	1.0	0.0
1.0	1.0	1.0	0.0

Tableau B.1 : Valeurs d'états initiales d'une partie de notre image de dimension 4x4

Les équations de circuit (B.12a) et (B.12b) sont des équations différentielles ordinaires non linéaires du premier ordre. En théorie des systèmes, ils sont aussi appelés un système

autonome linéaire par morceaux. En général, il est difficile de prédire le comportement des systèmes complexes dynamiques non linéaires. Mais notre analyse montre que le circuit dans cet exemple aura tendance à l'un de ses points d'équilibre. Analysons maintenant le comportement de l'état stable de ce système.

Les points d'équilibre du système peuvent être trouvés en résolvant les équations de circuit équivalent (remplaçant tous les condensateurs par un circuit ouvert):

$$v_{xij}(t) = 2v_{yij}(t) + v_{yi-1j}(t) + v_{yi+1j}(t) + v_{yij-1}(t) + v_{yij+1}(t) \quad (\text{B.13a})$$

$$v_{yij}(t) = 0.5(|v_{xij}(t) + 1| - |v_{xij}(t) - 1|), 1 \leq i \leq 4; 1 \leq j \leq 4 \quad (\text{B.13b})$$

Sous ces conditions :

$$|v_{xkl}| \geq 1, 1 \leq k, l \leq 4 \quad (\text{B.14a})$$

$$\text{Et } |v_{ykl}| = 1, 1 \leq k, l \leq 4 \quad (\text{B.14b})$$

On remplace dans l'équation (B.13a) la fonction $\text{sgn}(\cdot)$ définie comme suit :

$$\text{sgn} = \begin{cases} 1, x > 0 \\ 0, x = 0 \\ -1, x < 0 \end{cases}$$

On obtient :

$$v_{xij} = 2\text{sgn}(v_{yij}) + \text{sgn}(v_{yi-1j}) + \text{sgn}(v_{yi+1j}) + \text{sgn}(v_{yij-1}) + \text{sgn}(v_{yij+1}) \quad (\text{B.15})$$

En substituant v_{yij-1} et v_{yij+1} dans les équations ci-dessus par ± 1 , en considérant que $\text{sgn}[v_{yij}] = \text{sgn}[v_{xij}]$. A partir de (B.15), on obtient les six points d'états d'équilibre stables de notre circuit cellulaire interne suivant : -6, -4, -2, 2, 4 et 6.

Le réseau de neurone cellulaire est présenté dans la figure suivante :

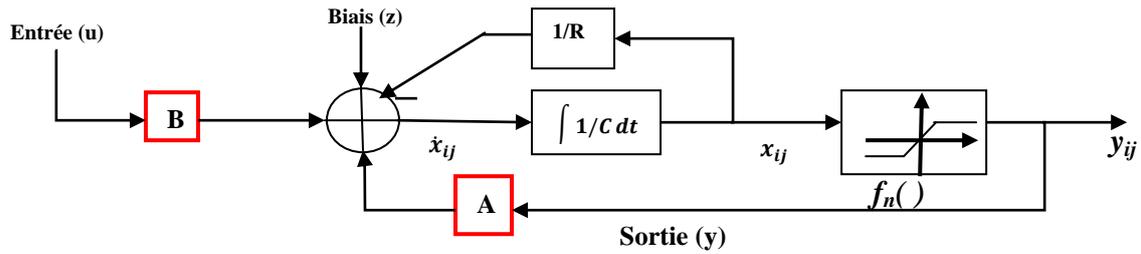


Figure B.1 : Le diagramme du bloc du réseau de neurone cellulaire.

La simulation faite en suivant les étapes suivantes :

Étape 1 : on dessine notre cellule l'élément de base de notre circuit dans le simulink en lui fournissant par les valeurs d'état initiale indiquées dans le tableau1 et les valeurs des modèles **A**, **B** et **I** qui sont respectivement :

0.0	1.0	0.0
1.0	2.0	1.0
0.0	1.0	0.0

Tableau B.2 : Valeurs du modèle (template) $A(i,j ;k,l)$

0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0

Tableau B.3 : Valeurs du modèle (template) $B(i,j ;k,l)$

0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0	0.0

Tableau B.4 : Valeurs du modèle (bias) **I**

Avec $C=10^{-9}\text{F}$; $R_x=10^3\Omega$

Etape 2 : Ecrire un fichier de données de cellules, qui se compose de la condition initiale et / ou l'entrée du réseau de neurones cellulaires.

Etape 3 : Après l'exécution de la cellule avec la description du circuit et les fichiers de données, on obtient le fichier d'entrée pour le simulateur de circuit.)

Etape 4 : Obtenir la sortie de la simulation transitoire de la cellule $C(2,2)$ qui est montrée dans les tableaux (B.5) et (B.6) et les figures (B.6) et (B.7) :

4.0	3.0	-3.0	-4.0
3.0	2.0	-4.0	-5.0
-3.0	-4.0	-6.0	-5.0
-4.0	-5.0	-5.0	-4.0

Tableau B.5 : Valeurs d'états finaux

1.0	1.0	-1.0	-1.0
1.0	1.0	-1.0	-1.0
-1.0	-1.0	-1.0	-1.0
-1.0	-1.0	-1.0	-1.0

Tableau B.6 : Valeurs d'états stables

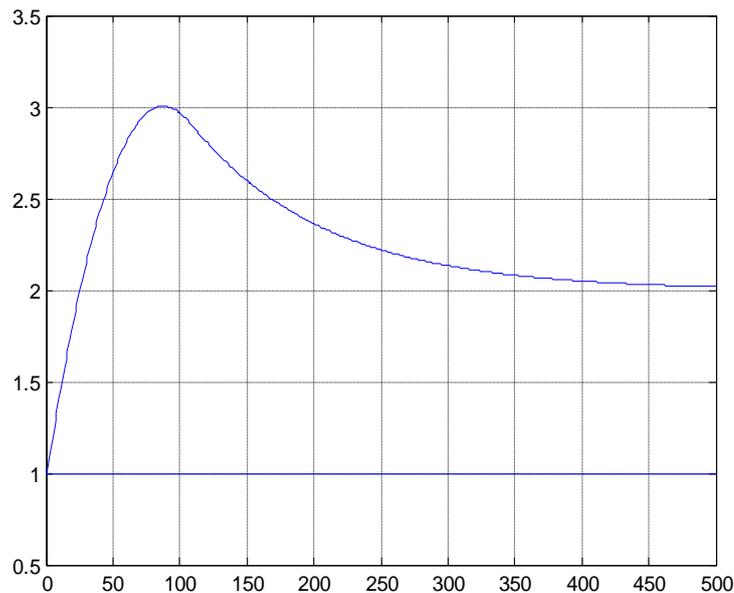


Figure B.2 : Forme d'onde transitoire pour la cellule C(2,2) dans le cas d'un seul état initial

État initial_1=[0.8 0.7 1.0 -0.1; 1.0 1.0 1.0 1.0; 1.0 0.9 0.7 0.8; -0.1 1.0 0.8 1.0];

État initial _2=[0.8 1.0 1.0 0.6; 1.0 1.0 1.0 1.0;-1.0 0.9 -1.0 -0.8; -0.9 -1.0 -0.7 -0.8];

État initial _3=[-0.8 1.0 -1.0 -0.6; 1.0 1.0 1.0 -1.0; -1.0 0.9 -1.0 -0.8; -0.9 -1.0 -0.7 -0.8];

État initial _4=[-0.9 -1.0 1.0 1.0; -1.0 1.0 -1.0 1.0; 1.0 -1.0 0.7 0.8; 0.9 1.0 0.8 1.0];

État initial _5=[-0.9 -1.0 -0.9 -1.0; -1.0 1.0 -1.0 -1.0; 1.0 -1.0 1.0 1.0; 0.7 1.0 1.0 0.8];

État initial _6=[-0.8 -0.9 -1.0 -0.6; -1.0 1.0 -1.0 -1.0; -1.0 -0.8 -1.0 -0.8; -0.9 -1.0 -0.7 -0.8];

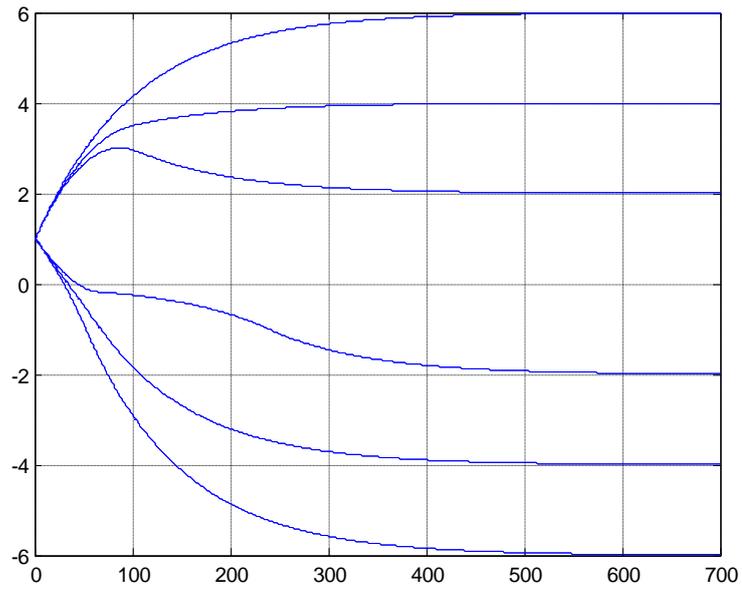


Figure B.3 : Forme d'onde transitoire pour la cellule C(2,2) dans le cas de six états initiaux

Références

- [1] J.J.Hopfield, « Neural Networks and Physical Systems with Emergent Computational Abilities », Proc. Natl. Acad. Sci. USA, vol. 79, pp. 2554-2558, 1982.
- [2] J.J.Hopfield and D.W.Tank, « Computing with Neural Circuits: a Model », Science (USA), vol. 52, pp. 141-152, 1985.
- [3] D.W.Tank and J.J.Hopfield, « Simple Neuron's Optimization Networks: An A/D Converter, Signal Decision icrcuit, and a Linear Programming Circuit », IEEE Trans. Circuits Syst, vol. CAS-33, pp. 533-451, 1986.
- [4] L.O.Chua, and T.Lin, « A neural network approach to transform image coding », *International Journal of Circuit Theory*, vol. 16, no. 3, pp. 317-324, 1988.
- [5] R.Bouchouareb, « Réduction du Bruit des Taches dans l'Imagerie Médicale en Utilisant les Réseaux de Neurones Cellulaires (CNN) », Mémoire de Magister. Université de BATNA, 2010.
- [6.] L.O.Chua, C.A.Desoer, and E.S.Kuh, « Linear and non Linear Circuits », New York: Mcgraw-Hill, 1987.
- [7] L.O.Chua, « Introduction to Nonlinear Network Theory », New York: McGraw-Hill, 1969.