



République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université des frères Mentouri Constantine I  
Faculté des sciences de la Technologie  
Département d'Electronique



## THÈSE

Présentée pour l'obtention du Diplôme de Doctorat 3<sup>ème</sup> cycle LMD

Option : **Automatique et Traitement du signal**

Par : **Safia Raslain**

N d'ordre : **3 6 / D 3 C / 2 0 1 9**

N de série : **0 2 / E L E C / 2 0 1 9**

---

---

# Débruitage d'images médicales par modélisation stochastique spatiale

---

---

**Soutenue publiquement le : 02 Mai 2019**

Devant le jury composé de

Prof. N. MANSOURI :	Université des frères Mentouri, Constantine 1	Présidente
Prof. F. HACHOUF :	Université des frères Mentouri, Constantine1	Rapporteur
Dr. S.OUADFEL :	Université Abdelhamid Mehri, Constantine 2	Examinatrice
Prof. M. KHAMADJA :	Université Larbi Ben Mhidi, Oum El bouaghi	Examineur
Prof. F.SOLTANI :	Université des frères Mentouri, Constantine1	Examineur
Dr. S.KHARFOUCHI :	Université Salah Boubnider, Constantine 3,	Invitée

2018/2019

# Remerciements

Je remercie avant tout *Allah* le tout puissant de m'avoir donné le courage et la patience pour terminer ce travail.

Je tiens tout d'abord à dire un merci particulier à ma directrice de recherche, Pr. *Fella Hachouf*, professeur à l'université des frères Mentouri Constantine, pour son soutien et ses conseils avisés qui m'ont toujours permis d'avancer et de progresser en m'ouvrant de nouvelles perspectives. Je la remercie chaleureusement d'avoir proposé et supervisé ma thèse.

Je remercie vivement Pr. *Noura Mansouri* pour avoir accepté de présider ce jury et juger ce travail.

Docteur *S. Ouadfel* m'a fait l'honneur de juger ce travail. Mes plus vifs remerciements vont aux Professeurs *M. Khamadja* et *F. Soltani* qui ont eu la gentillesse de faire partie de ce jury.

Cette thèse ne serait pas complète sans l'aide considérable et les compétences en mathématiques de Dr. *Soumia Kharfouchi*, Université Salah Boubnider, Constantine 3, je tiens à lui exprimer toute ma gratitude. Je voudrais aussi remercier *Amele Boulemnajel* et *Amele Hebboul*. elles ont toujours répondu présents quand j'avais besoin d'aide ou de conseils. Un grand merci aux membres du Laboratoire d'Automatique et de Robotique Département d'électronique, Université des Frères Mentouri, Constantine, pour leurs conseils, leur soutien moral, leur écoute et leur disponibilité. Le temps passé avec eux et toutes les discussions que nous avons eues, ont contribué à faire de ma maîtrise une expérience très agréable.

Merci à toute ma famille, mes parents, mon mari, mes sœurs et mes frères qui m'ont permis de vivre cette expérience mémorable et qui m'ont toujours soutenu.

# Dédicaces

*Je dédie ce travail :*

*A ma chère mère **Houria** et mon père **Salim** en leur exprimant mon amour, mon respect et ma vive gratitude pour leur patience, leur amour et leurs prières qui m'ont toujours encouragé et mené à la réussite.*

*A mes frères **Sofiane** et **Mohamed El amine** et  
A mes sœurs **Souad**, **Sarah**, **Samiha** et **Sihame** et les belles nièces **Noure** et **chaima**.*

*A ma chère fille **Meriem** ; et bien sur à mon mari **Laid** qui me donne beaucoup de confiance et courage, Je leur souhaite la belle vie avec mes sincères gratitude.*

*A tous ceux que j'aime et qui me sont très chers.  
A toute ma grande famille.*

*Raslain Safia*

# Résumé

Le dé-bruitage des images ultrasonores est un champ important qui est employé infiniment dans le traitement d'images, ce type d'images est corrompue par un bruit multiplicatif qui s'appelle le speckle. Pour cela, des méthodes et des techniques doivent être utilisées pour supprimer ce bruit. Cette thèse présente une nouvelle approche pour le dé-bruitage d'images ultrasonores. Il s'agit d'une classe d'estimateurs de la méthode des moments généralisés (GMM) avec des propriétés intéressantes pour la modélisation 2D GARCH des coefficients d'ondelettes. En effet, ces estimateurs sont utilisés pour supprimer le bruit dans les images US. Une méthode MMSE (Minimum Mean Square Error) est appliquée pour estimer les coefficients d'ondelettes de l'image claire. Pour juger la qualité de la procédure de dé-bruitage, un lien entre l'efficacité de la procédure de dé-bruitage et une mesure d'asymétrie proposée est établi. Plusieurs tests ont été réalisés pour prouver la performance de l'approche proposée. Les résultats obtenus sont comparés à ceux des méthodes de dé-bruitage d'image bien établies en utilisant les métriques habituelles d'évaluation de la qualité d'image et deux métriques d'évaluation de la qualité d'image sans référence sont proposées.

**Mots clés :** images ultrasonores (US), dé-bruitage d'image, méthode des moments généralisés (GMM), modélisation 2D GARCH, Erreur quadratique moyenne minimale (MMSE).

# Abstract

Ultrasound medical images de-noising is an important field that is used infinitely in image processing, where images are corrupted by multiplicative noise called speckle. Different methods and techniques should be used to remove these noises. This thesis presents a novel approach for ultrasound (US) images denoising. This is a class of Generalized Moment Method (GMM) estimators with interesting asymptotic properties for 2D GARCH modeling of wavelet coefficients. Indeed, these estimators are used to suppress noise in US images. An MMSE (Minimum Mean Square Error) method is applied to estimate the wavelet coefficients of the clear image. To judge the quality of the noise reduction procedure, a link between the noise reduction efficiency procedure and a proposed asymmetry measurement is established. Several tests were conducted to prove the performance of the proposed approach. The results obtained are compared to those of well-established image de-noising methods using the usual image quality assessment metrics and two proposed no-reference quality metrics.

**Keywords :** Ultrasound (US) medical images, image denoising, generalized method of moments (GMM), 2D GARCH modeling, Minimum Mean Square Error (MMSE)

## ملخص

تعد معالجة صور الموجات فوق الصوتية ( *US* )، من الحقول المهمة و المستخدمة بكثرة في العديد من الفروع الخاصة بمعالجة الصور. لان هذه الاخيرة معرضة للتلف او العطب عن طريق ضجيج مضاعف - الرقطه وتعني البقع المنقطه بالسواد و البياض، مما يجعل من الصعب تحليل الصورة العالية الجودة. من اجل حل مشكل إيجاد مصفي او منقي فعال قادر على إزالة الرقطه، العديد من الطرق طرحت. هذه الاطروحة تقدم نهجا جديدا لتقليل الضوضاء، و هو يعتمد اساسا على تقدير اعدادات معاملات الموجات الخاصة بالصور التالفة، بواسطة مقدر اللحظات المعممة، و ذلك بعد نمدجتها بواسطة نموذج ( *2D GARCH* ). و بذلك يتم تقليل الضوضاء في معاملات موجات الصور فوق الصوتية ليم بعد ذلك تحويلها عن طريق محول الموجات العكسي لتحصل على الصور الصافية. كما يتم تطبيق طريقة الحد الادنى للخطا المتوسط ( *MMSE* ) لتقدير معاملات الصور النظيفة. للحكم على جودة تقليل الضوضاء اجريت عدة اختبارات للنتائج المتحصل عليها مقارنة مع الطرق المعاصرة لإزالة الضوضاء من الصور باستخدام مقاييس تقييم جودة الصورة المعتادة واثنين من مقاييس الجودة غير المرجعية المقترحة.

**كلمات مفتاح:** صور الموجات فوق الصوتية، إزالة الضوضاء، طريقة اللحظات المعممة اللحظات *GMM* ، طريقة الحد الادنى للخطا المتوسط *MMSE* ، نموذج *2D GARCH*

# Table des matières

<b>Introduction Générale</b>	<b>1</b>
<b>1 Imagerie ultrasonore : formation et caractérisation</b>	<b>5</b>
1.1 Introduction . . . . .	5
1.2 Nature de l'information échographique . . . . .	6
1.2.1 Principe de l'échographe . . . . .	6
1.2.2 La sonde . . . . .	8
1.2.2.1 Composition de la sonde . . . . .	8
1.2.2.2 Les types de sondes . . . . .	9
1.2.3 L'acquisition du signal . . . . .	10
1.2.3.1 Principe physique sous-jacent . . . . .	11
1.2.3.2 Réflexion et Réfraction . . . . .	12
1.2.3.3 Diffusion dans les tissus . . . . .	13
1.2.3.4 Formation de l'onde . . . . .	14
1.2.4 Formation de l'image échographique . . . . .	15
1.2.4.1 De la réception de l'écho au signal numérique unidi- mensionnel . . . . .	16
1.2.4.2 Du signal numérique 1D à l'image échographique 2D .	16
1.2.4.3 Les principaux modes de visualisation . . . . .	17
1.3 Caractérisation d'une image échographique . . . . .	20
1.3.1 Résolution d'une image échographique . . . . .	20
1.3.1.1 Résolution axiale : . . . . .	20
1.3.1.2 Résolution latérale : . . . . .	20

---

1.3.2	Bruit et artefacts d'une image échographique . . . . .	20
1.3.2.1	Origine du speckle : . . . . .	20
1.3.2.2	Les modèles statistiques du speckle dans les images échographiques . . . . .	21
1.3.2.3	Modélisation du speckle . . . . .	23
1.3.2.4	Modèles indépendants de la statistique du speckle . .	24
1.3.3	Relations entre pixels voisins . . . . .	25
1.4	Conclusion . . . . .	25
<b>2</b>	<b>État de l'art sur le dé-bruitage d'images</b>	<b>27</b>
2.1	Introduction . . . . .	27
2.2	Le dé-bruitage d'image dans la littérature . . . . .	28
2.3	Le dé-bruitage d'images via les méthodes traditionnelles . . . . .	28
2.3.1	Filtrage adaptatif . . . . .	29
2.3.1.1	Méthodes basés sur l'erreur quadratique moyenne mi- nimale . . . . .	29
2.3.1.2	Filtre de Kuan . . . . .	29
2.3.1.3	Filtre de Lee . . . . .	30
2.3.1.4	Filtre de Frost . . . . .	31
2.3.1.5	Filtres de Lee et Frost modifiés . . . . .	31
2.3.1.6	Filtres reposant sur le filtre moyenne . . . . .	32
2.3.1.7	Filtre stochastique . . . . .	33
2.3.1.8	Filtres bayésiens . . . . .	33
2.3.2	Filtres non locaux . . . . .	34
2.3.2.1	Méthode des moyennes non locales . . . . .	34
2.3.2.2	Filtre des moyennes non locales bayésiennes par blocs	35
2.3.3	Dé-bruitage par seuillage . . . . .	35
2.3.4	Ondelettes et imagerie ultrasonores . . . . .	38
2.3.5	Filtres basés sur le phénomène de diffusion . . . . .	39
2.3.6	Dé-bruitage par minimisation de la variation totale . . . . .	41
2.3.7	travaux connexes . . . . .	41



2.4	Conclusion . . . . .	42
<b>3</b>	<b>Filtrage adaptatif basé sur les statistiques locales</b>	<b>43</b>
3.1	Introduction . . . . .	43
3.2	Filtrage basé sur la croissance d'une région homogène . . . . .	44
3.2.1	Contraction de la région . . . . .	45
3.2.2	Croissance de la région . . . . .	46
3.3	Critère d'homogénéité adaptatif . . . . .	47
3.4	résultats et discussions . . . . .	51
3.5	Conclusion . . . . .	53
<b>4</b>	<b>Débruitage des images ultrasonores par une modélisation 2D ARMA-GARCH</b>	<b>54</b>
4.1	Introduction . . . . .	54
4.2	Notions de base . . . . .	55
4.2.1	Champs aléatoires . . . . .	55
4.2.2	Stationnarité . . . . .	56
4.2.2.1	Stationnarité stricte . . . . .	56
4.2.2.2	Stationnarité du second ordre (ou faible) . . . . .	56
4.2.3	Ordre total . . . . .	57
4.2.4	Ensemble indéxant . . . . .	58
4.2.5	Transformée en ondelette discrète DWT . . . . .	58
4.3	Présentation du modèle 2D ARMA-GARCH . . . . .	59
4.3.1	Les modèles ARMA spatiaux . . . . .	59
4.3.2	Le modèle 2D GARCH . . . . .	59
4.3.3	Le modèle 2D ARMA-GARCH . . . . .	61
4.4	Estimation des paramètres . . . . .	62
4.4.1	La méthode des moments généralisés (GMM) . . . . .	63
4.4.2	Les estimateurs GMM du modèle 2D ARMA-GARCH . . . . .	63
4.5	Méthode Proposée . . . . .	65
4.5.1	Mesure d'asymétrie dans les sous-bande des images US . . . . .	66
4.5.2	Qualité de l'ajustement pour le modèle 2D ARMA-GARCH . . . . .	69

---

4.5.3	Procédure de suppression de speckle dans les images échographiques . . . . .	70
4.6	Conclusion . . . . .	73
<b>5</b>	<b>Résultats expérimentaux et discussions</b>	<b>74</b>
5.1	Introduction . . . . .	74
5.2	Évaluations sur des images de synthèse . . . . .	75
5.2.1	Evaluation quantitative des performances . . . . .	75
5.2.1.1	Figure de mérite de Pratt . . . . .	76
5.2.1.2	Le test de la qualité de l'image . . . . .	76
5.2.1.3	Résultats et Comparaison . . . . .	78
5.2.2	Résultats sur des images échographiques réelles . . . . .	80
5.3	Conclusion . . . . .	87
	<b>Conclusion générale et perspectives</b>	<b>88</b>

# Table des figures

1.1	Schéma bloc d'un échographe clinique. . . . .	7
1.2	Les composants d'un échographe. . . . .	8
1.3	Schéma de la sonde échographique. . . . .	9
1.4	Fonctionnement d'une sonde à balayage mécanique. . . . .	10
1.5	Les sondes à balayage sectoriel et balayage linéaire. . . . .	11
1.6	Phénomène de réfraction. . . . .	13
1.7	Fonctionnement du transducteur en émission[33]. . . . .	14
1.8	Fonctionnement du transducteur en réception[33]. . . . .	15
1.9	Le mode A. . . . .	18
1.10	Le mode B. . . . .	19
1.11	Le mode M. . . . .	19
2.1	Comparaison entre des algorithmes de dé-bruitage d'images. (a) Image originale. (b) Image bruitée. (c) Image filtrée par le filtre de Frost. (d) Image restaurée par le filtre de Kuan. (e) Image restaurée par les Ondelettes. (f) Image filtrée par le filtre de Weiner.(g) Image restaurée par le filtre Median. (h) Image restaurée par la méthode SRAD. . . . .	28
2.2	Courbe du seuillage dur. . . . .	36
2.3	Courbe du seuillage doux. . . . .	37
3.1	organigramme de la méthode proposée. . . . .	44
3.2	Contraction d'une région. . . . .	46
3.3	Croissance d'une région. . . . .	47
3.4	Les coefficients de Pearson pour des images échographiques. . . . .	48
3.5	La relation non linéaire entre $h$ et $\ W\ $ . . . . .	49

3.6	La relation non linéaire entre l'écart type de $h$ et $\ W\ $ . . . . .	49
3.7	(a, g, m) Images de synthèse corrompues par le speckle. (b, h, n) Images dé-bruitées par la méthode proposée. (c, i, o) Images filtrées par le filtre (ARGF). (d, j, p) Détection des contours des images bruitées. (e, k, q) Détection des contours des images restaurées par la méthode proposée. (f, l, r) Détection des contours des images restaurées par (ARGF). . . . .	51
3.8	(a, g, m) Images échographiques observées. (b, h, n) Images dé-bruitées par la méthode proposée. (c, i, o) Images filtrées par le filtre (ARGF). (d, j, p) Détection des contours des images bruitées. (e, k, q) Détection des contours des images restaurées par la méthode proposée. (f, l, r) Détection des contours des images restaurées par (ARGF). . . . .	52
4.1	organigramme de la méthode proposée. . . . .	55
4.2	Ordre lexicographique. . . . .	57
4.3	(a) image échographique, (b, c) Histogrammes : coefficients d'ondelettes avec la distribution gaussienne, coefficients d'ondelettes avec le modèle 2D GARCH. . . . .	61
4.4	Images ultrasonores. . . . .	62
4.5	Le voisinage du pixel (i,j) . . . . .	65
4.6	Histogramme de la sous bande horizontale. . . . .	70
5.1	Comparaison entre les Algorithmes de dé-bruitage d'images sur des images synthétiques. (a, b) Images synthétiques originales. (c, i) Images synthétiques bruitées avec $\sigma^2 = 0.03$ , (d, j) Images filtrées par la méthode proposée. (e, k) Images restaurées par le filtre AG-ML. (f, l) Images restaurées par le filtre NLM. (g, m) Images filtrées par le filtre bilatéral.(h, n) Images restaurées par la méthode 2D GARCH-GG. . . .	78
5.2	(a, b, c)trois textures générées à partir de modèle 2D ARMA-GARCH pour différentes valeurs des paramètres, (e, f, g) trois images synthétiques et (d, h) deux images réelles. . . . .	78
5.3	Comparaison entre les Algorithmes de dé-bruitage d'images sur des images échographiques réelles. (a, g) Images échographiques réelles. (b, h) Images filtrées par la méthode proposée. (c, i) Images restaurées par le filtre AG-ML. (d, j) Images restaurées par le filtre NLM.(e, k) Images restaurées par la méthode 2D GARCH-GG. (f, l) Images filtrées par le filtre bilatéral. . . . .	80

---

5.4	Profile d'une ligne dans l'image. (a) avec la ligne 100. (b) Image restaurée par la méthode proposée. (c) Image filtrée par le filtre AG-ML. (d) Image filtrée par le filtre NLM. (e) Image restaurée par le filtre Bilatéral. (f) Image filtrée par la méthode 2D GARCH-GG. . . . .	81
5.5	Profile d'une ligne dans l'image. (a) avec la ligne 200. (b) Image restaurée par la méthode proposée. (c) Image filtrée par le filtre AG-ML. (d) Image filtrée par le filtre NLM. (e) Image restaurée par le filtre Bilatéral. (f) Image filtrée par la méthode 2D GARCH-GG. . . . .	82
5.6	Les tracés d'ACVF des sous-bandes de l'image (a) de Fig. 4.2. (a) sous-bande horizontale (b) sous-bande verticale. . . . .	85

# Liste des tableaux

3.1	Paramètres des images synthétiques. . . . .	52
3.2	Paramètres des images échographiques. . . . .	53
4.1	Mesures d'asymétrie pour la sous bande diagonale des images US $a, b$ et $c$ . . . . .	69
4.2	Statistique du chi-deux. . . . .	71
5.1	Les valeurs des paramètres d'évaluation pour les images synthétiques de la Figure 5.1 ( $a$ ) et ( $b$ ) (entre parenthèse) . . . . .	77
5.2	Valeurs d'asymétrie de chaque image de la figure 5.2 avec les mé- triques de qualité de la méthode proposée. . . . .	80
5.3	Valeurs des métriques de qualité avec PSNR, FOM, $I_h$ et $I_v$ pour les images synthétiques ( $a$ ) et ( $b$ ) dans la Figure 5.1, avec la méthode proposée et la méthode AG-ML (entre parenthèses). . . . .	84
5.4	Métriques proposées pour évaluer la qualité d'image sans référence $I_h$ et $I_v$ pour les images ( $a$ ), ( $g$ ) dans la Figure 5.3 et ( $b$ ) dans la Figure 4.2 avec la méthode proposée et la méthode AG-ML (entre parenthèses). . . . .	86
5.5	Temps de calcul pour l'image ( $a$ ) et l'image ( $b$ )(entre parenthèses). . . . .	87

# Liste des abréviations

- AR** : AutoRégressif.
- MA** : Moyenne mobile (Moving Average).
- ARMA** : Autorégressif à moyenne mobile.
- ARCH** : AutoRégressif Conditionnellement Hétéroscédastique.
- GARCH** : AutoRégressif Généralisé Conditionnellement Hétéroscédastique.
- HMM** : Modèle de Markov caché (Hidden Markov Model).
- GMRF** : Le champ aléatoire de Gauss Markov (Gauss Markov Random Field).
- GG** : Gaussienne Généralisée.
- ML** : Maximum de vraisemblance (Maximum Likelihood).
- RF** : Signal de Radio Fréquence.
- TRI** : La cadence image (Time Read Image).
- EQMM** : Erreur Quadratique Moyenne Minimale.
- CV** : Coefficients de Variation.
- IRM** : Imagerie par Résonance Magnétique.
- GPU** : unité de traitement graphique (Graphic Processor unit).
- SURE** : Estimation non biaisée du risque de stein (Stein's Unbiased Risk Estimate).
- DGG** : Distribution Gaussienne Généralisée.
- RSO (SAR)** : Radar à Synthèse d'Ouverture (Synthetic Aperture Radar).
- SRAD** : Diffusion anisotropique pour la réduction du Spaeckle (Speckle Reducing Anisotropic Diffusion).
- TV** : Variation total (Total Variation).
- SR** : Représentation clairsemée (Sparse Representation).
- DWT** : Transformée en ondelette discrète (Discret Wavelet Transform).
- US** : Ultrasonore.

**GMM** : La méthode des moments généralisée (Generalized moments method).

**PSNR** : Rapport signal sur bruit de crête (Peak Signal to Noise Ratio).

**FOM** : La figure de mérite de pratt (Pratt's Figure Of Merit).

**Q** : Mesure de la qualité d'image (Quality index).

**MSE** : Erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error).

$\rho$  : Mesure d'asymétrie.

**NLM** : Filtre des moyennes non locales (Non Local Mean filter).

**IQA** : Métrique d'évaluation de la qualité d'image sans référence (Image Quality Assessement).

**ACVF** : Fonction d'autocovariance (AutoCoVariance Function).

**ARGF** : filtre de croissance agressive de la région (Aggressive region growing filter).



# Introduction Générale

Depuis l'apparition de l'imagerie à ultrasons, l'échographie a été établie comme l'une des techniques les plus importantes dans le domaine de la technologie de diagnostic médical. La qualité de l'image est d'une importance essentielle à la réussite d'un examen aux ultrasons. Cependant, les images ultrasonores souffrent d'un type de bruit acoustique appelé speckle. Il est considéré comme un bruit multiplicatif on le rencontre par exemple dans les images (radar 'SAR' et médicale) et peut être une propriété indésirable car il peut masquer de petites mais importantes caractéristiques de diagnostic. La restauration d'images est une opération importante dans de nombreuses chaînes de traitement et d'analyse d'images. En effet, une image correctement restaurée permet d'améliorer la précision des opérations de traitement aval, comme la segmentation permettant de partager une image en régions homogènes ou de retrouver la géométrie des objets présents dans l'image. Il est impératif de restaurer les images ultrasonores avant de les traiter. Il existe une abondante recherche dans la littérature sur la réduction du speckle conduisant à plusieurs techniques de dé-bruitage. Le but principal de ces techniques est d'éliminer le bruit du speckle tout en conservant les caractéristiques importantes dans l'image. Il existe deux approches de base pour le dé-bruitage d'image, à savoir les techniques de filtrage spatial [1], [2], [3], [4], et les techniques basées sur la transformation multi-échelles [5], [6], [7].

La transformation en ondelette a prouvé sa performance dans le dé-bruitage d'images en raison de sa multi-résolution et la simplicité de sa mise en œuvre. Dans le filtrage basé sur les transformées, l'une des techniques les plus étudiées utilisant la transformée en ondelettes est la modélisation statistique des coefficients d'ondelettes basée sur un modèle probabiliste. Cette approche met l'accent sur la décomposition multi-

échelle de l'image dans le domaine spatio-fréquentiel. C'est une méthode efficace pour distinguer les informations de l'image à partir des données bruitées. L'objectif principal est d'améliorer la modélisation précise des données d'image avec l'utilisation de la transformation en ondelettes. Les méthodes traditionnelles de restauration d'image dans le domaine de la transformation incluent les modèles de Markov cachés (HMM) [8]. ces modèles sont efficaces pour capturer les dépendances inter-échelles, alors que le champ aléatoire de Gauss Markov (GMRF) est plus populaire dans la capture de corrélations inter-échelles. Cependant, les recherches sur les propriétés statistiques des coefficients d'ondelettes des images ont montré que ces coefficients peuvent être décrits à l'aide de distributions appropriées à queue épaisse [9]. Les données spatiales dans les images ultrasonores ne sont ni linéaires ni gaussiennes. Par conséquent, la modélisation de ce type de données par des modèles spatiaux non linéaires est plus précise. Ceux-ci sont très bien adaptés pour étudier à la fois les modèles de spatialité et de non-gaussianité. En effet, les auteurs dans [10] ont présenté un modèle GARCH (Autorégressive Généralisée Conditionnellement Hétéroscédastique) à deux dimensions pour la modélisation en grappes et la détection d'anomalies. Ils ont également montré que le modèle GARCH à deux dimensions, généralise le champ aléatoire de Gauss Markov (GMRF). Il est largement utilisé dans la modélisation de grappes avec le désavantage d'avoir une variance conditionnelle constante dans l'espace. Cela rend l'utilisation d'une modélisation de cluster GARCH meilleure que celle de GMRF. Les auteurs dans [11] ont montré que la décomposition multi-échelles d'images SAR a des statistiques significativement non gaussiennes décrites par le modèle de régression 2D GARCH et ses variantes. Pour les images ultrasonores médicales, les auteurs dans [12] ont présenté une nouvelle méthode de suppression du speckle basée sur une modélisation 2D GARCH gaussienne généralisée (2D GARCH-GG). Historiquement, l'introduction du modèle autorégressive d'hétéroscédasticité conditionnelle (ARCH) dans l'article [13] a été un point de départ pour modéliser le comportement variable de la volatilité dans les séries financières temporelles. Ce modèle permet à la variance de dépendre de l'historique du processus aléatoire. De nombreuses extensions et variantes de ce modèle ont été proposées. Le modèle ARCH généralisé (GARCH) est la principale extension de ce modèle. Le progrès a été réalisé d'une manière similaire à celle du modèle RA à celui d'ARMA.

Ensuite, les auteurs de [10] ont étendu le modèle GARCH standard à un modèle à deux dimensions afin de prendre en compte la dépendance de la variance dans l'espace. Une revue approfondie du modèle 2D GARCH a été présentée dans [14] et [15]. Dans la littérature, la plupart des études portant sur une modélisation 2D GARCH ont utilisé la méthode de maximum de vraisemblance (ML) pour estimer les paramètres du modèle. Dans ce travail, nous fournissons des conditions de stationnarité pour le modèle 2D ARMA-GARCH. Nous développons une méthode des moments généralisée en deux étapes pour la procédure d'estimation. Il en résulte une méthode d'estimation plus efficace du point de vue calcul. Un grand nombre d'estimateurs sont disponibles lorsqu'une analyse de vraisemblance est très difficile, voire impossible, par exemple lorsque le coût de calcul de l'estimation (ML) est très élevé. La contribution de cette thèse au traitement d'images est de mettre à profit des estimateurs prouvées dans la procédure proposée pour le dé-bruitage d'images.

Le manuscrit s'articule comme suit :

Le premier chapitre est consacré à une présentation du mode de formation des images ultrasonores. En premier lieu, nous rappelons le processus de formation allant de la sonde, premier élément de la chaîne d'acquisition d'image jusqu'aux principaux modes de visualisation. Le principe de l'onde ultrasonore a été abordé : vitesse, fréquence et longueur d'onde ainsi que les phénomènes de réflexion et réfraction. En second lieu, ce chapitre présente les différents aspects caractérisant une image échographique et se termine par l'introduction du speckle principal bruit connu pour ce mode d'imagerie.

Le deuxième chapitre présente un état de l'art sur les méthodes de dé-bruitage des images échographiques. En effet, une présentation exhaustive des différentes approches comme les filtres adaptatifs, les méthodes fondées sur le principe de la diffusion ainsi que les méthodes de restauration utilisant la minimisation de la variation totale et les méthodes basées sur la transformation en ondelettes a été donné dans cette partie.

Le troisième chapitre présente une méthode développée de restauration d'images

échographiques. C'est une technique de filtrage adaptatif basé sur les statistiques locales. Elle utilise une valeur estimée de l'homogénéité pour la croissance et la contraction d'une région. L'opération de contraction des régions de contours utilise un filtre médian alors que la croissance d'une région homogène nécessite l'emploi d'un filtre linéaire.

Dans le quatrième chapitre une nouvelle approche pour le dé-bruitage des images ultrasonores (US) est proposée. Il s'agit d'une classe d'estimateurs de la méthode des moments généralisés (GMM) avec des propriétés asymptotiques intéressantes pour la modélisation 2D GARCH des coefficients d'ondelettes.

Les expérimentations de validation de la méthode sont présentées dans le cinquième chapitre. Après la présentation des critères d'évaluation adoptés pour la comparaison des résultats avec l'état de l'art, les premières comparaisons sont réalisées sur des images synthétiques. Elles montrent l'efficacité de l'algorithme proposé. La deuxième partie du chapitre est consacrée aux comparaisons des résultats obtenus sur des images échographiques réelles et ouvre des pistes pour la définition d'une métrique sans référence proposée pour l'évaluation de la qualité du dé-bruitage. L'étude conforte les résultats précédents et prouve la robustesse de la méthode de restauration.

En fin, ce manuscrit se termine par une conclusion générale et des perspectives.

# Chapitre 1

## Imagerie ultrasonore : formation et caractérisation

### 1.1 Introduction

L'imagerie échographique est couramment utilisée en médecine dont le principe repose sur l'exploration du corps humain à l'aide d'ondes ultrasonores. L'onde ultrasonore est transmise dans le milieu de propagation par l'intermédiaire d'une source émettrice d'onde appelée sonde. Excitée électriquement, elle émet une impulsion ultrasonore dans une gamme de fréquence allant de 2 à 12 Mhz pour le cas de l'imagerie médicale. Après l'application de l'impulsion, la sonde se transforme en récepteur. L'énergie de l'onde retournée par les obstacles de grande taille (réflexion) ou par les inhomogénéités du milieu (diffusion) est reconvertie en signal électrique, appelé signal de Radio-Fréquence ou encore signal RF.

L'objectif de ce chapitre est de donner une introduction technique a la physique des échos afin de comprendre la construction et la nature des images échographiques. Une description du principe de formation de ces images est étudié en partant du signal acquis, le matériel utilisé jusqu'à la formation finale d'une image échographique. A partir des principes d'acquisition nous déduisons les caractéristiques importantes des images à prendre en considération dans les traitements.

Depuis son apparition dans les années 50, l'échographie n'a cessé d'accroître son rôle en médecine. Appliquée initialement en obstétrique et cardiologie, l'échographie connaît maintenant un vaste domaine d'utilisation. En ce sens, elle est de plus en plus répandue dans l'investigation de la cavité abdominale et du système circulatoire, en ophtalmologie, encéphalographie, etc. Bien que l'échographie possède une excellente résolution temporelle, elle possède en revanche une très faible résolution spatiale. Si son innocuité et sa facilité d'utilisation en font un outil de choix pour le suivi préopératoire, le caractère approximatif de la localisation des plans de coupe (qui sont en nombre limité et opérateur-dépendants) ainsi que la variabilité des mesures qui en découlent rendent la comparaison de plusieurs examens difficile, de même que son utilisation dans le cadre du suivi d'une pathologie. Cependant, Elle pâtit également fortement de la très faible résolution des images, d'un fort bruit apparent et d'une très forte dépendance à l'opérateur effectuant l'échographie. Nous allons, dans un premier temps, s'intéresser au processus de formation d'une image échographique, allant du principe physique à la construction de l'image finale. Puis nous détaillerons les caractéristiques des images et des signaux échographiques d'un point de vue statistique.

## 1.2 Nature de l'information échographique

Le principe général de l'imagerie ultrasonore repose sur l'étude des phénomènes liés à la propagation des ondes acoustiques dans les milieux physiques, et plus particulièrement sur la détection des amplitudes et retards des signaux renvoyés par un milieu donné. L'étude de ces signaux permet une représentation du milieu exploré en fonction de ses propriétés physiques.

### 1.2.1 Principe de l'échographe

Malgré la diversification des systèmes suivant les constructeurs, les performances et la complexité, le schéma fonctionnel des échographes demeure le même. En effet chaque appareil possède : des sondes, un bloc d'acquisition, un bloc de traitement de signal, un bloc de traitement d'image et un bloc d'affichage (voir Figure 1.1). Le mode de formation de l'image est généralement le mode 2D, appelé encore, mode B où l'image est construite par juxtaposition d'un grand nombre de lignes traduisant

chacune une échographie unidimensionnelle appelée mode A. Les différentes lignes sont obtenues soit par un déplacement du transducteur de sorte que les chemins de propagation des ultrasons restent toujours dans un même plan, soit en utilisant une sonde à barrette qui permet d'explorer plusieurs lignes sans déplacer celle-ci. La ma-

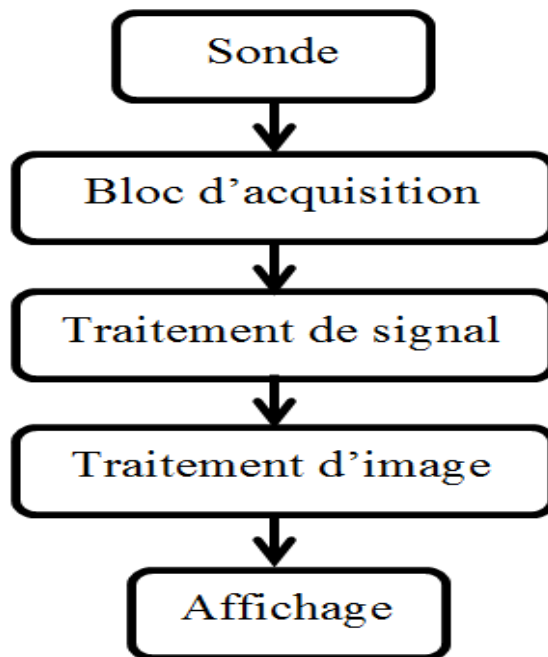


Figure 1.1 – Schéma bloc d'un échographe clinique.

La majorité des échographes actuels sont composés :

- de sondes, également appelées barrettes échographiques, qui permettent l'émission et la réception d'ultrasons.
- d'un système de visualisation (un moniteur).
- d'une console de commande, permettant l'introduction des données du patient et les différents réglages tels que la fréquence des ultrasons émis.
- d'un système informatique, qui convertit les signaux ultrasonores reçus par la sonde utilisée en signaux analogiques.
- d'un système d'enregistrement des données

La Figure 1.2 montre les différentes parties de l'échographe



Figure 1.2 – Les composants d'un échographe.

## 1.2.2 La sonde

La sonde à ultrasons, ou transducteur, est la première partie composant la chaîne échographique et sans doute la plus importante et la plus fragile. Elle va directement au contact de la peau du patient et comme nous le verrons plus loin, sert d'émetteur et de récepteur. De plus, sa conception demande une grande finesse que si elle tombe à terre elle peut devenir complètement inutilisable.

### 1.2.2.1 Composition de la sonde

Le transducteur s'articule autour d'une partie céramique qui est le berceau du faisceau ultrasonore. Cette portion est précédée par une couche d'adaptation d'impédance acoustique qui, comme son nom l'indique, favorise la transmission des ultrasons dans le corps en diminuant la différence d'impédance entre la peau et la céramique et sert également de couche protectrice. On peut également modifier sa forme et ainsi changer la géométrie du faisceau. Dans ce cas, la couche d'adaptation servira également de lentille acoustique. Afin d'absorber les vibrations transmises vers l'arrière, on place un amortisseur derrière le cristal. Il est chargé d'une fine poudre de plomb ou de tungstène et influence également sur la bande passante de la sonde et son rendement. La bande passante correspond aux fréquences du faisceau situées de



part et d'autre de la fréquence de résonance et permettant de produire des ultrasons avec une perte d'intensité inférieure à 6 dB (Figure 1.3). En effet les cristaux vont produire un spectre de fréquences et la bande passante correspond à la fenêtre de mesure. L'ensemble de ces structures sont enfermées dans un boîtier étanche.

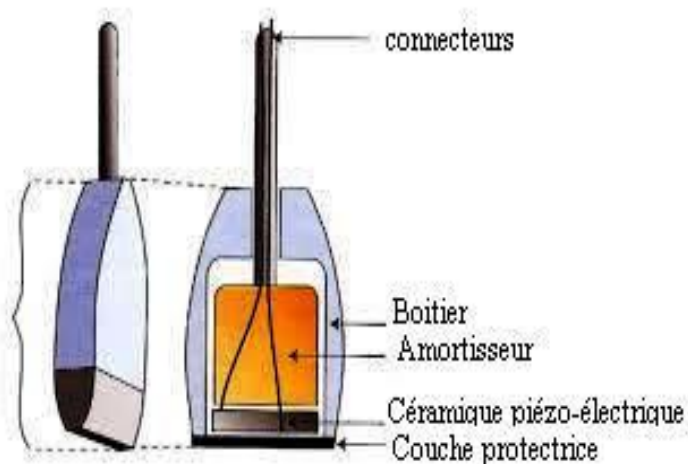


Figure 1.3 – Schéma de la sonde échographique.

#### 1.2.2.2 Les types de sondes

- **Sondes à balayage mécanique (Figure 1.4)** : Ces sondes effectuent un balayage sectoriel grâce à la mise en mouvement de pièces mécaniques placées dans un bain d'huile. Le principal avantage de ce type de sondes est qu'elles se contentent d'une petite fenêtre acoustique, ce qui autorise l'exploration d'organes difficilement accessibles autrement. Toutefois, en raison de l'utilisation de pièces mécaniques et du bain d'huile, la fiabilité de la sonde à long terme reste médiocre [31]. Elles disposent de plus d'une mauvaise résolution latérale et ne sont donc guère plus utilisées en médecine.

- **Sondes à balayage électronique (Figure 1.5)** : Les sondes à balayage électronique sont composées de multiples céramiques disposées en série et permettent l'obtention d'une image rectangulaire ou sectorielle. Il existe deux types de sondes à balayage électroniques : les sondes à balayage linéaire et celles à balayage sectoriel

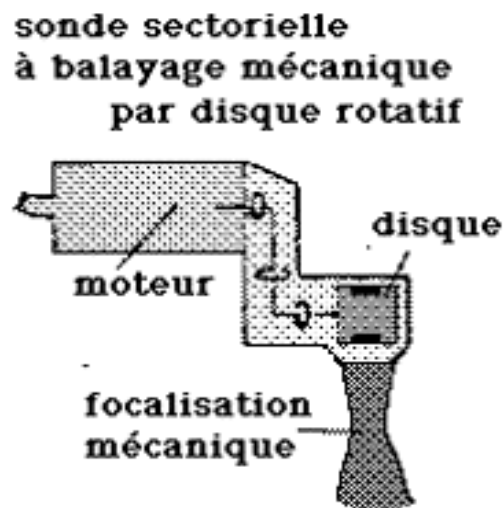


Figure 1.4 – Fonctionnement d'une sonde à balayage mécanique.

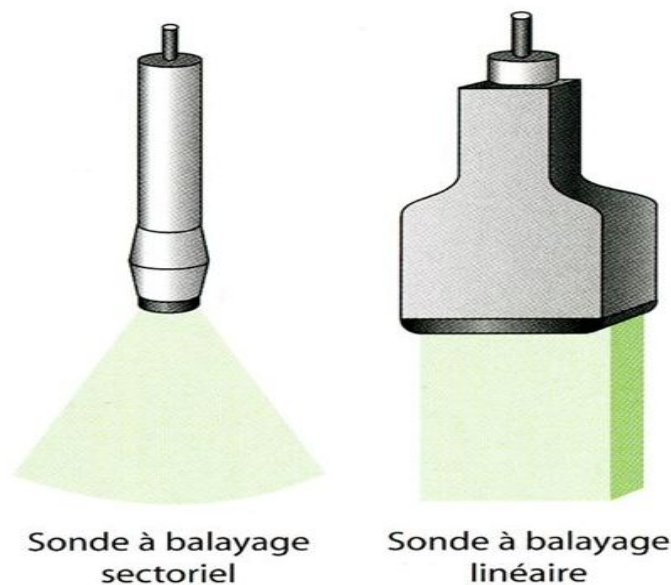
\* **Sondes à balayage linéaire** : Dotée de cristaux assemblés de façon linéaire, cette sonde a pour but l'envoi de hautes fréquences (entre 9 et 15 MHz) en un seul point. L'image obtenue est d'une excellente résolution et permet une étude de la zone approfondie. Toutefois, bien qu'elle soit très pratique dans l'exploration d'organes de petites tailles ou de parties profondes, son champ de vision n'est que peu étendu.

L'image obtenue est rectangulaire pouvant contenir jusqu'à 256 lignes et la cadence image (ou TRI) peut atteindre 100 images/sec ce qui est utile pour l'étude des organes mobiles (coeur foetal).

\* **Sondes à balayage sectoriel** : On trouve deux types de sondes à balayage sectoriel : les barrettes planes et les barrettes sectorielles. Dans les deux cas, le balayage du plan de coupe est obtenu par décalage de phase. Il est à noter que les sondes cliniques sont constituées de petites barrettes à balayage électronique et émettent des ondes de 5 à 7,5 MHz [31].

### 1.2.3 L'acquisition du signal

La sonde manuelle, dont le rôle est d'envoyer, d'enregistrer et d'amplifier les échos reçus, est mise en contact direct avec la peau du patient (un gel conducteur est en réalité utilisé en raison de la trop grande différence d'impédance entre la sonde et l'air). Elle est équipée d'un dispositif qui émet de courtes impulsions ultrasonores



**Figure 1.5** – Les sondes à balayage sectoriel et balayage linéaire.

qui se propagent profondément dans le corps et dont une partie est reflétée par les structures anatomiques.

On essaie donc toujours d'utiliser les fréquences les plus élevées possibles, relativement à la profondeur des tissus. Dans le cadre de l'imagerie échographique du corps humain, les fréquences sont en général comprises entre 1 et 20 MHz et sont de l'ordre de 3.5 à 5 MHz dans le cas de l'échographie abdomino-pelvienne, ce qui explique la faible résolution des images [32].

### 1.2.3.1 Principe physique sous-jacent

Un son émis par un corps animé d'un mouvement vibratoire se propage sous forme d'ondes susceptibles de subir des réflexions, des réfractions et des interférences. Il est en partie absorbé par les éléments composant la structure rencontrée et en partie réfléchi en direction de la sonde qui l'a envoyé. En échographie, on utilise un cristal piézo-électrique. Quand il est excité par une impulsion électrique, il entre en résonance et émet alors des échos dont la fréquence est dépendante de l'épaisseur du cristal. Ces mêmes cristaux jouent le rôle d'émetteurs et de récepteurs des échos réfléchis (c'est-à-dire les vibrations induites par les impulsions ultrasonores). Ils portent le nom de transducteurs et ont comme fonction la conversion de l'énergie électrique en échos, et inversement. L'imagerie échographique est réalisée en émettant une impulsion qui est partiellement réfléchiée par les frontières entre deux

structures tissulaires, et partiellement transmise. La réflexion est dépendante de la différence d'impédance acoustique entre les deux tissus. En effet, les ondes utilisées sont des ondes de compression dont la propagation est longitudinale. La propagation des ondes est donc dépendante des caractéristiques des milieux traversés, que l'on peut représenter par la valeur de l'impédance acoustique, notée  $Z$ .

Cette grandeur est définie par l'équation (1.1) :

$$Z = \rho c. \quad (1.1)$$

où  $\rho$  est la masse volumique du milieu et  $c$  la vitesse de propagation des ondes sonores dans ce milieu-là. Il est à noter que si, historiquement, des cristaux piézo-électriques ont toujours été utilisés, récemment une technique basée sur des transducteurs en silicone appelés Capacitive Micro-machined Ultrasonic Transducers (CMUT) a été développée [33].

### 1.2.3.2 Réflexion et Réfraction

L'échogénéicité d'une interface (Le terme interface sera utilisé par la suite pour définir la frontière de deux milieux d'impédances acoustiques différentes ou, plus simplement, deux milieux homogènes de propriétés acoustiques différentes.) est définie par sa capacité à réfléchir les échos qui lui arrivent. En effet, quand un faisceau d'ondes échographiques arrive au niveau d'une interface, une partie est réfléchie (l'onde réfléchie) et l'autre partie traverse l'interface et continue sa propagation (l'onde transmise (voir figure 1.6)). Dans le cas particulier où l'onde incidente est perpendiculaire à l'interface, les ondes réfléchies et transmises sont également perpendiculaires à l'interface et on parle d'échos spéculaires. Par contre, quand le faisceau d'échos rencontre une interface avec un angle oblique, une partie du signal est réfléchie avec un angle de réflexion égal à l'angle incident, alors que le reste est réfracté. Cela signifie que la partie transmise du signal, qui dans le cas précédent continuait sa propagation en conservant la même direction, va être déviée d'un angle dépendant de l'impédance des deux milieux [34] et on définit les équations suivantes pour les

coefficients de réflexion  $R$  et de transmission  $T$ .

$$R = \frac{Z_2 \cos(\theta_i) - Z_1 \cos(\theta_t)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_t)}; \quad T = \frac{2Z_1 \cos(\theta_i)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_t)} \quad (1.2)$$

Comme le montrent ces formules, la proportion des ondes réfléchies est dépendante de la différence d'impédance acoustique entre les deux milieux. Si des tissus mous organiques sont en contact avec de l'air ou des structures minéralisées telles que des os ou des calculs, l'interface entre les deux est souvent caractérisée par une très forte échogénéicité [34].

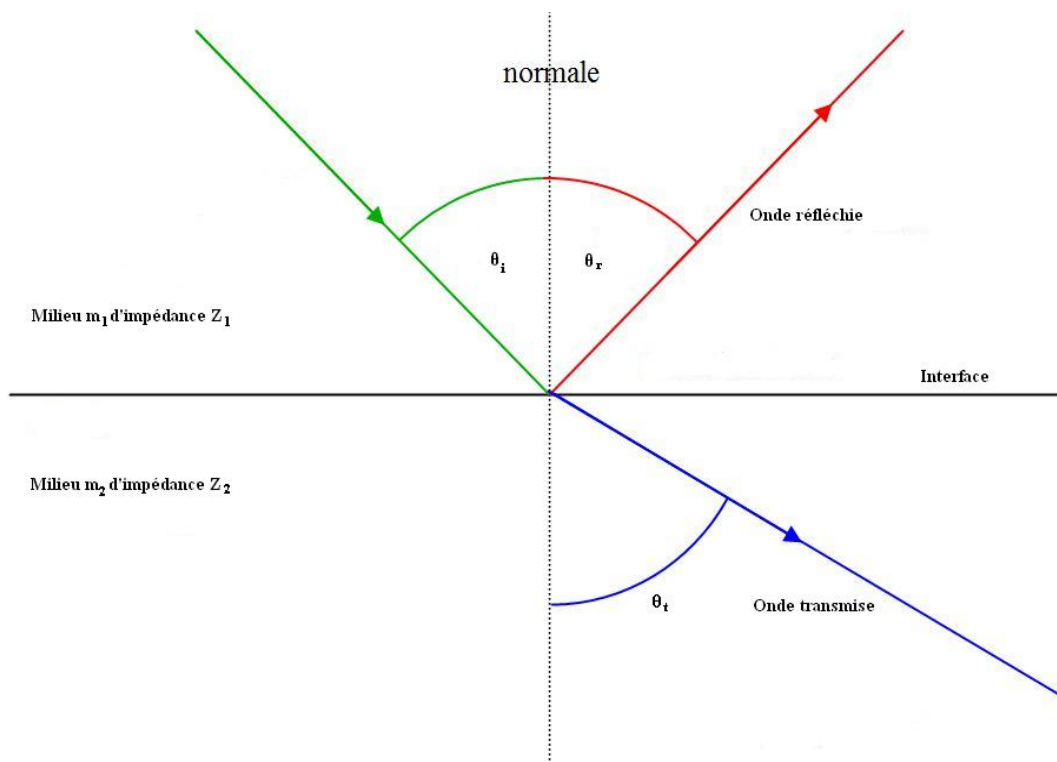


Figure 1.6 – Phénomène de réfraction.

### 1.2.3.3 Diffusion dans les tissus

Les échos de diffusion sont en général plus petits et plus stables que les échos de réflexion. Les ultrasons sont diffusés par les microstructures des tissus qui sont plus petites que la longueur d'onde échographiques. Ces microstructures se comportent comme des diffuseurs qui vibrent et réémettent les ultrasons. Les diffuseurs parfaits, tel que le sang, répondent à la loi de Rayleigh toutefois, les tissus mous ne sont pas des diffuseurs parfaits car ils possèdent des structures internes orientées et les ondes diffusées vont ainsi interférer entre elles et créer une texture dans l'image des tissus,

qui sera dépendante de la diffusion mais également de l'échographe. En fonction des distances entre les diffuseurs, ces interférences peuvent être constructives ou destructives et expliquent l'aspect typiquement granuleux des images échographiques. On parle de bruit de granularité appelé "speckle" dont une illustration peut être vue sur la plupart des images échographiques ainsi formées par les échos de réflexion diffuse sur les surfaces irrégulières et les échos de dispersion dans les milieux hétérogènes.

### 1.2.3.4 Formation de l'onde

#### Production et réception des ultrasons

Quand une tension alternative est appliquée à un élément piézo-électrique, il vibre et émet un son. Le cristal piézo-électrique a un double rôle d'émetteur et de récepteur. La sonde n'émet pas en continue des ultrasons mais en salve. Pendant le reste de temps, la sonde est à « l'écoute » pour capter les ultrasons reçus. La durée

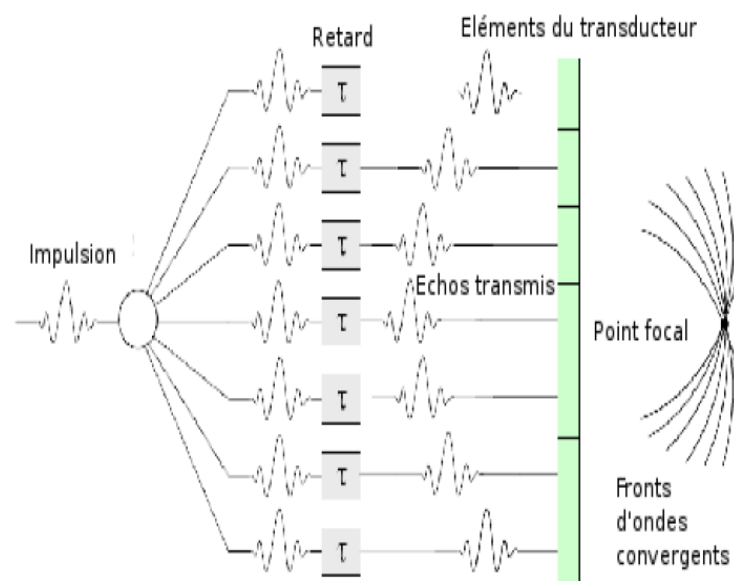


Figure 1.7 – Fonctionnement du transducteur en émission[33].

des salves est très courte, de l'ordre de quelque microseconde, et correspond à l'émission de trois cycles environs en moyenne. La durée de la période d'attente est plus longue, de l'ordre de la milliseconde. La fréquence de réception du cycle est donc de l'ordre du KHz, ce qui donne l'impression d'une imagerie en temps réel. Une sonde échographique étant composée de plusieurs éléments piézo-électriques, les faire vibrer tous au même moment pourrait poser un problème lors de la réception du si-

gnal, à cause des phénomènes d'interférence entre les différentes ondes. Toutefois, si l'on sélectionne judicieusement l'espacement entre les éléments piézoélectriques d'un transducteur et le retard entre les signaux de ces éléments, on peut créer un motif d'interférence donné et, en particulier, on peut guider l'énergie du signal vers une direction angulaire donnée (Figure 1.7). A la réception, le principe est le même : les ondes acoustiques reçues sur les éléments du transducteur sont converties en signal électrique, comme le montre la Figure 1.8 Si l'on ajuste l'amplitude et le retard sur les signaux reçus pour chaque élément, on peut recevoir un signal venant d'une direction angulaire donnée. Si l'on transmet et reçoit un faisceau étroit le long de plusieurs directions adjacentes et que l'on combine les données écho reçues, on peut ainsi créer une image échographique [35].

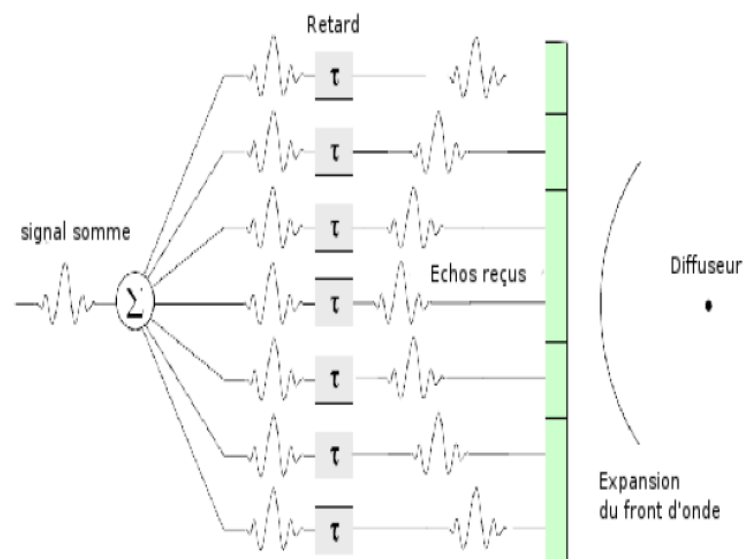


Figure 1.8 – Fonctionnement du transducteur en réception[33].

#### 1.2.4 Formation de l'image échographique

Malgré la grande diversité de constructeurs existant sur le marché de l'imagerie échographique, les échographes modernes fonctionnent tous sensiblement selon le même schéma [21], la sonde émet des ultrasons puis les réceptionne, les transforme en signal électrique et les transmet au bloc d'acquisition. Ce bloc détecte, échantillonne et adapte les échos acheminés depuis la sonde. Il a également comme rôle de transmettre à la sonde l'impulsion électrique originelle qu'elle transformera en ultrasons. Le signal électrique est ensuite transmis au bloc de traitement du signal

puis à celui de traitement d'image avant d'être affiché. Le processus est détaillé dans la Figure 1.1.

#### 1.2.4.1 De la réception de l'écho au signal numérique unidimensionnel

A la réception des échos, le bloc d'acquisition les amplifie via un amplificateur linéaire, afin de compenser l'atténuation en profondeur puis les numérise. Il est particulièrement riche car il contient des informations sur les tissus rencontrés via son amplitude et sa fréquence. Ce n'est toutefois pas ce signal qui est directement affiché : il subit au préalable une chaîne de traitements afin de passer de signaux 1D à un signal 2D. Une fois le signal transmis au bloc de traitement du signal, il est filtré, démodulé et compressé. Le filtrage est réalisé afin de tenter de s'affranchir des bruits additionnels tels que les bruits électroniques. Une double compression est également réalisée : une compression logarithmique ainsi qu'une compression linéaire [21]. En effet, l'amplitude des signaux échographiques varie dynamiquement entre 50 et 100 dB, ce qui est beaucoup trop important pour les capacités perceptives humaines qui atteignent, pour les médecins experts du domaine, une résolution de 40 dB. Il est donc nécessaire d'effectuer une modification du signal afin de rendre les informations perceptibles par un humain. Pour ce faire, les systèmes d'imagerie échographique recourent en général à une compression logarithmique, qui n'est inversible que dans le cas où la dynamique d'entrée du signal est connue, ce qui n'est pas toujours le cas [34], et qui induit un appauvrissement de l'information contenue dans le signal final par rapport au signal original.

#### 1.2.4.2 Du signal numérique 1D à l'image échographique 2D

Une des caractéristiques de l'image échographique est qu'elle se forme en temps réel à partir des échos provenant des différentes lignes de balayage d'un plan de coupe. Sur chacune des lignes de balayage ou ligne de tir, l'écho est caractérisé par son amplitude et son temps de réponse. La transformation du signal numérique en image échographique est réalisée par un module spécifique de l'échographe : le scan converter.

- **Échantillonnage des signaux :** Le signal reçu par le convertisseur-échantillonneur est échantillonné afin d'être adressé dans une matrice 512\*512 et généralement



quantifié sur 256, 64 ou 16 niveaux de gris afin de pouvoir être visualisé.

- **Adressage dans la matrice** : L'adressage dans la matrice dépend de la ligne échographique étudiée et du temps de retour de l'écho. Afin de tenir compte des temps de retour différents et donc des valeurs potentiellement différentes d'un même pixel en fonction de l'écho considéré, il sera nécessaire d'effectuer un lissage temporel des données.

- **Interpolation** : Le nombre de lignes échographiques étant de l'ordre de 100 pour une image 512\*512, il est nécessaire d'effectuer une interpolation à partir des valeurs des échos les plus proches.

- **Lissage Spatial** : Un lissage spatial est effectué une fois l'interpolation réalisée, afin de compenser les variations d'amplitude des échos voisins et l'effet brutal de l'interpolation [34]. Un lissage temporel est également effectué.

#### 1.2.4.3 Les principaux modes de visualisation

Le traitement et la visualisation des signaux ultrasonores reposent sur un certain nombre d'hypothèses qui génèrent dans certains cas un bruit additionnel au signal originel. En effet, afin d'obtenir les visualisations présentées ci après, il a été considéré que la direction du faisceau ultrasonore était unique, qu'une seule réflexion avait eu lieu et que la vitesse de propagation utilisée était la vitesse de propagation moyenne des ultrasons dans les tissus mous, c'est à dire 1540 m/s. Ces hypothèses peuvent générer un certain nombre d'artefacts. On peut visualiser les signaux ainsi traités sous trois formes différentes : le mode A ou amplitude, le mode B ou brillance, qui est le mode de représentation le plus utilisé et le mode TM ou dynamique. Nous détaillerons chacun d'eux ci-après.

- **Le mode A (Amplitude)** : C'est le mode le plus ancien (Figure 1.9), il consiste en l'affichage de l'amplitude du signal recueilli par la sonde en fonction de la profondeur. Un seul faisceau, de direction constante, est utilisé. Dans ce mode de représentation, le signal est représenté en une dimension avec, en abscisse, le temps, et en

ordonnée, l'amplitude de la réflexion.

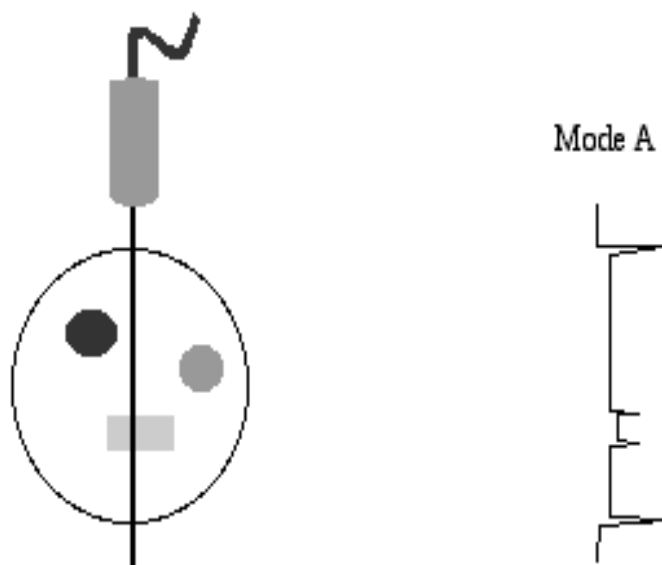


Figure 1.9 – Le mode A.

- **Le mode B (Brillance) :** C'est le mode de représentation le plus utilisé. L'amplitude est traduite par la brillance d'un point (son niveau de gris). Les traitements décrits sont effectués sur le signal échographique afin d'obtenir l'image 2D qui est visualisée et qui peut être considérée comme une représentation des organes [34]. La profondeur du tissu est représentée sur l'axe des ordonnées et la position le long du transducteur sur l'axe des abscisses (Figure 1.10).

Il existe deux types d'échographie en mode B :

- L'une est à faible vitesse, elle ne permet que des échographies d'objets quasiment statiques au cours du temps. Le procédé ne permet pas d'obtenir des images nettes de structures qui se modifient rapidement au cours du temps.

- L'autre est à grande vitesse, dite échographie en temps réel, parmi ses techniques, le second type utilise le balayage électronique linéaire et permet d'obtenir une image en environ 1 / 100 de seconde, il est particulièrement bien adapté à l'étude des organes à mouvements rapides. Elle est idéale pour suivre le déroulement d'une grossesse.

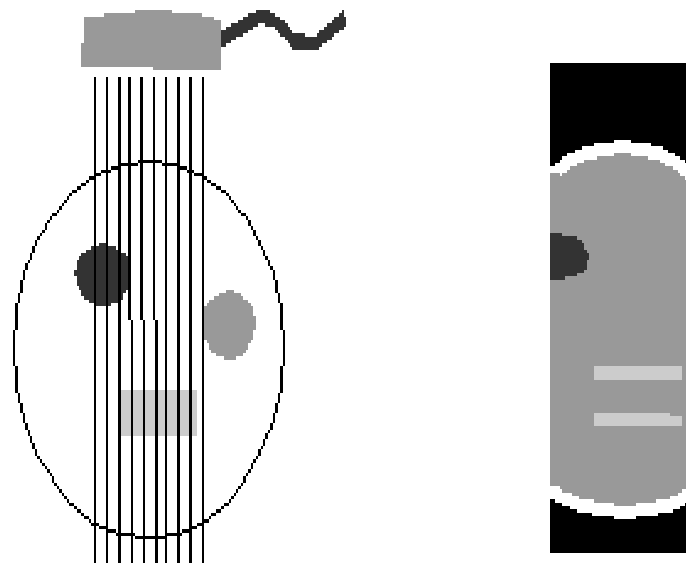


Figure 1.10 – Le mode B.

- **Le mode TM (Temps/Mouvement) :** Ce mode représente la distance entre la sonde et les structures échogènes en fonction du temps (Figure 1.11). Le mode TM est uniquement utilisé en échocardiographie unidimensionnelle « puisqu'il n'explore qu'une seule ligne » pour observer les mouvements des parois et des valvules cardiaques. Ce mode permet d'obtenir une résolution temporelle supérieure au mode B et de pouvoir observer des événements très rapides.

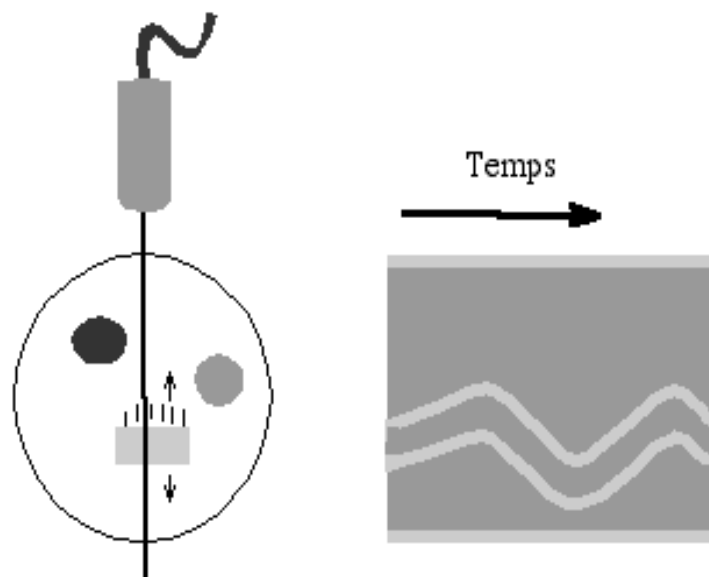


Figure 1.11 – Le mode M.

## 1.3 Caractérisation d'une image échographique

### 1.3.1 Résolution d'une image échographique

La résolution d'une image échographique dépend essentiellement de la sonde et du système utilisé. Le terme résolution recouvre en réalité trois notions différentes : les résolutions axiales et latérale, et l'épaisseur du plan de coupe qui est déterminée par la largeur du faisceau ultrasonore.

#### 1.3.1.1 Résolution axiale :

La résolution axiale détermine la capacité de la sonde à différencier deux cibles distinctes situées dans l'axe du faisceau ultrasonore. Elle est dépendante de la durée de l'impulsion ultrasonore, qui doit être la plus brève possible [22]. Plus l'impulsion transmise est brève, plus la bande passante est importante et la résolution axiale élevée.

#### 1.3.1.2 Résolution latérale :

La résolution latérale, fonction de la largeur du faisceau, est définie par la capacité du système à séparer deux échos situés sur un même plan, perpendiculaire à l'axe de ce même faisceau. Optimale à la distance focale (zone où elle est généralement donnée), la résolution latérale se dégrade en fonction de l'éloignement par rapport à cette zone [22]. En général, la résolution axiale est meilleure que la résolution latérale.

### 1.3.2 Bruit et artefacts d'une image échographique

#### 1.3.2.1 Origine du speckle :

Dans plusieurs études il a été constaté qu'il existe un nombre d'artefacts qui risquent d'affecter la compréhension et le mode de traitement des images échographiques. On peut citer le problème d'atténuation des échos ; qui rend difficile toute observation des structures en profondeur, le phénomène de réverbération, qui apparaît lorsque deux interfaces très échogènes et parallèles sont situées sur le trajet de l'onde, ou l'effet de miroir ; qui survient quand la réflexion a lieu sur une interface linéaire très échogène et qui amène, dans l'image finale, à la création d'une fausse image, symétrique à la vraie par rapport à l'interface. L'échogénéicité de certaines

structures orientées, telles que les ligaments et les tendons, est dépendante de l'orientation du faisceau : la qualité de l'image résultante sera donc dépendante de l'orientation du faisceau de départ [23]. Les approximations, effectuées afin de reconstruire l'image, sont source d'erreurs quand les conditions réelles diffèrent trop des conditions théoriques. En effet, même si la vitesse du son est relativement constante, elle est légèrement plus lente dans les tissus gras que dans le muscle ou le rein sain, par exemple : cette différence de vitesse aura un impact sur la précision de représentation du point dans l'image finale et par conséquent sur la précision des mesures effectuées [32]. Le bruit le plus caractéristique de l'échographie, et le plus discuté en traitement d'images, est le speckle dont les caractéristiques sont détaillées dans les sections suivantes.

### 1.3.2.2 Les modèles statistiques du speckle dans les images échographiques

- **Modèle de Rayleigh** : Introduit par Goodman [24] dans une étude du speckle sur des images laser, le modèle de Rayleigh suppose une modélisation du signal rétrodiffusé comme la somme des signaux rétrodiffusés par les diffuseurs présents dans une cellule de résolution à un instant donné [25]. Le signal va donc, suivant ce modèle, résulter d'une somme vectorielle complexe. Cette somme complexe, résultant des variations aléatoires de phase et d'amplitude, va porter le nom de marche aléatoire. Étant donné que l'on se place dans le cas d'un speckle entièrement développé, le nombre de diffuseurs par unité de résolution est particulièrement grand. Si l'on suppose que les phases des signaux rétrodiffusés suivent une loi de probabilité uniforme, définie dans  $[-\Pi, \Pi]$  on peut alors écrire le champ complexe en amplitude (ou réponse totale du milieu exploré par l'onde ultrasonore) sous la forme [26]

$$Z = Z_r + jZ_i \quad (1.3)$$

avec  $Z_r$  et  $Z_i$  respectivement la composante réelle et la composante imaginaire du champ. Au vu du nombre de diffuseurs, on peut appliquer ici le théorème central limite et supposer que les variables  $Z_r$  et  $Z_i$  suivent une loi normale de moyenne nulle et de variance  $\sigma^2$ .

On peut ainsi écrire la fonction de densité jointe sous la forme : milieu exploré par

l'onde ultrasonore) sous la forme [26]

$$p_{Z_r Z_i}(Z_r, Z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{Z_r^2 + Z_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.4)$$

On peut alors dire que l'enveloppe du signal a une fonction de densité de probabilité de Rayleigh de la forme :

$$p_x(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.5)$$

Comme on peut le constater, le seul paramètre de cette distribution est la variance  $\sigma^2$  qui représente ici l'énergie de rétrodiffusion moyenne. Comme on l'a vu précédemment, ce modèle, pour être applicable. Il suppose l'absence de composante cohérente. Afin d'expliquer la notion de composante cohérente, nous allons considérer le cas d'une onde réfléchi sur une surface plane telle qu'un sol. Sur une surface théorique entièrement plane et lisse, la composante cohérente du signal est égale au signal réfléchi théorique calculé. Si l'on considère cette fois la même surface plane mais non lisse, le signal réfléchi se décompose en une composante diffuse (assimilable au bruit), engendrée par les aspérités du sol et une composante cohérente qui correspond au signal réfléchi tel qu'il aurait été renvoyé si la surface était parfaite. Plus les aspérités de la surface augmentent, plus la composante cohérente du signal réfléchi diminue au profit de la composante diffuse. Pour une surface totalement irrégulière, le signal réfléchi devient totalement diffus et la composante cohérente disparaît. Une composante cohérente apparaît dans le signal échographique en raison, par exemple, d'une disposition spatiale régulière des diffuseurs ou d'une réflexion spéculaire importante. La non prise en compte de cette composante peut amener à occulter une partie du signal et à créer d'importants artefacts.

◆ **Théorème central limite** : La somme à l'infini des variables aléatoires indépendantes, de même loi, moyenne et variance (finie) est une variable aléatoire qui suit une loi de Gausse.

Si  $X_n$  sont des variables aléatoires de variance  $\sigma$  et de moyenne  $m$ ,

$$Y_n = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - nm}{\sigma\sqrt{n}}$$

Alors  $\lim_{n \rightarrow \infty} Y_n$  suit une loi de Gausse. Phénomène aléatoires naturels à tendance gaussienne.

- **Modèle de Rice** : La distribution de Rice est une généralisation du modèle de Rayleigh dans le cas de la présence d'une composante cohérente et non aléatoire. En effet, dans le cas de la présence d'une composante cohérente  $s$ , Dutt [25] a proposé de modifier la fonction de densité jointe précédente de la manière suivante

$$p_{Z_r, Z_i}(Z_r, Z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(Z_r + s)^2 + Z_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1.6)$$

Ce qui permet, en utilisant  $I_0$ , la fonction de Bessel modifiée de première espèce et d'ordre zéro, d'écrire la densité de probabilité du signal enveloppe sous la forme :

$$p_x(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + s^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{sx}{\sigma^2}\right) \quad (1.7)$$

On peut ainsi constater que la distribution de Rice est équivalente à la distribution de Rayleigh dans le cas  $s = 0$ .

Il est à noter que dans le cas où la diffusion cohérente devient beaucoup plus importante que la diffusion aléatoire (et donc que le rapport  $\frac{s}{\sigma}$  est très supérieur à 1), la distribution de Rice tend vers une distribution Gaussienne qui est insuffisante pour modéliser de façon correcte le signal échographique.

### 1.3.2.3 Modélisation du speckle

Comme on l'a vu précédemment, une des conditions nécessaires à l'utilisation des modèles précédents est la possibilité d'utiliser le théorème central limite. Celui-ci n'étant plus applicable dans le cas d'une faible densité de diffuseurs par cellule de résolution ou dans le cas de corrélation des diffuseurs, on ne peut plus utiliser les modèles de Rayleigh ou de Rice. Il s'avère donc nécessaire de faire appel à d'autres types de modèles tels que les modèles de Nakagami, la K-distribution ou de la distribution

Gamma généralisée présentés dans les paragraphes suivants.

- **Modèle de la K-distribution** : Le modèle de la K-distribution, introduit par Jakeman [27], permet la modélisation du speckle. Il n'utilise pas le théorème central limite et modélise le nombre de diffuseurs via une loi Binomiale négative. On peut ainsi écrire sa fonction de distribution de probabilité sous la forme :

$$p_x(x) = \frac{2x}{\Gamma(\alpha)} \left[ \frac{bx}{2} \right]^\alpha K_{\alpha-1}(bx) \quad (1.8)$$

Avec  $b$ , un paramètre d'échelle,  $K_{\alpha-1}$  la fonction de Bessel modifiée de seconde espèce et d'ordre  $\alpha - 1$  et  $\Gamma(\cdot)$  la fonction gamma. Le paramètre  $\alpha$ , quant à lui, est directement lié au nombre de diffuseurs. Le faire tendre vers l'infini permet d'approcher une distribution de Rayleigh et donc de modéliser un speckle totalement développé. Si cette modélisation du signal enveloppé semble séduisante par toutes les possibilités qu'elle offre, elle reste en pratique assez délicate à manipuler et ne permet pas la modélisation de signaux comportant de fortes composantes cohérentes.

- **Modèle de la K-distribution Homodyne** : Le modèle de la K-distribution Homodyne présenté par Dutt et Greenleaf [28] peut être soit comme une extension du modèle de Rice pour la prise en compte d'un faible nombre de diffuseurs, ou comme la généralisation de la K-distribution pour la prise en compte d'une composante cohérente dans le signal. Reposant sur les deux distributions précédentes, il est cependant très délicat à manipuler et l'estimation des paramètres  $y$  est très complexe.

#### 1.3.2.4 Modèles indépendants de la statistique du speckle

- **Modèle de Nakagami** : La distribution de Nakagami, proposée initialement pour les applications radar [29] et appliquée à l'imagerie ultrasonore [30], permet de prendre en compte les corrélations partielles entre les diffuseurs. Elle est reliée à la distribution gamma. La fonction de densité de probabilité de cette distribution est :

$$p_x(x) = \frac{2\mu^\mu x^{2\mu-1}}{\Gamma(\mu)\Omega^\mu} \exp\left(-\frac{\mu}{\Omega}x^2\right) \quad (1.9)$$



Avec  $\mu$ , paramètre de Nakagami supérieur ou égal à 0 et  $\Omega$  le facteur d'échelle. Cette distribution présente l'avantage d'être plus simple à utiliser que les deux précédentes.

- **Modèle de la distribution Gamma généralisée** : La distribution Gamma généralisée [31] est un modèle à trois paramètres présentant l'avantage de pouvoir modéliser plusieurs autres distributions : Rayleigh, Nakagami, Weibull, exponentielle, Gamma et classique. Elle a été appliquée au cadre de l'imagerie ultrasonore par Raju et al. [32] et Tauber et al. [34]. Sa fonction de densité de probabilité s'écrit

$$p_x(x) = \frac{cx^{2cv-1}}{\Gamma(v)a^{cv}} \exp\left(-\frac{x^c}{a}\right) \quad (1.10)$$

Avec  $a$  le paramètre d'échelle,  $c$  un seuil et  $v$  paramètre permettant d'ajuster la forme de la distribution. Elle présente comme avantage de pouvoir modéliser à la fois l'amplitude et l'intensité [32], mais au prix d'une complexité importante.

### 1.3.3 Relations entre pixels voisins

Les relations entre pixels voisins sont données par les statistiques d'ordre 2 et plus particulièrement par les fonctions d'autocorrélation et d'autocovariance qui renseignent sur la taille du speckle [33]. Un des précurseurs des travaux dans ce domaine, Wagner, a ainsi démontré que l'autocovariance du signal enveloppe équivalait à l'enveloppe de la PSF (Point Spread Function : est une fonction mathématique décrivant la réponse d'un système d'imagerie à une source ponctuelle.) et que l'autocorrélation du signal radiofréquence était égale à son autocovariance. Les démonstrations ayant amené à ces résultats ne seront pas présentées ici mais sont disponibles dans [27], [34] et [35].

## 1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les aspects généraux du fonctionnement d'un échographe clinique. Ainsi, acquisition, interaction onde-tissu, traitement de signal et formation finale de l'image ont été présentés. L'analyse faite dans cette partie semble toutefois indiquer que le processus de formation d'une image échographique est fait à l'aide d'un dispositif complexe, ce qui leur confère des caractéristiques par-

ticulières. En particulier, les images sont dégradées par le phénomène de speckle assimilé à un bruit multiplicatif. Ainsi, tout traitement nécessiterait une réduction de ce bruit. A partir de ces connaissances nous allons maintenant, nous intéresser aux différents filtres existant dans la littérature.

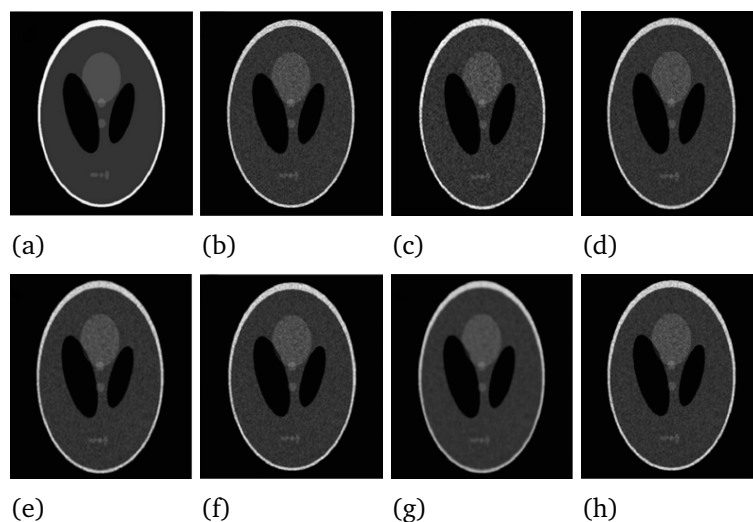
## Chapitre 2

# État de l'art sur le dé-bruitage d'images

### 2.1 Introduction

L'image observée est souvent contaminée par des fluctuations stochastiques que l'on qualifie généralement de bruit. Ce dernier peut être additif, multiplicatif ou convolutif. Les traitements de restauration sont souvent indispensables pour améliorer la qualité des images observées. Le 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. Un exemple de dé-bruitage d'images est présenté dans la Figure 1.1 Dans la littérature du traitement d'images, différentes méthodes de dé-bruitage ont été proposées et développées. Tout d'abord, des méthodes de filtrage spatial ont été proposées. Celles-ci consistent à réduire le bruit dans les zones qui ne présentent pas d'objets intéressants et à accentuer la perception des structures d'intérêt. Ces techniques de filtrage utilisent un filtre passe-bas pour supprimer les hautes fréquences, ce qui a pour inconvénient d'atténuer les contours de l'image. Pour parer 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, les approches utilisant les champs de Markov et les approches basées sur les transformées multi-échelles, notamment la transformée en ondelettes. Récemment, ces dernières ont montré leur puissance dans le cadre de la

restauration d'images.



**Figure 2.1** – Comparaison entre des algorithmes de dé-bruitage d'images. (a) Image originale. (b) Image bruitée. (c) Image filtrée par le filtre de Frost. (d) Image restaurée par le filtre de Kuan. (e) Image restaurée par les Ondelettes. (f) Image filtrée par le filtre de Wiener. (g) Image restaurée par le filtre Median. (h) Image restaurée par la méthode SRAD.

## 2.2 Le dé-bruitage d'image dans la littérature

Une image dégradée peut avoir un impact négatif sur son interprétation par l'œil humain ainsi que sur ses utilisations dans des différents domaines. Pour supprimer l'information parasite que contient l'image, nous appliquons une opération appelée « le dé-bruitage ». Le dé-bruitage d'images est un problème important en traitement d'images puisque le bruit limite souvent l'interprétation visuelle et automatique de la scène. Il est alors nécessaire de prétraiter les images avec une méthode de restauration appropriée avant de passer à leur analyse. La restauration est une étape clé dans beaucoup de cas, par exemple : l'échographie, le sonar et l'imagerie radar. Le dé-bruitage d'images reste un problème difficile et d'actualité.

## 2.3 Le dé-bruitage d'images via les méthodes traditionnelles

Dans cette partie, nous allons faire une brève revue des filtres traditionnels les plus connus pour le filtrage du speckle. Une grande majorité de ces méthodes ont été initialement développées pour les images radars, puis réutilisée pour le dé-bruitage des images échographiques.

### 2.3.1 Filtrage adaptatif

Les filtres adaptatifs sont très intéressants car ils utilisent des statistiques locales de l'image afin de modifier leur comportement. Les grandes trois familles des filtres sont présentées ici : la première, historiquement la plus ancienne, repose sur une minimisation de l'erreur quadratique moyenne, la seconde est une variante adaptative du filtre moyenne et enfin, la dernière, plus récente, utilise une évaluation locale des statistiques de l'image.

#### 2.3.1.1 Méthodes basés sur l'erreur quadratique moyenne minimale

Les différents filtres détaillés ci-après reposent sur une minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQMM) en utilisant des statistiques du second ordre. Ils se fondent sur l'évaluation du coefficient de variation (CV) dans l'image. On distingue deux types de coefficients de variation : un coefficient de variation global et un coefficient de variation local. Le premier donne une caractérisation globale du speckle présent dans l'image alors que le second en donne une estimation locale. Cet estimateur local peut, de plus, être considéré comme un détecteur de contours dans les images bruitées par le speckle, comme c'est le cas dans les travaux de Tauber et al [87]. Afin d'expliquer le principe de tous les filtres de la section suivante, nous avons repris les conventions de et modes de description utilisés par Gagnon et al [70]. Nous considérons dans la suite une image  $I$ , corrompue par un bruit stationnaire multiplicatif  $\eta$ , tel que l'image finale,  $I_f$ , soit égale à  $I_f = \eta I$ .

La variable  $L$  représente une mesure du ratio signal sur bruit :  $L = \frac{\overline{I_f}}{\sigma_f}$ .

Tel que :

$\overline{I_f}$  la valeur moyenne de  $I_f$  et  $\sigma_f$ , son écart-type.

Une fois cette notation explicitée, nous allons à présent détailler quelques filtres classiques ayant rencontré une grande adhésion en termes de filtrage d'images ultrasonores.

#### 2.3.1.2 Filtre de Kuan

Le filtre proposé par Kuan et al [71] est un estimateur linéaire de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) et s'appuie sur une mesure locale d'intensité et de variance des pixels. Dans un premier temps, un critère de l'EQMM est calculé pour

un modèle de bruit additif tel que :

$$I_f = I + \eta \quad (2.1)$$

avec  $I_f$  l'image résultat,  $I$  l'image sans bruit et  $\eta$  le bruit. Une fois ce calcul effectué, il est dérivé afin de considérer un bruit multiplicatif de la forme :

$$I_f = I + (\eta - 1) I \quad (2.2)$$

La valeur du pixel débruité  $\tilde{I}$  est ainsi estimée par la formule [70] :

$$\tilde{I} = \bar{I}_f + \frac{\sigma_I^2 (I_f - \bar{I}_f)}{\sigma_I^2 + (\bar{I}_f^2 + \sigma_I^2) / L} \quad (2.3)$$

avec

$$\sigma_I^2 = \frac{L\sigma_{I_f}^2 - \bar{I}_f^2}{L + 1}$$

On a donc

$$\tilde{I} = \bar{I}_f + k (I_f - \bar{I}_f) \quad (2.4)$$

tel que  $k$  le gain du filtre [87], il est définis comme suit :

$$k = \frac{\sigma_I^2}{\sigma_I^2 + (\bar{I}_f^2 + \sigma_I^2) / L}$$

. Sur une zone homogène, la valeur du gain est très faible et le filtre peut donc être approximé par un filtre moyennneur [87]. A l'inverse, sur les zones de fort contour, le gain est proche de 1 et le filtrage est donc arrêté. Ce même principe peut être retrouvé dans le filtre présenté ci-après, qui peut être considéré comme un cas particulier du filtre de Kuan, même si il lui est antérieur.

### 2.3.1.3 Filtre de Lee

Faisant l'approximation d'une distribution gaussienne, Lee et al [72] développent en 1980 une méthode de filtrage qui effectue une approximation linéaire du bruit et qui diffère principalement du précédent par le terme  $\frac{\sigma_I^2}{L}$  qui n'existe pas dans cette version du filtre. Un pixel dé-bruité par le filtre de Lee, sera donc selon la

formule :

$$\tilde{I} = \bar{I}_f + \frac{\sigma_I^2 (I_f - \bar{I}_f)}{\sigma_I^2 + \bar{I}_f^2 / L}$$

avec

$$\sigma_I^2 = \frac{L\sigma_{I_f}^2 - \bar{I}_f^2}{L + 1}$$

#### 2.3.1.4 Filtre de Frost

A l'inverse des deux algorithmes précédents, le filtre de Frost [73] propose une modélisation de la réflectivité de la scène. Il peut, de plus, être considéré comme une variante du filtre de Wiener [74], adaptée au bruit multiplicatif. Cette modélisation est réalisée par le biais d'une fonction d'autocorrélation supposée exponentielle. Une convolution de la valeur des pixels avec la réponse impulsionnelle exponentielle du filtre est réalisée dans une sous-fenêtre de traitement donnée. La réponse impulsionnelle,  $m$ , a pour expression :

$$m = \exp(-K C_{I_f}(t_0) |t|), C_{I_f} = \frac{\sigma_{I_f}}{\bar{I}_f} \quad (2.5)$$

où  $K$  est le paramètre du filtre,  $t_0$  le centre de la fenêtre de calcul,  $t$  les coordonnées du pixel courant exprimées dans le repère  $t_0$  et  $|t|$  la distance au pixel  $t_0$ .

Tous les pixels d'une fenêtre de traitement participent donc au processus de filtrage modulo une pondération donnée. Cette pondération dépend de la distance au pixel central  $t_0$  et du caractère hétérogène de la scène, exprimé ici par la valeur de  $C_{I_f}$ .  $C_{I_f}$  représente l'écart-type des intensités de l'image, divisé par leur moyenne. Un des principaux inconvénients des filtres présentés ci-dessus est la pauvreté de la prise en compte de la réflectivité de la scène, ce qui engendre une diminution de la qualité globale du filtrage. Afin d'améliorer les performances des filtres de Lee et Frost, cette réflectivité a été étudiée et les filtres modifiés en conséquence, comme indiqué dans la sous-section suivante.

#### 2.3.1.5 Filtres de Lee et Frost modifiés

Une amélioration des filtres de Lee et Frost a été proposée par Lopes et al [75]. Cette amélioration des deux filtres est basée sur la prise en compte systématique de la réflectivité de la scène, qui n'est plus unique mais décomposable en trois classes :

la classe homogène, où la réflectivité est constante, la classe hétérogène, où la réflectivité varie (e.g. dans les zones texturées et les contours) et enfin la classe fortement hétérogène [87]. Les intensités des niveaux de gris de l'image répondant à la première catégorie sont simplement moyennées, celles répondant à la seconde sont filtrées de manière adaptative en fonction du filtre utilisé et enfin celles correspondant à la dernière catégorie ne sont pas affectées par la procédure de filtrage. Le fonctionnement des deux filtres modifiés est ainsi fortement semblable.

L'amélioration du filtre de Lee permet l'élimination des hautes fréquences, considérées comme du bruit, tout en préservant les caractéristiques propres des hautes fréquences qui représentent les contours. Le filtre de Frost modifié, quant-à-lui, conduit à une minimisation de la perte des informations texturales et radiométriques. Ce filtrage est effectué par le biais de l'utilisation d'une sous-fenêtre de calcul adaptative. En effet, ses dimensions varient en fonction de l'hétérogénéité locale de la scène calculée à partir du coefficient de variation. Plus celui-ci est élevé, plus les dimensions de la fenêtre sont petites.

Les méthodes présentées dans cette section ont été massivement utilisées dans le domaine du filtrage des données radar à synthèse d'ouverture et sont souvent utilisées comme méthodes de référence dans les travaux proposant de nouvelles techniques de dé-bruitage. Une comparaison des résultats obtenus par le biais de ce genre de méthodes sera présentée conjointement à la description des algorithmes basés sur la diffusion.

Dans la section suivante, nous présentons des techniques de filtrage moins utilisés actuellement, mais largement utilisées à des fins de comparaison de performances.

#### **2.3.1.6 Filtres reposant sur le filtre moyenne**

Comme indiqué précédemment, le filtre d'Oddy [80] et le filtre Adaptatif sur Surfaces [] sont des variantes du filtre moyenne prenant en considération les statistiques locales de l'image.

Le premier utilise des statistiques calculées localement sur l'image afin de faire varier les dimensions de la fenêtre de calcul sur laquelle l'opération de moyenne est effectuée. Cette variation de la taille de la fenêtre permet une prise en compte des caractéristiques locales et évite un lissage trop brutal des régions. Le second, quant-



à-lui, utilise le concept de "surfaces locales émergées" [70] pour définir des masques sur lesquels un calcul de moyenne est effectué. Comparés à ceux décrits précédemment, les performances de ces algorithmes sont toutefois en général moindres [70] et ils ne sont donc pas applicables à notre situation.

#### 2.3.1.7 Filtre stochastique

- **Filtre SBF** : Les méthodes présentées précédemment effectuent une évaluation locale des statistiques de l'image et déterminent, pour chaque pixel, sa nouvelle valeur en fonction de ces dernières. Le filtre proposé par Tay et al [78], est une procédure itérative qui considère les caractéristique d'une fonction de densité de probabilité donnée. Il va ainsi récupérer les extrema de cette fonction et les considérer comme valeurs abhérentes. Une fois ces extrema déterminés, un lissage des valeurs abhérentes est effectué, celles-ci n'intervenant pas dans le calcul des moyennes locales.

#### 2.3.1.8 Filtres bayésiens

Les techniques de débruitage présentées dans cette section reposent sur une détermination locale de caractéristiques, en fonction des valeurs de niveau de gris des pixels, afin d'offrir une version sans bruit de l'image. L'objectif des paragraphes suivants est de proposer une revue des méthodes utilisant une modélisation bayésienne des données, en vue d'améliorer le processus de filtrage. L'utilisation de l'estimation bayésienne va permettre de prendre en compte une modélisation des données telles que celles présentées dans le chapitre II comme information a priori sur le filtrage. Deux méthodes de filtrage exploitant une modélisation bayésienne du bruit sont présentées dans la suite.

**Filtre Gamma-MAP** Le filtre Gamma-MAP, développé par Lopes et al [79], utilise le coefficient de variation couplé à des détecteurs géométriques afin de contrôler le procédé de filtrage. L'intensité de rétro-diffusion est modélisée par le biais d'une K-distribution. Une modélisation bayésienne permet, de plus, d'exploiter un modèle de bruit multiplicatif et la distribution de la réflectivité. Celle-ci est estimée par le biais d'une distribution Gamma. En pratique, ce filtre combine un processus de filtrage avec une classification des pixels.

**Rayleigh-Maximum-Likelihood** En 2007, Aysal et al [80] utilisent, quant-à-eux, une modélisation du speckle par une distribution de Rayleigh. Ils utilisent de plus un estimateur basé sur le maximum de vraisemblance ; cet estimateur varie par le biais d'une méthode adaptative utilisant le coefficient de variation local. Cette méthode permet de réduire le speckle dans les régions homogènes et de renforcer les contours. Les méthodes proposées dans les sections précédentes étaient des méthodes adaptatives prenant en compte les statistiques locales de l'image. L'idée présentée dans les paragraphes suivants est de redéfinir la notion de voisinage pour qu'elle intègre des informations non-locales afin d'optimiser le filtrage des données.

### 2.3.2 Filtres non locaux

Les méthodes présentées dans la section du filtrage adaptatif reposent sur une comparaison locale des valeurs des pixels. Une approche basée sur une comparaison globale de patches est proposée par Buades et al [81] pour les images naturelles, puis ré-exploitée par Coupé et al [82] en 2009 pour les images échographiques et IRM. La description de cette approche et de son adaptation sont présentées ci-dessous.

#### 2.3.2.1 Méthode des moyennes non locales

Les auteurs dans [81] partent du constat que la plupart des méthodes de filtrage ont pour objectif la réduction du bruit et la reconstruction des principales structures géométriques mais qui ne préservent ni les détails, ni la texture de ces structures. Considérant le degré de redondance existant dans les images naturelles, les auteurs redéfinissent la notion de voisinage. Le voisinage d'un pixel  $i$  devient l'ensemble des pixels  $j$  de l'image tels qu'une fenêtre centrée autour du pixel  $j$  ressemble à une fenêtre centrée autour du pixel  $i$ . La similarité est calculée à partir des valeurs de niveau de gris des pixels des régions considérées. La nouvelle valeur d'un pixel sera ainsi calculée en fonction de toutes les valeurs des pixels de l'image pondérées par leur degré de similarité. Une des principales limitations de l'utilisation de cette méthode est le temps de calcul conséquent engendré par la quantité de comparaisons à effectuer [82].

### 2.3.2.2 Filtre des moyennes non locales bayésiennes par blocs

L'adaptation de la version Bayésienne de l'algorithme précédent, proposée par Kervrann et al [83], a été reprise par Coupé et al [82] et testée sur des images d'échographie 2D intra opératoires cérébrales et 3D hépatiques. La formulation Bayésienne a été utilisée afin de prendre en compte un modèle a priori du bruit dans l'échographie (introduit par Loupas et al [84] en 1989). La distance de Pearson a été utilisée afin de comparer les patchs entre eux. Une adaptation GPU de cette méthode a été proposée en 2010 par De Fontes et al [85] afin d'accélérer les calculs. Si les résultats décrits par les auteurs semblent impressionnants, on constate toutefois une nette dégradation des textures après filtrage, ce qui peut s'avérer problématique dans les cas où seule la texture peut permettre une différenciation des structures.

Les filtres présentés dans cette section reposent sur des propriétés directement visibles de l'image. Afin de clore cette première section sur les algorithmes de filtrage classiquement rencontrés dans la littérature, nous allons effectuer une brève revue de techniques moins classiques, mais qu'il nous semble incontournable de citer.

### 2.3.3 Dé-bruitage par seuillage

Les estimateurs de seuillage furent introduits par Donoho et Johnstone [86] pour des bases arbitraires. Ils furent ensuite introduits dans les méthodes d'ondelettes au début des années 90 dans une série d'articles de Donoho et Johnstone [87] et de Donoho, Johnstone, Kerkyacharian et Picard [88], [89]. L'idée sous-jacente était de reconstruire le signal uniquement à l'aide des coefficients empiriques dont la valeur absolue était supérieure à un seuil fixé. Cette idée est vite montrée très performante tant au point de vue théorique que pratique. D'après la définition générale de Coiffman Wickerhauser dans [90], le dé-bruitage par ondelette revient à l'extraction d'une structure cohérente du signal traité ce qui revient à considérer le bruit comme non cohérent par rapport à la base d'ondelette choisie, donc non corrélé avec les fonctions de base. En fait les coefficients peu corrélés avec la base sont faibles, et sont attribués au bruit. Par un seuil adapté, on peut séparer le bruit du signal. Le dé-bruitage par ondelettes classique est donc implémenté comme un filtrage non linéaire par seuillage : Les coefficients d'ondelette supérieurs à un seuil  $S$  sont considérés comme faisant partie du signal informatif. Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes

de seuillage, dont les plus connues et appliquées sont :

- **Le seuillage dur "Hard Thresholding"** : qui met à zéro les coefficients  $X$  en dessous du seuil et ne modifie pas les autres. Pour un seuil  $S$  choisi, le signal résultant s'écrit :

$$Y(X) = \begin{cases} 0 & \text{si } |X| \leq S \\ X & \text{si } |X| > S \end{cases} \quad (2.6)$$

La courbe du seuillage dur est représentée dans la figure 1.2,

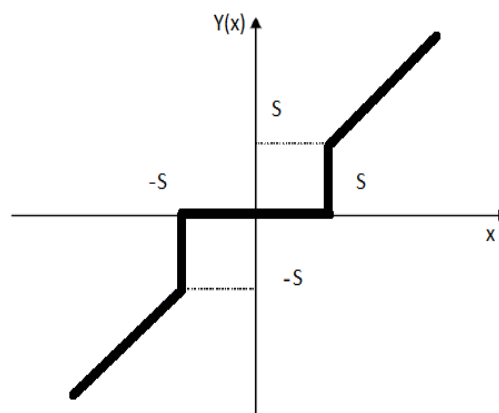


Figure 2.2 – Courbe du seuillage dur.

- **Le seuillage doux "Soft Thresholding"** : conduit à mettre à zéro les valeurs des coefficients  $X$  qui sont plus petites que le seuil  $S$  et à ne conserver que ceux qui dépassent le seuil pour les autres coefficients. Le signal après seuillage s'écrit :

$$Y(X) = \begin{cases} 0 & \text{si } |X| \leq S \\ \text{sign}(X)(|X| - S) & \text{si } |X| > S \end{cases} \quad (2.7)$$

Le seuillage doux est souvent préféré au seuillage dur en raison de sa plus grande souplesse. Le principal inconvénient de ce seuillage est sa tendance à produire des images trop lissées.

En effet, un seuil trop petit tend à engendrer une image proche de l'image de départ, alors qu'un seuil trop grand conduit à une image ayant perdu, en plus du bruit, la plupart de ses caractéristiques. Le choix du seuil dans les méthodes basées

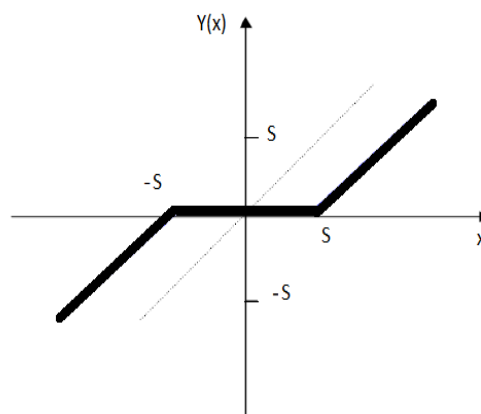


Figure 2.3 – Courbe du seuillage doux.

sur le seuillage doux est donc une étape cruciale de l'algorithme de filtrage. La courbe du seuillage doux est représentée dans la figure 1.3,

- **VisuShrink et SURE Shrink** : La méthode VisuShrink introduite par Donoho et al [86], classée parmi les méthodes les plus répandues de calcul automatique du seuil intitulée "universal threshold". Le calcul de ce seuil,  $S$ , est effectué en prenant en compte la variance du bruit  $\sigma$ , considéré comme étant un bruit blanc gaussien additif, ainsi que  $n$ , le nombre de coefficient d'ondelettes dans une image de détails donnée. Il a comme définition :

$$S = \sigma \sqrt{2 \log n}$$

Un des principaux inconvénients de ce seuil est sa tendance à effectuer un lissage trop important des données. Il a été par la suite amélioré par Donoho et al [87] qui a développé une méthode de calcul de seuil obtenue par minimisation de l'estimateur du risque de Stein (SURE : Stein's unbiased risk estimate). Si on considère  $x$ , les données observées et  $S$ , le seuil on obtient donc :

$$S = \text{Argmin}_s \text{SURE}(S, x)$$

Ce seuil est ainsi dépendant de la sous-bande étudiée, de même que celui présenté au paragraphe suivant.

### BayesShrink

En 2000, Chang et al [91] ont proposé une mesure de seuil adaptative en fonction de la sous-bande étudiée. Ce seuil est obtenu par minimisation du risque Bayésien en faisant l'hypothèse d'une distribution gaussienne généralisée (DGG). C'est une méthode de seuillage doux avec un calcul du seuil dépendant de la sous-bande étudiée et des données étudiées. L'expression du calcul du seuil est ainsi dépendante de  $\sigma_x$  la valeur de la variance dans la DGG et  $\beta$  le paramètre de forme de cette même distribution. Sa formulation est la suivante :

$$S^*(\sigma_x, \beta) = \text{Argmin}(S)$$

Une fois ces méthodes de seuillage traditionnellement utilisées présentées, nous allons à présent effectuer une brève revue de l'application des méthodes fondées sur les ondelettes pour le filtrage des données échographiques ou radar. Cette revue est l'objet de la section suivante.

#### 2.3.4 Ondelettes et imagerie ultrasonores

En raison de sa simplicité d'utilisation, le filtrage par ondelettes a rencontré un franc succès tant dans le domaine du traitement du signal unidimensionnel que dans la communauté de l'image. Les ondelettes ont souvent été utilisées en imagerie médicale et la procédure utilisée est souvent la suivante :

- Calculer la transformée en ondelettes discrète du signal.
- Filtrer les coefficients par seuillage.
- Reconstruire le signal filtré en utilisant la transformée inverse.

Certains cas mis à part, les coefficients d'échelle ne sont la plupart du temps pas concernés par la procédure de filtrage. Les méthodes à base d'ondelettes ont été massivement utilisées en dé-bruitage d'images ultrasonores ou échographiques. Les seuillages classiques des coefficients ont ainsi été appliqués par Gagnon et al [58] sur des images radar et ultrason. Dans ce dernier papier, les auteurs font l'hypothèse d'un bruit initial multiplicatif qu'une transformation logarithmique de l'image permet de rendre additif. Cette hypothèse semble trop simplificatrice, comme nous avons pu le voir dans le premier chapitre, et engendre la création de nombreux artefacts lors de la

procédure de filtrage. Cette utilisation du logarithme de l'image est également effectuée par Achim et al [59] sur des données échographiques. Les auteurs y combinent une modélisation Bayésienne du bruit et du signal avec le filtrage par ondelettes. La combinaison d'une approche bayésienne avec des approches multi résolutions est également présente dans les travaux sur l'image radar de [60]. L'utilisation couplée des chaînes de Markov cachées avec les techniques à base d'ondelettes a été initialement proposée par Crouse et al [61] et Romberg et al [62] et appliquée à de nombreuses reprises pour le filtrage d'images RSO (Radar à Synthèse d'Ouverture). Les auteurs modélisent les dépendances existant entre les coefficients d'ondelettes adjacents en utilisant les chaînes de Markov cachées et filtrent ces mêmes coefficients en utilisant des estimateurs de l'erreur quadratique moyenne. Gagnon et al [58] utilisent les ondelettes complexes afin de filtrer les images radar. Ce type d'approche a été repris en 2010 par Khare et al [63] qui filtrent des images échographiques en utilisant des ondelettes complexes de Daubechies. Si les résultats en termes de dé-bruitage paraissent visuellement intéressants, l'évaluation de la validité de la méthode a été effectuée en utilisant le ratio signal sur bruit et l'erreur quadratique moyenne, qui, s'ils permettent de donner une première idée de la qualité de filtrage, ne peuvent être considérés comme des indicateurs fiables de ce même dé-bruitage. La transformée en ondelettes stationnaires est combinée avec un lissage adaptatif des coefficients utilisant la moyenne dans les travaux de Gnanadurai et al [64], [65] sur l'image radar. Afin d'éviter tout a priori sur la statistique du signal et du bruit, Pizurica et al [71] développent une méthode semi-automatique intitulée GenLik (Generalized Likelihood). En partant de l'a priori que les caractéristiques géométriques de l'image sont observables à toutes les échelles, les coefficients d'ondelette sont seuillés en fonction de la probabilité d'existence d'une zone d'intérêt. Les auteurs utilisent pour cela une transformée en ondelettes non-décimées. Si l'approche paraît très séduisante, les temps de calcul restent particulièrement prohibitif.

### 2.3.5 Filtres basés sur le phénomène de diffusion

Partant de l'équation de diffusion de chaleur telle que définie en physique, Perona et Malik [68] proposé en 1990 une équation aux dérivées partielles de diffusion anisotrope, afin de construire un filtre itératif sur les pixels d'une image. Leur mé-

thode tente d'adapter le procédé de diffusion aux caractéristiques locales de l'image en utilisant un coefficient de diffusion dépendant à la fois de l'espace et de l'itération considérée. Afin de favoriser un lissage intra-région et non inter-régions, un gradient d'intensité est calculé à toutes les échelles et la diffusion est arrêtée à la rencontre des frontières dans l'image. Une amélioration de cette méthode, intitulée Total Variation minimization, a été proposée en 1992 par Rudin et al [69]. Une comparaison des résultats de filtrage de données échographiques de ces deux méthodes a été effectuée par Krissian et al [70]. Elle semble montrer que les résultats obtenus par les deux méthodes sont équivalents et restent insuffisants en terme de dé-bruitage. La principale limitation mise en cause est l'hypothèse du modèle de bruit gaussien effectuée par ces approches. Yu et al [71] ont proposé une méthode combinant diffusion anisotrope et coefficient de variation, intitulée SRAD, pour Speckle Reducing Anisotropic Diffusion. Une version optimisée a, par ailleurs, été proposée par Krissian et al [70]. Cette méthode effectue un lissage des zones homogènes tout en renforçant les contours. Les résultats de filtrage, obtenus par le biais de cette méthode, sur des données échographiques, surpassent ceux obtenus par les deux méthodes précédentes ainsi que par les méthodes de Lee, Kuan et Frost. Ils sont comparables en terme de qualité à ceux obtenus avec la méthode classique des moyennes non-locales [72]. Toutefois, il semble que l'utilisation de la technique engendre un certain nombre d'artefacts au niveau des contours de l'image. Un autre exemple de méthode combinant coefficient de variation local et diffusion anisotrope est l'algorithme de filtrage proposé par Tauber [19]. Les résultats ont essentiellement été validés sur des images d'échocardiographie et, si les résultats semblent prometteurs, le nombre d'itérations à mettre en oeuvre, et par conséquent le temps de calcul reste prohibitif. Comme on l'a vu précédemment le phénomène de diffusion a été largement utilisé dans le domaine du filtrage du speckle et a rencontré un certain succès. Une de ses principales limitations reste cependant un temps de calcul souvent prohibitif. Afin de clore cette première section sur les algorithmes de filtrage rencontrés dans la littérature, nous allons effectuer une brève revue de techniques moins classiques, mais qu'il nous semble incontournable de citer.



### 2.3.6 Dé-bruitage par minimisation de la variation totale

Outre les algorithmes décrits précédemment, un certain nombre de méthodes basées sur les méthodes variationnelles ont été développées et mises en œuvre à des fins de filtrage du speckle, tant sur des données radar qu'échographiques. Un certain nombre d'approches permettent de restaurer avec succès ce type d'images ont dernièrement vu le jour [73], [74], [75], [76]. Ces filtres réduisent le bruit de speckle. Ils diminuent également la résolution de l'image, ce qui rend les contours de l'image. Certaines informations sur les contours sont bien gardées, mais le bruit de speckle n'est pas entièrement lissé. Récemment, les problèmes inverses tels que la restauration d'image sont apparus dans de nombreuses applications comme la télé-détection, l'imagerie médicale, l'astronomie et la photographie numérique [77]. La plupart des problèmes inverses sont non linéaires et très mal posés. Afin de résoudre ce problème, un grand nombre de techniques ont été développées. Une des techniques les plus connues est la minimisation et la régularisation de la Variation totale (TV) celle-ci forme un concept puissant pour une estimation robuste [78].

### 2.3.7 travaux connexes

Plusieurs algorithmes ont été proposés pour traiter des modèles de bruit multiplicatifs (speckle) et additifs plus complexes [79]. Par exemple, les filtres Kuan, Frost, Lee et le filtre de diffusion anisotrope (SRAD) réduisant le speckle [80] sont efficaces sur le modèle de bruit multiplicatif. Autres filtres, notamment les filtres médian, de Wiener et d'ondelettes [81], sont conçus pour le modèle de bruit additif [82]. Cependant, chaque filtre a certains avantages et limites [79]. Dans quelques modèles de filtres, la taille de la fenêtre a une incidence sur la qualité de l'image traitée : les grandes tailles de fenêtre entraînent un flou de l'image, qui dégrade les détails d'une image. Inversement, les petites tailles de fenêtre ne réduisent pas le bruit suffisamment. D'autres algorithmes de réduction de bruit multiplicatifs largement utilisés sont basés sur le terme de régularisation TV [83], [84], les méthodes non locales [85], [86] et les approches à base d'ondelettes [87]. Les méthodes basées sur la variation totale suppriment efficacement le bruit dans les régions homogènes et préservent les contours de l'image. Cependant, des détails fins sont perdus à cause de textures trop lissées.

Les algorithmes non locaux dépendent des similitudes des patchs d'image. Leurs performances sont limitées par des patchs des images différents. Cependant, les approches basées sur les ondelettes préservent mieux les informations de texture que les méthodes basées sur la variation totale. Ces dernières années, des techniques de dé-bruitage plus efficaces, telles que la représentation parcimonieuses (SR : Sparse Representation), ont été proposées [88], [89]. Dans le traitement numérique des images, de nombreux signaux contiennent des coefficients égaux ou proches de zéro dans un domaine spécifique. L'objectif de SR est de reconstruire efficacement le signal avec une combinaison linéaire de quelques atomes de dictionnaire du domaine du signal transformé [90]. la représentation parcimonieuses fournit une estimation supérieure, même dans un système mal conditionné [91], et s'est avérée très utile dans les applications d'imagerie médicale [92]. Cependant, l'un des problèmes que pose la conception de ce système est la présence d'un signal de speckle multiplicatif, car les méthodes d'apprentissage par dictionnaire ne sont pas efficaces pour le bruit multiplicatif et corrélé.

## 2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art des méthodes de restauration des images échographiques existantes. Ces méthodes ont servi comme base de nos travaux de thèse. Outre les filtres adaptatifs classiques, des techniques utilisant des caractéristiques statistiques de l'image ont été présentées, de même que celles utilisant le principe de diffusion. L'évaluation de ces algorithmes reste difficile en raison de l'absence de réel critère, toutefois au vu des résultats et temps de calculs présentés par les auteurs, aucune méthode ne nous a semblé satisfaisante. Les résultats de certaines méthodes ont été prometteurs, toutefois, l'insuffisance de la qualité de filtrage de ces derniers, nous ont amenés à développer une nouvelle approche qui utiliserait le modèle 2D ARMA-GARCH qui sera défini dans les chapitres suivants.

## Chapitre 3

# Filtrage adaptatif basé sur les statistiques locales

### 3.1 Introduction

Les filtres basés sur les statistiques d'ordre constituent une classe parmi les plus importantes techniques de dé-bruitage. Les filtres non linéaires basés sur les statistiques d'ordre ont d'excellentes propriétés de robustesse en présence de bruit multiplicatif. Le filtre médian est le filtre le plus connu et le plus utilisé. Son efficacité dans la suppression du bruit impulsif est reconnue depuis longtemps. Pitas et al dans [93] ont publié un état de l'art sur l'utilisation des statistiques d'ordre (telles que la médiane) dans le filtrage d'images. Des techniques de filtrage adaptatif ont été développées pour la détection de caractéristiques dans les images ultrasonores par Bamber et Daft dans [94]. Comme le filtrage médian, la plupart de ces techniques génèrent la sortie filtrée de chaque pixel à partir des propriétés des échantillons de données observées à travers une région de taille fixe (en général rectangulaire).

Le filtre médian pondéré adaptatif (AWMF) proposé par Loupas et al, dans [50] est un renforcement du filtre médian. Dans [95] Koo et Park ont proposé une technique basée sur le filtrage adaptatif appelée (HRGMF : homogeneous region growing mean filter), pour la réduction du speckle et préservation des contours dans les images US, en utilisant un filtre adaptatif basé sur la croissance d'une région homogène. Karaman et al dans [96] ont modifié la méthode de (HRGMF) [95] ; ils ont utilisé

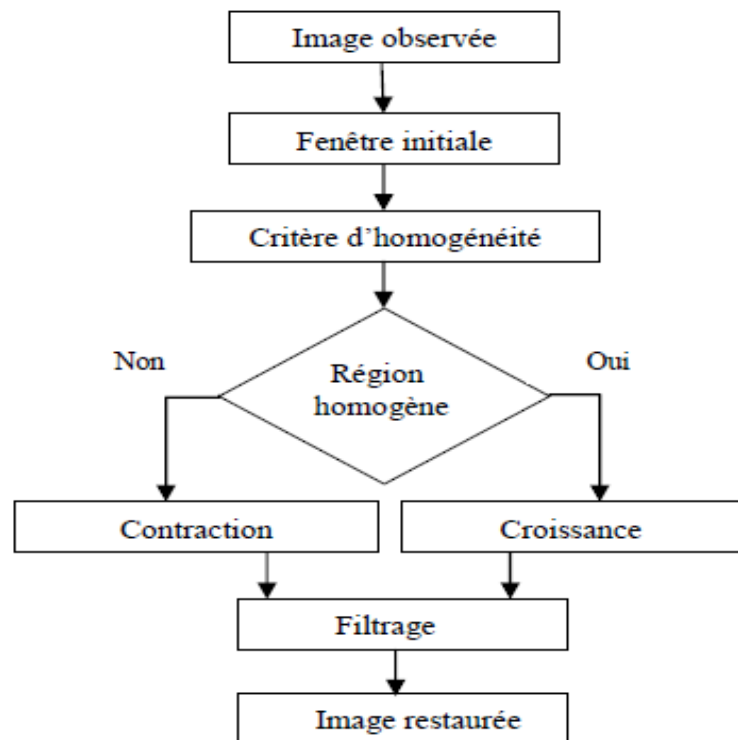


Figure 3.1 – organigramme de la méthode proposée.

les noyaux locaux de taille et de forme appropriées. Dans [97] Yan Chen et al ont proposé un filtre (ARGF : Agressive region growing filter) qui utilise un seuil d'homogénéité adaptative, pour déterminer une forme et une taille appropriées pour une région.

Dans ce chapitre, nous proposons un filtre adaptatif basé sur un critère d'homogénéité amélioré, en utilisant une formulation de la variance plus adaptée à tout type d'images échographique réelles. La méthode proposée est illustrée par la Figure 3. 1.

## 3.2 Filtrage basé sur la croissance d'une région homogène

Plusieurs techniques adaptatives (basées sur les régions) ont été développées pour la suppression du bruit de speckle mais il n'y a pas de règles systématiques pour déterminer la taille appropriée de la région pour chaque pixel dans une image ultrasonore donnée. La taille appropriée pour une région locale peut ne pas convenir pour d'autres parties de l'image. Par exemple, nous pourrions préférer une grande région

pour lisser le bruit et une petite région pour préserver les bords des objets. Il est essentiel de choisir une taille de région correcte pour obtenir des résultats de haute qualité, car elle implique un compromis entre l'élimination de bruit et la détection des contours[93].

Avant de discuter des détails de la méthode de filtrage proposée, nous introduisons quelques notations et définitions.

On suppose que  $X = [x_{ij}]$ ;  $i = 1, 2, \dots, N$  et  $j = 1, 2, \dots, M$  l'image d'entrée contenant  $N$  ligne et  $M$  colonne. Une région  $W$  de  $X$  est un sous-ensemble connecté de  $X$ . Nous utiliserons souvent la notation  $W_{ij}$  pour identifier une région locale associée à la position  $(i, j)$ . Deux échantillons statistiques, la moyenne arithmétique et la variance des intensités d'image sont fréquemment calculées dans une région et sont données par

$$\hat{\mu}_W = \frac{1}{\|W\|} \sum_{(i,j) \in W} x_{ij} \quad (3.1)$$

et

$$\hat{\sigma}_W^2 = \frac{1}{\|W\|} \sum_{(i,j) \in W} (x_{ij} - \hat{\mu}_W)^2 \quad (3.2)$$

Où  $\|W\|$  est la cardinalité de  $W$  ou le nombre des pixels dans la fenêtre  $W$ .

Les statistiques d'homogénéité peuvent être examinées pour trouver une valeur d'homogénéité attendue pour une région de taille donnée ne contenant pas des contours. Ces valeurs d'homogénéité sont utilisées comme critères dans un processus en deux étapes qui identifie d'abord une région homogène minimale contenant le pixel d'intérêt, puis étend cette région (jusqu'à une taille maximale pré-spécifiée) tout en satisfaisant le critère d'homogénéité. La taille de la région de sortie identifie la procédure de filtrage locale spécifique à utiliser pour produire la valeur du pixel de sortie. La forme de la région obtenue dépend de la méthode de croissance de région.

### 3.2.1 Contraction de la région

La région initiale  $W_{ij}$  est contractée en supprimant ses lignes et ses colonnes les plus à l'extérieur (la contraction est répétée jusqu'à ce que l'homogénéité ( $h_{ij}$ ) soit conforme à l'estimation) . Si la procédure de contraction ne parvient pas à trouver une région homogène avant que la taille ne soit réduite à la valeur de seuil minimal, un pixel est supposé être un bord. Le filtre médian est appliqué pour préserver les

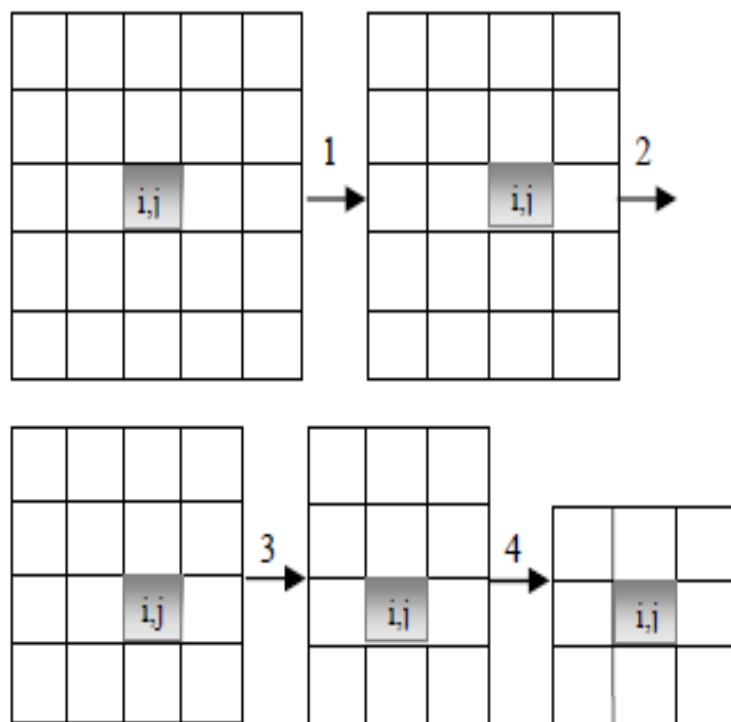


Figure 3.2 – Contraction d'une région.

détails des contours et le traitement se poursuit à la première étape avec le pixel suivant (voir Figure 3.2).

### 3.2.2 Croissance de la région

La procédure de contraction décrite ci-dessus donne une petite région homogène  $W_{ij}$  contenant le pixel considéré. L'étape suivante consiste à trouver la région homogène maximale autour du pixel en développant la région. Une procédure de croissance de la région est utilisée comme suit :

Une méthode de croissance de région systématique étend la région en utilisant un côté à la fois. La direction de l'expansion tourne dans le sens des aiguilles d'une montre dans les quatre directions de la boussole (c'est-à-dire nord, sud, est, ouest) et le premier côté à être développé est le côté nord. L'extension utilise une "taille de pas" initiale de 5 (le côté actuel de l'extension augmente de cinq pixels à chaque pas). Une fois cette procédure terminée, elle est répétée avec une "taille de pas" de 1. Comme dans la procédure de rétrécissement, les homogénéités estimées et prédites sont comparées après chaque expansion pour déterminer si l'extension de région doit se poursuivre. La figure 3.3 représente cette opération graphiquement.

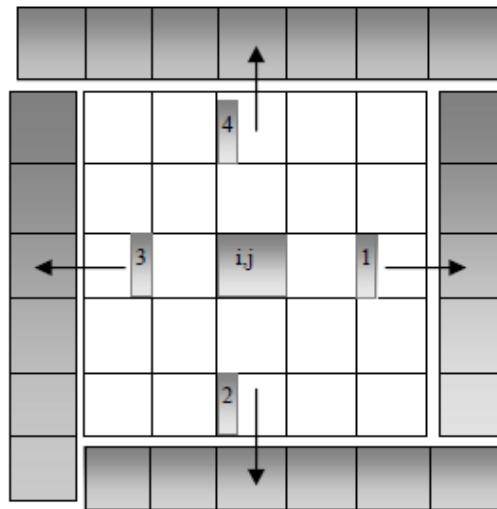


Figure 3.3 – Croissance d'une région.

### 3.3 Critère d'homogénéité adaptatif

Pour utiliser la propriété de l'homogénéité sur des images corrompues par un bruit multiplicatif, Loupa et al. Dans [50] ont suggéré que la moyenne locale doit être proportionnelle à la variance locale plutôt qu'à l'écart type. De ce fait nous testons d'abord cette hypothèse en calculant le coefficient de Pearson donné par l'équation (3.3) entre  $\mu_{i'}$  (vecteur moyenne,  $i' = 1, \dots, n$ ),  $\sigma_{i'}$  (vecteur écart type) :

$$\gamma = \frac{\sum_{i'}^n (\mu_{i'} - \mu_m)(\sigma_{i'}^2 - \sigma_s^2)}{n\sigma_m\sigma_s} \quad (3.3)$$

Où  $n$  la taille de l'image,  $\mu_m$  la moyenne de  $\mu_{i'}$ ,  $\sigma_s$  et  $\sigma_m$  sont respectivement l'écart type et la moyenne de  $\sigma_{i'}$ ,  $w$  fenêtre carrée de taille  $(11 \times 11)$ . Dans notre cas les coefficients de Pearson pour une session des images échographiques sont illustrés par la figure 3.4.

**Si**  $\gamma = \pm 1$

*Il y a une relation linéaire entre  $\mu_{i'}$  et  $\sigma_{i'}$ .*

**Sinon**

*Il n'y a pas de linéarité entre  $\mu_{i'}$  et  $\sigma_{i'}$ .*

**Fin si**

Donc pour nos essais nous pouvons supposer que la moyenne et la variance ont une relation linéaire. Cette relation entre la moyenne et la variance assure que les caractéristiques du speckle de ces images s'adaptent au modèle de bruit proposé par

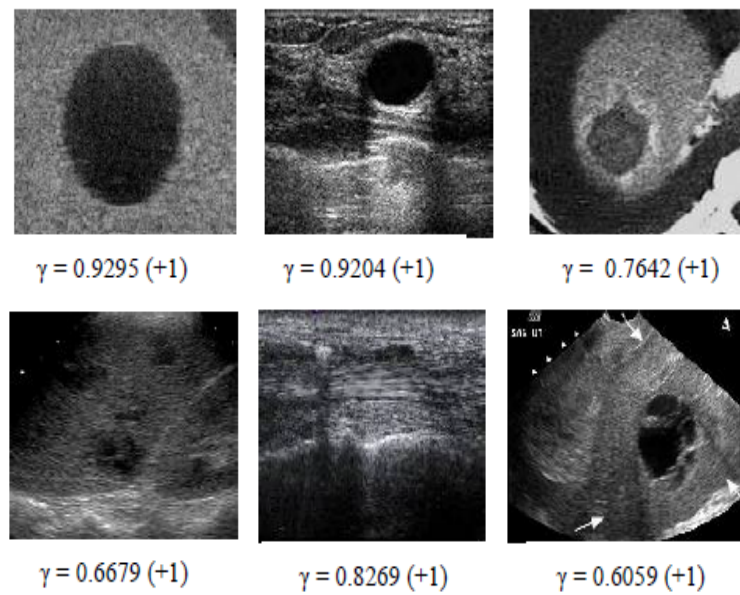


Figure 3.4 – Les coefficients de Pearson pour des images échographiques.

Loupas[50] ;

$$y = x + \eta\sqrt{x} \quad (3.4)$$

Tel que  $y$  est le signal observé,  $x$  le signal désiré,  $\eta$  le bruit du speckle. Pour le modèle d'homogénéité on peut utiliser la valeur estimée d'homogénéité locale, calculé dans des régions de speckle uniforme pour distinguer leurs caractéristiques [97] ;

$$h_{ij} = \frac{\sigma_{ij}^2}{\mu_{ij}} \quad (3.5)$$

Le critère calculé  $h_{ij}$  augmente si la fenêtre est prise dans une région de contours et diminue autrement. Deux critères sont utilisés pour constituer ce filtre adaptatif ; le calcul de l'homogénéité et de l'écart type en fonction de la taille des fenêtres. Les mesures effectuées par Chen et al dans [97] ont conduit à la formulation suivante ;

$$h_0 = \frac{a\|W\|}{b + \|W\|} \quad (3.6)$$

$$\sigma_0 = c + ke^{-d\|W\|} \quad (3.7)$$

$h_0$ ,  $\sigma_0$  sont respectivement l'homogénéité et l'écart type. Les paramètres  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $k$  sont estimés empiriquement,  $d$  est la profondeur de l'image (la position verticale par



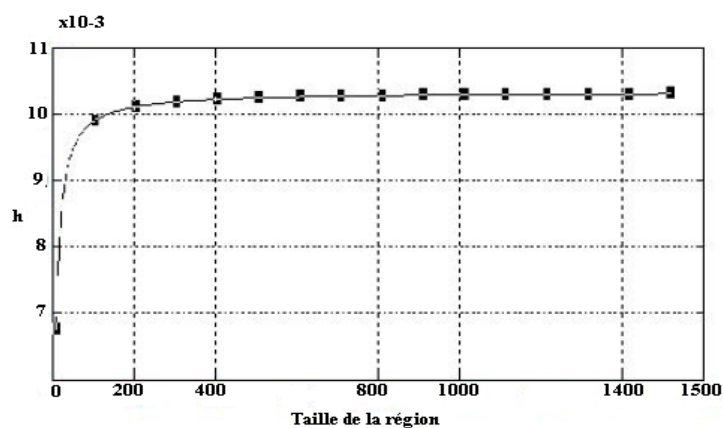


Figure 3.5 – La relation non linéaire entre  $h$  et  $\|W\|$ .

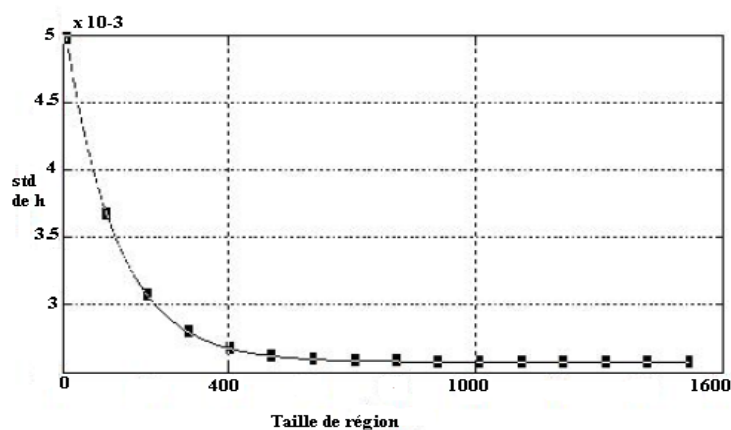


Figure 3.6 – La relation non linéaire entre l'écart type de  $h$  et  $\|W\|$ .

rapport au pixel courant). Nous avons testé ces deux relations sur différentes régions de speckle uniforme, et nous avons mesuré l'homogénéité en utilisant différentes tailles de fenêtres. Les caractéristiques du speckle sont affectées par la taille de la région, la profondeur de l'image et le niveau de la moyenne locale. La figure 3.5 et figure 3.6 représentent respectivement la moyenne de l'homogénéité et les écarts types correspondants en fonction de la taille de la fenêtre. Les résultats exposés sur la Figure 3.5 sont en accord avec ceux figurant dans la référence [97]. Cependant, l'approximation de l'écart type utilisée dans [97] est erronée par ce qu'elle ne s'applique qu'aux images phantom. Des essais sur une panoplie d'images réelles nous a conduit à proposer une nouvelle formulation de  $\sigma_0$  donnée par l'équation (3.8) ;

$$\sigma'_0 = k'(1 - e^{-\frac{\|W\|}{d}}) \quad (3.8)$$

Le paramètre  $k'$  est estimé empiriquement. La somme des deux modèles constitue le critère d'homogénéité adaptatif qui dépend de la taille de la région et la profondeur de l'image  $C_n$  illustré par l'équation (3.9) ;

$$C_n = h_0(\|W\|, d) + \sigma_0(\|W\|, d) \quad (3.9)$$

Donc l'objectif de cette méthode est de trouver soit une région homogène maximale sur laquelle les filtres linéaires simples peuvent être appliqués, ou une région de contours pouvant être traitée par des filtres non linéaires.

La fenêtre initiale a une taille de  $11 \times 11$  pixels. Dans la méthode proposée.  $7 \times 7$

---

### Algorithme 3.1

---

#### 1. Entrée :

$$\begin{aligned} |W| &= 11 \times 11 \\ S_{min} &= 7 \times 7 \\ S_{max} &= 25 \times 25 \end{aligned}$$

#### 2. Traitement

**Pour**  $i = 1 : k$  **faire**

**Pour**  $j = 1 : l$  **faire** **2.1** *La croissance de la région*

(a) Calcul de l'homogénéité  $h_{ij}$  de  $W_{ij}$  donnée par équation (3.5), et la profondeur  $d$ ;

(b) Calcul du critère d'homogénéité  $C_n$  donné par équation(3.9) ;

(c) **Tant que**  $(h_{ij} \leq C_n)$  et  $(\|W\| < S_{max})$

Accroître  $W_{ij}$  ;

Aller vers 2.1(a) ;

**Fin tant que**

(d)  $x(i, j)$  : la moyenne arithmétique de  $W_{ij}$  ;

**2.2** *La contraction de la région*

(a) Calcul de l'homogénéité  $h_{ij}$  de  $W_{ij}$  donnée par équation (3.5), et la profondeur  $d$ ;

(b) Calcul du critère d'homogénéité  $C_n$  donné par équation(3.9) ;

(c) **Tant que**  $(h_{ij} > C_n)$  et  $(\|W\| > S_{max})$

Contracter  $W_{ij}$  ;

Aller vers 2.2(a) ;

**Fin tant que**

(d)  $x(i, j)$  : la médiane de  $W_{ij}$  ;

**Fin pour**

**Fin pour Sortie** : Image filtrée

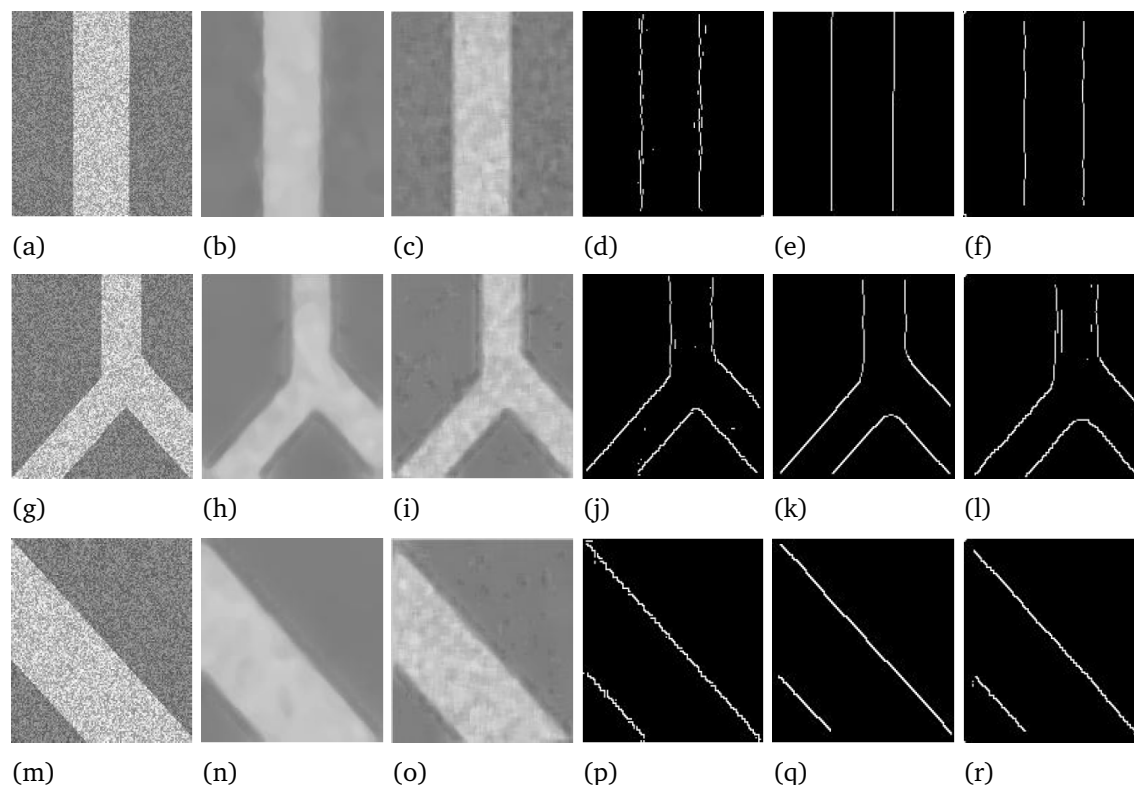
---

pixels est considérée comme une taille minimale, et  $25 \times 25$  comme un critère d'arrêt du processus de croissance de cette fenêtre. L'algorithme (3.1) résume la méthode

de dé-bruitage proposée.

### 3.4 résultats et discussions

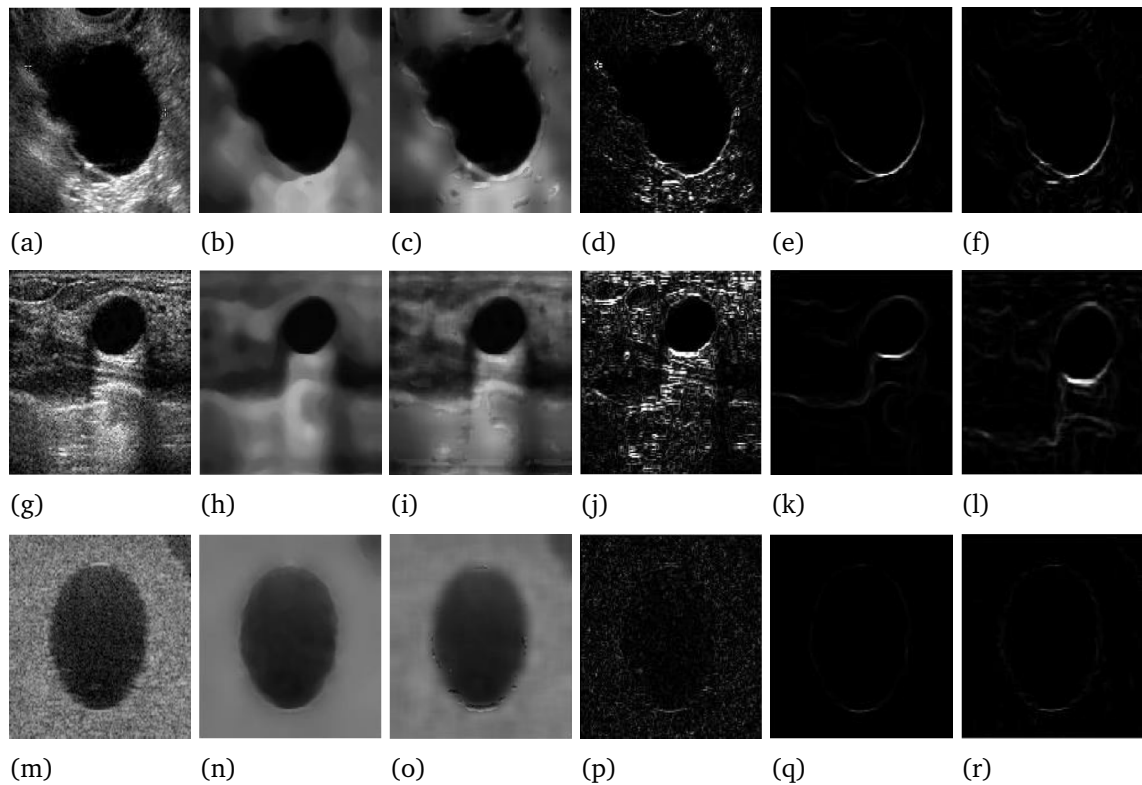
Dans cette section, les résultats expérimentaux de la méthode proposée sur des images synthétiques et échographiques sont décrits. Une étude comparative avec d'autres méthodes de réduction de speckle est effectuée. la figure 3.7 représente les résultats de l'application des deux filtres, le filtre (ARGF) et le filtre proposé sur des images de synthèse.



**Figure 3.7** – (a, g, m) Images de synthèse corrompues par le speckle. (b, h, n) Images dé-bruitées par la méthode proposée. (c, i, o) Images filtrées par le filtre (ARGF). (d, j, p) Détection des contours des images bruitées. (e, k, q) Détection des contours des images restaurées par la méthode proposée. (f, l, r) Détection des contours des images restaurées par (ARGF).

Nous avons testé notre algorithme sur des images échographiques corrompues par le speckle. Les images dans la figure 3.8(a, g, m) sont des images originales représentant respectivement une échographie d'un cancer du sein, une échographie d'un kyste du sein et une image phantom.

Les valeurs utilisées pour les paramètres des deux modèles donnés par l'équation (3.4) et l'équation (3.6) sont données par les tableau 3.1 et 3.2 pour les images de



**Figure 3.8** – (a, g, m) Images échographiques observées. (b, h, n) Images dé-bruitées par la méthode proposée. (c, i, o) Images filtrées par le filtre (ARGF). (d, j, p) Détection des contours des images bruitées. (e, k, q) Détection des contours des images restaurées par la méthode proposée. (f, l, r) Détection des contours des images restaurées par (ARGF).

**Tableau 3.1** – Paramètres des images synthétiques.

	<b>a</b>	<b>g</b>	<b>m</b>
<i>a</i>	0.03109	0.02979	0.02175
<i>b</i>	1.90892	4.76542	3.88042
<i>k'</i>	0.0047658	0.0038769	0.0056341
<b>k</b> (ARGF)	0.0039867	0.0050198	0.0049901
<b>c</b> (ARGF)	0.0005469	0.0008321	0.0006010

synthèse et les images échographiques respectivement.

**Tableau 3.2** – Paramètres des images échographiques.

	<b>a</b>	<b>g</b>	<b>m</b>
<i>a</i>	0.03466	0.03588	0.01893
<i>b</i>	2.12900	3.72000	2.56300
<i>k'</i>	00.0039930	0.0063210	0.0041880
<b>k</b> (ARGF)	0.0050320	0.0049890	0.0055310
<b>c</b> (ARGF)	0.0004563	00.0007005	0.0006382

### 3.5 Conclusion

Dans ce chapitre un filtre adaptatif a été proposé pour la suppression du speckle tout en préservant les caractéristiques de la texture dans les images échographiques. Ce filtre est basé sur la croissance des régions homogènes en utilisant un critère d'homogénéité adaptatif. Ce critère est basé sur une nouvelle formulation de la variance. Le processus de filtrage est effectué sur une fenêtre adaptative pour déterminer une forme et une taille appropriées pour une région. La méthode proposée est efficace pour éliminer le speckle et présente des résultats compétitifs sur des images synthétiques ainsi que sur des images échographiques réelles par rapport à des méthodes bien établies dans la littérature.

## Chapitre 4

# Débruitage des images ultrasonores par une modélisation 2D ARMA-GARCH

### 4.1 Introduction

L'imagerie échographique a une principale faiblesse qui est sa mauvaise qualité due à un bruit de speckle (chatoiement en français) de nature multiplicatif qui dégrade l'évaluation visuelle. Le speckle, déjà évoqué dans les chapitres précédents, apparaît dans les systèmes d'imagerie cohérents tels que le radar ou l'échographie [98],[99] et [119]. Ce type de bruit a un impact négatif sur les images à ultrasons médicales. Il tend à réduire le contraste de l'image ce qui va rendre les détails de l'image obscurs et flous et par conséquent affecter la capacité humaine à identifier un tissu normal d'un tissu pathologique. Il dégrade également la vitesse et la précision des tâches de traitement des images échographiques, telles que la segmentation et l'enregistrement. Le bruit de speckle est un processus aléatoire. Il ne fournit pas suffisamment d'informations ce qui conduit à de nombreux sujets d'investigations [100]et[101].

Dans ce chapitre, nous nous proposons de résoudre cette problématique en utilisant une nouvelle approche de dé-bruitage d'image basée sur une modélisation 2D ARMA-GARCH (Autorégressif à moyenne mobile-Autorégressif généralisé condition-

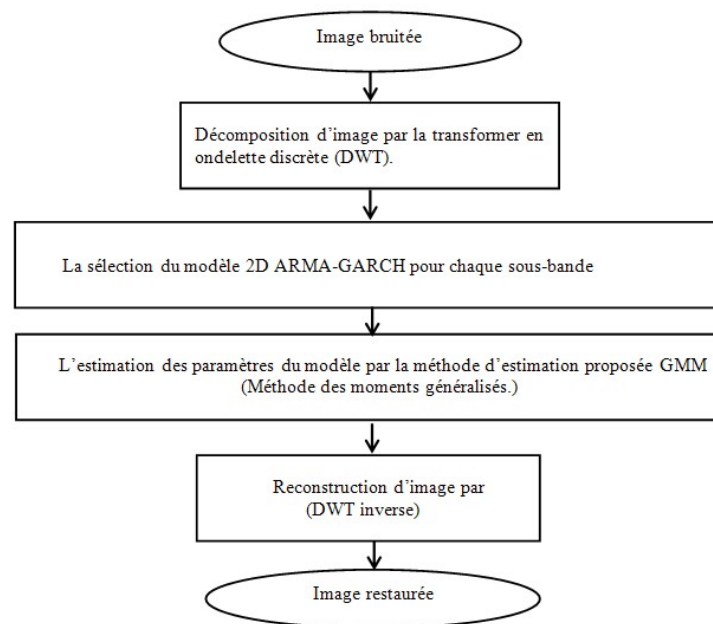


Figure 4.1 – organigramme de la méthode proposée.

nellement hétéroscédastique) des coefficients des ondelettes des images ultrasonores. Cette approche permet un bon apprentissage menant à une importante réduction ou suppression du bruit. La figure 4.1 décrit les étapes de la méthode proposée.

## 4.2 Notions de base

Dans cette section nous allons présenter les principaux concepts méthodologiques qui nous ait permis de modéliser des données spatiales. Nous donnons ainsi les définitions, notations et outils qui seront utilisés tout au long de ce chapitre. Nous nous intéressons en particulier à la classe de champs aléatoires discrets qui s'adaptent parfaitement au cas de la modélisation des images.

### 4.2.1 Champs aléatoires

Un champs aléatoire est un outil statistique qui permet de modéliser un phénomène stochastique par une analyse de ses dépendances spatiales. D'un point de vue mathématique, un tel phénomène correspond à un ensemble de variables aléatoires mises en relation par un système de voisinage. Sa modélisation à l'aide d'un champ aléatoire revient à exprimer la probabilité de réalisation de chacune des variables uniquement en fonction des valeurs courantes des variables aléatoires voisines[102]. En traitement d'images, on considère l'image comme un champ aléatoire, telle que

l'image composée de  $N$  pixels est représentée par un ensemble de  $N$  sites  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ .  $S$  est muni d'un système de voisinage  $V$  qui associe à chaque site  $x \in S$  un ensemble de sites voisins  $V_x \subset S$ . Chaque pixel de l'image étant vu comme une variable aléatoire, le fait qu'un pixel soit d'un niveau de gris donné peut être vu comme une réalisation de la variable associée.

Chaque variable  $X_S \in S$  prend donc ses valeurs dans un ensemble d'états  $\Omega$  correspondant à l'ensemble des niveaux de gris. Dans le cas des images, nous avons généralement  $|\Omega| = 256$ .

## 4.2.2 Stationnarité

la stationnarité traduit la capacité d'un processus à ne pas dépendre de l'indice temporel. Ce dernier est dès lors entièrement décrit par sa loi stationnaire qui, par définition, n'évolue plus au cours du temps. On comprend ainsi qu'une telle propriété est certes d'intérêt pratique considérable, mais possède également un fort impact théorique puisqu'on la retrouve comme hypothèse à la base de nombreux résultats[103].

### 4.2.2.1 Stationnarité stricte

**Définition 4.1.** *Un champ aléatoire est dit strictement stationnaire quand les lois dimensionnelles sont invariantes par translation, c'est à dire si*

*$(X_{s_1}, X_{s_2}, \dots, X_{s_n})$  et  $((X_{s_1+h}, X_{s_2+h}, \dots, X_{s_n+h}))$  ont les mêmes loi.*

La stationnarité stricte est une hypothèse rarement utilisée car elle présente un défaut majeur : elle ne dit rien sur l'existence ou non des moments, alors que l'espérance et la variance sont des grandeurs nécessaires pour l'analyse statistique des données. On lui préfère l'hypothèse plus faible de stationnarité d'ordre 2 [103].

### 4.2.2.2 Stationnarité du second ordre (ou faible)

**Définition 4.2.** *Un champ aléatoire,  $X_s$  sur  $\mathbb{R}^d$  est dit stationnaire d'ordre 2 si les deux premiers moments existent (espérance et covariance) sont invariants par translation [103] :*

$$E(X_s) = m \quad \forall s \in \mathbb{R}^d. \quad (4.1)$$

$$Cov(X_u, X_v) = \gamma(u, v) = Cov(X_{u+\tau}, X_{v+\tau}). \quad (4.2)$$



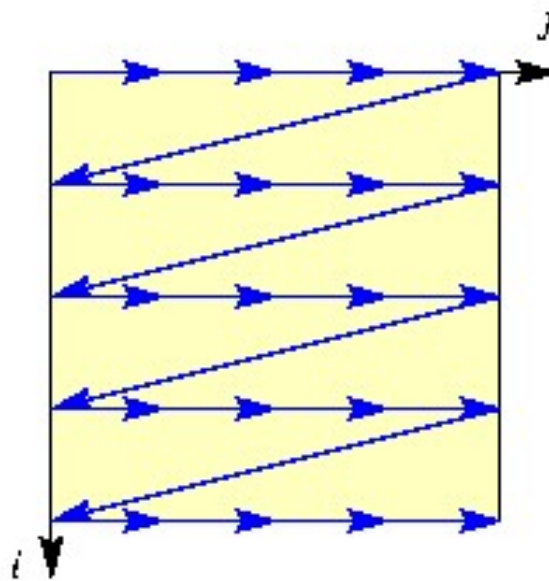


Figure 4.2 – Ordre lexicographique.

quelques soient  $u, v$  et  $\tau \in \mathbb{R}^d$

Notons que puisque  $\gamma(u, v) = \gamma(u - v, 0)$  pour tout  $u, v$  et  $\tau$  dans  $\mathbb{R}^d$  pour un champ faiblement stationnaire, il sera plus commode de redéfinir la fonction d'auto-covariance comme une fonction d'une seule variable de la manière suivante :

$$\gamma(h) = \gamma(h, 0). \quad (4.3)$$

### 4.2.3 Ordre total

Dans un algorithme de filtrage, les pixels de l'image sont visités l'un après l'autre dans un certain ordre, appelé ordre de balayage. On dira que  $s$  est antérieur à  $t$ , et on notera  $s < t$ , si  $s$  est visité avant  $t$  dans le balayage. Donc les pixels sont balayés du premier au dernier.

L'ordre de balayage ne peut pas être arbitraire, il doit respecter la contrainte de régularité : si  $s < t$ , alors pour tout pixel  $x$  on a  $s + x < t + x$ , ce qui signifie que le fait que  $s < t$  ne dépend que de l'orientation du vecteur  $\vec{st}$ . L'ordre lexicographique donné par  $(i, j) < (i', j')$  ssi  $i < i'$  ou  $[i = i' \text{ et } j < j']$ , est régulier. Il correspond au balayage de la première ligne à la dernière, et au sein de chaque ligne de la première colonne à la dernière. La figure 4.2 illustre le balayage correspond à l'ordre lexicographique dans une image.

#### 4.2.4 Ensemble indéxant

Pour deux éléments  $a, b$  de  $\mathbb{Z}^d$ ; tels que  $a < b$  et  $a \neq b$  nous considérons maintenant les ensembles de  $\mathbb{Z}^d$  suivants [104] :

$$\begin{aligned} S[a, b] &= \{x \in \mathbb{Z}^d : a \ll x \ll b\} \\ S[a, \infty] &= \{x \in \mathbb{Z}^d : a \ll x\} \\ S[\infty, a] &= \{x \in \mathbb{Z}^d : x \ll a\} \end{aligned} \quad (4.4)$$

$S[a, b]$  nous permet de définir une notion de fenêtre spatiale qui étend la notion classique d'intervalle du temps utilisée dans le cadre temporel.

$S[a, \infty]$  généralise la notion de futur au cadre spatial.

Enfin  $S[\infty, a]$  permet de donner un équivalent à la notion du passé d'un instant d'observation lorsqu'il s'agit du passé d'un site d'observation  $a$ .

#### 4.2.5 Transformée en ondelette discrète DWT

La transformée en ondelettes discrète (DWT d'une image) permet la décomposition de l'image d'origine avec un facteur de résolution égal à 2 et sur  $k$  niveaux de décomposition.

A chaque niveau de décomposition sont associées trois sous-bandes de coefficients d'ondelettes, chacune correspondant à une orientation de contour privilégiée. Leurs caractéristiques statiques sont plus faciles à utiliser que celles de l'image originale [105]. Le premier niveau de décomposition en ondelettes produit les sous-bandes suivantes :

- image d'approximation
- les détails horizontaux
- les détails verticaux
- les détails diagonaux

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

on obtiendrait une image finale identique à l'image initiale [106] [107]. Les coefficients d'ondelettes marquent les discontinuités qui interviennent dans l'image. Ils correspondent donc aux détails. Si on seuille ces coefficients, cela revient à éliminer les détails les plus fins de l'image. Il en découle donc deux grandes applications de cette technique de seuillage des coefficients d'ondelettes : la compression et le dé-bruitage des images [108].

### 4.3 Présentation du modèle 2D ARMA-GARCH

Dans cette section nous avons présenté le modèle 2D ARMA-GARCH avec toutes ses parties (AR, MA, ARMA, GARCH).

#### 4.3.1 Les modèles ARMA spatiaux

Les modèles Autorégressifs à moyenne mobile (ARMA) sont utilisés pour la modélisation d'image. Cette modélisation repose sur deux processus : un processus AR pour le modèle d'image, et un processus MA (angl. Moving Average) pour le modèle de dégradation d'image. L'image est décrite par le modèle suivant [109] :

$$y(i, j) = \sum_{(k,l) \in D_s} a_{k,l} y(i-k, j-l) + b_{0,0} B(i, j) + \sum_{(k,l) \in D_e} b_{k,l} B(i-k, j-l). \quad (4.5)$$

Où  $D_s, D_e$  représentent respectivement les domaines de prédiction lié à la sortie et l'entrée du filtre. Si les coefficients  $b_{k,l}$  sont nuls pour tout  $(k, l) \in D_e$ , alors le processus est AR. Si les coefficient  $a_{k,l}$  sont nuls pour tout  $(k, l) \in D_s$ , alors le processus est MA. Le choix des domaines  $D_s, D_e$  incombe à l'utilisateur. Dans de nombreux cas on choisit  $D_s = D_e = D$ . Afin de conserver aux modèles ARMA une bonne localité, il est souhaitable que le nombre de termes dans  $D$  soit faible, Ces modèles expriment naturellement une dépendance causale.

#### 4.3.2 Le modèle 2D GARCH

Le modèle GARCH (Autorégressif généralisé conditionnellement hétéroscédastique) unidimensionnel est largement utilisé pour la modélisation des séries temporelles. L'idée d'étendre le modèle GARCH unidimensionnel au cas bidimensionnelle a été proposé par [110].

Le processus 2D GARCH( $p_1, p_2, q_1, q_2$ ) est défini comme suit, tel que  $p_1, p_2, q_1$  et  $q_2$  représentent l'ordre du modèle :

$$\begin{cases} \varepsilon_{\mathbf{t}} = \sqrt{h_{\mathbf{t}}}\eta_{\mathbf{t}} \\ h_{\mathbf{t}} = \omega + \sum_{\mathbf{k} \in S] \mathbf{0}, (p_1, p_2)} \alpha_{\mathbf{k}} \varepsilon_{\mathbf{t}-\mathbf{k}}^2 \\ \quad + \sum_{\mathbf{l} \in S] \mathbf{0}, (q_1, q_2)} \beta_{\mathbf{l}} h_{\mathbf{t}-\mathbf{l}} \end{cases} \quad (4.6)$$

où :

$p_1, p_2, q_1$  et  $q_2$  donnent les plages spatiales passées qui seront prises en compte pour déterminer la valeur du pixel présent.

$\varepsilon_{\mathbf{t}}$  est un processus stochastique bidimensionnel.

$h_{\mathbf{t}}$  est la variance conditionnelle de  $\varepsilon_{\mathbf{t}}$  (c.à.d.,  $\varepsilon_{\mathbf{t}} \setminus \psi(\mathbf{t}) \sim N(0, h_{\mathbf{t}})$ ).

$\psi(\mathbf{t})$  signifie toutes les informations, à savoir  $\psi(\mathbf{t}) = \{(\varepsilon_{\mathbf{k}})_{\mathbf{k} \preceq (p_1, p_2)}, (h_{\mathbf{l}-1})_{\mathbf{l} \preceq (q_1, q_2)}\}$ .

$\eta_{\mathbf{t}}$  est un 2D processus indépendant et identiquement distribué (i.i.d.) stochastique indépendant de  $h_{\mathbf{k}}, \forall \mathbf{k} \preceq \mathbf{t}$ .

Les paramètres  $\omega > 0, \alpha_{\mathbf{k}} \geq 0, \mathbf{k} \in S] \mathbf{0}, (p_1, p_2)$  et  $\beta_{\mathbf{l}} \geq 0, \mathbf{l} \in S] \mathbf{0}, (q_1, q_2)$ .

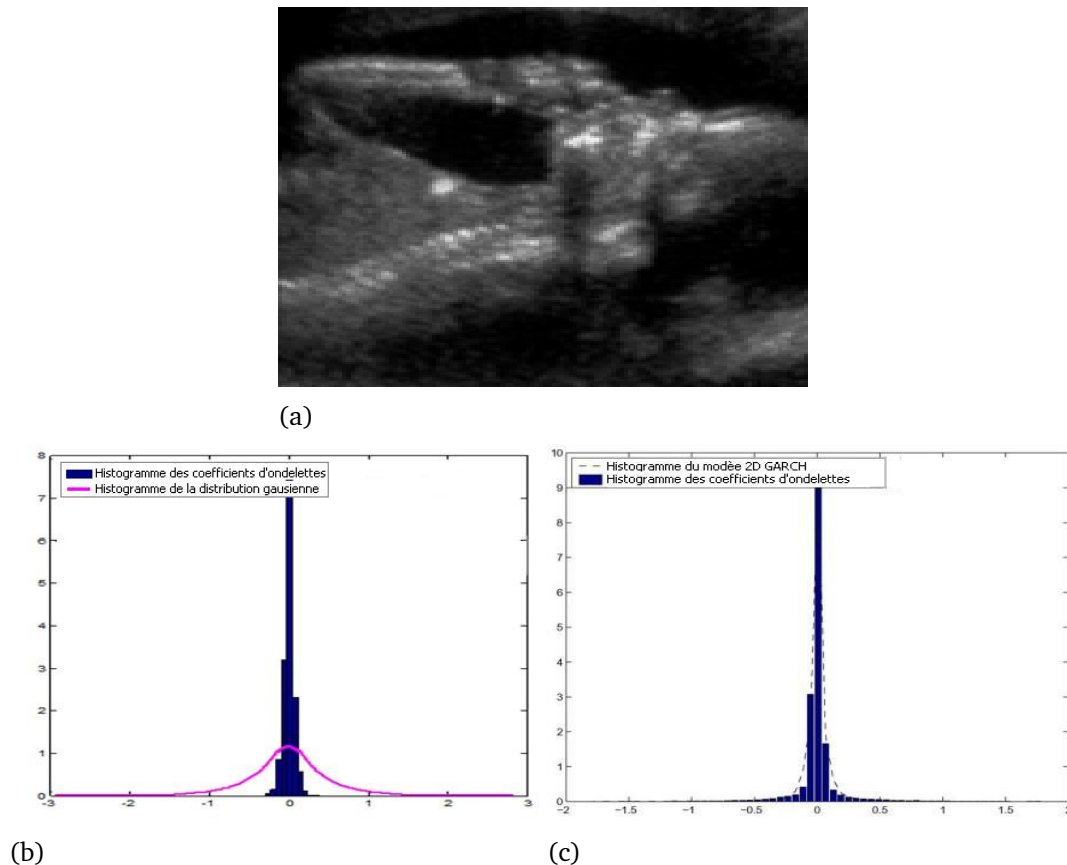
De même pour le cas des séries temporelles, il existe une condition nécessaire et suffisante pour que le modèle (4.6) soit faiblement stationnaire donné dans [110], c'est,

$$\sum_{\mathbf{k} \in S] \mathbf{0}, (p_1, p_2)} \alpha_{\mathbf{k}} + \sum_{\mathbf{l} \in S] \mathbf{0}, (q_1, q_2)} \beta_{\mathbf{l}} < 1 \quad (4.6')$$

Les auteurs ont aussi proposé la méthode du maximum de vraisemblance pour estimer ses paramètres. Signalons aussi, que le modèle 2D GARCH a été également utilisé pour le dé-bruitage d'image à partir de la modélisation statistique des coefficients d'ondelettes de l'image [110].

L'utilisation du modèle 2D GARCH donne un nouveau modèle de coefficients d'ondelettes capable de prendre en compte des caractéristiques importantes telles que, les distributions à queues épaisses et le regroupement des innovations. Ces deux propriétés caractérisent les sous-bandes des transformées en ondelettes des images échographiques.

Dans la littérature, plusieurs auteurs ont mentionné que les histogrammes des coefficients d'ondelettes des images avaient des queues plus épaisses et des modes plus pointus à zéro que ce qui est supposé par la distribution gaussienne [111], [112].



**Figure 4.3** – (a) image échographique, (b, c) Histogrammes : coefficients d'ondelettes avec la distribution gaussienne, coefficients d'ondelettes avec le modèle 2D GARCH.

Les auteurs dans [113] ont montré que le modèle 2D GARCH fournit un outil flexible et approprié pour modéliser les coefficients d'ondelettes de la transformée logarithmique des images SAR. La figure 4. 3 montre les histogrammes des coefficients d'ondelettes de l'image échographique étudiée (image (a)), l'histogramme de la distribution gaussienne (dans l'image (b)) et l'histogramme du modèle 2D GARCH correspondant (dans l'image (c)). Un ajustement très précis avec le modèle 2D GARCH est observé.

### 4.3.3 Le modèle 2D ARMA-GARCH

Dans la pratique, la situation la plus réaliste est celle où le processus GARCH n'est pas directement observé, mais cela constitue l'innovation d'un processus linéaire observé. En effet, il est restrictif de supposer que les données observées sont des réalisations de bruit. Par conséquent, si nous rencontrons un processus  $y_t$  tel que  $E(y_t \neq 0)$ , nous utilisons le modèle de régression 2D GARCH. Ce modèle est obtenu en laissant  $\varepsilon_t$  être l'innovation dans une régression linéaire à deux dimensions de la

forme,

$$\varepsilon_{\mathbf{t}} = y_{\mathbf{t}} - \underline{x}_{\mathbf{t}}' \underline{\alpha}, \quad (4.7)$$

Où  $\underline{x}_{\mathbf{t}}$  est un vecteur de variables et  $\underline{\alpha}$  est un vecteur de paramètres inconnus. Nous sommes particulièrement intéressés par le modèle 2D ARMA-GARCH [110] et [104] donné par l'équation,

$$\begin{cases} y_{\mathbf{t}} = \sum_{\mathbf{k} \in S]0, (p_1, p_2]} \alpha_{\mathbf{k}} y_{\mathbf{t}-\mathbf{k}} + \sum_{\mathbf{l} \in S]0, (q_1, q_2]} b_{\mathbf{l}} \varepsilon_{\mathbf{t}-\mathbf{l}} + \varepsilon_{\mathbf{t}}, \\ \varepsilon_{\mathbf{t}} = \sqrt{h_{\mathbf{t}}} \eta_{\mathbf{t}}, \\ h_{\mathbf{t}} = \omega + \sum_{\mathbf{k} \in S]0, (p_1, p_2]} \alpha_{\mathbf{k}} \varepsilon_{\mathbf{t}-\mathbf{k}}^2 + \sum_{\mathbf{l} \in S]0, (q_1, q_2]} \beta_{\mathbf{l}} h_{\mathbf{t}-\mathbf{l}}. \end{cases} \quad (4.8)$$

Soit :

$\mathcal{F}_{\mathbf{t}}$  le champ généré par  $\{\varepsilon_{\mathbf{s}}, \mathbf{s} \preceq \mathbf{t} \text{ et } \mathbf{s} \neq \mathbf{t}\}$ ,  $\Phi(\mathbf{z}) = 1 - \sum_{\mathbf{k} \in S]0, (p_1, p_2]} \alpha_{\mathbf{k}} \mathbf{z}^{\mathbf{k}}$ .

$\Psi(\mathbf{z}) = 1 + \sum_{\mathbf{k} \in S]0, (p_1, p_2]} b_{\mathbf{k}} \mathbf{z}^{\mathbf{k}}$  où pour  $\mathbf{z} = (z_1, z_2)$  et  $\mathbf{k} = (k_1, k_2)$ , écrire  $\mathbf{z}^{\mathbf{k}} = z_1^{k_1} z_2^{k_2}$  ; une condition suffisante pour que le modèle (4.8) soit causal [114] (et donc une solution stationnaire et  $\mathcal{F}_{\mathbf{t}}$  mesurable existe) est que,

$$\begin{cases} \Phi(\mathbf{z}) = 0 \text{ for all } |z_1| \leq 1 \text{ and } |z_2| = 1, \text{ and} \\ 1 - \sum_{(0, k) \in S]0, (p_1, p_2]} \alpha_{0k} z_2^k \neq 0 \text{ for all } |z_2| \leq 1. \end{cases} \quad (4.9)$$

## 4.4 Estimation des paramètres

l'algorithme de dé-bruitage proposé dans ce travail est basé essentiellement sur l'utilisation des paramètre d'un modèle 2D ARMA-GARCH supposé représenter les images échographiques. Comme la méthode d'estimation utilisé est la méthode des moments généralisés (GMM)[115], dans cette section , nous donnons un aperçu sur cette méthode.

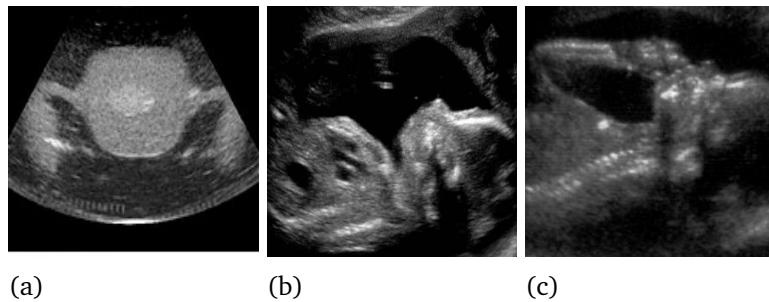


Figure 4.4 – Images ultrasonores.

#### 4.4.1 La méthode des moments généralisés (GMM)

La méthode des moments généralisée repérée par l'acronyme MMG en français et GMM en anglais, consiste à substituer les moments empiriques des observations dans un système d'équations obtenu à partir de conditions dites "conditions d'orthogonalités" (voir équation (4.11)).

Pour introduire la classe des estimateurs MMG, soit  $\underline{w}(i, j)$  un vecteur  $N_1 N_2 \times 1$  de variables aléatoires qui sont observées à la position  $(i, j)$ . Soit  $\underline{\theta} \in \Omega$  un vecteur  $a \times 1$  de paramètres, et soit  $h(\underline{\theta}, \underline{w}(i, j))$  une fonction vectorielle de dimension  $r$ . On définit pour  $N = (N_1, N_2)$

$$g_N(\underline{\theta}) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} h(\underline{\theta}, \underline{w}(i, j)) \quad (4.10)$$

En supposant de plus que  $\underline{\theta}_0$  est la vraie valeur de  $\underline{\theta}$  et que les conditions des moments peuvent s'écrire :

$$E[h(\underline{\theta}, \underline{w}(i, j))] = 0 \quad (4.11)$$

ce qui constitue  $r$  conditions d'orthogonalité : L'estimateur MMG est défini alors comme solution du problème de minimisation

$$\hat{\underline{\theta}}_N = \underset{\underline{\theta} \in \Omega}{\operatorname{argmin}} [g_N(\underline{\theta})]' W_N [g_N(\underline{\theta})] \quad (4.12)$$

où la matrice de pondération  $W_N$  est définie positive. En pratique, cette matrice est évaluée à partir des observations [116].

#### 4.4.2 Les estimateurs GMM du modèle 2D ARMA-GARCH

Nous nous plaçons dans le cas du modèle 2D ARMA-GARCH du premier ordre définie par :

$$\left\{ \begin{array}{l} y(i, j) = ay(i, j-1) + by(i-1, j) \\ \quad + cy(i-1, j-1) + \varepsilon(i, j), \\ \varepsilon(i, j) = \sqrt{h(i, j)}\eta(i, j), \\ h(i, j) = \omega + \alpha_1\varepsilon^2(i, j-1) \\ \quad + \alpha_2\varepsilon^2(i-1, j) + \alpha_3\varepsilon^2(i-1, j-1) \\ \quad + \beta_1h(i, j-1) + \beta_2h(i-1, j) \\ \quad + \beta_3h(i-1, j-1) \end{array} \right. \quad (4.13)$$

Où  $\{\eta(i, j); (i, j) \in \mathbb{Z}^2\}$  est une séquence indépendante et identiquement distribuée des variables aléatoires avec une moyenne zéro et une variance 1 ;  $a, b, c, \omega, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \beta_1, \beta_2$  et  $\beta_3$  sont des constantes. Les conditions stationnaires sur les paramètres AR du modèle (4.13) sont :

- (i)  $|a| < 1, |b| < 1, |c| < 1,$
- (ii)  $(1 + a^2 - b^2 - c^2)^2 - 4(a^2 + bc)^2 > 0,$
- (iii)  $1 - b^2 > |a + bc|$  (voir [117]).

Alors que la condition stationnaire sur les paramètres GARCH du modèle (4.13) est :

$$\sum_{i=1}^3 (\alpha_i + \beta_i) < 1$$

Le vecteur des paramètres est :

$$\theta = (a, b, c, \omega, \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \beta_1, \beta_2, \beta_3)' = (\underline{a}', \underline{\varphi}')'$$

L'estimateur GMM basé sur l'échantillon  $\{y(i, j), (i, j) \in S[\mathbf{0}, \mathbf{N}]\}$  est donné par (4.14) et (4.15) (la figure 4.5 montre le voisinage du pixel  $(i, j)$ ).

où :

$$\underline{x}(i, j) = (y(i, j-1), y(i-1, j), y(i-1, j-1))'$$

et

$$\underline{U}(i, j) = (1, \varepsilon(i, j-1), \varepsilon(i-1, j), \varepsilon(i-1, j-1), h(i, j-1), h(i-1, j), h(i-1, j-1))'$$

.



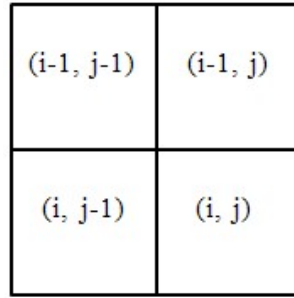


Figure 4.5 – Le voisinage du pixel (i,j)

$$\hat{\underline{a}}_{\mathbf{N}} = (\hat{\mathbf{Z}}_{\mathbf{N}})^{-1} \hat{\underline{\omega}}_{\mathbf{N}}. \quad (4.14)$$

$$\hat{\underline{\varphi}}_{\mathbf{N}} = \left( \sum_{\mathbf{t} \in S[1, \mathbf{N}]} \hat{\mathbf{U}}_{\mathbf{t}} \hat{\mathbf{U}}_{\mathbf{t}}' \right)^{-1} \sum_{\mathbf{t} \in S[1, \mathbf{N}]} \hat{\mathbf{U}}_{\mathbf{t}} \hat{\varepsilon}_{\mathbf{t}}^2, \quad (4.15)$$

Où

$$\hat{\mathbf{U}}_{\mathbf{t}} = \left( \mathbf{1}, \hat{\varepsilon}_{\mathbf{t}-\mathbf{k}}^2, \hat{h}_{\mathbf{t}-1}, \mathbf{k} \in S] \mathbf{0}, \mathbf{p}], \mathbf{1} \in S] \mathbf{0}, \mathbf{q}] \right)$$

avec

$$\hat{\varepsilon}_{\mathbf{t}} = y_{\mathbf{t}} - \underline{x}_{\mathbf{t}}' \hat{\underline{a}}_{\mathbf{N}}$$

et

$$\hat{h}_{\mathbf{t}} = \hat{\varepsilon}_{\mathbf{t}}^2 / \eta_{\mathbf{t}}^2$$

## 4.5 Méthode Proposée

Les images US sont corrompues par un bruit multiplicatif, qu'est le speckle. Il est généralement trop difficile à éliminer que le bruit additif car son intensité varie avec l'intensité de l'image.

Le modèle de bruit multiplicatif est donné par,

$$y = x\eta, \quad (4.16)$$

Où l'image bruitée  $y$  est le produit de l'image originale  $x$ , et le bruit de speckle " $\eta$ ". Dans la plupart des applications impliquant un bruit multiplicatif, le comportement du bruit est supposé indépendant de  $x$ , stationnaire avec moyenne unitaire et variance de bruit inconnue  $\sigma_{\eta}^2$ . Une transformation logarithmique est appliquée pour

convertir le bruit multiplicatif en un bruit additif [112]. La composante bruit " $\eta$ " est donné par,

$$\ln y = \ln x + \ln \eta, \quad (4.17)$$

Notre procédure de dé-bruitage d'image nécessite deux choix (choix de la résolution primaire) qui consiste en :

(i) la sélection d'un modèle statistique qui correspond le mieux possible aux données de coefficients d'ondelettes de chaque niveau ;

(ii) le processus de dé-bruitage nécessite la sélection d'une ondelette mère.

Pour le premier choix, un modèle 2D ARMA-GARCH de premier ordre est sélectionné. Ce choix est justifié par l'ajustement des coefficients d'ondelette des images échographiques avec le modèles 2D ARMA-GARCH.

Les statistiques conditionnelles du second ordre des sous-bandes d'une image échographique varient avec la localisation, c'est-à-dire qu'il existe une hétéroscédasticité dans les sous-bandes. En statistique on parle d'hétéroscédasticité lorsque les variances des résidus des variables examinées sont différentes. La présence d'hétéroscédasticité 2D dans les images médicales US a été bien vérifiée par les auteurs dans [118].

En effet, ils ont utilisé le test d'hypothèse Engle proposé dans [119] et ont conclu que l'hétéroscédasticité 2D existe dans les coefficients d'ondelettes de toutes les images US testées. Ce choix utilise également un modèle 2D GARCH pour les résidus. Cependant, le modèle 2D GARCH correspond à un ensemble de données symétriques. Donc, notre approche de dé-bruitage est meilleure si les résidus des coefficients d'ondelettes des images ultrasonores étudiées sont symétriques. Par conséquent, il serait intéressant de développer une mesure d'asymétrie d'image afin d'établir un lien possible entre l'efficacité de dé-bruitage de notre méthode et la symétrie des résidus des coefficients d'ondelettes des images US.

#### 4.5.1 Mesure d'asymétrie dans les sous-bande des images US

On peut observer qu'une interprétation, en termes d'autocorrélation, de la propriété de symétrie des modèles 2D GARCH est la suivante :

comme la loi de  $\eta_t$  est symétrique et  $h_t$  est une même fonction de  $\varepsilon_{t-h}$  ; en supposant que le processus 2D GARCH soit stationnaire d'ordre 2, nous avons :

$$Cov(\varepsilon_{\mathbf{t}}^+, \varepsilon_{\mathbf{t}-\mathbf{h}}) = Cov(\varepsilon_{\mathbf{t}}^-, \varepsilon_{\mathbf{t}-\mathbf{h}}) = 0$$

pour toute  $\mathbf{h} = (h_1, h_2)$  tel que  $h_1 > 0$  et  $h_2 \geq 0$ , où  $\varepsilon_{\mathbf{t}}^+$  et  $\varepsilon_{\mathbf{t}}^-$  sont les composantes positives et négatives de  $\varepsilon_{\mathbf{t}}$  c-à-d,  $\varepsilon_{\mathbf{t}}^+ = \max(\varepsilon_{\mathbf{t}}, 0)$  et  $\varepsilon_{\mathbf{t}}^- = \min(\varepsilon_{\mathbf{t}}, 0)$ .

Cette caractérisation de la propriété de symétrie en termes d'autovariances est la clé principale du calcul de la mesure d'asymétrie d'image en présence d'hétéroscédasticité.

En effet, pour calculer cette mesure d'asymétrie pour une image donnée  $X$  de taille  $N \times M$ , nous devons effectuer les étapes suivantes :

1. Tout d'abord, un modèle 2D ARMA-GARCH de premier ordre doit être adapté à l'image d'intérêt  $X$  en utilisant la procédure d'estimation décrite à la section 4.4. Désignons les estimateurs des coefficients de la partie ARMA comme  $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$  et  $\hat{c}$ .
2. Deuxièmement, pour chaque emplacement  $(i, j)$ , former les résidus  $\hat{\varepsilon}(i, j)$  donné par

$$\hat{\varepsilon}(i, j) = X(i, j) - \hat{a}X(i, j-1) - \hat{b}X(i-1, j) - \hat{c}X(i-1, j-1), \quad (4.18)$$

Où  $X(i, j)$  est le niveau de gris associé au pixel  $(i, j)$  dans l'image  $X$ . On note l'image générée par l'équation (4.18) comme  $\hat{\varepsilon}$ .

3. Calculer la fonction de covariance expérimentale entre  $\hat{\varepsilon}$  et  $\hat{\varepsilon}^+$  selon trois directions principales à chaque point  $h$  avec les relations suivantes :

**La direction horizontale** ( $90^\circ$ ) Pour tout  $0 < h \leq M-1$ ,

$$\hat{R}_1^+(h) = \frac{1}{N \times (M-h)} \times \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M-h} \{ \hat{\varepsilon}^+(i, j) \hat{\varepsilon}(i, j+h) \},$$

et

$$\hat{R}_1^-(h) = \frac{1}{N \times (M-h)} \times \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M-h} \{ \hat{\varepsilon}^-(i, j) \hat{\varepsilon}(i, j+h) \},$$

Donc

$$\hat{R}_1(h) = \sum_{h=1}^{M-1} (\hat{R}_1^+(h))^2 + (\hat{R}_1^-(h))^2$$

**La Direction verticale** ( $0^\circ$ ) Pour tout  $0 < h \leq N - 1$ ,

$$\widehat{R}_2^+(h) = \frac{1}{(N-h) \times M} \times \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^M \left\{ \widehat{\varepsilon}^+(i, j) \widehat{\varepsilon}(i+h, j) \right\},$$

et

$$\widehat{R}_2^-(h) = \frac{1}{(N-h) \times M} \times \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^M \left\{ \widehat{\varepsilon}^-(i, j) \widehat{\varepsilon}(i+h, j) \right\},$$

Donc

$$\widehat{R}_2(h) = \sum_{h=1}^{N-1} (\widehat{R}_2^+(h))^2 + (\widehat{R}_2^-(h))^2$$

**La direction diagonale** ( $45^\circ$ ) Pour tout  $0 < h \leq \min(N, M) - 1$ ,

$$\widehat{R}_3^+(h) = \frac{1}{(N-h) \times (M-h)} \times \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^{M-h} \left\{ \widehat{\varepsilon}^+(i, j) \widehat{\varepsilon}(i+h, j+h) \right\},$$

et

$$\widehat{R}_3^-(h) = \frac{1}{(N-h) \times (M-h)} \times \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^{M-h} \left\{ \widehat{\varepsilon}^-(i, j) \widehat{\varepsilon}(i+h, j+h) \right\},$$

Donc

$$\widehat{R}_3(h) = \sum_{h=1}^{\min(N, M)-1} (\widehat{R}_3^+(h))^2 + (\widehat{R}_3^-(h))^2$$

On calcule donc la mesure d'asymétrie par la formule suivante :

$$\varrho = \sqrt{\widehat{R}_1(h)} + \sqrt{\widehat{R}_2(h)} + \sqrt{\widehat{R}_3(h)}$$

Pour une image donnée  $X$  de taille  $N \times M$ , plus  $\varrho$  est proche de 0 plus les sous bandes d'ondelettes des images ultrasonores sont symétrique. A titre d'exemple, les valeurs de la mesure d'asymétrie des images US données dans la Figure 4. 4, pour la sous-bande diagonale, sont donnés dans le tableau 4. 1.

Pour le second choix, nous sélectionnons les ondelettes Daubechies d'ordre quatre (Db4) avec deux niveaux de décomposition. Ce choix est dû à la ressemblance visuelle de l'histogramme du modèle 2D ARMA-GARCH(1,1,1,1) synthétique avec l'histogramme de la transformée en ondelette d'images US ((Db4) à deux niveaux). Les

**Tableau 4.1** – Mesures d’asymétrie pour la sous bande diagonale des images US  $a, b$  et  $c$ .

images US	a	b	c
$\rho$	0.0909	0.0134	0.0028

auteurs dans [118] ont discuté en détail la précision de la modélisation 2D GARCH pour décrire les sous-bandes de l’image. Ils ont très bien justifié le choix de l’ondelette mère.

#### 4.5.2 Qualité de l’ajustement pour le modèle 2D ARMA-GARCH

Afin de déterminer si la spécification 2D ARMA-GARCH proposée correspond bien aux données, un test du Chi-deux est utilisé. Le test du Chi-deux est défini comme suit :

$$\chi^2 = \sum (O_i - E_i)^2 / E_i. \quad (4.19)$$

Où  $O_i$  sont les fréquences observées et  $E_i$  sont les attendus. Les données observées sont les valeurs des pixels de la matrice de la sous-bande horizontale de l’image US (a) de la figure 4.4 codées sur 8 bits. Par conséquent, nous avons  $N = 153 \times 153 = 23409$  observations avec 256 valeurs différentes possibles qui sont des nuances de gris. Un modèle 2D ARMA-GARCH(1,1,1,1) est ajusté à la sous-bande horizontale de l’image US (a) de la figure 4.4. Ensuite, un  $153 \times 153$  échantillon de grille est généré à partir du modèle 2D ARMA-GARCH ajusté. Les observations sont divisées en  $m = 16$  bins (c.à.d nombre de classe). La figure 4.6 montre l’histogramme de la sous-bande horizontale de l’image (a), ce dernier représente le nombre des pixels dans chaque bin. Puis, tous les niveaux de gris tombant dans chacune des  $m$  cases sont comptés. Les calculs observés et attendus sont présentés dans le tableau 4.2.

La statistique du chi-deux est la somme des carrés des valeurs de la dernière colonne. Il est égal à  $\sum (O_i - E_i)^2 / E_i = 12.21$ . comme dans le modèle 2D ARMA-GARCH(1,1,1,1) six paramètres sont estimés. puisque que nous avons  $m = 16$  bins possible, le degré de liberté pour la distribution chi-deux associée sera  $m - 1 - 6 = 9$ . Pour cette distribution, la valeur critique pour le seuil de signification 0.05 (risque d’erreur accepter) est 16.92. puisque  $12.21 < 16.92$ , les valeurs observées sont sous

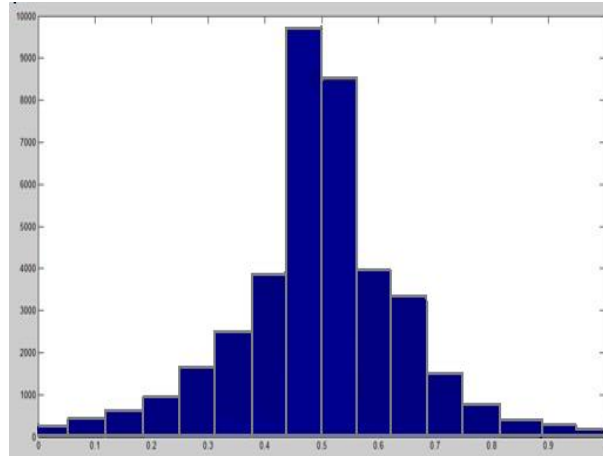


Figure 4.6 – Histogramme de la sous bande horizontale.

le modèle supposé.

### 4.5.3 Procédure de suppression de speckle dans les images échographiques

La procédure de dé-bruitage d'image se compose de trois étapes :

-Tout d'abord, la transformée en ondelettes discrète (DWT) est appliquée à  $\ln(y)$  pour obtenir les sous-bandes à différentes échelles et orientations. Les transformées en ondelette discrète (DWT) des logarithme des images  $\ln(y)$ ,  $\ln(x)$  et  $\ln(\eta)$  sont respectivement représentés par  $Y^s$ ,  $X^s$  et  $N^s$ . Donc, de (4.17) on a,

$$Y^s = X^s + N^s, \quad (4.20)$$

- Deuxièmement, un modèle 2D ARMA-GARCH défini par l'équation (4.13) est utilisé pour modéliser les coefficients d'ondelettes de chaque niveau (à l'exception de la sous-bande résiduelle passe-bas), c'est-à-dire que, pour chaque niveau, un modèle 2D ARMA-GARCH de premier ordre est sélectionné pour les 3 sous-bandes en calculant les estimateurs de chaque paramètre du modèle comme décrit dans la section 4.4. Ensuite, pour chaque sous-bande, on considère un estimateur  $\widehat{X}^s$  pour  $X^s$  qui minimise la distorsion donnée  $\sigma_{X^s}^2$  et les coefficients d'ondelettes bruitées  $Y^s$ . En particulier, nous utilisons l'estimateur MMSE (minimum mean square error) donné

Tableau 4.2 – Statistique du chi-deux.

Bins	Nombre observé $O_i$	Compte attendus $E_i$	$(O_i - E_i)^2 / E_i$
[1463.2926[	53	50	0.18
[2926.4389[	40	47	1.042
[4389.5852[	90	85	0.29
[5852.7315[	250	243	0.201
[7315.8778[	406	395	0.306
[8778.10241[	2015	2019	0.017
[10241.11704[	9006	9170	2.933
[11704.13167[	8496	8413	0.818
[13167.14630[	2107	2090	0.138
[14630.16093[	460	420	3.80
[16093.17556[	245	246	0.004
[17556.19019[	85	79	0.455
[19019.20482[	45	41	0.187
[20482.21945[	34	27	1.814
[21945.23409[	41	40	0.025

par,

$$\widehat{X}_{ij}^s = \frac{\sigma_{X_{ij}^s}^2}{\sigma_{X_{ij}^s}^2 + \sigma_{N^s}^2} Y_{ij}^s = \frac{\sigma_{Y_{ij}^s}^2 + \sigma_{N^s}^2}{\sigma_{Y_{ij}^s}^2}, \quad (4.21)$$

Où  $\sigma_{Y_{ij}^s}^2 = h_{ij}$  dénote la variance conditionnelle de  $Y_{ij}^s$ . Il est calculé récursivement à partir de l'équation (4.13) avec les paramètres estimés donnés par (4.14) et (4.15) et la variance du bruit d'entrée  $\sigma_{N^s}^2$ . Il faut remarquer que dans certaines applications

de réduction de bruit d'image,  $\sigma_{N_s}^2$  est connu. Comme ce n'est pas le cas dans notre situation, nous avons calculé la variance du bruit à partir de la sous bande de détail diagonale [52].

- Enfin, la DWT inverse est réalisée pour reconstruire le logarithme de l'image filtrée. Il est soumis à une transformation exponentielle, qui est l'opération logarithmique inverse, qui donne l'image dé-bruitée.

L'algorithme suivant résume la méthode de dé-bruitage proposée.

---

**Algorithme 4.1**

---

**1. Entrée :**

**K** : Niveau de décomposition (**K** = 2).

**I** : Image bruitée.

**W** : type d'ondelette (Db4).

**2.** Appliquer la transformation logarithmique à l'image originale **I**.

**3.** Appliquer la transformée en ondelettes à l'image logarithmique.

**4. Pour**  $L = K : -1 : 1$

*Estimer chaque sous-bande à l'aide du modèle 2D ARMA-GARCH et de la méthode d'estimation proposée (estimation GMM décrite à la section 4.4).*

**Fin pour**

**5.** Reconstruction d'image : appliquer la transformée en ondelettes inverse.

**6.** Appliquer l'exponentielle à l'image filtrée.

**7. Sortie :** Image dé-bruitée.

---



## 4.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une nouvelle approche pour l'amélioration des données ultrasonores par filtrage et dé-bruitage. Basée sur une modélisation 2D ARMA-GARCH des coefficients des ondelettes des images ultrasonores, cette approche permet un bon apprentissage menant à une importante réduction ou suppression du bruit. Une mesure d'asymétrie d'image en présence d'hétéroscédasticité a été proposée, pour montrer que le modèle 2D ARMA-GARCH est flexible et approprié pour les sous-bandes des images échographiques.

# Chapitre 5

## Résultats expérimentaux et discussions

### 5.1 Introduction

Dans ce dernier chapitre, la méthode proposée a été appliquée sur différents types d'images synthétiques et échographiques réelles. L'ondelette de Daubechies (Db4) à deux niveaux de décomposition et un modèle 2D ARMA-GARCH de premier ordre sont utilisés pour modéliser chaque coefficient d'ondelettes.

En outre, la capacité et l'efficacité de réduction de bruit de l'algorithme proposé sont comparés avec les filtres suivants :

**Le filtre proposé dans [120]** : Ce filtre utilise un modèle autorégressif conditionnellement hétéroscédastique généralisé (GARCH) à deux dimensions pour la modélisation des coefficients d'ondelettes, les paramètres du modèle 2D GARCH sont estimés par la méthode de vraisemblance (ML), dans la suite ce filtre est dénomé (AG-ML).

**Le filtre bilatéral [121]** : L'approche adaptative de filtrage bilatéral est basé sur l'estimation d'un paramètre de distance à partir des mesures d'homogénéité des intensités. Pour chaque pixel, les mesures sont effectuées par l'utilisation de ses voisins locaux. Le paramètre de distance est ensuite estimé à partir de la variance des blocs les plus homogènes.

**Le filtre à moyennes non locales [122]** : (NLM) est basé sur la moyenne non locale de tous les pixels de l'image.

**Le filtre 2D GARCH-GG [119]** : La méthode bayésienne de dé-bruitage d'image SAR proposée par [119] utilise une généralisation du modèle 2D GARCH appelée

2D GARCH gaussien généralisé (GG), les paramètres de ce modèle sont estimés par le maximum a posteriori (MAP).

## 5.2 Évaluations sur des images de synthèse

Pour étudier les performances de la méthode proposée en terme de suppression du speckle et de préservation des détails fins dans l'image, nous utilisons la mesure du FOM (Pratt's Figure Of Mérite)[123], le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio), le MSE (Mean Squared Error) et le Q (Image Quality index)[124]. Dans le cas du filtrage d'images échographiques réelles, la vérité terrain n'est pas connue. Dans ce cas, l'évaluation sera visuelle et on analysera le fichier image sur une image-ligne de celui-ci. Pour cette raison nous avons proposé une nouvelle méthode d'évaluation d'images échographiques réelles sans référence.

### 5.2.1 Evaluation quantitative des performances

Pour une image observée donnée  $x$  et  $\hat{x}$  son image filtrée, les tests d'évaluation des performances, en termes de préservation des contours, la réduction du bruit de speckle et la qualité des images restaurées, sont définis comme suit :

#### Test de réduction du bruit

La mesure de la capacité de réduire le bruit d'une méthode est défini par le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio). Rappelons d'abord que le PSNR (rapport signal sur bruit) reflète le niveau du speckle. En conséquence, la qualité de l'image restaurée est directement proportionnelle à la valeur du PSNR. Un PSNR plus grand indique donc que la capacité de l'algorithme de réduction du bruit est forte. Il est calculé selon la formule standard,

$$PSNR = 20 \log_{10} \left[ \frac{2^n - 1}{\sqrt{MSE}} \right] db,$$

Où  $n$  est le nombre de bits utilisés pour représenter un pixel d'image. Pour l'image en niveaux de gris,  $n$  est 8.

L'erreur quadratique moyenne (MSE) de l'image reconstruite est définie comme :

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |x(i, j) - \hat{x}(i, j)|^2}{N \times M},$$

Où  $(M \times N)$  est la taille de l'image, et  $x$  et  $\hat{x}$  sont respectivement les intensités des pixels sur les images originale et filtrée.

### 5.2.1.1 Figure de mérite de Pratt

La figure du mérite de Pratt (FOM) [123] permet d'évaluer la qualité de la préservation des contours. Elle nécessite logiquement une détection des contours. A cette fin, nous appliquons le filtre de Canny pour obtenir la carte binaire de contours sur les résultats de chaque filtre et sur l'image initiale. La figure de mérite s'écrit :

$$FOM = \frac{1}{\max(N_d, N_r)} \sum_{i=1}^{N_d} \frac{1}{1 + \beta D_i^2}$$

Tel que  $N_d$  est le nombre de pixels constituant les contours trouvés,  $N_r$  est le nombre de points de contours de l'image initiale non bruitée,  $D_i$  est la distance Euclidienne du point de contour  $i$  au contour théorique le plus proche,  $\beta$  est un paramètre expérimentalement fixé à  $\frac{1}{9}$ .

Les valeurs du FOM sont comprises entre 0 et 1 (1 étant le meilleur score possible). Evidemment, ce calcul n'est applicable que lorsqu'on connaît les contours de l'image initiale non bruitée. Le FOM mesure deux phénomènes :

- l'éloignement entre les contours constatés et les contours théoriques.
- la variation en nombre de pixels entre les contours théoriques et les contours réels.

### 5.2.1.2 Le test de la qualité de l'image

Soient  $x = \{x_i \ i = 1, 2, \dots, N\}$  et  $\hat{x} = \{\hat{x}_i \ i = 1, 2, \dots, N\}$  respectivement l'image originale et l'image reconstruite, l'index de Qualité  $Q$  [124] est défini par :

$$Q = \frac{4\sigma_{x\hat{x}}\bar{x}\hat{\bar{x}}}{(\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2)(\bar{x}^2 + (\hat{\bar{x}})^2)}$$

Où

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

$$\hat{\bar{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{x}_i$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$$

**Tableau 5.1** – Les valeurs des paramètres d'évaluation pour les images synthétiques de la Figure 5.1 (a) et (b) (entre parenthèse)

	<b>PSNR</b>	<b>MSE</b>	<b>FOM</b>
<b>Méthode proposée</b>	37.3488 (40.0702)	11.9730 (6.3982)	0.7578 (0.7164)
<b>AG-ML</b>	31.1163 (31.8965)	50.2868 (42.0177)	0.7069 (0.5749)
<b>Bilateral</b>	30.9994 (31.8965)	51.6578 (42.4956)	0.5858 (0.2626)
<b>NLM</b>	35.3852 (34.7427)	18.8176 (21.8176)	0.5858 (0.7126)
<b>GARCH-GG</b>	34.8864 (32.6247)	21.1076 (35.5309)	0.6212 (0.6098)

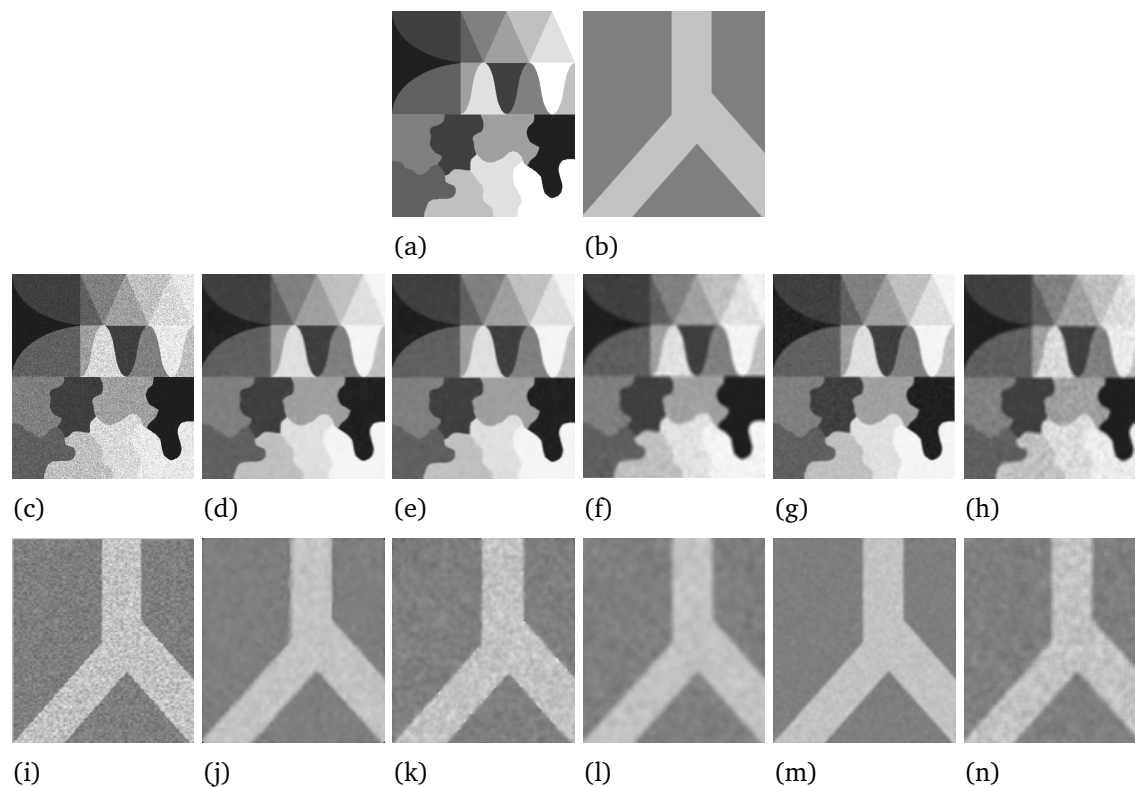
$$\sigma_x^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (\hat{x}_i - \bar{\hat{x}})^2$$

et

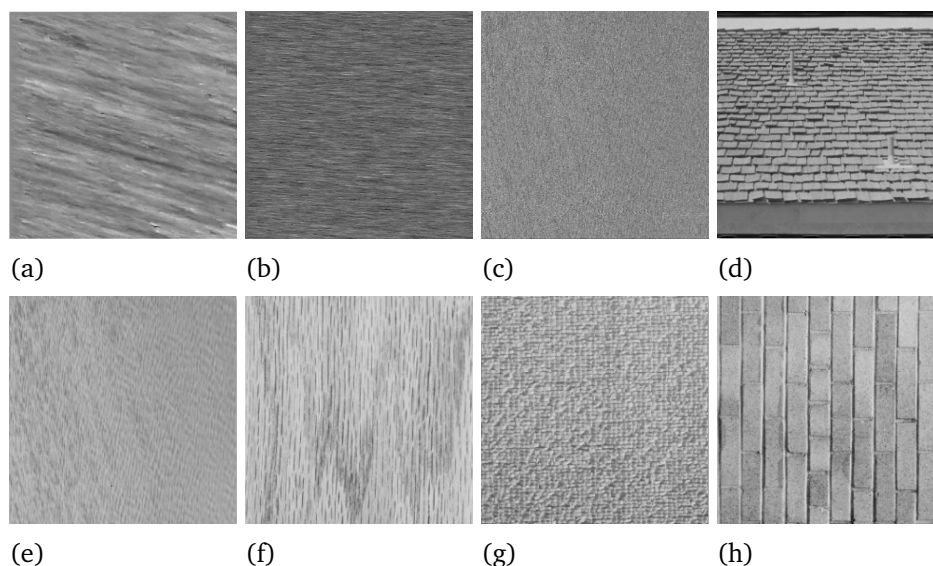
$$\sigma_{x\hat{x}} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(\hat{x}_i - \bar{\hat{x}})$$

La dynamique de  $Q$  est  $[-1, 1]$ . La meilleure valeur 1 est atteinte si et seulement si  $\hat{x}_i = x_i$  pour tout  $i = 1, 2, \dots, N$ . La valeur la plus faible  $-1$  se produit lorsque  $\hat{x}_i = 2\bar{x} - x_i$  pour tout  $i = 1, 2, \dots, N$ . Cet indice de qualité modélise n'importe quelle distorsion comme une combinaison de trois facteurs : la perte de la corrélation, la distorsion de la luminance et la distorsion du contraste. La mesure de la qualité est appliquée aux régions locales en utilisant une approche de fenêtre glissante. L'indice de qualité  $Q_j$  local est calculé à l'intérieur de la fenêtre glissante. Si il y'a un total de  $M$  fenêtres, l'indice global de qualité est donnée par :

$$\hat{Q} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M Q_j$$



**Figure 5.1** – Comparaison entre les Algorithmes de dé-bruitage d’images sur des images synthétiques. (a, b) Images synthétiques originales. (c, i) Images synthétiques bruitées avec  $\sigma^2 = 0.03$ , (d, j) Images filtrées par la méthode proposée. (e, k) Images restaurées par le filtre AG-ML. (f, l) Images restaurées par le filtre NLM. (g, m) Images filtrées par le filtre bilatéral. (h, n) Images restaurées par la méthode 2D GARCH-GG.



**Figure 5.2** – (a, b, c) trois textures générées à partir de modèle 2D ARMA-GARCH pour différentes valeurs des paramètres, (e, f, g) trois images synthétiques et (d, h) deux images réelles.

### 5.2.1.3 Résultats et Comparaison

le tableau 5.1 récapitule les paramètres d’évaluation PSNR, FOM et MSE de la méthode proposée, la méthode AG-ML, le filtre bilatéral, le filtre des moyennes non

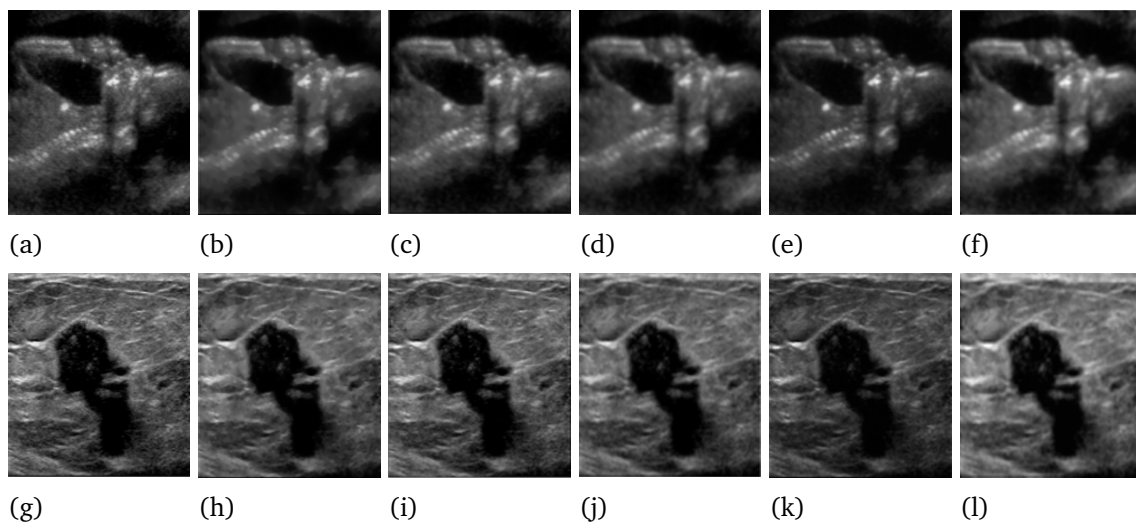
locales et la méthode 2D GARCH-GG pour deux images synthétiques corrompues par un bruit multiplicatif (speckle) avec une variance de 0,03. La figure 5.1 permet d'évaluer la qualité visuelle des images résultantes produites par le filtre proposé, et les filtres mentionnés précédemment. Il a été observé que la méthode proposée produit des régions lisses offrant une meilleure qualité visuelle, même si l'image est trop bruitée, la méthode proposée peut améliorer la qualité de l'image.

Les résultats du tableau 5.1 confirment l'observation visuelle. En effet, les valeurs de PSNR et MSE données par la méthode proposée, la méthode AG-ML et le filtre NLM sont supérieures à celles données par les filtres bilatéral et 2D GARCH-GG. La méthode proposée a également une meilleure capacité de préservation des contours car elle présente les meilleures valeurs de la métrique FOM. Les valeurs PSNR, MSE et FOM du tableau 5.1 pour la méthode proposée sont respectivement 37.3488, 11.9730 et 0.7578 qui sont meilleures que celles de la méthode AG-ML, la méthode NLM, le filtre bilatéral et la méthode 2D GARCH-GG. La même observation peut être faite pour l'image Figure 5.1.b. Cela signifie que la méthode proposée a permis de mieux réduire le speckle sans détériorer les contours.

Les mesures d'asymétrie de trois textures générées à partir du modèle 2D ARMA-GARCH pour différentes valeurs des paramètres, trois images de synthèse et deux images réelles (données à la Figure 5.2) sont calculées pour confirmer le lien entre les performances de réduction de bruit de la méthode proposée et les mesure d'asymétrie (voir tableau 5.2). En effet, dans le tableau 5.2, on peut voir que les trois textures générées à partir du modèle 2D ARMA-GARCH Figure 5.2. (a, b et c) ont des mesures d'asymétrie faibles qui sont respectivement 0.0153, 0.0735 et 0.0352 et les meilleures valeurs d'indice de qualité d'image Q, PSNR et MSE. Ces faibles valeurs de  $\rho$  pour (a), (b), et (c) dans Figure 5.2 confirment le fait que le modèle 2D ARMA-GARCH a des résidus symétriques. Alors que le reste des images synthétiques Figure 5.2. (d, e, f, g et h) ont des mesures d'asymétrie plus grandes (qui sont respectivement 0.6754, 0.3016, 0.1593, 0.2591 et 1.2306) et les mauvaises valeurs PSNR, MSE et Q. De plus, le tableau 5.2 montre que plus la mesure d'asymétrie est basse, meilleurs sont les résultats de débruitage.

**Tableau 5.2** – Valeurs d'asymétrie de chaque image de la figure 5.2 avec les métriques de qualité de la méthode proposée.

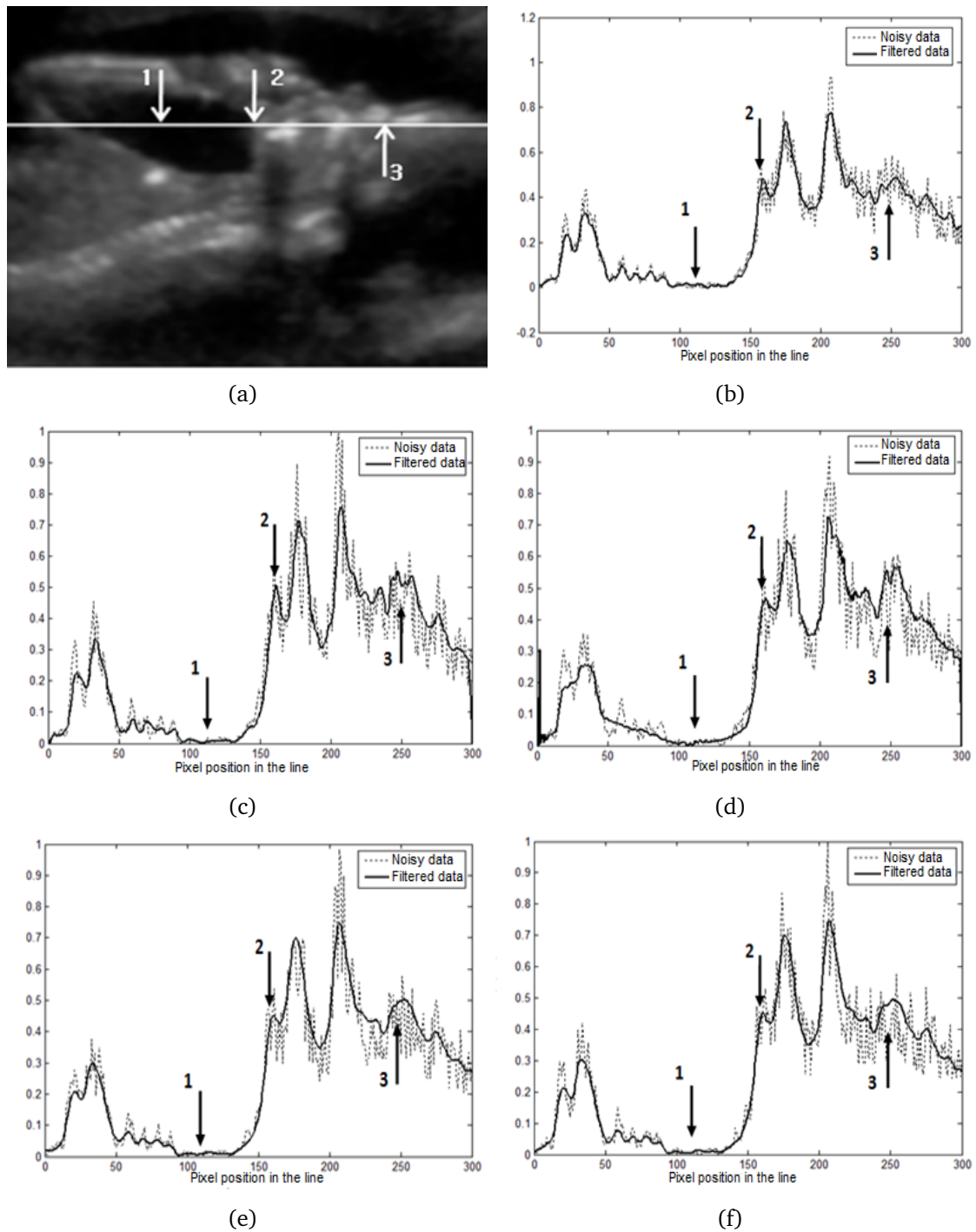
	<b>a</b>	<b>b</b>	<b>c</b>	<b>d</b>
<b>PSNR</b>	36.8690	34.6435	35.2688	33.5920
<b>MSE</b>	13.3715	22.3216	19.3288	28.4367
<b>Q</b>	0.9799	0.9773	0.9673	0.91166
$\varrho$	0.0153	0.0735	0.0352	0.6754
	<b>e</b>	<b>f</b>	<b>g</b>	<b>h</b>
<b>PSNR</b>	33.6573	33.9374	33.9357	33.5500
<b>MSE</b>	28.0123	26.2625	26.3788	28.7134
<b>Q</b>	0.9684	0.9645	0.9647	0.9552
$\varrho$	0.3016	0.1593	0.2591	1.2306

**Figure 5.3** – Comparaison entre les Algorithmes de dé-bruitage d'images sur des images échographiques réelles. (a, g) Images échographiques réelles. (b, h) Images filtrées par la méthode proposée. (c, i) Images restaurées par le filtre AG-ML. (d, j) Images restaurées par le filtre NLN. (e, k) Images restaurées par la méthode 2D GARCH-GG. (f, l) Images filtrées par le filtre bilatéral.

### 5.2.2 Résultats sur des images échographiques réelles

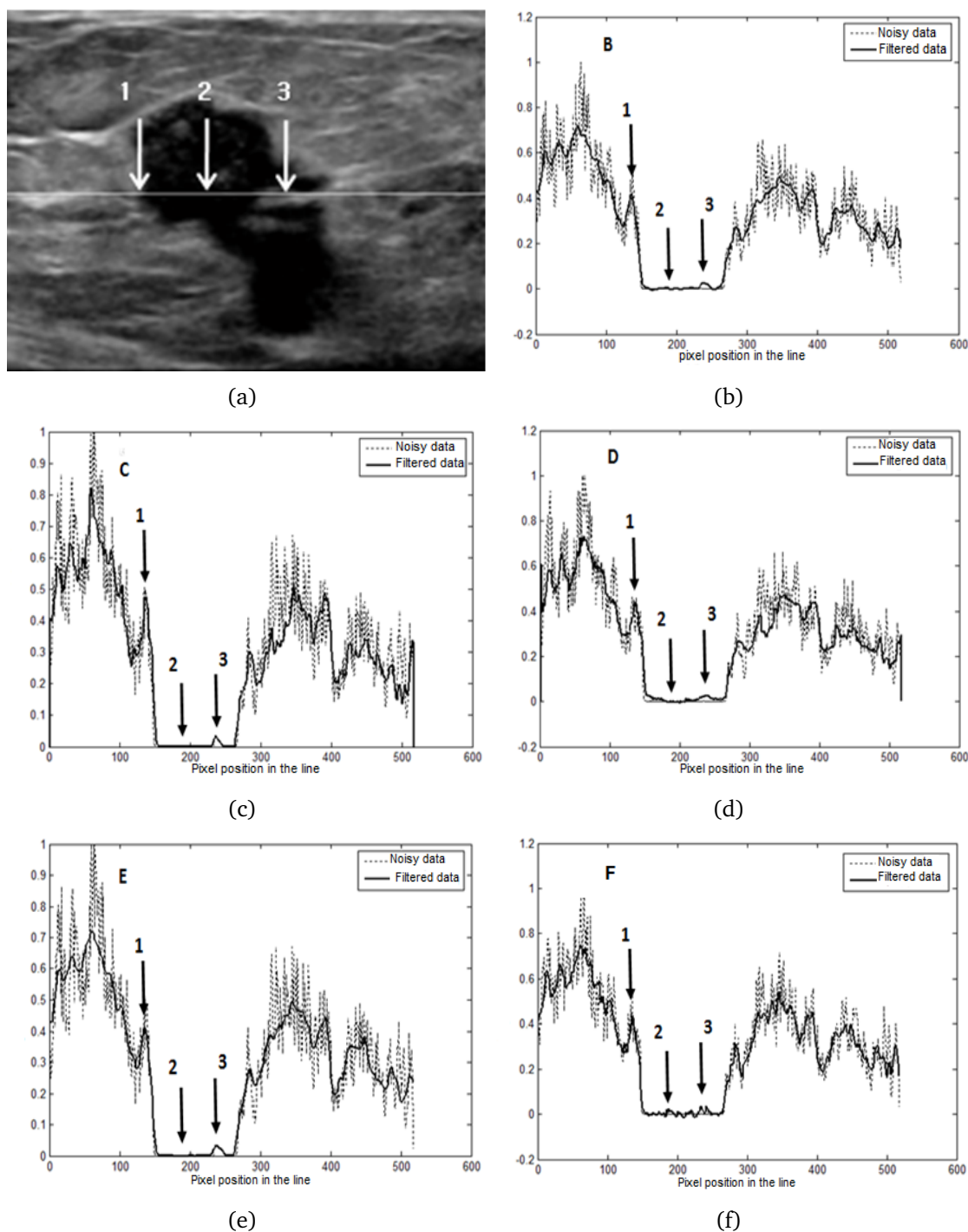
Des expériences ont été menées en utilisant plusieurs images échographiques. Dans la pratique, les images de référence propres ne sont pas disponibles pour les images échographiques. Par conséquent, les performances de la méthode proposée dans le cas d'images US réelles sont :





**Figure 5.4** – Profile d’une ligne dans l’image. (a) avec la ligne 100. (b) Image restaurée par la méthode proposée. (c) Image filtrée par le filtre AG-ML. (d) Image filtrée par le filtre NLM. (e) Image restaurée par le filtre Bilatéral. (f) Image filtrée par la méthode 2D GARCH-GG.

1) Premièrement elles sont comparées du point de vue qualitatif. En effet, la figure 5.3 montre les images échographiques réelles bruitées et les images dé-bruitées correspondantes obtenues par la méthode proposée et les autres quatre méthodes de filtrage. Il a été observé que les performances de la méthode AG-ML sont plu-



**Figure 5.5** – Profile d’une ligne dans l’image. (a) avec la ligne 200. (b) Image restaurée par la méthode proposée. (c) Image filtrée par le filtre AG-ML. (d) Image filtrée par le filtre NLM. (e) Image restaurée par le filtre Bilatéral. (f) Image filtrée par la méthode 2D GARCH-GG.

tôt faibles comparées à celle proposée. Le filtre bilatéral, le filtre des moyennes non locales (NLM) et le filtre proposé, suppriment la majeure partie du bruit avec une perte de structures moindre. Il a été également remarqué que le filtre NLM fonctionne mieux que le filtre 2D GARCH-GG et le filtre bilatéral qui présentent certains

artefacts.

La figure 5.4 et la figure 5.5 montrent les valeurs des pixels sur une ligne de l'image (La ligne en surbrillance) par rapport aux positions de colonnes. Les étiquettes numérotées indiquant une région homogène ou une transition correspondante. Les étiquettes 1 et 3 de la figure 5.4 (les étiquettes 2 et 3 de la figure 5.5) montrent les régions homogènes sombres et claires respectivement. L'étiquette 2 de la figure 5.4 et 1 de la figure 5.5 montrent les pixels de transition (le passage d'une région homogène à une autre). L'opération de filtrage le long de la ligne marquée montre les transitions possibles et les zones lissées. Elle révèle l'efficacité de la méthode proposée par rapport aux autres méthodes.

2) Deuxièmement une métrique d'évaluation de la qualité d'image sans référence (IQA) a été construite. Elle utilise différentes directions dans l'image avec un coût de calcul raisonnable. Cette mesure a été utilisée pour quantifier la performance de réduction de bruit de la méthode proposée et la méthode AG-ML.

L'idée est simple. Une approximation du bruit supprimé peut être évaluée et utilisée comme métrique d'évaluation de la qualité d'image. Pour une image US donnée  $y$ , cette métrique est obtenue par les étapes suivantes :

i) Appliquer le DWT ( $Db4$  à deux niveaux) au logarithme de  $y$ . Cela permet d'avoir des informations sur 2 directions prédominantes dans l'image bruitée, à savoir les sous-bandes horizontale et verticale désignées respectivement  $H$  et  $V$ .

ii) Restaurer  $H$  et  $V$  en utilisant l'étape 4 de l'algorithme 1. Désignez les sous-bandes restaurées par  $H1$  et  $V1$  respectivement.

iii) - Calculer la fonction d'auto-covariance (ACVF) de  $H$  et  $H1$  dans la direction horizontale avec les relations suivantes :

**Tableau 5.3** – Valeurs des métriques de qualité avec PSNR, FOM,  $I_h$  et  $I_v$  pour les images synthétiques (a) et (b) dans la Figure 5.1, avec la méthode proposée et la méthode AG-ML (entre parenthèses).

	<b>a</b>	<b>h</b>
$I_h$	$6.322 \times 10^{-4}$ ( $5.5723 \times 10^{-4}$ )	0.0014 ( $5.0907 \times 10^{-4}$ )
$I_v$	$7.483 \times 10^{-4}$ ( $4.608 \times 10^{-4}$ )	$4.827 \times 10^{-4}$ ( $4.195 \times 10^{-4}$ )
<b>PSNR</b>	37.3488 (31.1163)	40.0702 (31.8965)
<b>FOM</b>	0.7578 (0.7069)	0.7164 (0.5749)

pour tout  $0 < h \leq M - 1$ ,

$$R(h) = \frac{1}{N \times (M - h)} \times \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M-h} \{H(i, j)H(i, j + h)\},$$

et

$$R1(h) = \frac{1}{N \times (M - h)} \times \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M-h} \{H1(i, j)H1(i, j + h)\},$$

- Calculer l'ACVF de  $V$  et  $V1$  dans la direction verticale avec les relations suivantes :

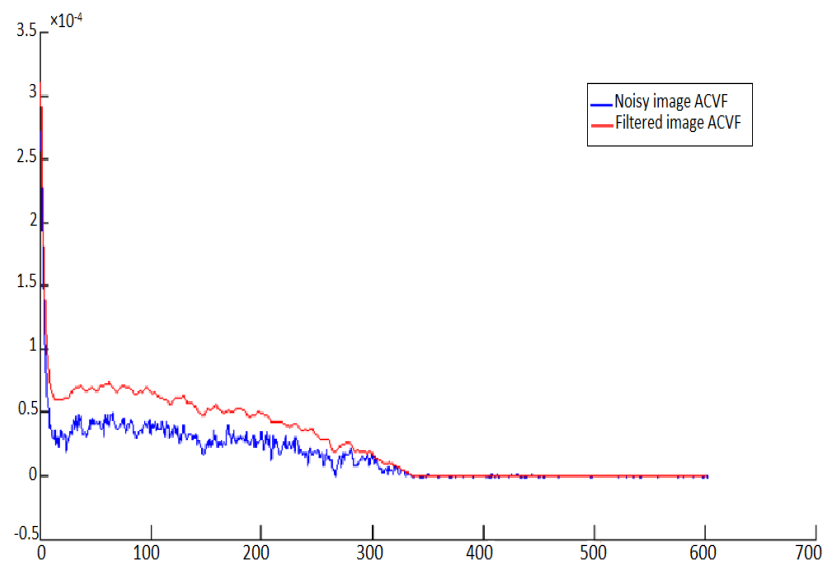
pour tout  $0 < h \leq N - 1$ ,

$$S(h) = \frac{1}{(N - h) \times M} \times \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^M \{V(i, j)V(i + h, j)\},$$

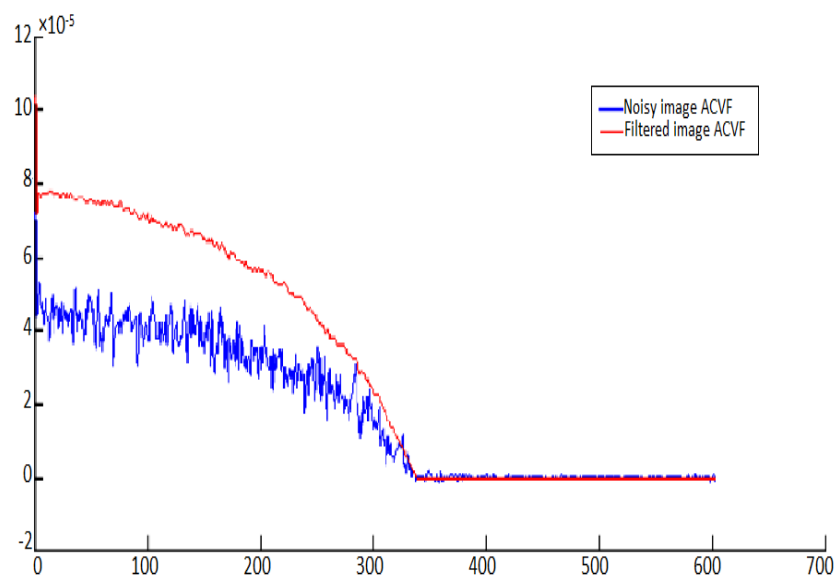
et

$$S1(h) = \frac{1}{(N - h) \times M} \times \sum_{i=1}^{N-h} \sum_{j=1}^M \{V1(i, j)V1(i + h, j)\},$$

Pour chaque image (a) et (c) de la figure 4.4, les courbes de  $R$  et  $R1$  sont regroupés dans le même graphe et nous faisons la même chose pour les courbes de  $S$  et  $S1$ . Par exemple, la figure 5.6. (a) et (b) montrent les courbes de  $R$  et  $R1$ ,  $S$  et  $S1$  respectivement pour l'image (a) et (c) de la figure 4.6. En analysant toutes les courbes,



(a)



(b)

**Figure 5.6** – Les tracés d’ACVF des sous-bandes de l’image (a) de Fig. 4.2. (a) sous-bande horizontale (b) sous-bande verticale.

on peut dire que la valeur ACVF des sous-bandes restaurées augmente évidemment par rapport à la valeur ACVF des sous-bandes bruitées dans chaque direction. Cette augmentation peut être quantifiée par l’erreur quadratique moyenne (MSE) entre l’ACVF de la sous-bande bruitée et l’ACVF de la sous-bande dé-bruitée. Cela nous donne deux mesures notées  $I_h$  pour le MSE entre  $H$  et  $H1$  et  $I_v$  pour le MSE entre  $V$  et  $V1$  qui peut être utilisé comme une métrique sans référence. Par conséquent, nous pouvons dire que la méthode avec le plus haut  $I_h$  et  $I_v$  a une bonne diminution du

**Tableau 5.4** – Métriques proposées pour évaluer la qualité d'image sans référence  $I_h$  et  $I_v$  pour les images (a), (g) dans la Figure 5.3 et (b) dans la Figure 4.2 avec la méthode proposée et la méthode AG-ML (entre parenthèses).

	(a)	(b)	(g)
$I_h$	0.0016 ( $3.885 \times 10^{-4}$ )	$6.810 \times 10^{-4}$ ( $5.775 \times 10^{-4}$ )	0.0022 (0.0014)
$I_v$	0.003 ( $3.501 \times 10^{-4}$ )	0.0013 ( $5.256 \times 10^{-4}$ )	0.0017 (0.003)

bruit.

Les métriques obtenues  $I_h$ ,  $I_v$ , PSNR et FOM des sous-bandes  $H$  et  $V$  des deux images synthétiques (a) et (b) de la figure 5.1 avec la méthode proposée et la méthode AG-ML sont rapportés dans le tableau 5.3.

Il est clair que les valeurs de  $I_h$  et  $I_v$  donnée par la méthode proposée, ( $6.322 \times 10^{-4}$ ) et ( $7.483 \times 10^{-4}$ ) pour l'image (a) et (0.0014) et ( $4.827 \times 10^{-4}$ ) pour l'image (b), sont supérieures à ceux donnés par la méthode AG-ML qui sont ( $5.5723 \times 10^{-4}$ ) et ( $4.608 \times 10^{-4}$ ) pour l'image (a) et ( $5.0907 \times 10^{-4}$ ) et ( $4.195 \times 10^{-4}$ ) pour l'image (b). Cela prouve que la méthode proposée est plus efficace pour éliminer le bruit que les autres méthodes. Ce fait est en parfait accord avec les résultats fournis par les métriques PSNR et FOM.

Maintenant, nous pouvons utiliser les métriques sans référence proposées  $I_h$  et  $I_v$  dans les images US et conclure avec confiance que la méthode la plus efficace est celle qui produit  $I_h$  et  $I_v$  les plus élevées.

Le tableau 5.4 donne les valeurs de  $I_h$  et  $I_v$  pour les images échographiques figure 5.3.a, figure 5.3.g et figure 4.2.b avec la méthode proposée et la méthode AG-ML (entre parenthèses). Dans le tableau 5.4, on peut voir que les métriques  $I_h$  et  $I_v$  données par la méthode proposée sont élevés pour toutes les images échographiques. En conclusion, La méthode proposée est la plus efficace pour supprimer le bruit, le maintien des caractéristiques et des contours de l'image. Elle a les meilleures valeurs

**Tableau 5.5** – Temps de calcul pour l'image (a) et l'image (b)(entre parenthèses).

	<b>Méthode proposée</b>	<b>AG-ML</b>	<b>Bilateral</b>	<b>NLM</b>	<b>GARCH-GG</b>
<b>T(s)</b>	3.3789 (1.4508)	6.5375 (5.8472)	2.6614 (1.34001)	2.9356 (1.8748)	5.7601 (4.1957)

pour l'ensemble des mesures de qualité.

TAB 5.5 Le tableau 5.5 montre que la méthode proposée est plus rapide que les méthodes AG-ML et 2D GARCH-GG. Elle est légèrement moins rapide que les filtres NLM et bilatéral pour une image de taille  $257 \times 257$  pixels, elle prend  $3.3789s$ . Et pour une image de taille  $150 \times 150$  pixels, il faut  $1,4508s$  plus rapide que l'approche des moyennes non locales.

### 5.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats de restauration obtenus par la méthode proposée dans le chapitre 4. En effet, l'algorithme développé a été conçu pour mieux réduire le speckle dans les images échographiques. Les résultats montrent que notre modèle a une préservation plus précise des structures de l'image et un meilleur filtrage. Des résultats sur des images de synthèse et échographiques ont été comparés à de nombreux filtres utilisés couramment pour la diminution du speckle dans les images ultrasonores. Une comparaison des différents critères d'évaluation a montré l'efficacité de notre méthode. Elle dépasse ces méthodes en termes de réduction de speckle, préservation des contours et de temps de calcul. Elle prend en compte les statistiques des composantes du signal et du bruit.

# Conclusion générale

La phase de restauration d'images est une opération importante dans de nombreuses chaînes de traitement et d'analyse d'images. Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés au débruitage dans les images échographiques. Nous avons tout d'abord étudié le principe physique des ultrasons afin de comprendre la formation des images d'un système ultrasonore. Les propriétés physiques des images résultant de ce type de système ont été détaillées. Ainsi, nous déduisons les caractéristiques importantes des images à prendre en considération.

L'utilisation de l'échographie reste limitée par les artefacts inhérents à l'imagerie échographiques. En effet, l'interprétation automatique des données échographiques est difficile en raison de la présence du speckle qui, s'il est considéré par nombre de spécialistes comme une information de texture, modifie fortement la statistique de l'image et lui donne un aspect granuleux. Le phénomène d'atténuation et le manque de contraste rendent difficile toute tentative de traitement de l'image. En se basant sur cette étude, nous avons décidé de nous placer dans le contexte du filtrage. Ceci permet d'assurer une meilleure qualité, ainsi une meilleure évaluation visuelle. La transformation en ondelette qui a prouvé ses bonnes performances dans le débruitage d'images en raison de sa multi-résolution et de sa simplicité de mise en œuvre a été utilisée.

Dans ce travail, nous nous sommes intéressées au filtrage basé sur les transformées en ondelettes. L'une des techniques les plus étudiées utilisant la transformée en ondelettes est la modélisation statistique des coefficients d'ondelettes basée sur un modèle probabiliste. Cette approche met l'accent sur la décomposition multi-échelle de l'image dans le domaine des fréquences spatiales. C'est une méthode efficace pour distinguer les informations de l'image à partir des données bruitées. L'objectif princi-



pal est d'améliorer la modélisation précise des données d'image avec l'utilisation de la transformation en ondelettes. Une nouvelle approche pour le dé-bruitage d'images ultrasonores a été proposée. Il s'agit d'une classe d'estimateurs de la méthode des moments généralisés (GMM) avec des propriétés intéressantes pour la modélisation 2D GARCH des coefficients d'ondelettes. Ensuite, ces estimateurs ont été utilisés pour supprimer le bruit dans les images US. Une méthode de minimisation de l'erreur quadratique moyenne MMSE (Minimum Mean Square Error) a été appliquée pour estimer les coefficients d'ondelettes de l'image claire. Pour juger la qualité de la procédure de dé-bruitage, un lien entre la procédure d'efficacité de dé-bruitage et une mesure d'asymétrie proposée a été établie.

Les résultats obtenus sur des images échographiques réelles et synthétiques ont été comparés à ceux des méthodes de débruitage d'images bien établies en utilisant les métriques habituelles d'évaluation de la qualité d'image et les deux métriques sans référence proposées pour évaluer la qualité de l'approche proposée. Cette étude a montré une bonne fiabilité de notre approche. Effectivement, la modélisation 2D ARMA-GARCH permet d'aboutir à des résultats de débruitage très satisfaisants. De plus, elle est beaucoup plus performante que les méthodes comparées, en termes de réduction de speckle et de préservation des contours.

**Perspectives :** Les perspectives que nous envisageons dans le prolongement de ce travail de thèse se formulent autour des points suivants :

- Si les évaluations effectuées au cours de cette thèse permettent de valider l'utilisabilité de la méthode qui y est développée, une étude clinique à large échelle reste à effectuer.

- Il serait intéressant d'incorporer les coefficients estimés du modèle 2D ARMA-GARCH dans une procédure de détection des anomalies et/ou dans des systèmes de classification dont les performances seraient discutées avec des exemples pris de l'imagerie médicale.

---

- Une nouvelle technique de détection automatique de glaucome pourrai aussi être développée par l'usage de certains paramètres statistiques (comme par exemple les moments et les cumulants d'ordre supérieurs) calculés à partir d'images de tomographie à cohérence optique (OCT). En effet, ce type d'images est corrompu par le speckle qui peut être considéré comme une texture contenant des informations importantes sur la microstructure des tissus.

# Bibliographie

- [1] A. B. Hamza , P. L. Luque-Escamilla, J. M. Aroza, R. R. Roldan, Removing noise and preserving details with relaxed median filters, *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 11(2), pages 161-177, 1999.
- [2] A. K. Jain, *Fundamentals of digital image processing*, Prentice-Hall, 1989.
- [3] S. Wang, T. Z. Huang, X. Zhao, J. J. Mei, J. Huang, Speckle noise removal in ultrasound images by first and second-order total variation, *Numerical Algorithms*, pages 1-21, 2017.
- [4] N. Yahya, N. S. Kamel, A. S. Malik, Subspace-based technique for speckle noise reduction in ultrasound images, *Biomedical engineering online*, 13(1), pages 154, 2014.
- [5] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage, *Technical report No*, 161, 1993.
- [6] V. Strela, Denoising via block wiener filtering in wavelet domain, *Progress in Mathematics-BOSTON*, 202, pages 619-626, 2001.
- [7] Pvv. Kishore, KL. Malika, MVD. Prasad, K. L. Narayana, Denoising ultrasound medical images with selective fusion in wavelet domain, *Procedia Computer Science*, 58, pages 129-139, 2015.
- [8] J. K. Romberg, H. Choi, R. G. Baraniuk, Bayesian wavelet-domain image modeling using hidden markov trees, In *Image Processing (ICIP) IEEE*, 1, pages 158-162, 1999.
- [9] M. A. Mazlaghani, H. Amindavar, Image denoising using two-dimensional garch model, In *Systems, Signals and Image Processing*, 6th EURASIP Conference focu-

- sed on Speech and Image Processing, Multimedia Communications and Services, 14th International Workshop on, IEEE, pages 397-400, 2007.
- [10] A. Noiboar, I. Cohen, Anomaly detection based on wavelet domain garch random field modeling, IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 45(5), pages 1361-1373, 2005.
- [11] M. A. Mazlaghani, H. Amindavar, A novel wavelet domain statistical approach for denoising sar images, In Image Processing (ICIP), 16th IEEE International Conference on, pages 3861-3864, 2009.
- [12] M. A. Mazlaghani, H. Amindavar, wavelet domain bayesian processor for speckle removal in medical ultrasound images, IET image processing, 6(5), pages 580-588, 2012.
- [13] R. Engl, GARCH 101-The use of arch/garch models in applied econometrics, The journal of economic Perspectives, 15(4), pages 157-168, 2001.
- [14] A. Noiboar, Anomaly detection based on wavelet domain garch random field modelin, 2007.
- [15] S. Kharfouchi, Inference for 2D-garch models, Statistics and Probability Letters, 92, pages 99-108, 2014.
- [16] Université Rennes, Bases de l'analyse d'image dans les différentes modalités.
- [17] G. Karlsson, The Physics of Ultrasound and Some Recent Techniques Used, 2009.
- [18] W. Wein, Multimodal Integration of Medical Ultrasound for Treatment Planning and Interventions, Thèse Technische Universitat Munchen, 2007.
- [19] C. Tauber, Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : Application aux images échographiques, Thèse Enseiht, 2005.
- [20] Web. Beamforming - ultrasound technology - ultrasound and MR - department of circulation and medical imaging - faculty of medicine - NTNU, Norway.
- [21] N. Bouhleb, Caractérisation de texture d'échographie RF par champ markovien, Thèse de Doctorat, Université René Descartes - Paris 5, 2006.
- [22] J. P. Convard, A. Bonnin, C. Broussouloux, G. Sequin, et P. Legmann, Echography, Masson, 2000.

- [23] Web. L'onde ultrasonore, propriétés physiques, sémiologie et artefacts.
- [24] J. W. Goodman, Statistical properties of laser speckle patterns . Laser Speckle and Related Phenomena, pages 9–75, 1984.
- [25] V. Dutt, Statistical analysis of ultrasound echo envelope, These Mayo Graduate School, 1995.
- [26] R. F. Wagner, S. W. Smith, J. M. Sandrik, et H. Lopez, Statistics of speckle in ultrasound b-scans, IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics, 30, pages 156–163, 22, 26, 1983.
- [27] E. Jakeman et P. N. Pusey, A model for non-rayleigh sea echo, Journal of Physics 13, pages 31–48, 1980.
- [28] V. Dutt et J. Greenleaf, Ultrasound echo envelope analysis using a homodyned k-distribution signal model, Ultrasonic Imaging 16, pages 265–287, 1994.
- [29] M. Nakagami, The m-distribution, a general formula for intensity distribution in rapid fading, Statistical Methods in Radio-Wave Propagation, pages 3–36, 1960.
- [30] P. M. Shankar, A general statistical model for ultrasonic backscattering from tissues, IEEE Transactions on Ultrasonic, Ferroelectrics and Frequency, Control, 47, pages 727–736, 2000.
- [31] E. W. Stacy, A generalization of the gamma distribution, Annals of Mathematical Statistics 33, pages 1187–1192, 1962.
- [32] B. I. Raju et M. A. Srinivasan, Statistics of envelope of highfrequency ultrasonic backscatter from human skin in vivo, IEEE Transactions on Ultrasonic, Ferroelectrics and Frequency Control 49, pages 871–882, 2002.
- [33] A. Marion, Filtrage spatiotemporel orienté de séquences d'images : application à l'estimation du mouvement des flux sanguins en imagerie ultrasonore, Thèse INSA de Lyon, 2009.
- [34] S. W. Smith et R. F. Wagner, Ultrasound speckle size and lesion signal to noise ratio : verification and theory, Ultrasonic Imaging 6, pages 174–180, 1984.
- [35] R. F. Wagner, M. F. Insana et D. G. Brown, Statistical properties of radiofrequency and envelope-detected signals with applications to medical ultrasound, Journal of Optical Society of America 4, pages 910–922, 1987.

- 
- [36] L. Gagnon et A. Jouan, 'Speckle filtering of sar images - a comparative study between complex wavelet based and standard filters', pages 80–91, octobre 1997.
- [37] D. Kuan, A. Sawchuk, T. Strand et P. Chavel, 'Adaptive restoration of images with speckle', 35, pages 373 – 383, mars 1987.
- [38] J. S. Lee, 'Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics'. pages 165–168, mars 1980.
- [39] V. S. Fost, J. A. Stiles, K. S. Shanmugan et J. C. Holtzman, 'Adaptive model for radar images and its application to adaptive digital filtering for multiplicative noise', pages 157–166, mars 1982.
- [40] N. Wiener, 'Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series', 1949.
- [41] A. Lopes, R. Touzi et E. Nezry, 'Adaptive speckle filters and scene heterogeneity', pages 992–1000, 1990.
- [42] Oddy et A. J. Rye, 'Segmentation of sar images using a local similarity rule', pages 443–449, 1983.
- [43] L. Alparone, F. Boragine et S. Fini, 'Parallel architectures for the postprocessing of sar images', pages 790–802, 1990.
- [44] P. C. Tay, S. T. Acton et J. A. Hossack, 'A stochastic approach to ultrasound despeckling', pages 221–224, 2006.
- [45] A. Lopes, E. Nezry, R. Touzi et H. Laur, 'Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in sar images', pages 1735–1758, 1993.
- [46] T.C. Aysal et K.E. Barner, 'Rayleigh-maximum-likelihood filtering for speckle reduction of ultrasound images', pages 712–727, mai 2007.
- [47] A. Buades, B. Coll et J. M. Morel, 'A review of image denoising algorithms, with a new one', pages 490–530, 2005.
- [48] P. Coupé, P. Hellier, C. Kervrann et C. Barillot, 'Bayesian non local meansbased speckle filtering', 2008.
- [49] C. Kervrann, J. Boulanger et P. Coupé, 'Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal', pages 520–532, 2007.

- [50] T. Loupas, W. McDicken et P. Allan, 'An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasound image', 36, pages 129–135, 1989.
- [51] F. Barroso, P. X. De Fontes, A. Barroso, P. Coupé et P. Hellier, 'Real time ultrasound image denoising', 05, 2010.
- [52] D.L. Donoho et I.M. Johnstone, 'Minimax risk over lp-balls for lq-error', *probab.* pages 277–303, 1994.
- [53] D.L. Donoho et I.M. Johnstone, 'Adapting to unknown smoothness via waveletshrinkage', pages 1200–1224, 1995.
- [54] D.L. Donoho et I.M. Johnstone, G. Kerkyacharian et D. Picard, 'Density estimation by wavelet thresholding', pages 508–539, 1996.
- [55] D. L. Donoho, I. M. Johnstone, G. Kerkyacharian et D. Picard, 'Universal near minimaxity of wavelet shrinkage', pages 183–218, 1997.
- [56] R. Coifman et M. Wickerhauser, 'Adapted wave for denoising for medical signals and images', pages 578–586, 1995.
- [57] S. G. Chang, B. Yu et M. Vattereli, 'Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression', 9, pages 1532–1546, 2000.
- [58] L. Gagnon et D. F. Smaili, 'Comparative study on speckle noise suppression techniques for ultrasound images', 2759, pages 14–24, 1996.
- [59] B. A. Achim et P. Tsakalides, 'Novel bayesian multiscale for speckle removal in medical ultrasound images', 20, pages 772–783, 2001.
- [60] P. Thitimajshima, Y. Rangsanseri et P. Rakprathanporn, 'A simple sar speckle reduction by wavelet thresholding', 1998.
- [61] M. S. Crouse, R. D. Nowak et R. G. Baraniuk, 'Wavelet based statistical signal processing using markov models', 46, 886–902, 1998.
- [62] H. Romber, J. Choi et R Baraniuk, 'Bayesian tree-structured image modeling using wavelet based hidden markov models', 1999.
- [63] A. Khare, M. Khare, Y. Jeong, H. Kim et M. Jeon, 'Despeckling of medical ultrasound images using daubechies complex wavelet transform', 90, pages 428–439, février 2010.

- [64] D. Gnanadurai et V. Sadasivam, 'Undecimated wavelet based speckle reduction for sar images', pages 793–800, 2005.
- [65] D. Gnanadurai, V. Sadasivam, J. Paul Tiburtius Nishandh, L. Muthukumaran et C. Annamalai, 'Undecimated double density wavelet transform based speckle reduction in sar images', pages 209–217, 2009.
- [66] X. Hao, S. Gao et X. Gao, 'A novel multiscale nonlinear thresholding method for ultrasonic speckle suppressing', 18, pages 787–794, 1999.
- [67] G. Georgiou, S. Cohen, C. Piccoli, F. Foreberg et B. Goldberg, 'Tissue characterization using the continuous wavelet transform part i : decomposition method' 48, pages 355–363, 2001.
- [68] P. Perone et J. Malik, 'Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion', 12, pages 629–639, 1990.
- [69] L. Rudin, S. Osher et E. Fatemi, 'Non linear total variation based noise removal algorithms', pages 25–268, 1992.
- [70] K. Krissian, C. F. Westin, R. Kikini et K. Vosburgh, 'Oriented speckle reducing anisotropic diffusion', pages 1412–1424, 2007.
- [71] Y. Yu et S. T. Acton, 'Speckle reducing anisotropic diffusion', 2002.
- [72] P. Coupé, 'Méthode de compensation des déformations cérébrales par imagerie ultrasonore intraopératoire pour la neurochirurgie guidée par l'image', janvier 2008.
- [73] B. A. Abraham et Y. Kadah, 'Speckle noise reduction method combining total variation and wavelet shrinkage for clinical ultrasound imaging', pages 80–83, 2011.
- [74] M. Bertero et P. Boccacci, 'Introduction to inverse problems in imaging', 1998.
- [75] S. Yuri et H. Woo, 'Alternating minimization algorithm for shifted speckle reduction variational model'. pages 4188 – 4191, 2011.
- [76] M. Hacini, F. Hachouf et K. Djemal, 'A new speckle filtering method for ultrasound images based on a weighted multiplicative total variation', 2014.
- [77] Robust statistics, New York : Wiley, 2003.



- [78] L. Ambrosio, N. Fusco et D. Pallara, 'Functions of bounded variation and free discontinuity problems'. 2000.
- [79] T. Joel, R. Sivakumar, 'An extensive review on Despeckling of medical ultrasound images using various transformation techniques', *Appl. Acoust*, 138, pages 18–27, 2018.
- [80] Y. Youngjian, S. T. Acton, 'Speckle reducing anisotropic diffusion'. *IEEE Trans. Image Process*, 11, pages 1260–1270, 2002.
- [81] S. A. Hussain, S. M. Gorashi, 'Image Denoising based on Spatial/Wavelet Filter using Hybrid Thresholding Function', *Int. J. Comput. Appl*, 42, pages 5–13, 2012.
- [82] M. Y. Jabarulla, H. N. Lee, 'Computer aided diagnostic system for ultrasound liver images : A systematic review', *Optik*, 140, pages 1114–1126, 2017.
- [83] A. Chambolle, 'An algorithm for total variation minimizations and applications', *J. Math. Imaging Vis*, 10, pages 89–97, 2004.
- [84] G. Aubert, J. F. Aujol, 'A variational approach to removing multiplicative noise', *SIAM J. Appl. Math*, 68, pages 925–946, 2008.
- [85] A. Buades, B. Coll, J. M. Morel, 'A review of image denoising algorithms, with a new one', *Multiscale Model. Simul*, 4, pages 490–530, 2005.
- [86] S. O. G. Gilboa, 'Nonlocal operators with applications to image processing', *SIAM J. Multiscale Model. Simul*, 7, pages 1005–1028, 2008.
- [87] A. Achim, A. Bezerianos et P. Tsakalides, 'Novel Bayesian multiscale method for speckle removal in medical ultrasound images'. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 20, pages 772–783, 2001.
- [88] Y. Zhao et J. Yang, 'Hyperspectral image denoising via sparse representation and low-rank constraint', *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens*, 53, pages 296–308, 2015.
- [89] J. Fan, Y. Wu, M. Li, W. Liang et Q. Zhang, 'SAR Image Registration Using Multiscale Image Patch Features with Sparse Representation', *Biomed. Signal Process. Control*, 10, pages 1483–1493, 2017

- [90] J. Wright, Y. Ma, J. Mairal, G. Sapiro, T. S. Huang et S. Yan, 'Sparse representation for computer vision and pattern recognition', Proc. IEEE, 98, pages 1031–1044, 2010.
- [91] M. E. A. M. Bruckstein, D. L. Donoho et M. Elad, 'From sparse solutions of systems of equations to sparse modeling of signals and images', SIAM Rev, 51, pages 34–81, 2009.
- [92] M. Y. Jabarulla et H. N. Lee, 'Speckle Reduction on Ultrasound Liver Images Based on a Sparse Representation over a Learned Dictionary', Appl. Sci, 8, 903, 2018.
- [93] I. Pitas, A.N.Venetsanopoulos, Order statistics in digital image processing, Proceedings of the IEEE, 80 (12), pages 1893– 1921, 1992.
- [94] J.C. Bamber, C. Daft, Adaptive filtering for reduction of Speckle in ultrasonic pulse-echo images, Ultrasonics, 24, pages 41–44, 1986.
- [95] J.I. Koo, S.B. Park, Speckle reduction with edge preservation in medical ultrasonic images using a homogeneous region growing mean filter (HRGMF), Ultrasonic Imaging, 13, pages 211–237, 1991.
- [96] M. Karaman, M. A. Kutay, and G. Bozdagi, An adaptive speckle suppression filter for medical ultrasonic imaging, IEEE Trans. Med. Imag, 14, pages 283–292, 1995.
- [97] Yan Chen, Ruming Yin, Patrick Flynn, Shira Broschat, Aggressive region growing for speckle reduction in ultrasound images, Pattern Recognition Letters, 24, pages 677–691, 2003.
- [98] J. W. Goodman, Some fundamental properties of speckle, JOSA, 66(11), pages 1145-1150, 1976.
- [99] C. Oliver, S. Quegan, Understanding Synthetic Aperture Radar Images, 31(4), Artech House, 1998.
- [100] D. Kaplan, Q. Ma, On the statistical characteristics of the log- compressed Rayleigh signals : theoretical formulation and experimental results, J. Acoust. Soc. Am. 95, pages 1396–1400, 1994.

- [101] J.M. Thijssen, B. Oosterveld, Speckle and texture in echography artifact or information, in : IEEE Transaction on Ultrasonics Symposium Proceedings, 2, pages 803–810, 2003.
- [102] C. Faucheu, Segmentation supervisée d'images texturées par régularisation de graphes, Traitement des images. Université François-Rabelais de Tours, France, Français, 2013.
- [103] F. Proïa. Autocorrélation et stationnarité dans le processus autorégressif, Mathématiques générales [math.GM]. Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, Français, 2013.
- [104] S. Kharfouchi, Inference for 2D-garch models, Statistics and Probability Letters, 92, pages 99-108, 2014.
- [105] M. Barlent, Wavelets in image communication, Edition ELSEVER, 1994.
- [106] A.Cohen, Ondelettes et traitement numérique du signal, Edition Masson, Paris, 1992.
- [107] F.Truchetet, Ondelettes pour le signal numérique, Edition Hermès, Paris, 1998.
- [108] Y. Misiti, G. Oppenheim, J. M. Poggi, Les ondelettes et leurs applications, Edition Hermès, Paris, 2003.
- [109] R. Garello, Analyse de signaux bidimensionnels, Collection IC2. Hermès, Paris, 2001.
- [110] A. Noiboar, I. Cohen, Anomaly detection based on wavelet domain garch random field modeling, IEEE Transactions on geoscience and remote sensing, 45(5), pages 1361-1373, 2005.
- [111] A. Achim, A. Bezerianos, and P. Tsakalides, SAR image denoising via Bayesian wavelet shrinkage based on heavy tailed modeling, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., 41(8), pages 1773–1784, Aug. 2003.
- [112] H. Xie, L. E. Pierce, and F. T. Ulaby, SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling, IEEE Trans. Geosci. Remote Sens, 40(10), pages 2196–2212, Oct. 2002.

- [113] M. A. Mazlaghani, H. Amindavar, A. M. Damjoo, Speckle suppression in sar images using the 2D garch model, *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(2), pages 250-259, 2009.
- [114] Q. Yao, P. Brockwell, Gaussian maximum likelihood estimation for arma models ii : spatial processes, *Bernoulli*, 12(3), pages 403-429, 2006.
- [115] H. H. Kelejian and I. R. Prucha, A generalized moments estimator for the autoregressive parameter in a spatial model, *International economic review*, 40(2), pages 509-533, 1999.
- [116] A. Boulemnadjel, F. Hachouf, and S. Kharfouchi, Gmm estimation of 2d-rca models with applications to texture image classification, *Image Processing, IEEE Transactions on*, 25 (2), pages 528-539, 2016.
- [117] X. Zong, A. F. Laine, and E. A. Geiser, Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing, *IEEE Trans. On Medical Imaging*, 17, pages 532-540, 1999.
- [118] M. A. Mazlaghani, H. Amindavar, wavelet domain bayesian processor for speckle removal in medical ultrasound images, *IET image processing*, 6(5), pages 580-588, 2012.
- [119] M. A. Mazlaghani, H. Amindavar, A noval wavelet domain statistical approach for denoising sar images, In *Image Processing (ICIP)*, 16th IEEE International Conference on, pages 3861-3864, 2009.
- [120] M. A. Mazlaghani, H. Amindavar, Image denoising using two-dimentional garch model, In *Systems, Signals and Image Processing*, 6th EURASIP Conference focused on Speech and Image Processing, Multimedia Communications and Services, 14th International Workshop on, IEEE, pages 397-400, 2007.
- [121] E. Farzana, M. Tanzid, K. M. Mohsin, M. I. H. Bhuiyan et S. Hossain, Adaptive bilateral filtering for despeckling of medical ultrasound images, In *TENCON 2010-2010 IEEE Region 10 Conference*, pages 1728-1733, 2010.
- [122] A. Buades, B. Coll et J. M. Morel, A non local algorithm for image denoising, In *Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005*, IEEE Computer Society Conference on, 2, pages 60-65, 2005.

- 
- [123] W. K. Pratt, Digital image processing, Wiley, NewYork, 1977.
- [124] Z. Wang et A. C. Bovik, Image and multidimensional signal processing-a universal image quality index, IEEE Signal Processing Letters, 9(3), pages 81-84, 2002.

# Annexe

$(\Omega, \mathfrak{F}, P)$  : espace de probabilité sur le quel toutes les variables aléatoires sont définies.

$M'$  : désigne la transposée de  $M$ .

$\underline{M} := Vec(M)$  : désigne le vecteur obtenu en fixant les colonnes de  $M$  sous l'autre.

Si  $M$  est une matrice carrée,  $\rho(M)$  : désigne les plus grandes valeurs propres en module de  $M$ .

Tous les vecteurs sont soulignés sauf ceux de  $\mathbb{Z}^2$  sont écrits en gras, donc  $\mathbf{0} = (0, 0)$ ,  $\mathbf{e}_0 = (1, 0)$ ,  $\mathbf{e}_1 = (0, 1)$  et  $\mathbf{1} = (1, 1)$ .

Pour toute  $\mathbf{s} = (s_1, s_2)$ ,  $\mathbf{t} = (t_1, t_2) \in \mathbb{Z}^2$  et  $\mathbf{z} = (z_1, z_2) \in \mathbb{Z}^2$  nous écrivons  $\mathbf{s} \preceq \mathbf{t}$  si et seulement si  $[(s_1 < t_1) \vee (s_1 = t_1 \text{ et } s_2 < t_2)]$  et  $\mathbf{Z}^{\mathbf{s}} = z_1^{s_1} z_2^{s_2}$ .

Cependant pour  $\mathbf{a} = (a_1, a_2)$ ,  $\mathbf{b} = (b_1, b_2) \in \mathbb{Z}^2$  tel que  $\mathbf{a} \preceq \mathbf{b}$ , le sous-ensemble d'indexation suivant dans  $\mathbb{Z}^2$  sera considéré  $S[\mathbf{a}, \mathbf{b}] := \{(l, m) \in \mathbb{Z}^2, a_1 \leq l \leq b_1, a_2 \leq m \leq b_2\}$  en triant ses termes dans l'ordre lexicographique,  $S[\mathbf{a}, \mathbf{b}] = S[\mathbf{a}, \mathbf{b}] \setminus \{\mathbf{a}\}$  et  $S[\mathbf{a}, \mathbf{b}[ = S[\mathbf{a}, \mathbf{b}] \setminus \{\mathbf{b}\}$ .

Pour tout vecteur  $\mathbf{N} = (N_1, N_2) \in \mathbf{N}^2$ , nous écrivons  $\mathbf{N} \rightarrow \infty$  si  $\min(N_1, N_2) \rightarrow \infty$  et  $N_i = O(N_j)$ ,  $1 \leq i, j \leq 2$ .

Enfin, pour tout vecteur  $\underline{X}_{\mathbf{t}}$  (resp. la matrice  $X_{\mathbf{t}}$ ),  $\widehat{\underline{X}}_{\mathbf{N}}$  (resp. la matrice  $\widehat{X}_{\mathbf{N}}$ ), indique l'échantillon des moments de  $\underline{X}_{\mathbf{t}}$  (resp. de la matrice  $X_{\mathbf{t}}$ ) c'est à dire,  $\widehat{\underline{X}}_{\mathbf{N}} := \frac{1}{|\mathbf{N}|} \sum_{\mathbf{t} \in S[\mathbf{1}, \mathbf{N}]} \underline{X}_{\mathbf{t}}$  où  $|\mathbf{N}| := \#S[\mathbf{1}, \mathbf{N}]$  et les matrices sont définies de la même manière.

**Série chronologique (ou série temporelle)** : Une série chronologique, est une suite de variables aléatoires ( ou de valeurs numérique) représentant l'évolution d'une quantité spécifique au cours du temps.

**Convergence faible** : Convergence en loi.

**Régression linéaire** : Un modèle de régression linéaire est un modèle qui explique les variations d'une variable expliquée sur une ou plusieurs variables explicatives dans lequel on fait l'hypothèse que la fonction qui relie les variables explicatives à la variable expliquée est linéaire dans ses paramètres.

**Distribution fini-dimensionnelle** : loi gérant un vecteur de variable aléatoire de dimension finie.

**variables i.i.d** : En statistique, des variables indépendantes et identiquement distribuées sont des variables aléatoires qui suivent toutes la même loi de probabilité et sont indépendantes. On dit que ce sont des variables aléatoires (i.i.d) ou plus simplement des variables (i.i.d)

# Production scientifique

## **Publications Internationales :**

1- S. Raslain, F. Hachouf, and S. Kharfouchi, Using a generalised method of moment approach and 2D-generalised autoregressive conditional heteroscedasticity modeling for denoising ultrasound images, IET Image processing, 12(11), p. 2011 – 2022 (2018).

## **Communications Internationales :**

2- S. Raslain, F. Hachouf and S. Kharfouchi, Using 2D ARMA-GARCH for ultrasound images denoising, IEEE International Conference on Image Processing. ICIP, september 17-20, 2017, Beijing, China.

3- S. Raslain, M. Hacini and F. Hachouf, Adaptive filtering of ultrasound images based on local statistics, international conference on Signal, Image, Vision and their Applications, November 23-25 2015, Guelma, Algeria.

## **Communications nationales :**

4- S. Kharfouchi, F. Hachouf, S. Raslain, A. Boulemnadjel, Modélisation stochastique pour l'aide au diagnostic en imagerie ultrasonore, Premières journées dédiées a la recherche, faculté de médecine, Constantine3, Algérie, 14 et 15 Décembre 2016.