

**République Algérienne Démocratique et Populaire**  
**Ministère de l'enseignement supérieur et de la Recherche Scientifique**



**Université Constantine 1**  
**Département d'Electronique**  
**Laboratoire d'Automatique et de Robotique**



## **THÈSE**

Pour l'obtention du grade de

**DOCTEUR EN SCIENCES DE  
L'UNIVERSITE CONSTANTINE I**

DÉPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

Option : Contrôle, Spécialité : Traitement d'image

Présentée par

**Meriem HACINI**

---

# **Restauration d'Images par les Méthodes Variationnelles**

---

Soutenue publiquement le 26/06/2014, devant le jury composé de

### **JURY**

<b>K.BELARBI</b>	Professeur Université Constantine 1	Président de jury
<b>F.HACHOUF</b>	Professeur Université Constantine 1	Rapporteur
<b>K.DJEMAL</b>	Maitre de conférences université Evry	Co-Rapporteur
<b>S. BENABDELKADER</b>	Maitre de conférences Université Batna	Examineur
<b>M.C. BATOCHE</b>	Professeur Université Constantine 2	Examineur
<b>M.KHAMADJA</b>	Professeur Université Constantine 1	Examineur

**UC1 2014**

---

Laboratoire d'Automatique et de Robotique, Université Constantine 1  
Route d'Ain el Bey, 25000, Constantine, Algérie



---

# Remerciements

L'écriture de ces quelques lignes marque la fin de plusieurs d'années de travail et de collaboration avec de nombreuses personnes. Des remerciements s'imposent et pourtant difficile est l'exercice qui consiste à remercier chacun à sa juste valeur. L'accomplissement en la matière étant une tâche ardue, j'espère que ces quelques lignes arriveront à exprimer ma gratitude à toutes les personnes qui m'ont soutenue et encouragée durant ce parcours.

Je remercie le professeur Fella HACHOUF directrice de ma thèse pour m'avoir accordé sa confiance en me permettant d'effectuer ma thèse, qui m'a amicalement conseillé tout au long de ce travail et qui m'a proposé un cadre de travail très favorable.

Je remercie également mon Co-encadreur Monsieur Khalifa DJEMAL de m'avoir accueilli au sein du laboratoire IBISC, pour m'avoir consacré beaucoup de son temps pour ces conseils et pour les nombreuses discussions sur les problèmes de mes travaux durant mes séjours. Sa compétence, sa grande rigueur scientifique m'ont été très précieuse. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

Je suis sensible à l'honneur que me fait monsieur Khaled BELARBI, professeur à l'université Constantine 1, en acceptant de présider le jury de cette thèse.

Je remercie vivement Mr Mohamed. Chawki. BATOUCHE professeur à l'université Constantine 2, et Mme Souad. BENABDELKADER maître de conférences à l'université de Batna, Mr Mohamed. KHAMADJA professeur à l'université de Constantine 1 d'avoir accepté la lourde tâche de rapporteurs et d'avoir consacré un temps précieux à l'examen de ce manuscrit.

Moins mémorables auraient été ces années sans le soutien des membres du Laboratoire d'automatique et de Robotique, passés et présents. Merci de votre amitié et de votre aide !!!

Un grand merci à une personne toute particulière et cher à mon cœur, je la remercie pour ses encouragements, son aide, ses mots gentils et toute la disponibilité qu'elle m'a accordée tout au long de ces années. Merci à toi.

Enfin, j'adresse une pensée à ma grande famille et notamment ma mère. Cette page serait loin de suffire pour vous exprimer toute ma reconnaissance et mon affection.



---

# Table des matières

Remerciement		
Résumé		
Abstract		
Index des symboles	i	
Introduction générale	1	
Contexte et motivations	1	
Contribution et plan du manuscrit	2	
<b>I</b>	<b>Formation et caractérisation des images ultrasonores</b>	<b>4</b>
1	Introduction	4
2	Formation de l'image échographique	5
2.1	L'acquisition du signal	6
2.1.1.	Principe physique sous-jacent	6
2.1.2.	Réflexion et Réfraction	7
2.1.3.	Diffusion dans les tissus	9
2.1.4.	Formation de l'onde	10
2.1.4.1.	Production et réception des ultrasons	10
2.2	Les sondes échographiques	11
2.2.1.	Les sondes à balayages mécanique	13
2.2.2.	Les sondes à balayage électronique	13
2.3.	Formation de l'image échographique	14
2.3.1.	De la réception de l'écho a signal numérique unidimensionnel	15
2.3.2.	Du signal numérique 1D à l'image échographique 2D	16
2.3.3.	Les principaux modes de visualisation	17
3	Caractérisation de l'image échographique	19
3.1	Résolution d'une image échographique	19
3.1.1.	Résolution axiale	19
3.1.2.	Résolution latérale	19
3.2.	Bruit et artefacts d'une image échographique	20

	3. 2. 1. Origine du speckle	20
	3. 2. 2. Les modèles statistiques su speckle dans les images échographiques	21
	3.2.2.1. Modèle de Rayleigh	21
	3.2.2.2. Modèle de Rice	22
	3. 2. 3. Modèle de speckle développé	23
	3.2.3.1. Modèle de la K-distribution	23
	3.2.3.2. Modèle de la K-distribution Homodyne	24
	3. 2. 4. Modèle indépendants de la statistique du speckle	24
	3.2.4.1. Modèle de Nakagami	24
	3.2.4.2. Modèle de la distribution Gamma généralisée	25
	<b>3. 3. Relation entre pixels voisins</b>	<b>25</b>
<b>4</b>	<b>Conclusion</b>	<b>26</b>
<b>II</b>	<b>Le filtrage d'images échographiques dans la littérature</b>	<b>27</b>
<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>27</b>
<b>2</b>	<b>Différents algorithmes traditionnels de filtrage</b>	<b>28</b>
	<b>2. 1. Filtres adaptatifs</b>	<b>29</b>
	2.1.1. Filtres basés sur l'erreur quadratique moyenne minimale	29
	2.1.1.1. Filtre de Kuan	30
	2.1.1.2. Filtre de Lee	31
	2.1.1.3. Filtre de Frost	31
	2.1.1.4. Filtre de Lee et Frost modifiés	32
	2. 1. 2. Filtres reposant sur le filtre moyeneur	33
	2. 1. 3. Filtre stochastiques	33
	2. 1. 4. Filtres bayésiens	34
	2.1.4.1. Filtre Gamma-MAP	34
	2.1.4.2. Filtre Rayleigh	35
	2.1.4.3. Filtre Nakagami	35
	<b>2. 2. Méthodes non-locales</b>	<b>35</b>
	2. 2. 1. Filtre des moyennes non locales	35
	2. 2. 2. Filtre des moyennes non locales bayésiennes par blocs	36

	2. 3.	Filtres basée sur le phénomène de diffusion	37
	2. 4.	Filtres basée sur la transformée en Ondelettes	39
3		La Variation Totale	40
	3. 1.	Fonctions à variation bornée	41
	3. 2.	La régularisation de la Variation Totale en Traitement d'images	44
4		Conclusion	54
III		<b>AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale multiplicative et pondéré.</b>	<b>55</b>
	1	Introduction	55
	2	Modèle proposée	56
	2. 1.	Modèle de bruit dans les images échographiques	57
	2. 2.	AWMTVR, un algorithme de filtrage basé sur la Variation Totale	58
		2.2.1. Le minimum local	59
		2.2.2. Algorithme	61
	2. 4.	Mécanisme de la fenêtre adaptative	64
3		Conclusion	66
VI		<b>Résultats et Comparaison</b>	<b>68</b>
	1	Evaluations sur des images synthétiques	68
	1. 1.	Le critère d'arrêt	69
	1. 2.	Evaluations quantitatives des performances	69
		1.2.1. Figure du mérite de Pratt	69
		1.2.2. Test de réduction du bruit de speckle	70
		1.2.3. Test basée sur la similarité des structures	71
		1.2.4. Le test de similarité des caractéristiques	71
		1.2.5. Le test de Qualité de l'image	72
	2	Résultats et Comparaison	74
	3	Expériences sur des images ultrasonores réelles	81
	4	Conclusion	88
		Conclusion et Perspectives	89
		Références Bibliographique	93
		Liste des publications	106

# Table des figures

1.1	Phénomène de réfraction	8
1.2	Image synthétique et résultat de la simulation échographique de cette image.	9
1.3	Fonctionnement du transducteur en émission [3]	11
1.4	Fonctionnement du transducteur en réception [3]	11
1.5	Fonctionnement d'une sonde à balayage mécanique.	13
1.6	Image d'une sonde à balayage linéaire.	14
1.7	Image d'une sonde à balayage sectoriel.	14
1.8	Schéma du fonctionnement standard d'un échographe.	15
1.9	Passage du signal numérique 1D à l'image échographique 2D.	17
1.10	Image de fantôme abdominal en mode B.	19
1.11	Représentation du signal échographique en utilisant le mode TM.	19
2.1	Effets de la minimisation de la Variation Totale dépendant de la non unicité de la définition de la variation totale (TV)	45
2.2.	Illustration des effets de la minimisation de la TV sur un signal a une dimension (1D).	49
2.3.	Illustration de la perte systématique de contraste par la minimisation de la TV sur un signal a une dimension (1D).	52
2.4.	Illustre une décomposition bande dessinée –Texture obtenu par le modèle de ROF	53
3. 1	Variation de la fonction $\delta$ par rapport aux nombre d'itérations.	63
3. 2	Les cinq directions calculées autour du pixel $(i, j)$	65
3. 3	Fenêtre Adaptative (Fenêtre blanches) utilisé dans la méthode proposée AWMTVR	66
4. 1.	Images originales. (a) Une image avec des barres intersectées dans différentes positions et orientations. (b): Une image fantôme avec différentes formes circulaires.	74
4. 2	Capacité de l'algorithmme proposée à éliminer le bruit de Speckle pour différentes valeurs.	75

4. 3	Comparaison entre le PSNR et le NMSE pour différentes forces de speckle sur l'image fantôme (figure 4. 1(b)) corrompu par un bruit de speckle.	75
4. 4	(a) Image bruitée par un bruit de speckle ; (b) filtrée avec la méthode WMTVR traditionnel, (c) en utilisant le filtre adaptative AWMTVR. Dans la deuxième ligne (d, e, f) : la carte du gradient de l'image bruitée et des images filtrées.	77
4. 5	Tracé du paramètre $\alpha$ instantanée en fonction du nombre d'itérations sur deux points critiques.	80
4. 6	Comparaison de différentes méthodes de réduction de speckle.	81
4. 7	Comparaison avec les différentes méthodes sur des images échographiques.	82
4. 8	Signal correspondant à une ligne,	84
4. 9	Signal correspondant à une ligne.	85
4. 10	Signal correspondant à une ligne,	86
4. 11	Minimisation en fonction du nombre d'itérations	87
4. 12	Fonctions de tests en fonction du nombre d'itérations	87

# Liste des tableaux

4.1	Les valeurs du FOM ; PSNR, NMSE, MSSIM, FSIM et Q appliquées avec différents filtres calculées sur deux images synthétiques	78
4.2	Temps d'exécution des méthodes	79

# Résumé

Les images échographiques sont corrompues par un bruit multiplicatif – le speckle –, ce qui rend difficile l'analyse d'images de haut niveau. Afin de résoudre la difficulté de concevoir un filtre efficace pour la réduction du bruit de speckle, nous proposons une nouvelle approche pour le débruitage d'images et de préservation des caractéristiques importantes de l'image. Cette méthode combine une fonction coût basé sur le modèle de bruit de Loupas et *al.* et une fonction Variation Totale pondérée (WTV) comme un facteur multiplicatif de la fonction de coût. Le processus de débruitage est réalisé en utilisant une méthode de régularisation multiplicative à travers une fenêtre adaptative dont les formes, les tailles et les orientations varient avec la structure de l'image. Au lieu d'effectuer le lissage uniforme, le procédé est réalisé dans des orientations privilégiées, plus dans les zones homogènes que dans les zones de contours afin de préserver les contours, tout en réduisant le bruit de speckle à l'intérieur des régions. Les résultats quantitatifs sur des images synthétiques et réelles ont démontré l'efficacité et la robustesse de la méthode proposée par rapport aux méthodes établies dans l'état de l'art. Le speckle est réduit tandis que les contours et les détails et des structures de l'image sont conservés.

## **Mots clés :**

Variation Totale pondéré, Régularisation Multiplicative, Filtre Adaptatif, Speckle, Images Ultrasonore, Restauration

# Abstract

Ultrasound images are corrupted by a multiplicative noise – the speckle –, which makes hard high-level image analysis. In order to solve the difficulty of designing a filter for an effective speckle removing, we propose a new approach for de-noising images while preserving important features. This method combines a data misfit function based on Loupas *et al.* model and a Weighted Total Variation (WTV) function as a multiplicative factor in the cost functional. The de-noising process is performed using a multiplicative regularization method through an adaptive window whose shapes, sizes and orientations vary with the image structure. Instead of performing the smoothing uniformly, the process is achieved in preferred orientations, more in homogeneous areas than in detailed ones to preserve region boundaries while reducing speckle noise within regions. Quantitative results on synthetic and real images have demonstrated the efficiency and the robustness of the proposed method compared to well-established and state-of-the-art methods. The speckle is removed while edges and structural details of the image are preserved.

## **Keywords:**

Weighted total variation, Multiplicative regularization, Adaptive filter, Speckle, Ultrasound images, Restoration

## ملخص:

صور الموجات فوق صوتية تتعرض للتلف أو العطب عن طريق ضجيج مضاعف -الرقطة- (والتي تعني البقع المنقطة بالسواد والبياض) مما يجعل من الصعب تحليل الصورة العالية الجودة. من أجل حل صعوبة تصميم مصفي أو منقي فعال قادر على إزالة ~الرقطة~, نقتراح مقارنة أو نهج جديد لتقليل الضجيج على الصورة مع الحفاظ على سماتها ومميزاتها حيث العامل Loupas الهامة. هذه العملية المقترحة تجمع بين دالة تكاليف البيانات على أساس نموذج الباحث تتم عملية تقليل الضوضاء أو الضجيج باستخدام (WTV) مضاعف في دالة التكاليف. وهي دالة المتغير الكلي المتزن طريقة التنظيم المضاعف من خلال النوافذ التكميلية التي تعطي الأشكال، والأحجام والتوجيهات المتغيرة مع بنية الصورة، بدلاً من تنفيذ تلميس أو تمهيد بشكل موحد، يتم تنفيذ العملية عن طريق التوجيهات المفضلة، في أكثر المناطق تجانساً من تلك التي تنطوي على مشاكل من أجل الحفاظ على الأطراف أو الحدود، مع الحد من الضجيج والضوضاء ~الرقطة~ داخل المناطق. وقد أظهرت كمية النتائج على الصور التركيبية والحقيقية كفاءة وقوة الطريقة المقترحة بالمقارنة مع الطرق التي أنشأت في حالة التقنية الصناعية فيتم تقليل ~الرقطة~ في حين يتم الاحتفاظ بالحواف وتفاصيل هيكل الصورة.

## كلمات الهيم:

المتغير الكلي المتزن، التنظيم المضاعف، المنقي التكميلي، الرقطة (البقع الملونة بالأسود والابيض)، صور الموجات ترميم ومعالجة الصورة، فوق الصوتية.

# Index des symboles

Symboles	Significations
$d(x, y)$	Image bruitée observée
$\bar{d}(x, y)$	Image moyenne
$f(x, y)$	Image originale
$\hat{f}(x, y)$	Solution approximative
$b(x, y)$	Bruit Gaussien de moyenne nulle et d'écart type $\sigma_b$
$J_{TV}(f, \Omega)$	Fonction de Variation Total Pondéré
$W(f)$	Fonction de pondération
$J_R(f, \Omega)$	Fonction de Régularisation
$J(d, f, \Omega)$	Fonction cout
$\eta_R$	Facteur de Normalisation de la fonction de Régularisation
$\delta^2$	Paramètre de direction positive
$\zeta$	Image de mise à jour par la méthode du gradient conjugué
$g$	Gradient de la fonction cout
$g_{TV}$	Gradient de la fonction de Variation Totale
$g_R$	Gradient de la fonction de Régularisation
$\Omega$	Un domaine borné $\Omega \subset \mathfrak{R}^2$
$N_\Omega$	Aire du domaine $\Omega$
$\nabla f_{i,j} := \begin{pmatrix} f_x(i, j) \\ f_y(i, j) \end{pmatrix}$	
$= \begin{pmatrix} \frac{\partial f_{i,j}}{\partial x} \\ \frac{\partial f_{i,j}}{\partial y} \end{pmatrix}$	Gradient discret
$df$	Dérivée au sens des distributions de $f$ .

$$d^2 f$$

$$\operatorname{div}(f) = \sum_{i=1}^N \frac{\partial f}{\partial x_i}$$

$$(\nabla^2 f)_{(i,j)} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$$

$$\Delta f = \sum_{i=1}^N \frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2}$$

$$g^*$$

$$\langle d, f \rangle$$

$$TV = \int_{\Omega} |\nabla f_{x,y}| \, dx dy$$

$$\|f\|_{\Omega} \approx \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |\nabla f_{i,j}|$$

Hessienne de  $f$  (les dérivées sont prises au sens des distributions).

Opérateur de divergence

Matrice Hessienne de  $f$  au sens classique.

Opérateur Laplacien

Complexe conjugué de  $g$

Produit scalaire calculé comme suit :

$$\langle d, f \rangle_{\Omega} = \int_{\Omega} d(x, y) \cdot \bar{f}(x, y) \, dx dy$$

La variation Totale

La norme sur un domaine borné  $\Omega$

---

# Introduction générale

## Contexte et motivation

Les images sont les principales sources d'informations dans de nombreuses applications. Cependant la plupart des images traitées sont entachées de bruits dus à différentes sources. Conformément à la dépendance à l'égard du contenu de l'image, le bruit peut être indépendant de l'image (par exemple, la communication d'interférences ou le bruit thermique). Il peut être dépendant de l'image (par exemple, le grain photographique). De plus, le bruit peut être additif, multiplicatif ou convolutif. En l'absence d'information a priori sur la distribution spectrale SNR largement utilisée dans la restauration d'images, le bruit est supprimé de façon indépendante de son spectre de puissance sans tenir compte de l'importance d'une composante spectrale pour le contenu de l'image. Le degré avec lequel la fenêtre de suppression du bruit doit être appliquée est alors compromis entre le lissage souhaité conduisant à une amélioration de l'ensemble du SNR d'une part et, d'autre part à la perte de l'information utile et, éventuellement de l'agréable sensation de netteté.

Dans ce contexte, le débruitage des images échographiques est particulièrement difficile en raison de la texture particulière de ces images. Le bruit, souvent dénommé « speckle », est un bruit multiplicatif est dépendant du signal. C'est pourquoi la nécessité de

mettre au point des techniques de débruitage d'images efficace. Toutefois, les performances du débruitage des images échographiques dépendent principalement de la méthode utilisée.

Dans ce domaine, plusieurs filtres ont été proposés. Cependant, ils ne sont pas adaptés au débruitage des images échographiques dû à la nature du bruit qui caractérise ce type d'images. En effet, la présence du speckle modifie fortement les statistiques de l'image, ce qui rend l'utilisation de ces algorithmes très difficiles,

De nouvelles techniques de débruitage des images échographiques sont apparues et présentent de nos jours un intérêt croissant. Contrairement aux méthodes de débruitage classique, ces nouvelles techniques permettent d'améliorer d'avantage la qualité de ce type d'images.

En effet, le filtrage et la restauration des images échographiques jouent un rôle primordial pour un diagnostic médical. Cette première étape de prétraitement est nécessaire pour les étapes de traitements en aval telles que la segmentation, l'analyse, l'interprétation qui aident les spécialistes de prendre une décision adéquate.

Dans ce travail de thèse, nous avons développé une méthode de restauration d'images échographiques. La méthode est basée sur la minimisation sous contraintes de la variation totale avec une régularisation multiplicative. L'optimisation se fait de manière automatique sur des fenêtres locales, dont la forme, la taille et l'orientation sont adaptatives.

## **Contribution et plan du manuscrit**

Le premier chapitre introduit les principales modalités de formation des images échographiques. Il rappelle en particulier dans un premier temps le processus de formation allant de l'acquisition jusqu'aux principaux modes de visualisation. Dans un second temps, il

## Introduction générale

présente les différents aspects caractérisant une image échographique et se termine par l'introduction du speckle principal bruit connu pour ce mode d'imagerie.

Un état de l'art sur les méthodes de restauration et filtrage des images échographiques est présenté dans le deuxième chapitre. En effet, après une présentation exhaustive des différentes approches comme les filtres adaptatifs, les méthodes fondées sur le principe de la diffusion etc., le chapitre se termine par une section conséquente sur les méthodes de restauration utilisant sur la minimisation de la variation totale.

Le troisième chapitre présente une méthode de restauration d'images échographiques faisant appel à la régularisation multiplicative et pondérée qui constitue la principale contribution de la thèse. L'approche de restauration utilisée la minimisation d'un critère sous contraintes, elle permet de calculer localement les différents paramètres à travers une fenêtre d'analyse adaptative, ce qui justifie la robustesse au bruit et la qualité des résultats obtenus.

Les expérimentations de validation de la méthode sont présentées dans le quatrième 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 proposée. La deuxième partie du chapitre est consacrée aux comparaisons des résultats obtenus sur des images échographiques réelles. L'étude conforte les résultats précédents et prouve la robustesse de la méthode de restauration. Le chapitre se termine par différentes courbes illustrant la convergence de certains paramètres de l'algorithme.

Le manuscrit s'achève par une conclusion générale et des perspectives pertinentes.

---

---

# Chapitre I

---

## Formation et caractérisation des images Échographiques

Dans ce chapitre nous présentons les principes physiques 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.

### 1 Introduction

Pour les échos, les années 1950 marquèrent le passage d'une utilisation purement militaire, à une utilisation civile et plus particulièrement médicale, avec la présentation du premier échographe par J.J Wild et J. Reid longtemps destinés à la recherche des tumeurs faciales. C'est grâce à l'obstétrique qu'ils acquerront dans les années 1970 leurs lettres de noblesse.

Aujourd'hui, l'échographie 2D n'est plus seulement réservée à l'obstétrique mais recouvre une large palette d'applications médicales. C'est un mode d'imagerie largement

## **Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques**

plébiscité en raison de son faible coût, de l'innocuité de l'examen liée à son caractère non invasif, de sa portabilité et de son excellente résolution temporelle.

Toutefois, ce tableau flatteur se doit d'être nuancé. L'échographie, si elle possède une excellente résolution temporelle, 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. 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.

### **2 Formation de l'image échographique**

Le principe général de l'imagerie échographique 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.

# Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

## 2.1 L'acquisition du signal

Une 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<sup>1</sup> est en réalité utilisé en raison de la trop grande différence d'impédance<sup>2</sup> entre la sonde et l'air). Elle est équipée d'un dispositif qui émet de courtes impulsions ultra-sonores qui se propagent profondément dans le corps et dont une partie est reflétée par les structures anatomiques.

Les échos sont caractérisés par leur fréquence. Plus elle est basse, plus la capacité de pénétration des échos est élevée et moins la résolution est bonne. 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 20MHz et sont de l'ordre de 3.5 à 5MHz dans le cas de l'échographie abdomino-pelvienne, ce qui explique la faible résolution des images [2].

### 2.1.1 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

---

<sup>1</sup> Constitué d'eau et ayant pour rôle l'adaptation de l'impédance entre la sonde et la peau [1]

<sup>2</sup> L'impédance acoustique  $Z$  représente la résistance du milieu à la propagation de l'onde.

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

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 réfléchi 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 I.1 :

$$Z = \rho c \quad (\text{I. 1})$$

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 [3].

### 2.1.2 Réflexion et Réfraction

L'échogénéicité d'une interface<sup>3</sup> 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 réfléchi (l'onde réfléchi) et l'autre partie traverse l'interface et continue sa propagation (l'onde transmise (voir figure I.1)). Dans le cas particulier où

---

<sup>3</sup> 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.

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

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 réfléchi 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 [4] et on définit les équations suivantes pour les coefficients de réflexion R et de transmission T.

$$\begin{aligned} R &= \frac{Z_2 \cos(\theta_i) - Z_1 \cos(\theta_r)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_r)} \\ T &= \frac{2Z_1 \cos(\theta_i)}{Z_2 \cos(\theta_i) + Z_1 \cos(\theta_r)} \end{aligned} \quad (I.2)$$

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 [4].

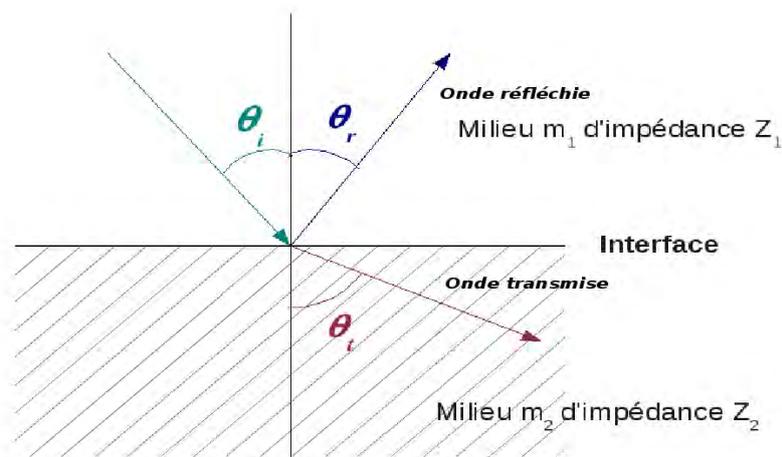


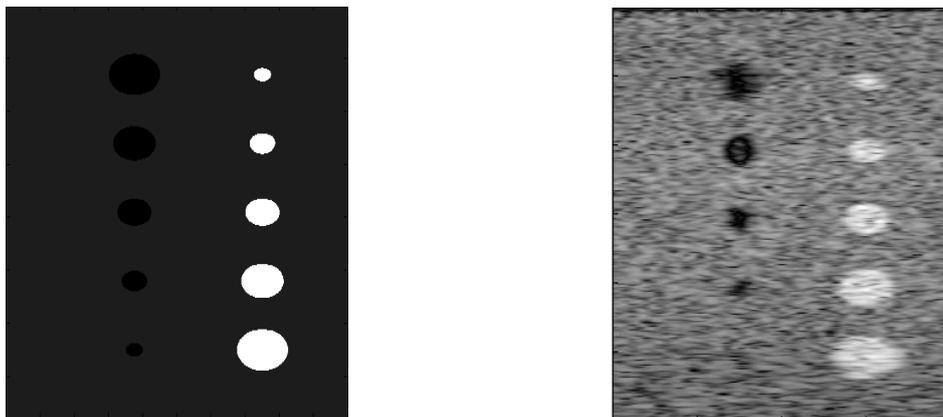
Figure I.1. Phénomène de réfraction

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

### 2.1.3 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 (cf. section 3.2.1). 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



**Figure I.2.** On y représente une image synthétique ainsi que sa simulation échographique.

La plupart des images échographiques sont ainsi formées par les échos de réflexion diffuse sur les surfaces irrégulières et les échos de dispersion dans les milieux hétérogènes.

## **Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques**

### **2.1.4 Formation de l'onde**

#### **2.1.4.1. 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 des salves est très courte, de l'ordre de quelque microseconde, et correspond à l'émission de 3 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 signal, 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 I.3).

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 I.4.

# Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

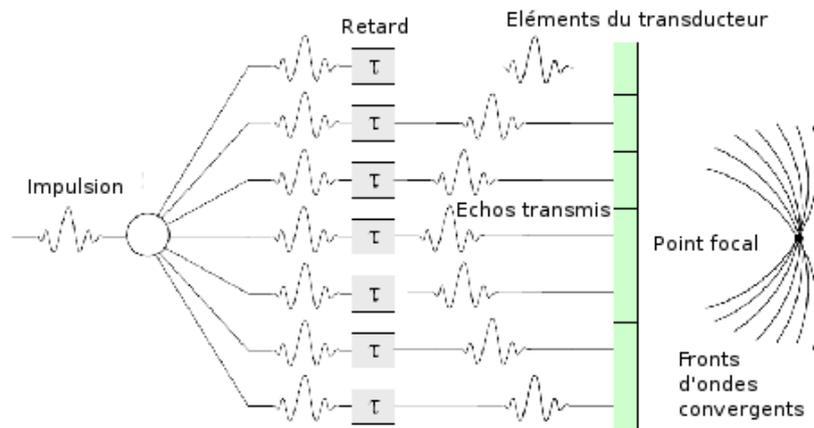


Figure I.3. Fonctionnement du transducteur en émission [3]

Si l'on ajuste l'amplitude et le retard sur les signaux reçus par 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 [5].

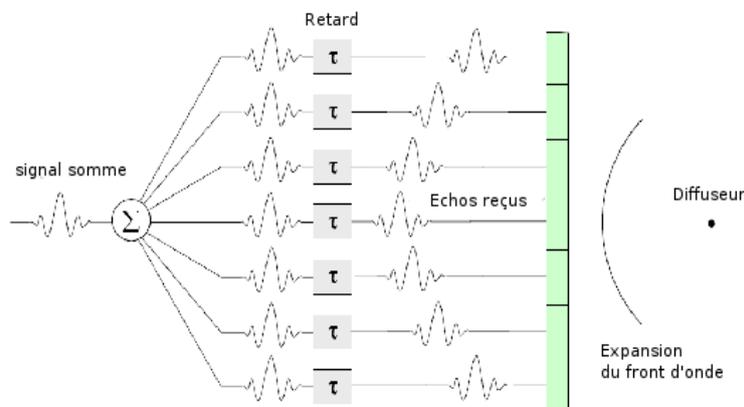


Figure I.4. Fonctionnement du transducteur en réception [3]

## 2.2 Les sondes échographiques

La sonde constitue le maillon essentiel de la chaîne échographique : elle conditionne en effet la qualité de l'image. Elle offre la particularité remarquable d'être à la fois un émetteur et un récepteur : elle transforme l'impulsion électrique en onde ultrasonore puis convertit

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

les informations ultrasonores en signaux électriques. C'est un transformateur d'énergie, un transducteur.

Cette transformation d'énergie s'effectue grâce au phénomène de piézo-électricité. Ce phénomène se caractérise par l'apparition de charges électriques sur les faces d'un matériau dit piézo-électrique, lorsque ses faces sont soumises à une contrainte mécanique (effet direct). Ce même matériau voit son épaisseur se modifier lorsque ses faces sont soumises à une différence de potentiel (effet piézo-électrique indirect).

Un générateur de courant délivre des impulsions électriques de haute fréquence qui sont appliquées à la surface d'une céramique: cette dernière voit son épaisseur varier si la fréquence des impulsions est de l'ordre de grandeur de sa fréquence de résonance (effet piézo-électrique indirect). Ces vibrations mécaniques se transmettent de proche en proche; il y'a production d'ultrasons si la fréquence est comprise entre 2 et 10 MHz.

L'excitation de la céramique avec ce courant de haute fréquence se fait par courtes impulsions de 1 à 2 ms répétées à intervalles réguliers : fréquence de récurrence de 2KHz.

Les contraintes mécaniques dues aux variations de pression des ondes réfléchies dans l'organisme font apparaitre à la surface de la céramique de la sonde des différences de potentiel dont la fréquence correspond à celle de l'onde réfléchie et dont l'intensité dépend de l'intensité de l'écho.

On ne parlera pas ici des problèmes de focalisation qui, s'ils sont primordiaux dans le fonctionnement des échographes, ne nous paraissent pas fondamentaux pour expliquer le processus de formation des images, objectif premier de ce chapitre.

La section suivante va effectuer un bref survol des différents types de sondes utilisées en imagerie échographique.

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

### 2.2.1 Les sondes à balayage mécanique

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 [6]. Elles disposent de plus d'une mauvaise résolution latérale et ne sont donc guère plus utilisées en médecine.

### 2.2.2 Les sondes à balayage électronique

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

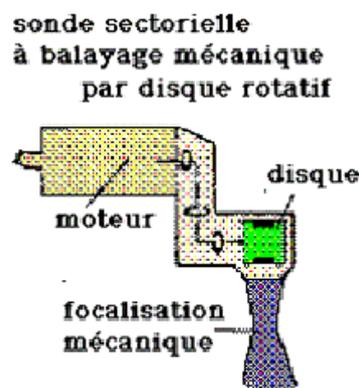


Figure I.5. Fonctionnement d'une sonde à balayage mécanique

**Les sondes à balayage linéaire** : Afin d'explorer le plan de coupe ligne par ligne, une centaine d'éléments piézo-électriques sont positionnés afin de former une longue barrette. Le balayage est ainsi réalisé par "translation de l'ouverture, élément par

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

élément"[6] de cette barrette. Ces lignes sont, par ailleurs, espacées entre elles d'une distance de l'ordre du millimètre.

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).



Figure I.6. Image d'une sonde à balayage linéaire

**Les 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.



Figure I.7. Image d'une sonde à balayage sectoriel

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 [6].

### 2.3 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 [7]: la sonde émet des ultrasons puis les réceptionne, les transforme en

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

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 I.8.

### 2.3.1 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.

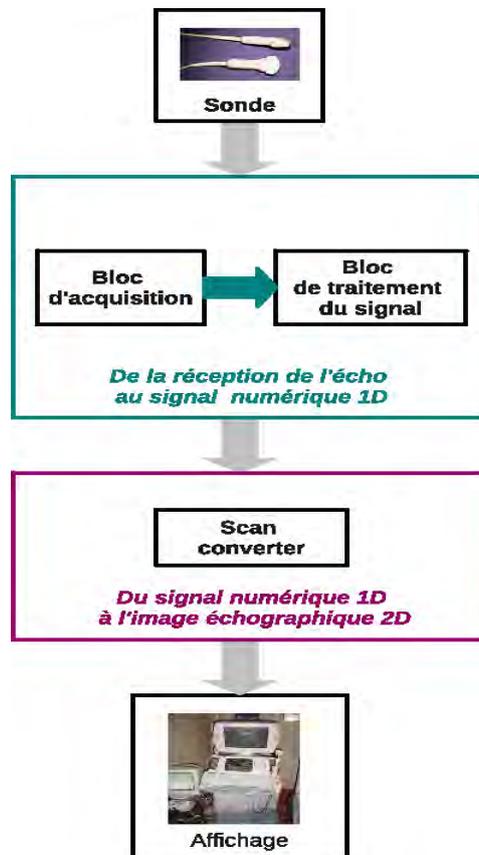


Figure I. 8. Schéma du fonctionnement standard d'un échographe

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

Une fois le signal transmis au bloc de traitement du signal, il est filtré, démodulé<sup>4</sup> 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 [7].

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 [4], et qui induit un appauvrissement de l'information contenue dans le signal final par rapport au signal original.

### 2.3.2 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. La figure I.9 récapitule les différentes étapes.

---

<sup>4</sup> La modulation consiste en la modification du signal brut en une forme adaptée au canal de transmission utilisé. L'opération inverse, la démodulation, effectuée en réception, consiste en la récupération du signal brut à partir de sa forme modulée.

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

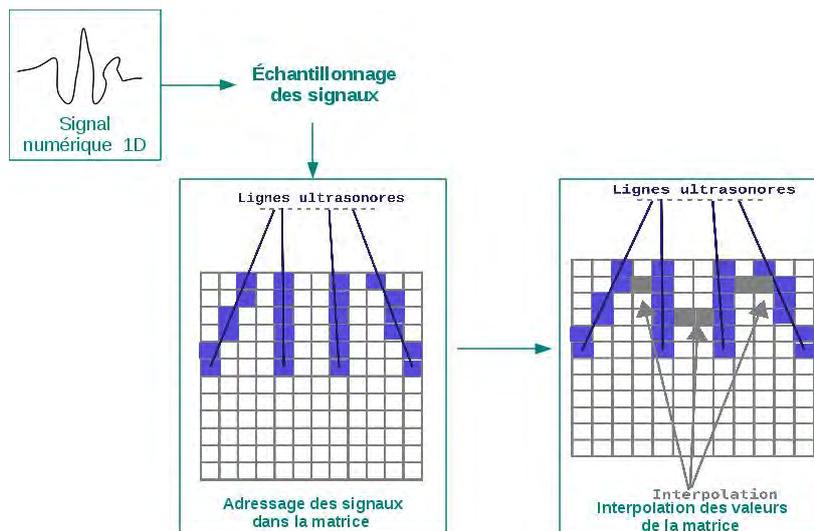


Figure I.9. Passage du signal numérique 1D à l'image échographique 2D

**Échantillonnage des signaux** : Le signal reçu par le convertisseur-échantillonneur est échantillonné afin d'être adressé dans une matrice  $512 \times 512$  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  $512 \times 512$ , 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 [4]. Un lissage temporel est également effectué.

### 2.3.3 Les principaux modes de visualisation

Le traitement et la visualisation des signaux ultrasonores reposent sur un certain nombre d'hypothèses, parfois simplificatrices, qui génèrent dans certains cas un bruit

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

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 simplificatrices 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. Guère plus usité, 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.

**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 [4].

La profondeur du tissu est représentée sur l'axe des ordonnées et la position le long du transducteur sur l'axe des abscisses (figure I.10).

**Le mode TM (Temps/Mouvement)** : Ce mode représente la distance entre la sonde et les structures échogènes en fonction du temps (figure I.11) et est souvent utilisé en imagerie cardiaque.

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques



Figure I.10. Image de fantôme abdominal en mode B

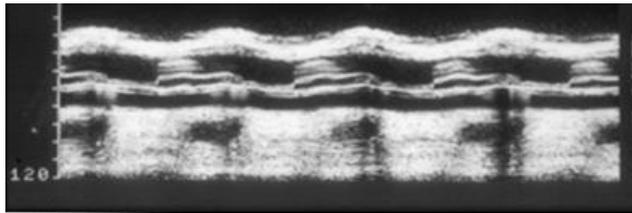


Figure I.11. Représentation du signal échographique en utilisant le mode TM

### 3 Caractérisation d'une image échographique

#### 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.

##### 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 [9]. Plus l'impulsion transmise est brève, plus la bande passante est importante et la résolution axiale élevée.

##### 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

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

faisceau. Optimale à la distance focale<sup>5</sup> (zone où elle est généralement donnée), la résolution latérale se dégrade en fonction de l'éloignement par rapport à cette zone [9]. En général, la résolution axiale est meilleure que la résolution latérale.

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

#### 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 [8].

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 [2].

---

<sup>5</sup> *Mesure de la capacité de convergence ou de divergence d'un système optique.*

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

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.

### 3. 2. 2 Les modèles statistiques du speckle dans les images échographiques

#### 3. 2. 2. 1. Modèle de Rayleigh

Introduit par Goodman [10] 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 [11].

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 [12]:

$$Z = Z_r + jZ_i \quad (\text{I. 3})$$

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 :

$$p_{z_r z_i}(Z_r, Z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{Z_r^2 + Z_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{I. 4})$$

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

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

$$p_x(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (I.5)$$

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, suppose un speckle totalement développé. Il suppose également l'absence de composante cohérente. Afin d'expliquer la notion de composante cohérente, nous allons considérer le cas d'une onde réfléchie 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. Le non prise en compte de cette composante peut amener à occulter une partie du signal et à créer d'importants artefacts.

### 3. 2. 2. 2. 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.

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

En effet, dans le cas de la présence d'une composante cohérentes, Dutt [11] a proposé de modifier la fonction de densité jointe précédente de la manière suivante :

$$p_{z_r z_i}(Z_r, Z_i) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(Z_r + s)^2 + Z_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (I.6)$$

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

$$p_x(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + s^2}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{sx}{\sigma^2}\right) \quad (I.7)$$

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.

### 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.

#### 3.2.3.1. Modèle de la K-distribution

Le modèle de la K-distribution, introduit par Jakeman [13], permet la modélisation du speckle partiellement développé mais également celui du speckle totalement

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

développé. 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 :

$$p_x(x) = \frac{2x}{\Gamma(\alpha)} \left[ \frac{bx}{2} \right]^\alpha K_{\alpha-1}(bx) \quad (I.8)$$

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.

### 3.2.3. 2. Modèle de la K-distribution Homodyne

Le modèle de la K-distribution Homodyne présenté par Dutt et Greenleaf [14] 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.

### 3.2.4 Modèles indépendants de la statistique du speckle

#### 3.2.4. 1. Modèle de Nakagami

La distribution de Nakagami, proposée initialement pour les applications radar [15] et appliquée à l'imagerie ultrasonore [16], 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:

## Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques

$$p_X(x) = \frac{2\mu^\mu x^{2\mu-1}}{\Gamma(\mu)\Omega^\mu} \exp\left(-\frac{\mu}{\Omega}x^2\right) \quad (\text{I. 9})$$

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.

### 3.2.4. 2. Modèle de la distribution Gamma généralisée

La distribution Gamma généralisée [17] 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.* [18] et Tauber *et al.* [4].

Sa fonction de densité de probabilité s'écrit :

$$p_X(x) = \frac{cx^{2cv-1}}{\Gamma(v)a^c v} \exp\left(-\frac{x^c}{a}\right) \quad (\text{I. 10})$$

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 [18], mais au prix d'une complexité importante.

## 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 [1]. 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<sup>6</sup> et que l'autocorrélation du signal radiofréquence était

---

<sup>6</sup> *Point Spread Function* ou *PSF* en anglais) est une fonction mathématique décrivant la réponse d'un système d'imagerie à une source ponctuelle.

## **Chapitre I. Formation et caractérisation des images échographiques**

égale à son autocovariance. Les démonstrations ayant amené à ces résultats ne seront pas présentées ici mais sont disponibles dans [12], [19] et [20].

### **4 Conclusion**

L'analyse faite dans ce chapitre 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 particulières. 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 II

---

## Filtrage et restauration des images échographiques

Comme nous l'avons constaté dans le chapitre I, durant leur formation les images échographiques sont bruitées par le speckle. Ce bruit est souvent considéré comme multiplicatif et il a suscité la curiosité d'un grand nombre de chercheurs. Dans ce cadre, nous proposons une revue détaillée des méthodes utilisées en filtrage et restauration de données échographiques. Cette revue est un préambule à la description de la méthodologie développée au cours de cette thèse et décrite dans le chapitre III.

### 1 Introduction

Massivement étudié en imagerie radar ces dernières années, le filtrage du speckle a généré une abondante littérature et le développement de nombreuses méthodes spécifiques. Avant d'entamer l'étude de cette littérature, il nous semble important de rappeler la définition du speckle, déjà présenté dans le premier chapitre de ce manuscrit. Le speckle apparaît lors de l'éclairage d'une scène par une lumière cohérente;

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

il a suscité un regain d'intérêt lors de la commercialisation des premiers lasers dans les années 1960. Lié aux interférences multiples entre les ondes réfléchies par le matériau imagé (vu comme non lisse à l'échelle des longueurs d'ondes utilisées), il n'est pas spécifique au seul domaine de l'optique mais apparaît également dans des domaines tels que l'imagerie radar à synthèse d'ouverture (RSO<sup>1</sup>) ou l'échographie.

Bruit ou information de texture, le débat sur la dualité du speckle en échographie demeure. Considéré comme une information dans le monde médical où il permet une caractérisation fine des tissus, ses caractéristiques en font un obstacle majeur. Nous avons décidé de considérer le speckle comme un bruit devant être filtré.

L'objectif de ce chapitre est de décrire les travaux existant dans le domaine du filtrage du speckle en imagerie échographique, ainsi que ceux afférant à l'imagerie radar, ceux-ci s'avérant plus abondants. Nous avons intégré ici des éléments de la littérature sur le filtrage d'image radar en raison de la grande ressemblance existante, en termes de statistique du bruit, entre les images radars et échographiques.

Dans un premier temps, nous allons présenter les algorithmes classiquement utilisés en filtrage d'images échographiques, puis une classe spécifique basée sur le phénomène de Diffusion est décrite, une autre classe basée sur les ondelettes et enfin nous terminerons par décrire les approches basées sur les méthodes variationnelles.

### 2 Différents algorithmes traditionnels de filtrage

Dans cette première section nous présentons les principaux algorithmes utilisés en filtrage du speckle. Une grande majorité de ces méthodes ont été initialement développées pour les images radars, puis réutilisée pour le débruitage des images échographiques.

---

<sup>1</sup> Radar a Synthèse d'Ouverture

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

### 2.1 Filtres adaptatifs

Les filtres adaptatifs utilisent des statistiques locales de l'image afin de modifier leur comportement. Trois grandes familles de méthodes seront présentées: la première famille, historiquement la plus ancienne, repose sur une minimisation de l'erreur quadratique moyenne. La seconde famille est une variante du filtre moyenne adaptative. La dernière famille, plus récente, utilise une évaluation locale des statistiques de l'image.

#### 2.1.1 Filtres basés sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne

Les différents filtres détaillés ci-après reposent sur une minimisation de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM) en utilisant des statistiques du second ordre. Ils sont fondés 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 coefficient 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.* [21].

Afin d'expliquer le principe de tous les filtres de la section suivante, nous avons repris les conventions de notation et modes de description utilisés par Gagnon *et al.* [22].

Nous considérons dans la suite une image  $f$ , corrompue par un bruit stationnaire multiplicatif  $b$ , tel que l'image finale,  $d$ , soit égale à  $d = fb$ .

La variable  $L$  représente une mesure du ratio signal sur bruit :  $L = \frac{\bar{d}}{\sigma_d}$ .

$\bar{d}$  est la valeur moyenne de  $d$  et  $\sigma_b$ , est l'écart-type du bruit.

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Une fois cette notation adoptée, nous allons à présent détailler quelques filtres classiques ayant rencontré une grande adhésion en termes de filtrage d'images à Radar à Synthèse d'Ouverture « RSO ».

### 2.1.1.1 Filtre de Kuan

Le filtre proposé par Kuan *et al.* [23] est un estimateur linéaire de l'erreur quadratique moyenne (EQMM). Il 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 :

$$d = f + b \quad (2.1)$$

Avec  $d$  : l'image observée,

$f$  : l'image sans bruit  $b$  le bruit. Une fois ce calcul effectué, il est dérivé afin de considérer un bruit multiplicatif de la forme  $d = f + (b - 1)f$ .

Dans un premier temps, un critère de l'EQMM est calculé par un modèle de bruit additif tel que dans l'équation (2.1). Le calcul est effectué, de manière à modifier la formule d'un bruit multiplicatif  $d = f \cdot b$  et la redéfinir sous la forme suivante  $d = f + (b - 1)f$ .

La formule de l'image débruitée  $\tilde{f}$  est ainsi estimée par la formule [22] :

$$\tilde{f} = \bar{d} + \frac{\sigma_f^2 (d - \bar{d})}{\sigma_f^2 + (\bar{d}^2 + \sigma_f^2)/L} \quad (2.2)$$

Avec

$$\sigma_f^2 = \frac{L\sigma_d^2 - \bar{d}^2}{L + 1} \quad (2.3)$$

On a donc

$$\tilde{f} = \bar{d} + k(d - \bar{d}) \quad (2.4)$$

Avec  $k = \frac{\sigma_f^2}{\sigma_f^2 + (\bar{d}^2 + \sigma_f^2)/L}$ , le gain du filtre [22].

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Sur une zone homogène, la valeur du gain est très faible et le filtre peut donc être approximé par un filtre moyenneur [21]. 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.

### 2.1.1. 2 Filtre de Lee

En effectuant l'approximation d'une distribution Gaussienne, Lee *et al.* [24] développent en 1980 une méthode de filtrage qui effectue une approximation linéaire du bruit et diffère principalement de la précédente par le terme  $\frac{\sigma_f^2}{L}$  qui n'existe pas dans cette version du filtre. Une image débruitée par le filtre de Lee, le sera donc selon la formule :

$$\tilde{f} = \bar{d} + \frac{\sigma_f^2(d - \bar{d})}{\sigma_f^2 + \bar{d}^2/L} \quad (2.5)$$

Avec

$$\sigma_f^2 = \frac{L\sigma_d^2 - \bar{d}^2}{L + 1} \quad (2.6)$$

### 2.1.1. 3 Filtre de Frost

A l'inverse des deux algorithmes précédents, le filtre de Frost [25] utilise une certaine modélisation de la réflectivité de la scène. Il peut, de plus, être considéré comme une variante du filtre de Wiener [26], adapté au bruit multiplicatif. Cette modélisation est réalisée par le biais d'une fonction d'autocorrélation supposée exponentielle du filtre et est réalisée dans une sous-fenêtre de traitement donnée.

La réponse impulsionnelle,  $m$  a pour expression :

$$m = \exp(-KC_d(t_0)|t|), \quad C_d = \frac{\sigma_d}{\bar{d}} \quad (2.7)$$

Où  $K$  : le paramètre du filtre,

$t_0$  : le centre de la fenêtre de calcul,

$t$  : les coordonnées du pixel exprimées dans le repère  $t_0$  et

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

$|t|$ , 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  $C_d$ .  $C_d$  représente l'écart-type des intensités de l'image, divisé par leur moyenne.

Un des principaux inconvénients des filtres cités 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 en conséquence. Des filtres ont été modifiés, comme il est indiqué dans le paragraphe suivant.

### 2.1.1.4 Filtres de Lee et Frost modifiés

Une amélioration des filtres de Lee et Frost a été proposée par Lopes *et al.* [27]. 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 (ex. dans les zones texturées et les contours) et enfin la classe fortement hétérogène [21]. Les intensités des niveaux de gris de l'image répondant à la première catégorie sont simplement moyennées, celles répondant à la seconde classe 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.

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Ce filtrage est effectué par le biais de l'utilisation d'une sous-fenêtre de calcul adaptatif. 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 débruitage. 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 actuellement très utilisées à des fins de comparaison de performances. Les deux algorithmes proposés reposent sur le filtre moyenneur dont ils sont des variantes.

### 2. 1. 2 Filtres reposant sur le filtre moyenneur

Comme indiqué précédemment, le filtre d'Oddy [28] et le filtre *Adaptive Filter on Surfaces* [22] sont des variantes du filtre moyenneur 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" [22] 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 [30] et ils ne sont donc pas applicables à notre situation.

### 2. 1. 3 Filtre stochastique

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.

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Le filtre proposé en 2006 par Tay *et al.* [29], est une procédure itérative qui considère les caractéristiques d'une fonction de densité de probabilité donnée. Il va ainsi récupérer les extrema de cette fonction. Une fois ces extrema déterminés, un lissage est effectué, celles-ci intervenant pas dans le calcul des moyennes locales. En 2009 Zhang et al dans [30] proposent une nouvelle approche stochastique adaptative pour une amélioration et un débruitage conjoint des images RSO. La méthode proposée utilise un important plan d'échantillonnage basé sur les statistiques locales pour générer des échantillons aléatoires tout en réduisant l'estimation de la variance. Cette approche est capable d'atteindre des niveaux supérieurs de réduction de bruit tout en sauvegardant les structures de l'image.

### 2. 1. 4 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 I comme information *a priori* sur le filtrage.

Ces paragraphes vont ainsi présenter deux méthodes de filtrage exploitant une modélisation bayésienne du bruit.

#### 2. 1. 4. 1 Filtre Gamma-MAP

Le filtre Gamma-MAP, développé en 1993 par Lopes *et al.* [31], utilise le coefficient de variation couplé à des détecteurs géométriques afin de contrôler le procédé de filtrage. L'intensité de rétrodiffusion 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

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

estimée par le biais d'une distribution Gamma. En pratique, ce filtre combine un processus de filtrage avec une classification des pixels.

### 2. 1. 4. 2 Filtre Rayleigh (Maximum de Vraisemblance)

Dans [32] les auteurs utilise la distribution de Rayleigh pour modéliser le speckle et adopte l'approche robuste d'estimation du maximum de vraisemblance. L'estimateur résultant est analysé statistiquement par des dérivations du premier et du deuxième ordre. Un paramètre d'optimisation évolue naturellement dans l'équation d'estimation et est analysée, et réglé par un procédé d'adaptation en utilisant le coefficient de variation instantanée.

### 2. 1. 4. 3 Filtre Nakagami

Afin d'améliorer le Rapport Signal sur Bruit. Les auteurs de [30] transforment le bruit de Rayleigh qui contamine les images échographiques par un bruit de distribution de Nakagami. Une régularisation de la variation totale est dérivée. L'algorithme de réduction du bruit de speckle utilise des estimations a posteriori maximales, ce qui permet de réduire la réflectivité par morceau et de préserver les détails les plus fins de l'image.

## 2.2 Méthodes non-locales

Les méthodes présentées dans la section 2.1 reposent sur une comparaison locale des valeurs des pixels. Une nouvelle approche basée sur une comparaison globale de patches est proposée par Buades *et al.* [33] en 2005 pour les images naturelles, puis ré-exploitée par Coupé *et al.* [34] en 2009 pour les images échographiques et IRM. La description de cette nouvelle approche et de son adaptation sont présentées ci- dessous.

### 2. 2. 1 Filtre des moyennes non locales [33]

Les auteurs 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

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

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 [34].

### 2. 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.* [35], a été reprise par Coupé *et al.* [34] 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.*[36] en 1989). La distance de Pearson a été utilisée afin de comparer les patches entre eux. Une adaptation GPU de cette méthode a été proposée en 2010 par De Fontes *et al.* [37] 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. Le principe des méthodes proposées dans le paragraphe 2.3 est l'utilisation d'une décomposition multi-échelle afin d'exploiter des données implicitement présentes dans l'image originale mais non visibles [22]. 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.

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

### 2.3 Filtres basés sur le phénomène de diffusion

Partant de l'équation de diffusion de chaleur telle que définie en physique, Perona et Malik [38] proposent en 1990 une équation aux dérivées partielles de diffusion anisotrope, afin de construire un filtre itératif sur les pixels d'une image.

Soit  $\Omega \subset \mathbb{R}^2$  désigne un sous ensemble du plan et  $I(., t): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  une image en niveaux de gris, la diffusion anisotropique est défini comme

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t)\nabla I) = \nabla c \cdot \nabla I + c(x, y, t)\Delta I \quad (2.8)$$

Où  $\Delta$  dénote l'opérateur du Laplacien,  $\nabla$  dénote le gradient,  $\text{div}(\cdot)$  est l'opérateur de divergence et  $c(x, y, t)$  est le coefficient de diffusion.  $c(x, y, t)$  commande la vitesse de diffusion et est généralement choisi en fonction du gradient de l'image de manière à conserver les contours de l'image. Perona et Malik, les premiers à avoir eu l'idée de la diffusion anisotropique en 1990 pour cela ils proposent deux fonctions pour le coefficient de diffusion :

$$c(\|\nabla I\|) = e^{-\left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2}$$
$$c(\|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2} \quad (2.9)$$

La constante  $K$  contrôle la sensibilité des contours et est habituellement choisi expérimentalement, ou en fonction du bruit de l'image.

Leur méthode 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.

Yu *et al.* [39] ont proposé en 2002 une méthode combinant diffusion anisotrope et coefficient de variation, intitulée SRAD, pour Speckle Reducing Anisotropic Diffusion.

$$\begin{cases} I(x, 0) = I_0 \\ \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}((1 - K)\nabla I) \\ = (1 - K)\text{div}(\nabla I) + \nabla(1 - K) \cdot \nabla I \end{cases} \quad (2.10)$$

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Cette version a l'avantage d'éviter le seuil de la norme du gradient nécessaire pour la fonction de diffusion. Ce seuil est remplacé par une estimation de l'écart type du bruit à chaque itération.

Une version optimisée a, par ailleurs, été proposée par Krissian *et al.* [40] en 2007, où le filtre anisotropique a été initialement adapté pour des données échographiques. Dans ce travail, l'équation de diffusion anisotropique a été réécrite de la manière suivante :

$$\begin{cases} u(x, 0) = I_0 \\ \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(F) + \beta(I_0 - I) \end{cases} \quad (2.11)$$

Où  $F$  est le flux de diffusion et  $\beta$  est un coefficient d'attache aux données.

Par la suite, le filtre de diffusion a été généralisé en une matrice, permettant différents niveaux de filtrage à travers les contours de l'image et dans les principales directions des contours.

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 ou Frost, présentées dans la section ci-dessus [23-25]. Ils sont comparables en termes de qualité à ceux obtenus avec la méthode classique des moyennes non-locales [41]. Toutefois, il semble que l'utilisation de la technique engendre un certain nombre d'artefacts au niveau des contours de l'image [41].

Un autre type d'amélioration a été apporté à la diffusion anisotropique. Dans cette méthode [42] les auteurs proposent une adaptation du coefficient de variation dans le cadre de la diffusion anisotropique. Les résultats ont essentiellement été validés sur des images d'échocardiographie et, si les résultats semblent prometteurs, le nombre d'itérations à mettre en œuvre, et par conséquent le temps de calcul reste excessif.

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 dans un cadre opératoire reste cependant un temps de calcul souvent prohibitif.

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

### 2.4 Filtrage basé sur la transformée en Ondelettes

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 méthodes à base d'ondelettes ont été massivement utilisées en débruitage d'images RSO ou échographiques. Les seuillages classiques des coefficients ont ainsi été appliqués par Odegard *et al.* [43] et Gagnon *et al.* [44] sur des images radar RSO 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.* [45] 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 résolution est également présente dans les travaux sur l'image radar de [46].

L'utilisation couplée des chaînes de Markov cachées avec les techniques à base d'ondelettes a été initialement proposée par Crouse *et al.* [47] et Romberg *et al.* [48] et appliquée à de nombreuses reprises pour le filtrage d'images RSO. 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.* [48] utilisent les ondelettes complexes afin de filtrer les images radar. Ce type d'approche est repris en 2010 par Khare *et al.* [49] qui filtrent des images échographiques en utilisant des ondelettes complexes de Daubechies. Si les résultats en termes de débruitage 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,

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

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 débruitage.

La transformée en ondelettes stationnaires est combinée avec un lissage adaptatif des coefficients utilisant la moyenne dans les travaux de Gnanadurai *et al.* [50–51] sur l'image radar. Afin d'éviter tout *a priori* sur la statistique du signal et du bruit, Pizurica *et al.* [52] 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 prohibitifs.

### 3 Restauration 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 [80, 53–54]. Ces filtres réduisent le bruit de speckle. Ils diminuent également la résolution de l'image, ce qui rend les contours de l'image linéaire et floue. 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 télédétection, l'imagerie médicale, l'astronomie et la photographie numérique [55]. 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

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

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 [56].

### 3.1 Fonctions à variation bornée

Dans la plupart des applications, les contours d'une image représentent des caractéristiques importantes et fondamentales d'un objet, qui seront utilisés pour analyser les informations disponibles dans l'image. Mathématiquement, les contours correspondent à des discontinuités d'une fonction. La représentation de ces discontinuités, nous permettra une description mathématique utile d'un problème de formation d'images. Malheureusement, les espaces de Sobolev classiques ne permettent pas de gérer de telles exigences, puisque le faible gradient d'une fonction Sobolev est aussi une fonction. Dans le cas d'une fonction discontinue la dérivée faible peut être interprétée comme une mesure et l'espace  $BV(\Omega)$  des fonctions à variation bornée [57-59], peuvent représenter de telles fonctions. Dans le traitement de l'image, l'espace  $BV(\Omega)$  a été introduite par Rudin, Osher et Fatemi [60] dans le domaine de débruitage et a trouvé successivement des applications dans diverses autres tâches d'imagerie.

Dans cette section, nous rappelons la définition et les propriétés de base de l'espace des fonctions de variation bornée, qui sont principalement collectées [57 -59, 61-62]. Dans ce qui suit, nous allons supposer que  $\Omega \subset \mathbb{R}^d$  c'est un ensemble ouvert.

**Définition 3.1.1** (Variation Total (TV)). Supposons  $u \in L^1(\Omega)$ . La variation total (TV) de  $u$  dans  $\Omega$  est définie par :

$$\int_{\Omega} |Du| = \sup \left\{ \int_{\Omega} u \operatorname{div} g \, dx : g \in C_0^1(\Omega, \mathbb{R}^d), \|g\|_{\infty} \leq 1 \right\}, \quad (2.12)$$

Où  $C_0^1(\Omega, \mathbb{R}^d)$  désigne l'espace des fonctions continûment dérivables de  $\Omega$  à  $\mathbb{R}^d$  à support compact dans  $\Omega$  et  $\operatorname{div} g = \sum_{i=1}^d \frac{\partial g_i}{\partial x_i}$ . L'inégalité de la borne supérieure en (2.12) signifie que  $\sup_{x \in \Omega} |g(x)| \leq 1$ ; c - à - d que  $|g(x)| \leq 1$  pour tout  $x \in \Omega$ .

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

**Remarque .** Pour toutes les fonctions arbitraires souvent différentiable et à support compact dans  $\Omega$  l'espace  $C_0^\infty(\Omega, \mathbb{R}^d)$  est dense dans  $C_0^1(\Omega, \mathbb{R}^d)$ , on obtient dans (2.12) la même borne supérieure si on remplace  $C_0^1(\Omega, \mathbb{R}^d)$  par  $C_0^\infty(\Omega, \mathbb{R}^d)$ .

### Exemple 3.1.2.

(1) Si  $u$  appartient à l'espace de Sobolev  $W^{1,1}(\Omega) \subset L^1(\Omega)$ , alors la définition d'une faible dérivée donne

$$\int_{\Omega} u \operatorname{div} g \, dx = - \int_{\Omega} \nabla u \cdot g \, dx \quad \text{pour tout } g \in C_0^\infty(\Omega, \mathbb{R}^d)$$

De sorte que

$$\int_{\Omega} |Du| = \int_{\Omega} |\nabla u(x)| \, dx, \quad (2.13)$$

Où  $\nabla u = (\nabla_{x_1} u, \dots, \nabla_{x_d} u)$  désigne le faible gradient de  $u$ .

(2) Soit  $u$  défini dans  $\Omega = (-1, +1)$  comme la fonction de Heaviside, à savoir

$$u(x) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \in (-1, 0), \\ 1, & \text{si } x \in [0, +1). \end{cases}$$

Alors,

$$\int_{-1}^{+1} u g' \, dx = g(0) \quad \text{et} \quad \int_{-1}^{+1} |Du| = 1,$$

C'est-à-dire que la dérive de la répartition de  $Du$  en  $u$  est égale à la mesure de Dirac  $\delta_0$  dans 0.

**Définition 3.1.3** (Espace de fonctions à Variation Borné). Une fonction  $u \in L^1(\Omega)$  à une variation bornée dans  $\Omega$ , si la variation totale de  $u$  dans  $\Omega$  est finie. L'ensemble de toutes ces fonctions à variation bornée en  $\Omega$  est notée par  $BV(\Omega)$ , c.-à-d.

$$BV(\Omega) = \left\{ u \in L^1(\Omega) : \int_{\Omega} |Du| < \infty \right\}.$$

On appelle  $BV(\Omega)$  l'espace des fonctions à variation bornée, lequel est équipé par la norme

$$\|u\|_{BV(\Omega)} := \|u\|_{L^1(\Omega)} + |u|_{BV(\Omega)} \quad (2.13)$$

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Où  $|\cdot|_{BV(\Omega)}$  est une semi norme est défini par

$$|u|_{BV(\Omega)} := \int_{\Omega} |Du| \ .$$

### Remarque 3.1.4.

(1) Il peut être vu à travers l'Exemple 3.1.2. (1) que  $W^{1,1}(\Omega) \subseteq BV(\Omega)$ , En plus, du fait que les deux espaces ne sont pas égaux, c'est-à-dire que  $W^{1,1}(\Omega) \subsetneq BV(\Omega)$ , voir l'Exemple 3.1.2. (2). Cela est dû à l'espace  $BV(\Omega)$  contenant des fonctions en escalier, dont les dérivées de  $Du$  sont des distributions et sont donc en particulier des fonctions non régulière.

(2) La définition de la variation totale dans (2.12) n'est pas unique pour  $d \geq 2$ . Selon la définition de la norme de la borne supérieure  $\|g\|_{\infty} = \sup_{x \in \Omega} |g(x)|_{\ell^s}$  par rapport à d'autres normes différentes sur  $\mathbb{R}^d$  avec  $1 \leq s \leq \infty$ , On obtient des versions équivalentes à la semi norme de  $BV |\cdot|_{BV(\Omega)}$ . Plus précisément, on obtient une famille de semi norme de la variation totale défini par :

$$\int_{\Omega} |Du| = \sup \left\{ \int_{\Omega} u \operatorname{div} g \, dx : g \in C_0^{\infty}(\Omega, \mathbb{R}^d), \|g\|_{\ell^s} \leq 1 \text{ dans } \Omega \right\},$$

Pour  $1 \leq r < \infty$  et  $s$  le porteur de l'index conjugué, c.-à-d. ;  $r^{-1} + s^{-1} = 1$ .

Les formulations les plus courantes sont la variation totale isotrope ( $r = 2$ ) et la variation totale anisotropique ( $r = 1$ ). Pour des raisons d'exhaustivité, nous prévoyons ici que les différentes définitions de la variation totale ont des effets sur la structure des solutions obtenue lors de la minimisation de la variation totale. Dans le cas où la Variation Totale est isotopique, l'ensemble des coins des contours détecté, alors que les coins orthogonaux sont favorisés par la variante anisotropique. Pour une analyse détaillée, nous renvoyons par exemple à [63–66].

**Proposition 3.1.5.**  $BV(\Omega)$  est un espace de Banach avec la norme  $\|\cdot\|_{BV(\Omega)}$  défini dans (2.13).

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

### 3.2 La régularisation de la Variation Totale en Traitement d'images

Le concept de l'espace des fonctions à variations bornée  $BV(\Omega)$  et de la semi norme de la variation totale  $|\cdot|_{BV(\Omega)}$  proposé dans la section précédente est une technique populaire pour résoudre différents problèmes dans le calcul des variations et joue un rôle important dans plusieurs domaines du traitement des images. La principale raison de leur popularité est la propriété que l'espace  $BV$  peut représenter les fonctions discontinues, et sera même préféré dans la minimisation de la fonction TV. Par conséquent, un bref aperçu de la méthode de la variation total est donné et illustré sur des exemples de traitement des images dans [68]. Un rappel des principales propriétés de la minimisation de la variation totale sur une application standard de débruitage des images sera présenté.

Cependant, nous commençons pour l'instant avec le problème de la reconstruction de l'image. Un modèle couramment utilisé et étudié dans la littérature suppose que les données observée  $g$  sont perturbées par un bruit additif gaussien de la forme :

$$g = K\bar{f} + b, \quad (2.14)$$

Où  $\bar{f}$  désigne les propriétés exactes souhaitées d'un objet,  $K : U(\Omega) \rightarrow L^2(\Sigma)$  est un opérateur linéaire bornée sur l'espace de Banache  $U(\Omega)$ , qui transforme l'information spatiale désirée en signaux de mesure, et  $b$  est un bruit blanc gaussien additif. L'équation (2.14) est mal posé et d'où certain types de régularisation, lequel est directement relié a priori a certaines informations sur la solution requise, pour obtenir une approximation stable de l'image désiré  $\bar{f}$ . Dans le traitement de l'image, il y'a diverses tâches où l'on est en particulier intéressé par la préservation des contours de l'image. Mathématiquement, les contours sont fortement associés à des discontinuités d'une fonction, de sorte que dans le cas de données gaussiennes (2.14) la technique variationnelles suivante basée sur la régularisation de la fonction de Variation totale sera utilisée.

$$\min_{f \in BV(\Omega)} \frac{1}{2} \|Kf - g\|_{L^2(\Sigma)}^2 + \alpha |f|_{BV(\Omega)}, \quad \alpha > 0. \quad (2.15)$$

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature



Figure. 2. 1. Effets de la minimisation de la Variation Totale dépendant de la non unicité de la définition de la variation totale (TV) (Remarque 3.1.4, (2)).

Une analyse de (2.15) par rapport à l'existence, l'unicité et la stabilité de minimiseurs peuvent être trouvés dans [61].

Un des plus célèbres applications de la TV régularisation dans le traitement d'images est celle du modèle de Rudin-Osher-Fatemi (ROF) [60] pour le débruitage d'images. Ce modèle est un cas spécial du problème de reconstruction (2.14) et (2.15) à l'aide de l'opérateur d'identité  $K$ ,

$$\min_{f \in BV(\Omega)} \frac{1}{2} \|f - g\|_{L^2(\Omega)}^2 + \alpha |f|_{BV(\Omega)}, \quad \alpha > 0. \quad (2.16)$$

Où  $g$  désigne l'image bruitée observée. Le but de cette formulation est de décomposer l'image bruitée donnée  $g = \bar{f} + b$  en une image nette  $\bar{f}$  et un bruit Gaussien  $b$ . Toutefois, il est en général pas possible de calculer l'image exacte  $\bar{f}$  et une approximation voulu  $f$ . En

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

particulier, on peut directement observer qu'une telle solution  $f$  se rapproche de l'image bruitée  $g$  pour  $\alpha \rightarrow 0^+$ .

L'utilisation de la variation totale dans le traitement de l'image est motivée par le fait que la suppression du bruit est efficace de manière plus significative, la réalisation de régions homogènes avec des contours principalement nettes. Ces fonctions sont en particulier attractives pour de telles applications, où le but est d'identifier les formes des objets qui sont séparées par des contours pointus. Cette préservation des contours résulte du fait que la fonction de variation totale pénalise essentiellement, seulement la régularité des ensembles de niveau de la solution souhaitée et n'exclut pas la possibilité des discontinuités. Cette fonction peut être déduite de la formule de *Coarea*.

**Preuve 3.2.1** (Formule de Coarea [60]). Supposons que  $u \in BV(\Omega)$ , alors

$$|u|_{BV(\Omega)} = \int_{\Omega} |Du| = \int_{-\infty}^{\infty} \left( \int_{\Omega} |D1_{\{x \in \Omega : u(x) < t\}}| \right) dt ,$$

Où  $1_E$  désigne la fonction caractéristique de l'ensemble  $E$ , défini par  $1_E(x) = 1$  si  $x \in E$  et  $1_E(x) = 0$  si  $x \notin E$ .

En général, la fonction de régularisation  $J$  est utilisée pour obtenir un lissage de l'image par rapport à un certain critère qui sera déterminée par le choix de  $J$  et de ses variations. Par le passé, le lissage, était en particulier quadratique, les régularisations ont attiré le plus d'attention, principalement due à la simplicité de l'analyse et du calcul. Toutefois, les fonctions de régularisations de la forme

$$J(u) = \frac{1}{s} \int_{\Omega} |\nabla u|^s dx \quad \text{for } 1 < s < \infty , \quad (2.17)$$

ne peut pas obtenir des reconstructions d'images avec des contours nets. Depuis, La norme  $L^2$  classique est utilisé comme dans (2.15), les fonctions de régularisation dans (2.17) impliquent qu'un minimiseur  $u$  doit remplir

$$\operatorname{div}(|\nabla u|^{s-2} \nabla u) = \frac{1}{\alpha} K^*(Kf - g) \quad (2.18)$$

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

Où  $K^*$  désigne l'opérateur adjoint de  $K$ . Cette condition signifie que le processus de lissage se déroule en deux étapes : dans la première, l'opérateur adjoint  $K^*$  réalise un lissage en fonction de la tâche de reconstruction représenté par  $K$ . A noter que cette étape n'est pas présente dans le cas de problèmes de débruitage, puisque  $K$  et  $K^*$  sont des opérateurs d'identité. Dans la seconde étape, le lissage se fait par l'inversion d'un opérateur différentiel elliptique non dégénérée du second ordre sur le côté gauche de (2.18), ce qui résulte de la fonction de régularisation (2.17) seulement. Toutefois, ce comportement change dans le cas de la fonction TV, qui a formellement la forme (2.17) avec  $s = 1$  (voir l'exemple 3.1.2, (1)). Par conséquent, l'opérateur différentiel elliptique dans la deuxième étape de lissage est ensuite dégénéré de là il affecte seulement au niveau des lignes de l'image. Plus précisément, la condition d'optimalité de (2.15) est donnée par

$$p = \frac{1}{\alpha} K^*(Kf - g), \quad p \in \partial|u|_{BV(\Omega)} \subset (BV(\Omega))^* \quad (2.19)$$

Où  $\partial$  dénote une dérivée partielle d'une fonction. Ici, on voit que la première étape de lissage par l'opérateur adjoint  $K^*$  est en réalité un double, parce qu'il a un effet sur le sous gradient  $p$  comme un élément de l'espace double de  $BV(\Omega)$ . Par la suite, la deuxième étape est en fait une relation entre la variable primitive  $u$  et la double variable  $p$ . Dans le cas de la variation totale, cela mène à un comportement significativement différent dans la deuxième étape, puisque la double variable est directement liée aux propriétés des ensembles de niveaux. Cela peut être démontré si  $u$  est suffisamment régulière avec  $|\nabla u| > 0$ , alors le sous-gradient est singulier proposée par

$$\partial|u|_{BV(\Omega)} = \{\kappa(u)\} \quad \text{avec} \quad \kappa(u) = \operatorname{div} \left( \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)$$

L'élément  $\kappa(u)$  a une interprétation géométrique, à savoir il représente la courbure moyenne des lignes de niveau de  $u$ . Par conséquent, la condition d'optimalité (2.19) signifie

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

que l'on peut s'attendre à ce que la longueur des lignes de niveau est minimisée lors de la minimisation de la TV, mais que elle n'interdit pas des discontinuités de la solution Figure 2.2.

Cependant, en dépit de l'énorme popularité de la minimisation de la variation totale, elle a aussi des effets indésirables. En présence de bruit, elle a tendance à donner des solutions constantes par morceau, nommée *effet de staircasing*, qui fut analysé en détail par exemple dans [68] et [69]. Un autre déficit de régularisation de la variation totale est la perte systématique de contraste dans les reconstructions, même si l'image donnée  $g$  est sans bruit. Cet effet est l'erreur systématique bien connu de la minimisation de la variation totale et a été abondamment étudiée dans [62] et [69]. Pour cet aspect, Meyer a montré dans [62] des résultats analytiques pour le modèle ROF (2.16) en utilisant l'espace de Banach  $G = \text{div } L^\infty(\Omega, \mathbb{R}^2)$  équipé de la norme

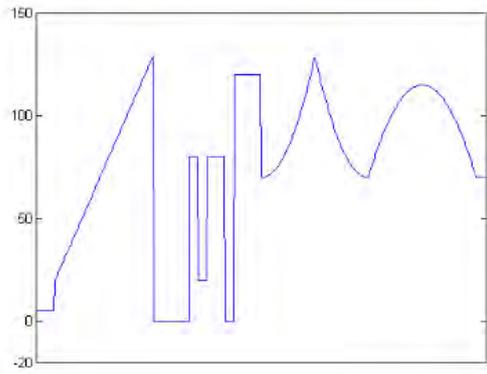
$$\|w\|_* = \inf_{\substack{w = \text{div } g \\ g \in L^\infty(\Omega, \mathbb{R}^2)}} \|g\|_{L^\infty(\Omega, \mathbb{R}^2)} = \inf_{g \in L^\infty(\Omega, \mathbb{R}^2)} \text{ess sup}_{x \in \Omega} \sqrt{g_1^2(x) + g_2^2(x)}. \quad (2.20)$$

En utilisant cet espace, Meyer a montré que pour une image donnée  $f$  et sa solution de ROF  $u$  comme dans (2.16), nous avons

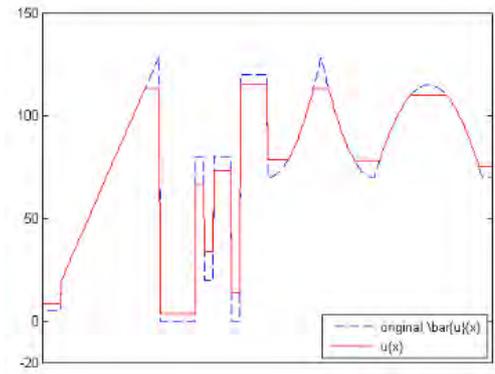
$$\begin{aligned} \|f\|_* < \frac{\alpha}{2} &\Rightarrow u = 0, \\ \|f\|_* \geq \frac{\alpha}{2} &\Rightarrow \|g - f\|_* = \frac{\alpha}{2} \quad \text{et} \quad \int_{\Omega} f (g - f) dx = \frac{\alpha}{2} |f|_{BV(\Omega)}. \end{aligned}$$

En particulier, on voit que la solution  $f$  disparaît totalement en fonction de la  $G$ -norme de l'image  $g$  et le paramètre de régularisation  $\alpha$ . Également le résultat quantitatif suivant de la minimisation ROF a été donnée dans [63]: Soit,  $f = \sigma 1_{B_R(0)}$ ,  $\sigma > 0$  est le multiple de la fonction caractéristique d'un disque de rayon  $R > 0$ . Alors, la Solution ROF est donnée par :

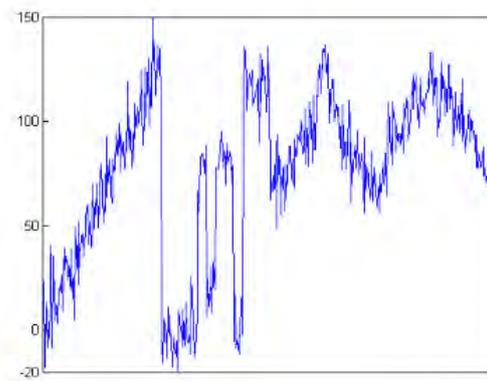
## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature



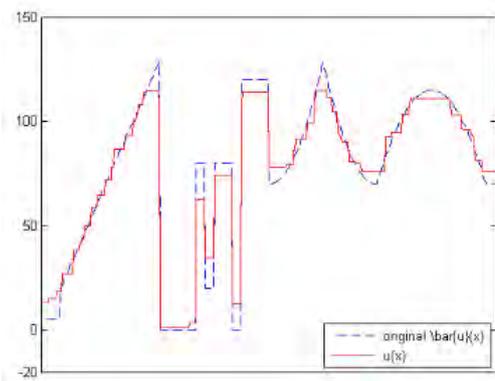
(a) Signal sans bruit  $\bar{f}$



(b) minimisation de  $\bar{f}$  avec le minimiseur TV



(c) Signal avec bruit additive gaussien  $g$



(d) minimisation de  $g$  avec le minimiseur TV

Figure. 2. 2. Illustration des effets de la minimisation de la TV sur un signal a une dimension (1D). (a) Signal donnée 1D  $\bar{f}$ , (b) Minimisation TV de  $\bar{f}$  en utilisant le model ROF (2. 16). Ici on observe juste la perte systématique de contraste pendant la reconstruction. (c) Signal bruité  $g$  obtenu de la dégradation de  $\bar{f}$  avec un bruit Gaussien additif. (d) Minimisation TV de  $g$  en utilisant le modèle ROF (2.16).

Ici, on observe qu'en la présence du bruit, la solution tend à une constante par morceaux ce qui démontre l'effet de staircasing engendré par la minimisation TV

$$u = \begin{cases} 0, & \text{if } \frac{\sigma R}{\alpha} \leq 1, \\ \left(\sigma - \frac{\alpha}{R}\right) 1_{B_R(0)}, & \text{if } \frac{\sigma R}{\alpha} \geq 1. \end{cases}$$

Nous pouvons observer la perte systématique de contraste dans la reconstruction. Plus précisément, on voit que  $f$  est une version rétracté de l'image  $g$  donné, où la rétraction est

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

proportionnelle au paramètre de régularisation  $\alpha$ . Cependant, notons le fait que la solution  $f$  préserve l'emplacement exact des discontinuités. Dans le cas d'un signal à une dimension, nous illustrons la perte systématique du contraste de la minimisation ROF Figure. 2. 3.

Dans [62], Meyer a également étudié l'aspect de la décomposition de bande dessinée et Texture par la Modèle ROF. Là, il a montré que le problème (2.16), on obtient une décomposition de l'image sans bruit  $g = f + v$  avec  $v = g - f$  dans une partie de bande dessinée  $f$  et une partie texture  $v$ , lequel donne des données oscillatoires (y compris aussi le bruit si  $g$  est bruyant). Un exemple d'une telle décomposition, dans le cas d'une image sans bruit  $g$  est représentée dans Figure. 2.4.

Une autre possibilité de modifier le modèle ROF (2.16) a été suggérer dans [70] et [71] pour remplacer la norme  $L^2$  par une norme  $L^1$ . Dans [71], Nikolova a montré que ce modèle est plus efficace pour certains types de bruit, comme le bruit sel et poivre. Dans le cas continu, le modèle TV-  $L^1$  a été étudiée par Chan et Esedoglu dans [72], les auteurs ont observé que ce modèle a un meilleur comportement en ce qui concerne la perte de contraste que le modèle ROF. Une autre approche très intéressante pour compenser la perte de contraste au cours de la minimisation de la variation totale a été proposée par Osher et al. dans [69]. Là, les auteurs effectuent une amélioration de contraste et de la préservation de la texture par des méthodes de l'espace d'échelle inverse en utilisant une méthode itérative de la distance de Bregman.

La minimisation de TV est actuellement utilisée pour la suppression des artefacts liés à la compression JPEG [77], ce n'est certainement pas exhaustif. Le principal intérêt de la minimisation de la variation totale réside dans le fait que les minimiseurs appartiennent à l'espace des fonctions à variation bornée comme énoncé dans l'ouvrage d'Evans et Gariepi [78]. Cet espace est d'une grande utilité dans le cadre du traitement des images car il autorise

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

la présence de discontinuités, autrement dit, de contours. Ainsi les images obtenues par cette minimisation présentent des contours nets, d'où la puissance de la variation totale et sa capacité à modéliser les images. Les méthodes à base variationnelles ont été massivement utilisées en débruitage d'images RSO ou échographiques. On peut ainsi citer alors la méthode Rudin [59] où il propose une méthode de restauration par minimisation de la variation totale. Elle consiste à minimiser sous contraintes des grandes variations présentes dans l'image tout en préservant les contours.

DJEMAL dans [79] propose une adaptation de la méthode de Rudin et al à un bruit de speckle en l'appliquant sur des images échographiques. Sangwoon et al [80] utilisent les modèles variationnelles convexes, tels que le modèle maximum a posteriori (MAP) pour une image transformée en logarithme et le modèle de divergence.

Pour résoudre la réduction du speckle décalé avec des modèles variationnelles basée sur la Variation Totale (TV). Liqian et al [81] étendent aussi l'utilisation du modèle de la variation totale dans le domaine du débruitage à la réduction du bruit de speckle dans les images échographiques. Les auteurs présentent un modèle de bruit de speckle puis minimisent une énergie basée sur la variation totale non locale en utilisant la méthode de Split Bregman. M. Hacini et al dans [82] une nouvelle méthode adaptative basée sur la variation totale a été proposé. Le processus de lissage utilise des fenêtres de formes, tailles et orientations, variables avec les structures de l'image.

Le coefficient de Lagrange est calculé adaptivement sur chaque fenêtre et pour chaque pixel de l'image ce qui permet de garder les pixels contours et de lisser les zones homogènes. Dans [84] les auteurs proposent une nouvelle méthode hybride pour la réduction du bruit de speckle sur des images ultrasons. Cette méthode emploie un algorithme débruitage basée sur la variation totale celui-ci est appliqué à l'image de sortie d'un filtre de diffusion

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

anisotropique. Cependant, la méthode de la variation totale, présente certains inconvénients. Par exemple, un changement dans l'utilisation de la norme du modèle conserve difficilement les structures fines. Le contrôle du paramètre de régularisation n'est également pas facile. Ces deux paramètres doivent être choisis avec soin selon le problème traité pour obtenir une solution souhaitable. Plus d'amélioration dans la solution peut être obtenue par la modification de la régularisation de la variation totale, par exemple, en l'appliquant en même temps avec d'autres fonctions de préservation de contours, ou en utilisant d'autres moyens de discrétisation du terme de la variation totale.

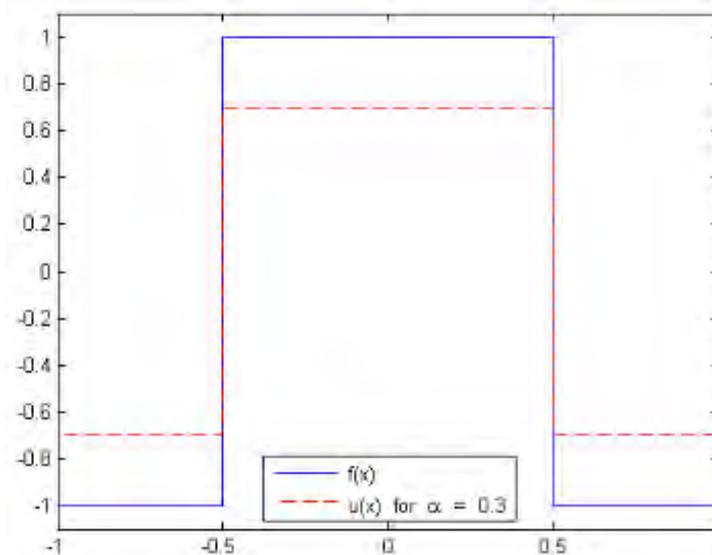


Figure. 2. 3. Illustration de la perte systématique de contraste par la minimisation de la TV sur un signal a une dimension (1D).

A cet effet, de nombreuses études ont été menées [85 – 89]. Une solution est d'utiliser la régularisation multiplicative des problèmes inverses, éliminant ainsi le choix du paramètre de régularisation [91]. Néanmoins la plupart des méthodes de régularisations multiplicative ont été appliqué sur des problèmes d'électromagnétisme [90–.97] et jusqu'à ce jour n'a jamais été utiliser pour la réduction du bruit de speckle dans les images échographiques. Dans ce but, nous mettons en œuvre une méthode de régularisation multiplicative dans le

## Chapitre II. Le filtrage d'images échographiques dans la littérature

cadre du débruitage d'images specklé. Nous combinons la fonction de données cout basée sur le modèle de bruit de Loupas et al. [36] et une fonction de variation totale pondéré en tant que facteur multiplicatif de la fonction cout. La méthode proposée sera explicité dans le prochain chapitre.

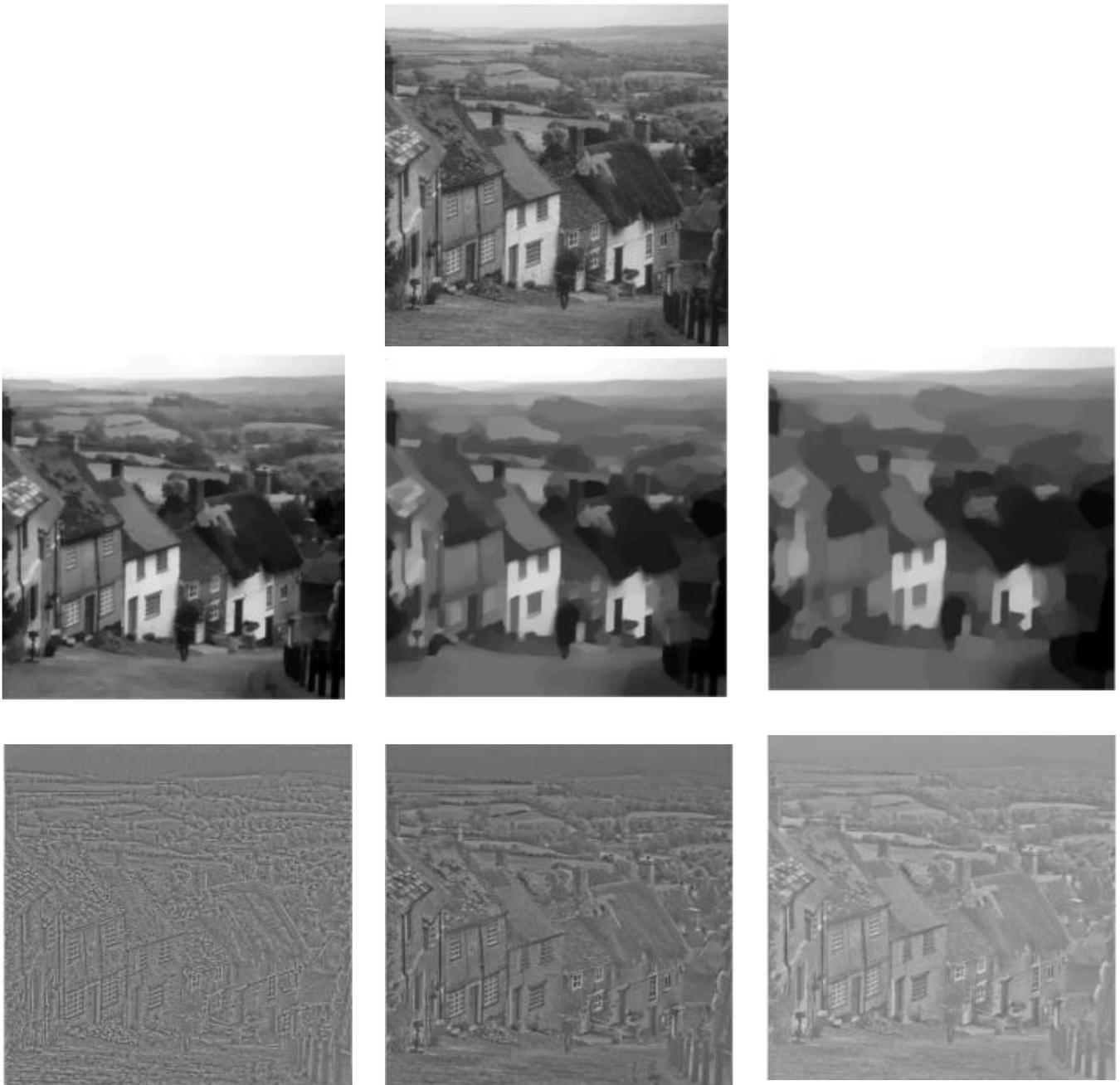


Figure. 2. 3. Illustre une décomposition bande dessinée –Texture obtenu par le modèle de ROF (2.16).

### 4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons tenté de donner une présentation des méthodes existantes en filtrage du speckle sur les images échographiques. 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 ou celui de la transformée en ondelette.

L'évaluation de ces algorithmes reste difficile en raison de l'absence d'images références, toutefois au vu des résultats présentés par les auteurs, aucune méthode ne nous a semblé satisfaisante. Forts des conclusions de certains auteurs comparant les méthodes fondées sur la variation totale avec celles présentées dans les paragraphes précédents, nous nous sommes, dans une seconde partie, intéressés à celle-ci ainsi qu'à son application aux images échographiques. 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 de bruit proposé par Loupas et al. Cette approche fait l'objet du chapitre suivant.

---

---

# Chapitre III

---

## Restauration par minimisation de la variation totale basée sur une régularisation multiplicative.

Nous présentons dans ce chapitre une nouvelle méthode de restauration des images échographiques. L'approche de restauration repose sur la minimisation d'un critère sous contraintes, elle permet de calculer localement les différents paramètres à travers une fenêtre d'analyse adaptative.

### 1 Introduction

L'imagerie échographique est une technique sûre et largement utilisée dans le diagnostic médicale, en raison de sa nature non invasive, à faible coût, sa capacité de former des images en temps réel et les améliorations constantes dans la qualité d'images [98]. Cependant, la principale faiblesse des images échographiques est leur mauvaise qualité qui interfère avec un bruit de speckle ou de 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 [99-101,106]. Ce type de bruit a un impact négatif sur les images ultrasons médicale. Il tend à réduire le contraste de l'image ce qui va rendre les détails de l'image obscures et flou et par conséquent affecter la capacité humaine à identifier un tissu normal d'un tissu pathologique. Il dégrade

### **Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré**

également la vitesse et la précision des tâches de traitement des images échographiques, tels que la segmentation et l'enregistrement. Le bruit de speckle est un processus aléatoire. Il ne fournit pas suffisamment d'informations qui conduisent à de nombreux sujets d'investigations [99,102-107]. Afin d'améliorer la qualité des images échographiques, il est impératif de réduire ce speckle sans détruire les caractéristiques de l'image.

Récemment, il a été démontré que les méthodes de variation totale (TV) sont des modèles pertinents pour le débruitage des images dans différents cas [53,59, 108-114]. C'est pourquoi nous avons décidé de proposer un nouveau modèle variationnel pour le traitement du bruit de speckle sur les images échographiques réelles. La fonction de variation totale multiplicative [90] a été proposée. Pour résoudre les problèmes d'inversion de source de contraste sur des images bruitées par un bruit Gaussien additive. Dans ce travail, nous proposons une adaptation de la régularisation multiplicative à un modèle dédié au bruit échographique [36] en utilisant une minimisation de l'énergie localement adaptative basée sur un modèle de variation totale pondérée. Ce qui a permis d'éliminer le choix du paramètre de régularisation. Pour débruiter les images échographiques, le challenge est d'améliorer et de préserver des éléments importants. C'est pourquoi, nous avons décidé d'appliquer la méthode proposée sur une fenêtre localement adaptative, où les formes, tailles et orientations changent avec les structures de l'image [82].

Dans la section suivante une description de l'algorithme sera effectuée.

## **2 Méthode de restauration proposée**

Plusieurs techniques de régularisation multiplicatives ont été développées dans différents domaines, mais il n'y a aucun spécifique à la suppression du speckle. Par conséquent, une nouvelle technique de réduction du Speckle est proposée dans cette

### Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

section. Nous déterminons d'abord le modèle de bruit utilisé pour les images échographiques avec une nouvelle formulation du critère à minimiser.

Soit  $\Omega$  un sous ensemble ouvert de  $\mathbb{R}^N$

$d(x, y)$	Image bruitée observée
$\bar{d}(x, y)$	Image moyenne
$f(x, y)$	Image originale
$\hat{f}(x, y)$	Solution approximative
$b(x, y)$	Bruit Gaussien de moyenne nulle et d'écart type $\sigma_b$
$J_{TV}(f, \Omega)$	Fonction de Variation Total Pondérée
$W(f)$	Fonction de pondération
$J_R(f, \Omega)$	Fonction de Régularisation
$J(d, f, \Omega)$	Fonction coût
$\eta_R$	Facteur de Normalisation de la fonction de Régularisation
$\delta^2$	Paramètre de direction positive
$\zeta$	Image de mise à jour par la méthode du gradient conjugué
$g$	Gradient de la fonction coût
$g_{TV}$	Gradient de la fonction de Variation Totale
$g_R$	Gradient de la fonction de Régularisation
$\Omega$	Un domaine borné $\Omega \subset \mathbb{R}^2$
$N_\Omega$	Aire du domaine $\Omega$

#### 2.1 Modèle de speckle dans les images échographiques

Un modèle de bruit pertinent pour le débruitage d'images échographiques ne peut être facilement décrit. Dans ce travail nous avons choisi de décrire, le modèle de bruit de speckle suivant la forme de Loupas et al [36] ci-dessous:

### Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

$$d(x, y) = f(x, y) + f(x, y)^m \cdot b(x, y) \quad (3.1)$$

Où  $f(x, y)$  est l'image originale,  $d(x, y)$  est l'image observée,  $b(x, y) \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$  est un bruit gaussien de moyenne nulle. Ce modèle est plus souple et moins restrictif que le modèle multiplicatif habituel de la forme  $d(x, y) = f(x, y) \cdot b(x, y)$ . Il est capable de capturer de manière fiable les statistiques de l'image puisque le facteur  $m$  dépend des dispositifs à ultrasons et un traitement supplémentaire en rapport avec la formation d'image. En opposition au modèle de bruit blanc Gaussien additif, les composantes de bruit dans (3.1) dépendante de l'image. Dans [36] sur la base de l'estimation expérimentale de la moyenne par rapport à l'écart-type des images compressées logarithmiquement, Loupas et al. ont montré que pour  $m = 0,5$  le modèle s'adapte mieux pour les données que le modèle multiplicatif ou le modèle de Rayleigh. Puisque, ce modèle a été utilisé avec succès dans de nombreuses études [36, 99-100], nous utilisons dans notre approche, la formulation de la variation totale en tenant compte du modèle de bruit de speckle introduit par Loupas et al.

#### 2.2 Formulation du nouveau critère à minimiser

Les problèmes inverses comme la restauration d'images consistent en la détermination d'une approximation d'une donnée d'origine  $f(x, y)$  à partir d'une donnée bruitée  $d(x, y)$  sur  $\Omega$ .

En général, ce problème est à la fois non linéaire et très mal posé. L'unicité est en quelque sorte une question plus intéressante, si les valeurs calculées de  $f(x, y)$  sont une solution au problème inverse. Afin d'éviter le manque de résultats rigoureux à caractère unique, nous proposons de définir le problème inverse comme un problème d'optimisation itératif. Ensuite, une fonction de variation totale pondérée est minimisée comme suit :

**Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré**

$$J_{TV}(f, \Omega) = \frac{1}{N_{\Omega}} \int_{\Omega} W^2(f) |\nabla f| dx dy \quad (3.2)$$

Où le carré du poids  $W$  est utilisé pour faciliter les calculs. La fonction de pondération est définie comme suit :

$$W(f) = \frac{1}{\sqrt{|\nabla f|^2 + \delta^2}} \quad (3.3)$$

Compte tenu du modèle de Loupas et al. dans (3.1), la fonction de variation totale  $J$  est minimisée tenant compte d'une fonction de régularisation multiplicative comme suit:

$$J_R(d, f, \Omega) = \eta_R \int_{\Omega} \left( \frac{d-f}{f^m} \right)^2 dx dy \quad (3.4)$$

Avec

$$\eta_R = \frac{1}{\int_{\Omega} f^2 dx dy} \quad (3.5)$$

La formulation du problème de minimisation est la suivante:

En supposant que  $d$  représente les données observées et  $f$  une solution optimale de notre problème, la fonction coût à minimiser est la suivante:

$$J(d, f, \Omega) = J_{TV}(f, \Omega) \cdot J_R(d, f, \Omega) \quad (3.6)$$

### **2.2.1 Le minimum local**

En supposons que  $f$  satisfait le problème de minimisation d'une fonction coût non quadratique  $J$ , le défi est de trouver son minimum global. Sachant que le problème de minimisation peut conduire à plusieurs solutions dans lesquelles la solution approximative à notre problème existe, en supposant l'existence d'un minimum unique. Donc, la valeur exacte est parmi les valeurs obtenues et le minimum local est celui qui répond à ces deux conditions:

**Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une  
Variation Totale Multiplicative et Pondéré**

1. *Si*  $J$  est défini sur un intervalle  $[a, b]$  avec  $a, b \in \mathbb{R}$  et dérivable par rapport à  $\hat{f}$  où  $\hat{f} \in [a, b]$  alors  $\nabla J(\hat{f}) = 0$ .

2.  $\nabla^2 J(\hat{f})$  doit être positive sur  $\hat{f}$ .

Nous supposons que  $f_{approx}$  représente la solution approximative à notre problème. Alors, elle peut être écrite sous la forme d'une combinaison linéaire d'une solution approximative et une direction générique  $\zeta$ :

$$f = f_{approx} + \alpha \cdot \zeta \quad (3.7)$$

$\alpha$  étant une valeur réelle. En substituant l'équation (3.7) dans la fonction de coût (3.6) et compte tenu du fait que le terme dans le côté droit de l'équation (3.6) disparaît pour la solution approchée, le problème de minimisation prend la forme suivante :

$$\hat{f} = \underset{\alpha \text{ réel}}{\operatorname{argmin}} [J(d, (f_{approx} + \alpha \cdot \zeta), \Omega)] \quad (3.8)$$

Ainsi l'équation. (3.8) peut être écrite comme suit:

$$\hat{f} = \underset{\alpha \text{ réel}}{\operatorname{argmin}} \frac{(X\alpha^2 + 2Y\alpha + Z)(A\alpha^2 - 2B\alpha + C)}{(bb\alpha + aa)} \quad (3.9)$$

où

$$A = \eta_R \cdot \|\zeta^n\|_{\Omega}^2 \quad (3.10)$$

$$B = \eta_R \cdot \operatorname{real}\langle d - f^{n-1}, \zeta^n \rangle \quad (3.11)$$

$$C = \eta_R \cdot \|d - f^{n-1}\|_{\Omega}^2 \quad (3.12)$$

$$X = \eta_R \cdot \|W^{n-1} \cdot \nabla \zeta^n\|_{\Omega}^2 \quad (3.13)$$

$$Y = \eta_R \cdot \operatorname{real}\langle W^{n-1} \cdot \nabla f^{n-1}, W^{n-1} \cdot \nabla \zeta^n \rangle \quad (3.14)$$

$$Z = \eta_R \cdot \|W^{n-1} \cdot \nabla f^{n-1}\|_{\Omega}^2 \quad (3.15)$$

et

$$aa = \eta_R \cdot \|(\zeta^n)^m\|_{\Omega}^2 \quad (3.16)$$

$$bb = \eta_R \cdot \|(f^{n-1})^m\|_{\Omega}^2 \quad (3.17)$$

La norme sur un domaine borné  $\Omega$  est approximée par la somme de la grandeur vectorielle  $|\nabla f_{i,j}|$  à travers tous les pixels :

**Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré**

$$\|f\|_{\Omega} \approx \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |\nabla f_{i,j}| \quad (3.18)$$

Où  $\nabla f$  est le gradient discret développé de la manière suivante:

Dans un plan bidimensionnel, le gradient discret de  $f_{i,j}$ ,  $(i, j) \in \mathbb{Z}^2$ , est défini le long des dimensions  $x$  et  $y$ :

$$\nabla f_{i,j} := \begin{pmatrix} f_x(i, j) \\ f_y(i, j) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_{i,j}}{\partial x} \\ \frac{\partial f_{i,j}}{\partial y} \end{pmatrix} \quad (3.19)$$

Où  $\partial$  est la dérivée partielle, la variation totale est définie comme suit:

$$TV = \int_{\Omega} |\nabla f_{x,y}| dx dy \quad (3.20)$$

Le produit scalaire est calculé comme suit;

$$\langle d, f \rangle_{\Omega} = \int_{\Omega} d(x, y) \cdot \bar{f}(x, y) dx dy \quad (3.21)$$

Où la barre supérieure désigne le complexe conjugué.

### 2.2.2 Différentes étapes de l'algorithme proposé

La minimisation discrète de  $J(d, f, \Omega)$  dans (3.6) est indésirable car elle conduit à une inversion de données bruitées. Une méthode du gradient conjugué (CG) est utilisée pour optimiser le problème, dans lequel la fonction de coût  $J(f, \Omega)$  change en fonction des itérations. Par conséquent, l'algorithme entraîne une construction d'une séquence itérative  $\{f^n\}, n \geq 0$ .

Dans la  $n^{\text{ième}}$  itération, la mise à jour de  $f^n$  est trouvé en minimisant la fonction coût:

$$J^n(d, f^n, \Omega) = J_{TV}^n(f^n, \Omega) \cdot J_R^n(d, f^n, \Omega) \quad (3.22)$$

Les fonctions de Régularisation et de Variation Totale sont respectivement donnée par

$$J_R^n(d, f^n, \Omega) = \frac{1}{\int_{\Omega} f^{n^2} dx dy} \cdot \int_{\Omega} \left( \frac{d - f^n}{(f^n)^m} \right)^2 dx dy \quad (3.23)$$

### Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

et

$$J_{TV}^n(f^n, \Omega) = \frac{1}{N_\Omega} \cdot \int_{\Omega} \frac{|\nabla f^n|}{|\nabla f^n|^2 + \delta_n^2} dx dy \quad (3.24)$$

$N_\Omega = \int_{\Omega} dx dy$  désigne la zone du domaine  $\Omega$ .

Dans ce travail, l'intégrale à travers  $\Omega$  est calculé en utilisant la somme.

La fonction coût proposée est basée sur la minimisation d'un facteur de variation totale pondéré et l'observation que la minimisation de la fonction de régularisation  $J_R$  converge vers une constante. La forme de la fonction coût minimise le terme de variation totale  $J_{TV}$  avec un grand coût parce que les valeurs de la fonction de pondération sont élevées. Le facteur de régularisation  $J_R^n$  sera maintenu à une valeur faible pendant l'ensemble du processus d'optimisation. Par conséquent, le poids du facteur de variation totale est plus important. Le bruit est supprimé jusqu'à ce que la stabilisation du processus d'optimisation.

Le facteur  $\delta^2$  dans l'équation (3.3) est introduit pour la restauration de la différentiabilité du facteur de Variation Totale. Nous avons choisi la valeur de  $\delta^2$  grande au début du processus d'optimisation. Il diminuera progressivement à de petites valeurs jusqu'à devenir constante à la fin (Figure 3. 1). Ainsi, l'optimisation permettra de restaurer l'image bruitée dès les premières itérations. En particulier,  $\delta$  est choisie comme suit.

$$\delta^2 = \frac{1}{|d - f^n|} \quad (3.25)$$

$f^n$  représente une solution optimale à notre problème.

Nous constatons à la fin que notre algorithme appartient à une méthode de régularisation itérative. La méthode de restauration proposée met à jour la solution du système comme suit.  $d$  est l'image observée et  $f^n$  une solution approximative du problème d'optimisation. Nous supposons, ensuite que  $f^{n-1}$  est connu. La séquence  $\{f^n\}$  est construite et mise à jour comme :

Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

$$\begin{cases} f^0 = \bar{d} \\ f^n = f^{n-1} + \alpha^n \cdot \zeta^n \quad n = 1, 2, 3 \dots \end{cases} \quad (3.26)$$

Où  $\alpha^n$  est un paramètre réel,  $\zeta^n$  l'image de mise à jour du gradient conjugué et  $\bar{d}$  est l'image moyenne.

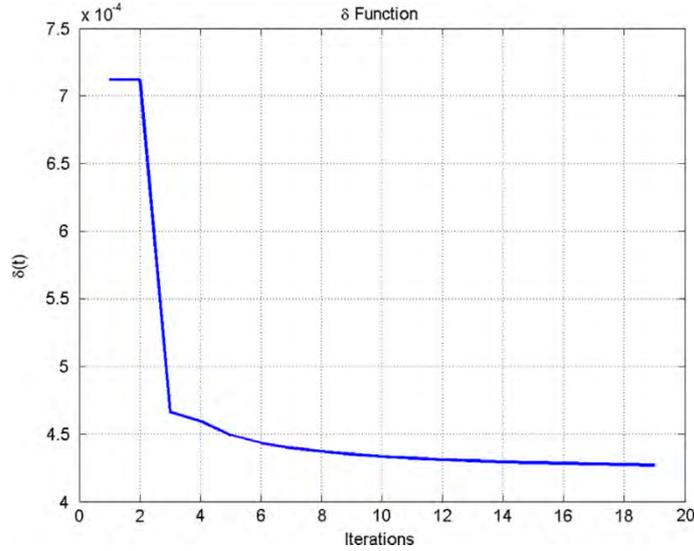


Figure.3. 1. Variations de la fonction  $\delta$  par rapport au nombre d'itérations.

Initialement, comme pour la mise à jour de l'image nous prenons le gradient de  $J$  par rapport au changement dans l'image  $f$  à la  $(n - 1)^{\text{ème}}$  itération, c-à-d.

$$\begin{cases} \zeta^0 = g^0 = -\eta_R \cdot \frac{d^2 - f_0^2}{f_0^2} \\ \zeta^n = g^n + \gamma_{PR}^n \cdot \zeta^{n-1} \quad n = 1, 2, 3 \dots \end{cases} \quad (3.27)$$

Où  $\zeta^0$  est le gradient de la fonction de régularisation  $J_R^n$  par rapport à  $f_0$ ,  $\gamma_{PR}^n$  est la direction du gradient conjuguée de *Polak – Ribière*, i. e. ;

$$\gamma_{PR}^n = \frac{\text{real}\langle g^n, g^n - g^{n-1} \rangle_{\Omega}}{\|g^{n-1}\|_{\Omega}^2} \quad (3.28)$$

$g^n$  est le gradient de la fonction coût  $J^n$  par rapport à  $f$  évaluée à la  $(n - 1)^{\text{ème}}$  itération

$$g^n = g_R^n \cdot J_{TV}^{n-1} + J_R^{n-1} \cdot g_R^n \quad (3.29)$$

### Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

Dans le processus d'optimisation, la procédure débute en utilisant l'image moyenne ( $f^0 = \bar{d}$ ) comme condition initiale et en mettant le facteur de Variation Totale à 1 ( $J_{TV}^0 = 1$ ). Dans l'ensemble du manuscrit,  $m$  est inclut dans le filtre proposé comme  $m = 0.5$ .

#### 2.3 Mécanisme de la fenêtre adaptative

Afin de maintenir la structure de l'image tout en réduisant le bruit, des fenêtres de différentes tailles, formes et orientations sont utilisées et dont nous avons prouvé l'efficacité sur différentes images [82]. Cette approche de fenêtres adaptatives est initialement proposée dans [83]. En effet, Au lieu d'utiliser des fenêtres carrées, des fenêtres rectangulaires dont les dimensions et orientations s'adaptent aux détails de l'image locaux sont utilisées. Près d'une limite d'une région, les fenêtres deviennent plus étroites et s'alignent avec la frontière. Dans une région homogène, les fenêtres s'élargissent ce qui implique que la largeur  $l$  et la hauteur  $h$  de la fenêtre sont liées à la différence maximale et minimale entre pixels voisins et pixel central selon :

$$l = \frac{a}{(l_n + 1)} \quad (3.30)$$

$$h = \frac{a}{(l_m + 1)} \quad (3.31)$$

Où l'addition de 1 au dénominateur consiste à éviter la division par zéro. Le paramètre  $a$  est le terme de proportionnalité.  $l_n$  et  $l_m$  sont les minimum et maximum des différences entre les pixels voisins et pixel central, et sont calculés comme dans la Figure. 3. 2.

### Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

#### Algorithm I.

1. Initialisation :  $f^0 = \bar{d}$ ,  $J_{TV}^0 = 1$

2. Itération :

For  $n = 1, 2, 3, \dots$  Calculer  $f^{(n)}$  par les étapes suivantes:

(a) Calculer  $g^n = g_R^n \cdot J_{TV}^{n-1} + J_R^{n-1} \cdot g_R^n$

(b) Calculer  $\zeta^n = g^n + \gamma_{PR}^n \cdot \zeta^{n-1}$  pour  $n = 1, 2, 3 \dots$

(c) Calculer  $\alpha$  en utilisant le problème de minimisation,

$$\hat{f} = \underset{\alpha \text{ réel}}{\operatorname{argmin}} [J(d, (f_{\text{approx}} + \alpha \cdot \zeta), \Omega)]$$

3. Calculer  $f^n = f^{n-1} + \alpha^n \cdot \zeta^n$  pour  $n = 1, 2, 3 \dots$

Si le critère d'arrêt est satisfait

arrêt des itérations

Sinon aller à étapes 2 (a)

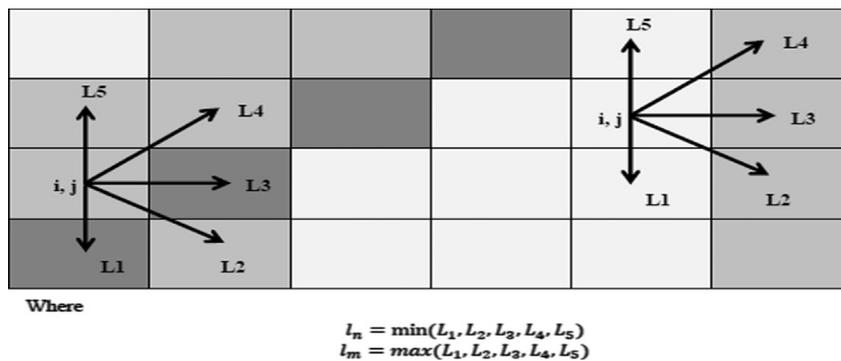


Figure. 3.2. Les cinq directions calculées autour du pixel (i, j).

Plus de détails sur la méthode utilisée sont donnés dans [82,83]. Alors que les méthodes traditionnelles utilisent une fenêtre glissante avec des dimensions fixes pour lisser une image indépendamment du contenu local, dans le lissage adaptatif, la taille de la fenêtre, la forme et l'orientation sont adaptées au contexte de l'image locale. La taille des fenêtres augmente avec

### Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

la diminution de la valeur absolue de la distance entre voisins. Les paramètres des fenêtres sont ajustés pour lisser plus dans la direction des moindres distances entre pixels voisins. D'une telle manière, près d'une frontière d'une région, la fenêtre devient rectangulaire et plus étroite et s'aligne avec le contour. Dans une région homogène, la fenêtre devient carrée et large. La fenêtre adaptative contient moins de pixels dans une région détaillée que dans une région homogène, les pixels utilisés dans le lissage se situent le long des frontières de la région. Par conséquent, plutôt que d'effectuer le lissage du bruit isotropiquement, ce dernier est effectué dans des orientations privilégiées de taille et de forme optimale à la structure locale de l'image (Fig. 3.3). Ce mécanisme maintient les détails de contour tout en réduisant le bruit de speckle dans les régions.

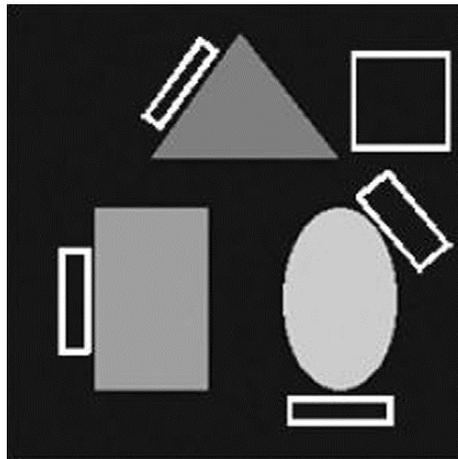


Figure. 3. 3. Fenêtre Adaptative utilisées dans la méthode proposée AWMTVR

## 3 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un nouvel algorithme de restauration des images échographiques basé sur une optimisation d'un critère. La formulation de ce critère est construite autour du principe de la minimisation de la variation totale sous contraintes avec une

### Chapitre III. AWMTVR : Un algorithme de filtrage d'images échographiques basé sur une Variation Totale Multiplicative et Pondéré

régularisation multiplicative. Le processus d'optimisation dont la convergence mène à un bon résultat de restauration est réalisé à travers des fenêtres adaptatives dont les formes, les tailles et les orientations varient avec la structure de l'image.

---

#### Algorithme II.

---

1. Entrée :

$a$ , taille de la fenêtre

2. Pour  $(i, j) = 1, 2, \dots, (M, N)$  Calculer:

- $L = [L_1, L_2, L_3, L_4, L_5]$
- $l_n = |\min(L)|$
- $l_m = |\max(L)|$

3. Calculer :  $l = \frac{a}{(l_n+1)}, h = \frac{a}{(l_m+1)}$

4. Choisir la fenêtre appropriée en utilisant les tests suivants :

**Si**  $(L_3 == l_m)$  or  $(L_2 == l_m$  et  $L_3 == l_m$  et  $L_4 == l_m)$  or  $(L_2 == l_m$  et  $L_3 == l_m)$  **alors**

L'Algorithme I est appliqué sur une fenêtre rectangulaire centrée pour lisser la zone autour du pixel traité

**Sinon Si**  $(L_1 == l_m)$  or  $(L_5 == l_m)$  or  $(L_1 == l_m$  et  $L_2 == l_m)$  or  $(L_4 == l_m$  et  $L_5 == l_m)$  **alors**

L'Algorithme I est appliqué sur une fenêtre rectangulaire centrée pour lisser la zone autour du pixel traité

**Sinon Si**  $(L_3 == l_m$  et  $L_4 == l_m$  et  $L_5 == l_m)$  or  $(L_4 == l_m)$  or  $(L_3 == l_m$  et  $L_5 == l_m)$  **alors**

L'Algorithme I est appliqué sur une fenêtre rectangulaire oblique centrée pour lisser la zone autour du pixel traité

**Sinon Si**  $(L_1 == l_m$  et  $L_2 == l_m$  et  $L_3 == l_m)$  or  $(L_2 == l_m)$  or  $(L_1 == l_m$  et  $L_3 == l_m)$  **alors**

L'Algorithme I est appliqué sur une fenêtre rectangulaire oblique centrée pour lisser la zone autour du pixel traité

**Sinon**

L'Algorithme I est appliqué sur une fenêtre carrée pour lisser la zone autour du pixel traité

**Fin**

---

---

---

# Chapitre IV

---

## Résultats Expérimentaux.

Nous présentons dans ce dernier chapitre, les résultats de la méthode proposée sur deux types d'images synthétiques et échographiques réelles [116]. Nous comparons les résultats avec les filtres ATV (Additive Total Variation) [79], AD (Anisotropic Diffusion) [39] et le Filtre Bilatéral [117]. Ces filtres sont représentatifs de divers domaines de filtrage du speckle. La performance des résultats de restauration du speckle est évaluée par différents critères connus dans la littérature. Toutes les expériences ont été mises en œuvre sur un ordinateur personnel i3, 2,4 GHz, 4 Go de RAM.

### 1. Evaluations sur des images synthétiques

Afin d'évaluer les performances du filtrage et de comparer les résultats, différentes mesures quantitatives ont été calculées. Pour les tests sur des images synthétiques, dont la vérité terrain est connue. Nous utilisons la mesure du FOM (Pratt's Figure Of Mérite), le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio), le NMSE (Normalised Mean Squared Error), le MSSIM (Mean Structural Similarity Measure), le FSIM (Feature Similarity) et le Q (Image Quality measure). Toutes ces mesures sont utilisées pour évaluer la capacité de réduction du bruit de speckle, la préservation des contours, la similitude des caractéristiques et la qualité des images restaurées. Dans le cas du filtrage d'images réelles, la vérité terrain n'est pas connue.

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

Dans ce cas l'évaluation sera visuelle et à partir d'une analyse du profil d'une image sur une ligne de celle-ci. Ces différentes mesures sont brièvement présentées ci-dessous.

### 1.1. Le Critère d'arrêt

L'erreur absolue moyenne (MAE) entre deux itérations successives peut être utilisée pour arrêter les itérations. Elle est définie par :

$$MAE(f(n)) = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{(i,j)=1}^{MN} \sqrt{(f(i,j,n) - f(i,j,n-1))^2} \quad (4.1)$$

Où  $f(i,j,n)$  et  $f(i,j,n-1)$  sont les valeurs filtrées du pixel  $(i,j)$  à l'instant  $n$  et  $n-1$ , ainsi que  $M, N$ , sont respectivement le nombre de colonnes et de lignes dans l'image traitée.

### 1.2. Evaluation quantitative des performances

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

#### 1.2.1. Figure de mérite de Pratt

La figure du mérite de Pratt (FOM) [118] 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 :

$$FOM = \frac{1}{\max(\hat{N}, N_{theorique})} \sum_{i=1}^{\hat{N}} \frac{1}{1 + d_i^2 \alpha} \quad (4.2)$$

Avec les notations suivantes :

- $\hat{N}$  est le nombre de pixels constituant les contours trouvés ;
- $N_{theorique}$  est le nombre de points de contours de l'image initiale non bruitée,

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

- $d_i$  est la distance Euclidienne du point de contour  $i$  au contour théorique le plus proche ;
- $\alpha$  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 : i) l'éloignement entre les contours constatés et les contours théoriques, ii) la variation en nombre de pixels entre les contours théoriques et les contours réels.

### 1.2.2. Test de réduction du bruit de speckle

Pour chaque opération de filtrage, la mesure de la capacité de réduire le bruit de speckle est défini par le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) qui est de la forme :

$$PSNR = 20 \log_{10} \frac{2^n - 1}{\sqrt{MSE}} \quad dB \quad (4.3)$$

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

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (X(i,j) - \hat{X}(i,j))^2 \quad (4.4)$$

Où  $(M \times N)$  est la taille de l'image, et  $X$  et  $\hat{X}$  sont respectivement les amplitudes des pixels sur les images originale et filtrée. Il est vraisemblable que l'œil tienne beaucoup plus compte des erreurs à grandes amplitudes, ce qui favorise la mesure quadratique.

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

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |X(i,j) - \hat{X}(i,j)|^2}{\sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N X(i,j)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \hat{X}(i,j)^2}} \quad (4.5)$$

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

Où  $X(i, j)$  est l'image originale,  $\hat{X}(i, j)$  est l'image reconstruite.

### 1.2.3. Test basé sur la similarité des structures

Afin d'évaluer les filtres de débruitage, nous proposons d'utiliser l'indice MSSIM (Indice de Similarité Moyenne). Cette métrique est basée sur une mesure de similarité entre les deux images [119].

L'indice MSSIM est décrit comme une fonction de trois facteurs: la luminance, le contraste et la similarité structurelle. Il est défini comme suit:

$$MSSIM(X, \hat{X}) = \frac{1}{M} \cdot \sum_{j=1}^M SSIM(x_j, y_j) \quad (4.6)$$

Où  $X$  et  $\hat{X}$  sont respectivement les images originale et filtrée,  $x_j$  et  $y_j$  sont le contenu de l'image à la  $j^{\text{ème}}$  fenêtre locale et  $M$  est le nombre de fenêtres. Le MSSIM a des valeurs dans l'intervalle  $[0, 1]$ , avec l'unité représentant structurellement deux images identiques.

L'indice de structure de similarité (SSIM) est définie par:

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (4.7)$$

Où  $\mu_x$  et  $\mu_y$  sont les intensités moyennes de  $x$  et  $y$  utilisées pour la comparaison de luminance,  $\sigma_x$  et  $\sigma_y$  sont les écarts type pour la mesure du contraste et  $\sigma_{xy}$  est le coefficient de corrélation,  $C_1 = (K_1 L)^2$ ,  $C_2 = (K_2 L)^2$ , où  $L$  est la dynamique de l'image (255 pour 8 bits pour des images en niveaux de gris).  $K_1 \ll 1$  et  $K_2 \ll 1$  sont de petites valeurs et constantes. Pour nos tests, nous avons utilisé les paramétrages suivants :  $K_1 = 0.001$  et  $K_2 = 0.003$ .

### 1.2.4. Le test de similarité des caractéristiques

Dans [120], les auteurs ont abordé le problème de l'évaluation de la qualité de l'image. Une approche basée sur le fait que le système visuel humain (HVS) comprend une image principalement en fonction de ses caractéristiques de bas niveau a été développée. Plus précisément, la congruence de phase (PC), qui est une mesure sans dimension. Elle calcule

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

l'importance d'une structure locale et est utilisée comme fonction primaire dans FSIM<sup>1</sup>. Considérant que le PC est invariant au contraste et que les informations apportées par le contraste n'affectent pas la perception humaine de la qualité d'une image. L'image de magnitude du gradient (GM) est utilisée comme un élément secondaire dans FSIM. PC et GM jouent des rôles complémentaires dans la caractérisation de la qualité locale de l'image.

Dans un premier temps, On prend PC1 (PC2) et GM1 (GM2) la congruence de phase PC et GM la magnitude du Gradient GM de l'image  $X(\hat{X})$ , respectivement, la similitude entre les caractéristiques d'échelle de gris est définie comme:

$$S_{PC}(x) = \frac{2PC_1(x).PC_2(x) + T_1}{PC_1^2(x) + PC_2^2(x) + T_1} \quad (4.8)$$

$$S_{GM}(x) = \frac{2GM_1(x).GM_2(x) + T_2}{GM_1^2(x) + GM_2^2(x) + T_2} \quad (4.9)$$

Où  $T_1$  et  $T_2$  sont constantes et positives. Étant donné que les composantes  $T_1$  et  $T_2$  dépendent de la plage dynamique des valeurs de  $PC$  et  $GM$ , dans les expériences,  $T_1$  et  $T_2$  seront fixées pour toutes les données. Alors, le FSIM proposé peut être facilement utilisé. Ensuite,  $S_{PC}(x)$  et  $S_{GM}(x)$  sont combinés pour obtenir la similarité  $S_L(x)$  de  $X$  et  $\hat{X}$ , défini comme:

$$S_L = S_{PC}(x).S_{GM}(x) \quad (4.10)$$

Où  $X$  et  $\hat{X}$  sont respectivement l'image originale et l'image filtrée. Enfin, l'indice FSIM entre  $X$  et  $\hat{X}$  est défini comme:

$$FSIM = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(x).PC(x)}{\sum_{x \in \Omega} PC(x)} \quad (4.11)$$

Où  $\Omega$  signifie l'ensemble du domaine spatial de l'image.

### 1.2.5. Le test de la Qualité de l'image

Soient  $X = \{X_i \quad i = 1,2, \dots, N\}$  et  $\hat{X} = \{\hat{X}_i \quad i = 1,2, \dots, N\}$  sont respectivement l'image originale et l'image reconstruite. L'index de Qualité  $Q$  est défini par :

---

<sup>1</sup> Feature Similarity

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

$$Q = \frac{4\sigma_{X\hat{X}}\bar{X}\bar{\hat{X}}}{(\sigma_X^2 + \sigma_{\hat{X}}^2) \left[ (\bar{X})^2 + (\bar{\hat{X}})^2 \right]} \quad (4.12)$$

Où

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i, \quad \bar{\hat{X}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{X}_i$$

$$\sigma_X^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2$$

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

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

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  $\hat{X}_i = 2\bar{\hat{X}} - X_i$  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 :

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

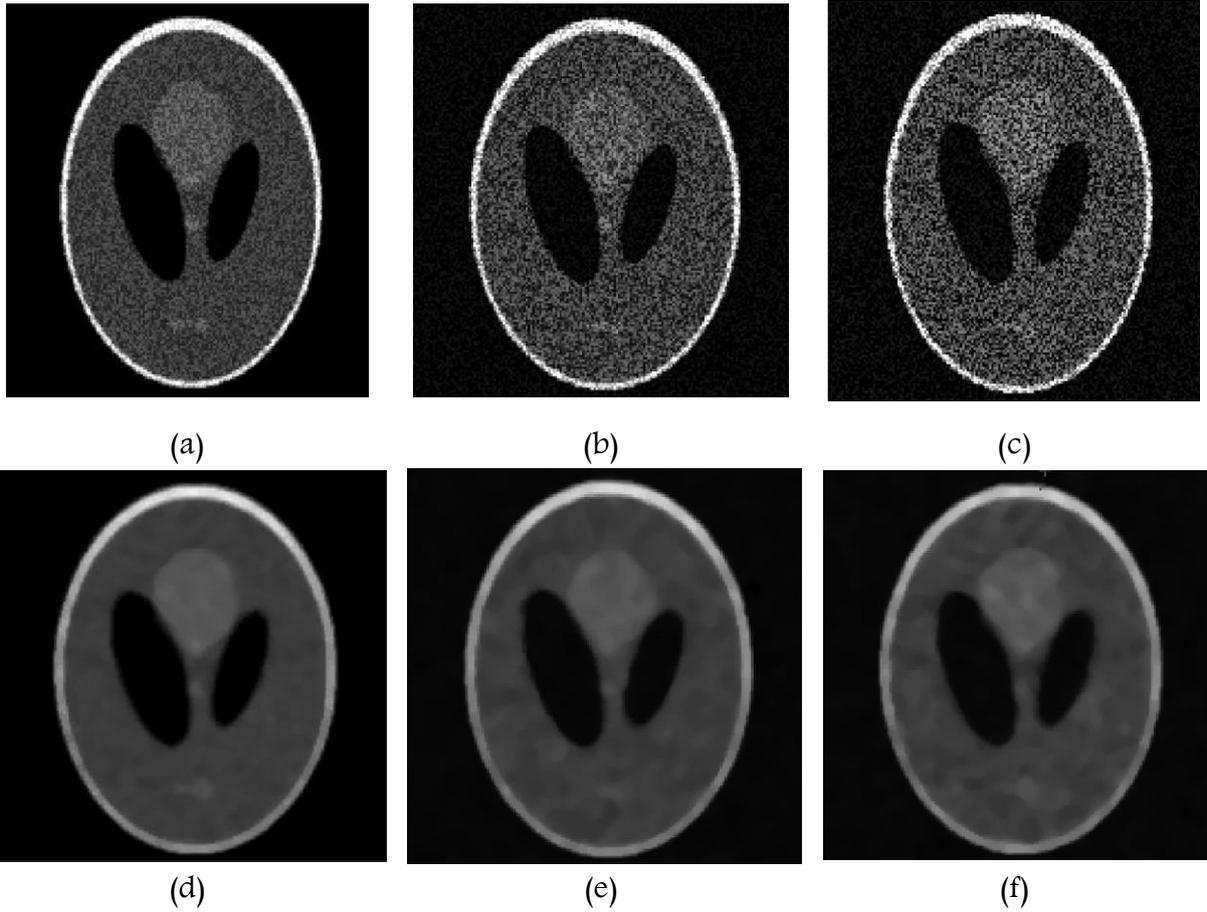


**Figure 4. 1.** Images originales. (a) Une image avec des barres intersectées dans différentes positions et orientations. (b): Une image fantôme avec différentes formes circulaires.

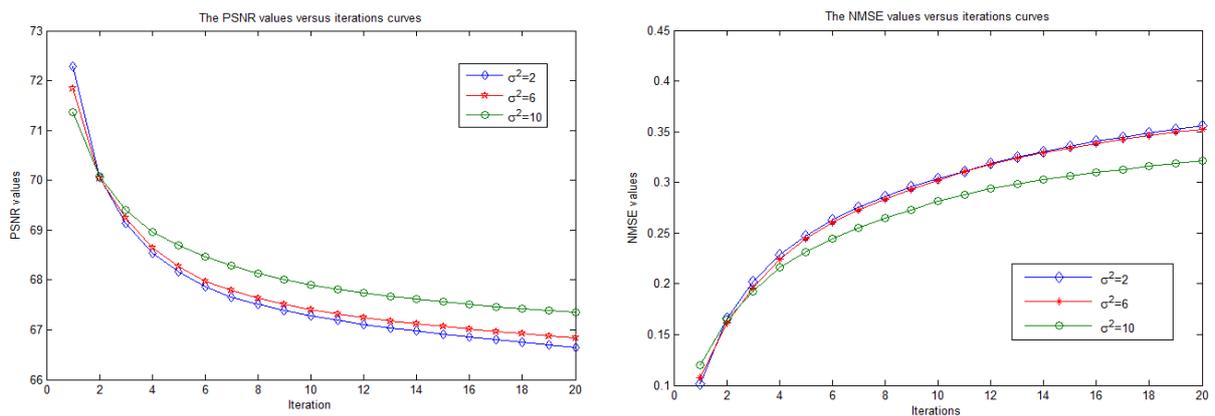
### 2. Résultats et Comparaison

La méthode proposée a été testée sur les images originales de la Fig. 4.1 (a) et la Fig. 4.2(b) corrompu par un bruit de speckle avec un écart type  $\sigma^2 = 2$ ,  $\sigma^2 = 6$  et  $\sigma^2 = 10$ . Le débruitage de ces images à l'aide de notre algorithme a été exécuté respectivement en 4, 7 et 10 itérations pour un bruit avec les valeurs d'écart-types citées ci-dessus. Les images de la Fig. 4.2 illustre les résultats de filtre AWMTVR sur les images de synthèse. On observe que plus l'image est bruitée, moins est la réduction du bruit. Même si l'image est assez bruitée, la méthode proposée permet d'améliorer la qualité de l'image. Les tracés du PSNR et du NMSE (Fig. 3) montrent respectivement une diminution et une augmentation de leurs valeurs en fonction du nombre d'itérations et de l'intensité du bruit. Les valeurs du PSNR (NMSE) diminuent (augmentent) par rapport au nombre d'itérations car dans la première itération le bruit est à ses valeurs maximales donc le débruitage est maximal, donc le PSNR prend de grandes valeurs, quand le bruit est réduit, et par conséquent le PSNR est diminuée et lorsque NMSE prend des valeurs faibles, le bruit est réduit, et par conséquent le NMSE augmente. L'efficacité de la méthode est clairement représentée sur la Fig. 4.3.

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux



**Figure 4. 2.** Capacité de l'algorithme proposé à éliminer le bruit de Speckle pour différentes valeurs. (a, b, c): les images synthétiques bruitées en utilisant le modèle de bruit dans (3.1) avec  $\sigma^2 = 2$ ,  $\sigma^2 = 6$  et  $\sigma^2 = 10$  (d, e, f) : les images correspondantes en utilisant la méthode proposée.



**Figure 4. 3.** Comparaison entre le PSNR et le NMSE pour différentes intensités de speckle sur l'image fantôme (figure 4. 1(b)) corrompu par un bruit de speckle.

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

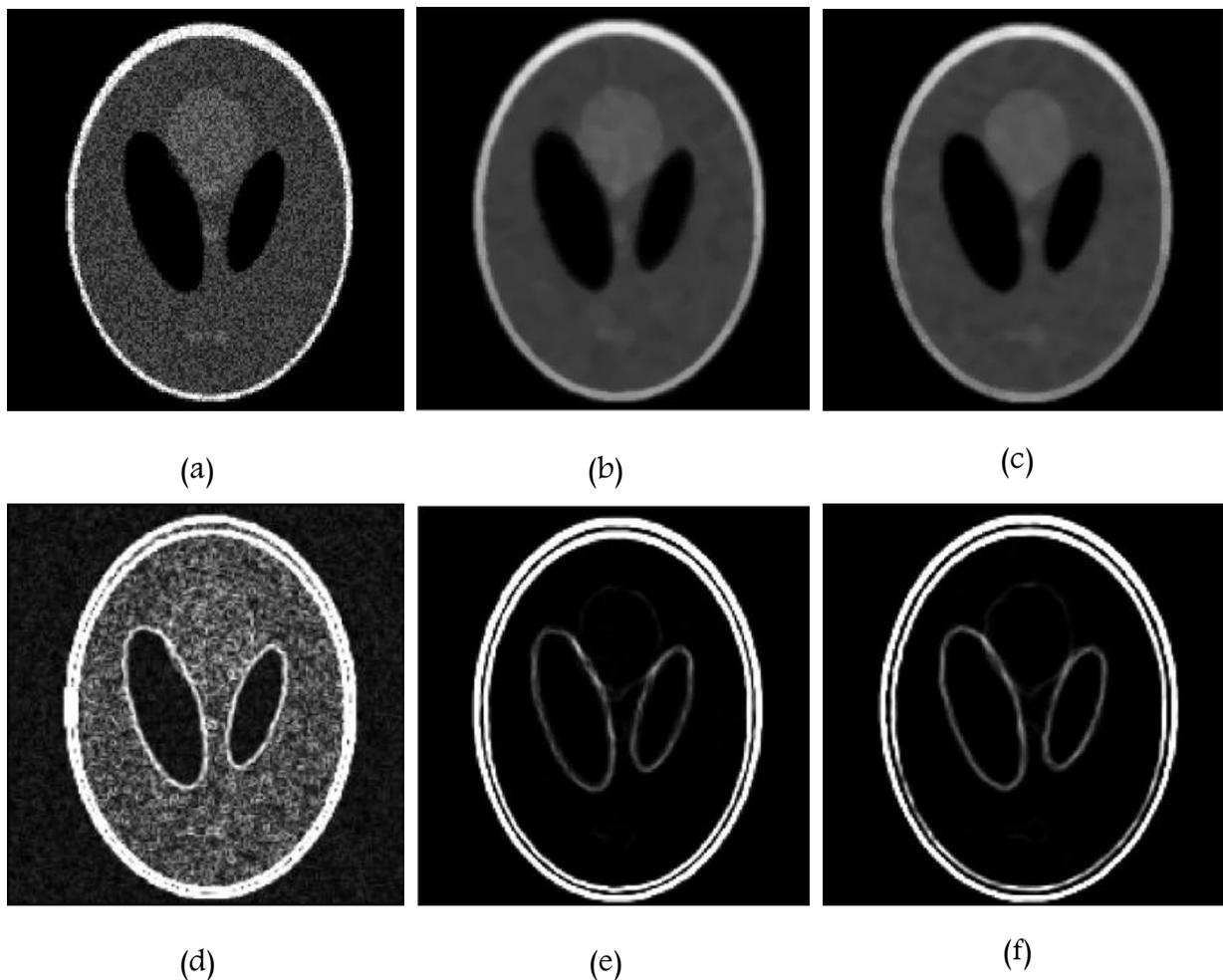
Afin de démontrer l'importance du mécanisme des fenêtres adaptatives dans le maintien de détails de contour tout en réduisant le bruit de speckle dans les régions, nous proposons dans cette section de comparer les mécanismes de glissement et d'adaptation. La figure 4.4 illustre une comparaison de la méthode de réduction du speckle WMTVR adaptative (en anglais WMTVR : Weighted Multiplicative Total Variation Regularization) avec la méthode WMTVR appliqué à une image fantôme synthétique Figure. 4. 1 (b). En bref, les images de la figure. 4. 4 (c) et figure. 4. 4 (f) se ressemblent mais en les examinant de plus près, il est clair que les petits détails sont conservés par la méthode adaptative comparativement à la méthode utilisant une fenêtre glissement.

La variation locale du paramètre  $\alpha$  sur 20 itérations sur deux points critiques a été calculé, l'un d'eux est situé sur un point contour nommée *point\_contour* et l'autre est situé sur une surface de région appelée *point\_région*, comme il est illustré sur la figure. 4. 5 (a). En utilisant le mécanisme de fenêtre adaptative,  $\alpha$  est calculée instantanément. Pour chaque itération les valeurs de  $\alpha$  sont petites sur ou à proximité d'un contour et grandes sur une zone homogène. Lors de l'utilisation d'une fenêtre coulissante,  $\alpha$  est toujours la même, et ne s'adapte pas à chaque itération. En utilisant une fenêtre adaptative,  $\alpha$  est calculée avec plus de précision que la méthode de la fenêtre fixe. Nous concluons que le mécanisme de la fenêtre adaptative s'adapte à chaque détail de l'image ce qui favorise une meilleure préservation des structures de l'image mieux à l'opposé de la fenêtre glissante.

Le tableau I résume les valeurs du FOM, PSNR, NMSE, MSSIM, FSIM et Q calculés sur les images de synthèse Fig. 4. 1. Les valeurs du tableau confirment les observations visuelles. Dans ce cadre d'évaluation, le modèle ATV a une valeur de PSNR plus grande que les autres modèles dans la plupart des tests. Par conséquent, il réduit plus de bruit. Pour tous les tests, les valeurs du FOM et MSSIM pour le modèle ATV sont légèrement plus élevés que celles des filtres bilatéral et AD ce qui indique moins de similarité entre l'image originale et

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

l'image filtrée et moins de préservation de contours pour les deux modèles. Pourtant, FSIM et l'indice de la qualité du modèle AD sont plus élevés que ceux des modèles bilatéraux et ATV ce qui montre que le modèle AD surpasse les deux modèles en termes de qualité d'image et traits de similarité. Cependant, l'algorithme proposé produit des valeurs de FOM, NMSE, MSSIM, FSIM et Q les plus élevées possibles, avec un grand PSNR ce qui signifie que la méthode proposée a été en mesure de réduire le bruit de manière significative sans flou ou modification des caractéristiques et structures de l'image plus que les autres modèles testés.



**Figure 4. 4.** (a) Image bruitée, (b) filtrée avec la méthode WMTVR traditionnel, (c) en utilisant le filtre adaptatif AWMTVR. Dans la deuxième ligne (d, e, f) : la carte du gradient de l'image bruitée et des images filtrées.

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

Table I :

Les valeurs du FOM ; PSNR, NMSE, MSSIM, FSIM et Q appliquées avec différents filtres calculées sur deux images synthétiques.

Image Fig. 4. 1(a)						
	FOM	PSNR	NMSE	MSSIM	FSIM	Q
<b>ATV</b>	0.8405	<b>77.4514</b>	0.0415	0.8507	0.9659	0.3119
<b>AD</b>	0.7771	70.22	0.0614	0.7399	0.9762	0.3285
<b>Bilateral</b>	0.7707	77.2617	0.03029	0.7720	0.9697	0.3210
<b>AWMTVR</b>	<b>0.8618</b>	77.3159	<b>0.0168</b>	<b>0.8663</b>	<b>0.9929</b>	<b>0.6186</b>
Image Fig. 4. 1(b)						
	FOM	PSNR	NMSE	MSSIM	FSIM	Q
<b>ATV</b>	0.9565	<b>75.0713</b>	0.334	0.7905	0.9850	0.4885
<b>AD</b>	0.8524	63.5433	0.2513	0.6336	0.9891	0.4788
<b>Bilateral</b>	0.6119	74.5079	0.1595	0.8135	0.9811	0.4224
<b>AWMTVR</b>	<b>0.9599</b>	74.2363	<b>0.1141</b>	<b>0.9177</b>	<b>0.9892</b>	<b>0.4903</b>

Sur la base de ces tests, l'AWMTVR conserve plusieurs structures dans les images dans la procédure de débruitage que les trois autres méthodes. Il peut supprimer bien le bruit, tout en gardant les contours et les détails fins. Dans la Fig. 4. 6, nous comparons visuellement notre modèle avec trois autres méthodes populaires dans la suppression de speckle. Les images bruitées simulées sont construites sur la base de l'équation (3.1) avec  $\sigma^2 = 2$  (Fig. 4. 6 (a, f)). Dans les tests, le filtre AD supprime le bruit mais il brouille les contours de l'image et les structures linéaires (Fig. 4. 6 (c, h)), le filtre bilatéral débruite bien mais un résidu de bruit apparaît dans les limites de l'objet (Fig. 4. 6 (d, i)). La méthode de ATV peut supprimer le bruit de speckle et conserver les contours (Fig. 4. 6 (b, g)). Néanmoins, certains artefacts apparaissent dans la région homogène. La méthode proposée est la plus efficace pour supprimer le bruit, le maintien des caractéristiques et des contours de l'image. Elle a les valeurs plus élevées pour l'ensemble des mesures de qualité.

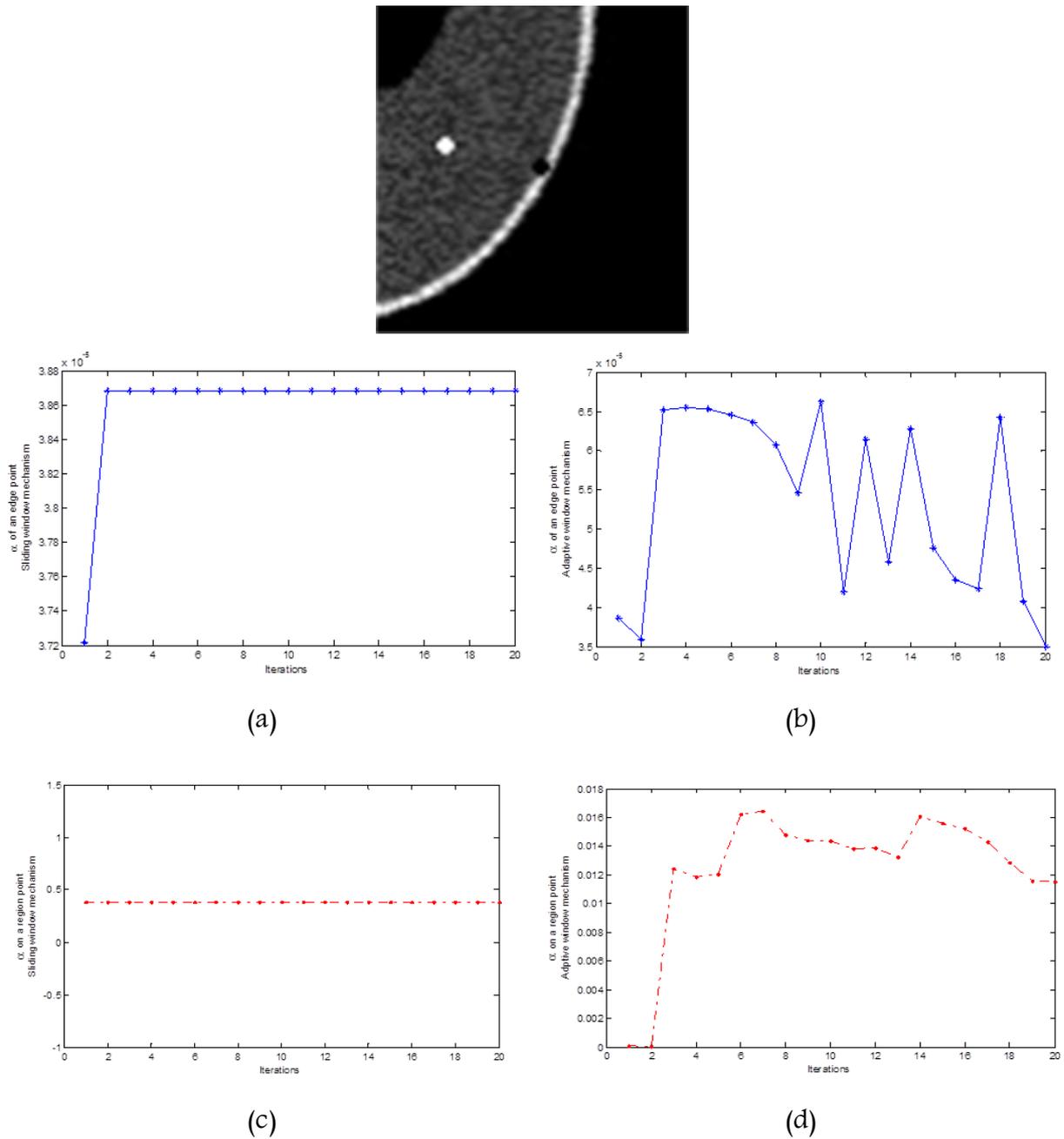
## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

Table II :  
Temps d'exécution des méthodes

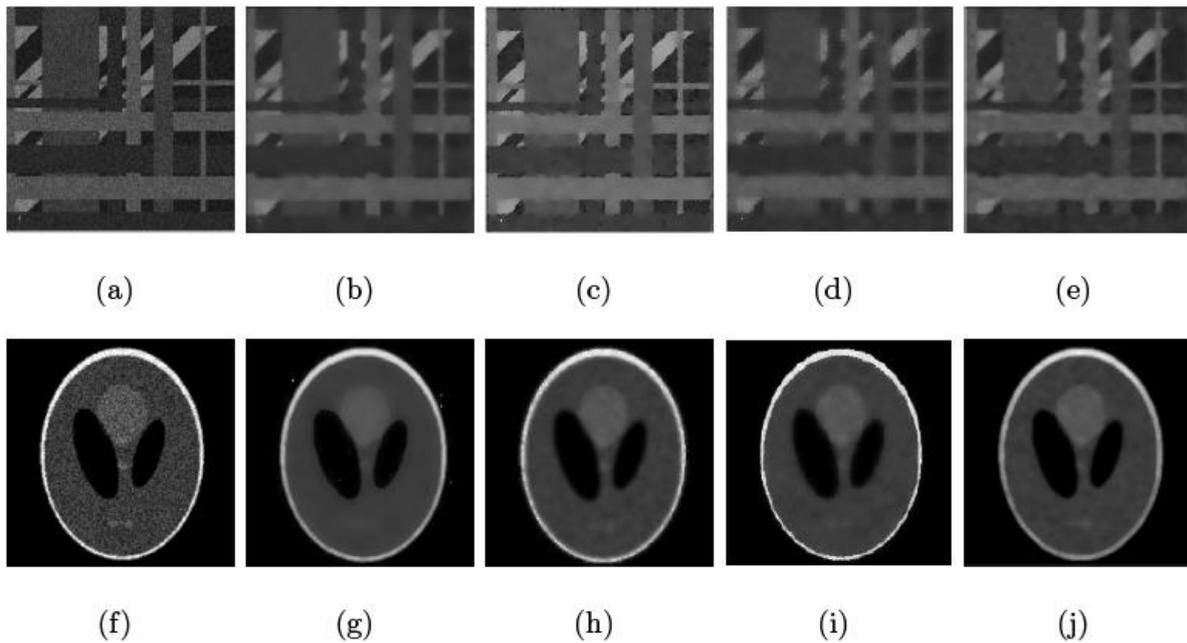
<b>Image Phantom.</b>	<b>177 x 175(pixels)</b>	<b>Iterations</b>	<b>Temps d'exécution(sec)</b>
	ATV	20	3.33
	AD	20	1.977
	NLMean	1	3.056
	AWMTVR	4	4.31
<b>Image Bar.</b>	<b>180 x 171(pixels)</b>	<b>Iterations</b>	<b>Temps d'exécution (sec)</b>
	ATV	20	2.97
	AD	20	2.392
	NLMean	1	2.959
	AWMTVR	4	5.919

Même si, la méthode proposée est légèrement moins rapide que les méthodes utilisées en comparaison. Pour une image de taille 177 x 175 pixels, la méthode proposée prend 4,301 s, et pour une image de taille 180 x 171 pixels, il faut 5,919 s. Les tests correspondants sont présentés sur le tableau II. Les résultats correspondent au nombre d'itérations pour toutes les méthodes testées et le temps d'exécution par rapport au nombre d'itérations. Le temps d'exécution du AWMTVR est un peu plus élevé par rapport aux autres méthodes en raison de sa propriété d'adaptation. Pour une itération, l'algorithme II (fenêtres adaptatives) appelle 30975 fois l'algorithme I (WMTVR) pour une image de taille 177x 175 et 30780 fois pour une image de taille 180 x 171. Cependant, notre filtre réduit le nombre d'itérations tout en donnant de bons résultats. L'utilisation des fenêtres adaptatives fournit à la régularisation multiplicative un traitement local qui améliore les résultats de la restauration et rend l'algorithme proposé efficace et compétitif avec les méthodes existantes.

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux



**Figure 4. 5.** Tracé du paramètre  $\alpha$  instantané en fonction du nombre d'itérations sur deux points critiques. (a)  $\alpha$  en utilisant une fenêtre glissante. (b)  $\alpha$  en utilisant le mécanisme de fenêtre adaptative calculée sur un point contour (point blanc sur (a)). (c)  $\alpha$  en utilisant la fenêtre glissante (d)  $\alpha$  en utilisant le mécanisme de fenêtre adaptative calculée sur un point région (point noir sur (a)).



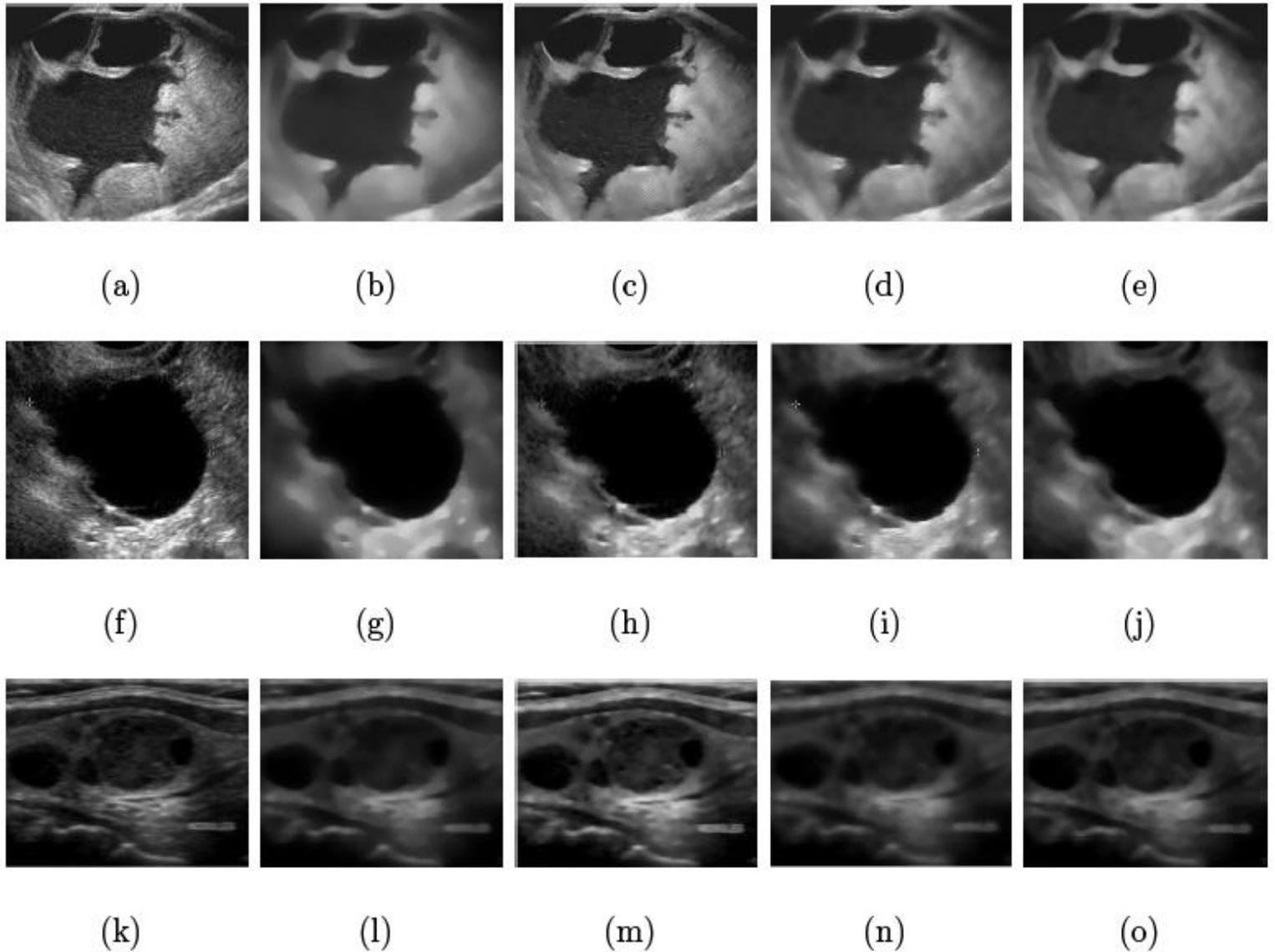
**Figure 4. 6.** Comparaison de différentes méthodes de réduction de speckle. (a, f) image synthétique bruitée en utilisant le modèle sur l'équation (3. 1) avec  $\sigma^2 = 2$  ; (b, g) image filtré avec le modèle ATV ; (c, h) filtré avec le modèle AD ; (d, i) l'image filtrée avec le modèle Bilatéral ; (e, j) images filtrées avec la méthode proposée.

### 3. Expériences sur des images échographiques

Dans cette section, nous testons les performances de la méthode proposée sur des images échographiques réelles et nous la comparons à trois autres méthodes. La figure 4.7 montre les résultats sur les trois images ultrasonores réelles utilisées dans nos expériences. La première image figure 4.7 (a) est celle de l'abdomen la seconde image figure 4.7 (f) est une image échographique représentant une masse d'un cancer du sein la dernière image figure 4.7 (k) est une échographie de nodules thyroïdiens. Il a été observé que les frontières de la région de la masse des images filtrées en utilisant le modèle AD se mélangent avec la région du fond (Fig. 4. 7 (c, h, m)). Il entraîne la perte de l'information concernant les détails importants de l'image. La méthode ATV donne de bons résultats toutefois de forts artefacts ont été observées (Fig. 4. 7 (b, g, l)). Le filtre Bilatéral (Fig. 4. 7 (d, i, n)) et la méthode

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

proposée (Fig. 4. 7 (e, j, o)) présentant de meilleures performances que les deux autres méthodes.



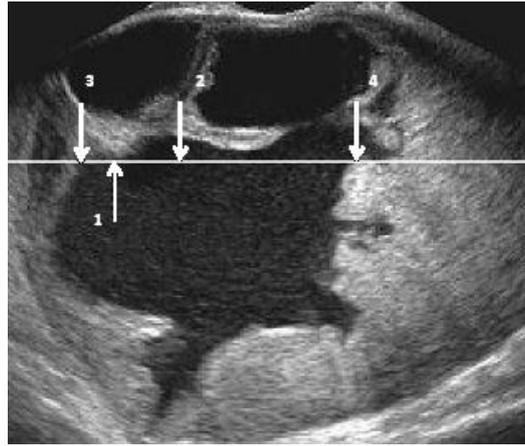
**Figure. 4. 7** , Comparaison avec les différentes méthodes sur des images échographiques. (a) une image ultrasonore réelle du cancer des ovaires ; (f) une image échographique réelle d'une masse d'un cancer du sein ; (k) une image échographique réelle de nodules thyroïdiens ; (b, g, l) images restaurées par le modèle ATV ; (c, h, m) images restaurées par le modèle AD ; (d, i, n) images restaurées par le filtre bilatéral ; (e, j, o) image restaurées par le modèle proposé.

## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux

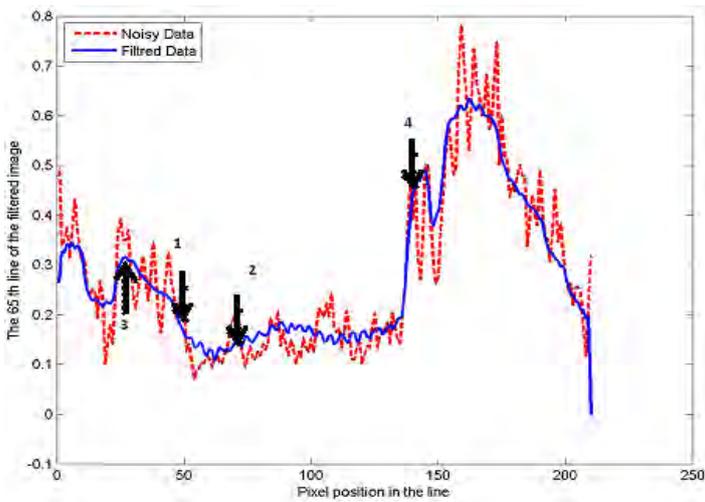
Les images des Fig. (4. 8 - 4. 10) montrent les valeurs de pixels sur une ligne de l'image (La ligne en surbrillance) par rapport aux positions de colonnes. A partir des figures, les étiquettes 1-4 marquent le passage d'une région à une autre (une transition) ou le passage par une région (région homogène ou plate). À partir de la figure. 4. 8 (a) les étiquettes 1 et 2 indiquent la limite de la masse de l'ovaire, les étiquettes 3 et 4 sont les limites de la zone extérieure. Sur la Figure. 4. 9 (a), les étiquettes 1 et 2, limitent la masse représentant le cancer du sein, l'étiquette 3 indique l'intérieur de la masse. Dans la Fig. 4. 10 (a), les étiquettes illustrent trois nodules thyroïdiens. L'opération de filtrage le long de la ligne marquée montre les transitions possibles et les zones lissées. Elle révèle l'efficacité des méthodes testées. La méthode ATV présente quelques artefacts Fig. (4. 8 - 4. 10) (b). Les méthodes AD, bilatéral et AWMTVR opèrent mieux que l'ATV. Cependant, certains détails fins sont plus lissés à l'aide des filtres AD et bilatéral.

Enfin, la figure 4. 11 (a), présente la fonction Variation Totale  $J_{TV}$ , le terme de régularisation  $J_R$ , et  $J$  en fonction du nombre d'itérations  $n$ . Nous observons que  $J_{TV}$  converge plus lentement que la fonction de régularisation JR (Fig.4. 11 (b)). La fonction de coût  $J$  est représentée sur la figure 4. 11 (c). Fig. 4. 12 (a-c) présentent la quantité  $\delta^n$ , la fonction de poids  $W^n$  et le paramètre  $\alpha^n$  qui est calculé comme la moyenne local de  $\alpha_{i,j}^n$  à chaque itération. Compte tenu de ces paramètres, notre méthode converge en quelques itérations

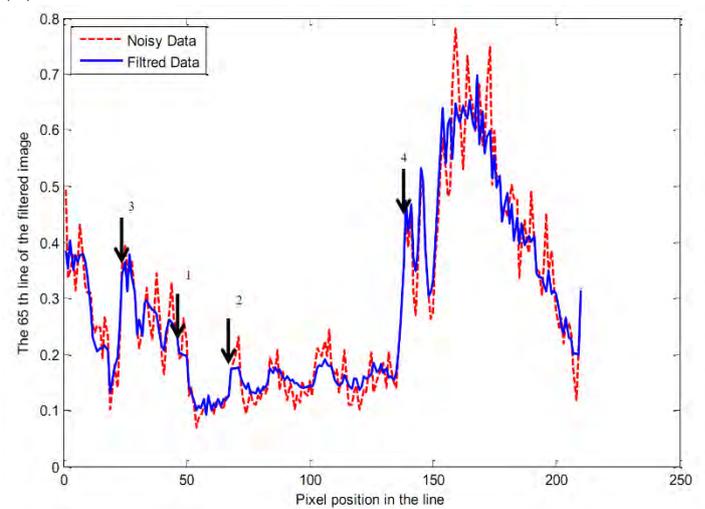
## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux



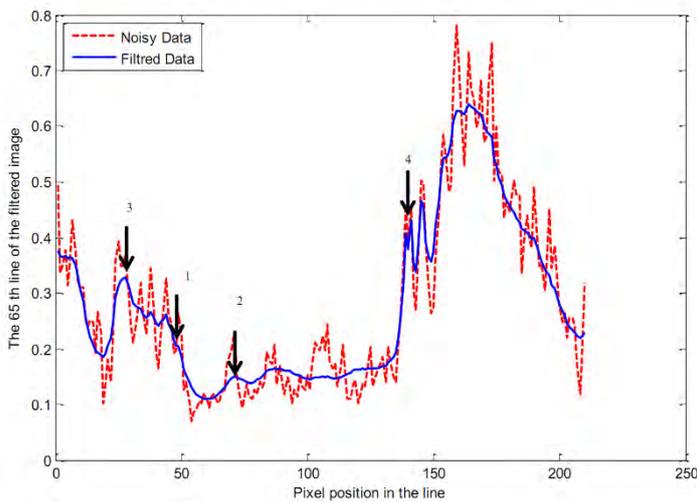
(a)



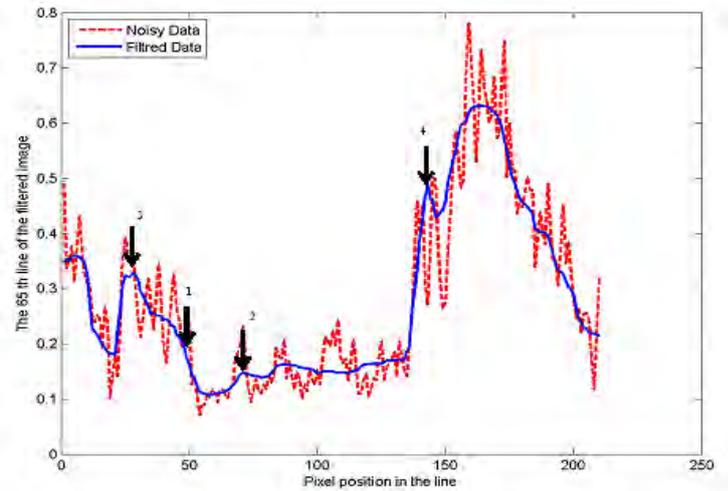
(b)



(c)



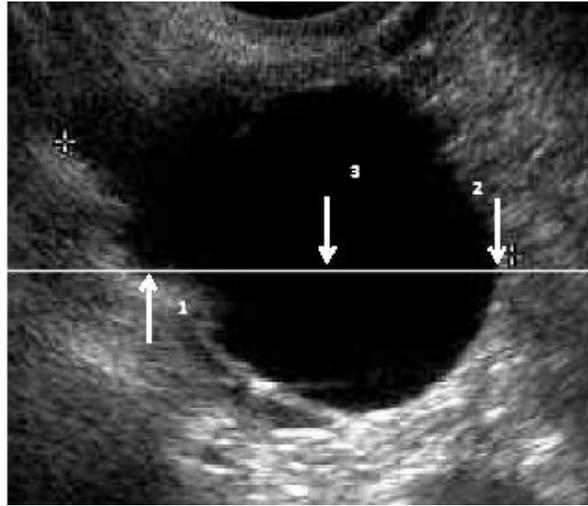
(d)



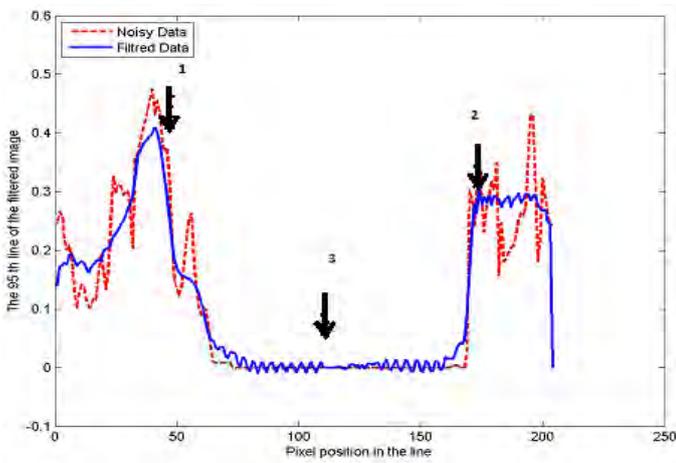
(e)

**Figure. 4. 8 :** Signal correspondant à une ligne, (a) avec la ligne 65. (b) Image restaurée par le modèle ATV, (c) Image restaurée par le modèle AD, (d) Image restaurée par le filtre bilatéral; (e) Image restaurée par la méthode proposée.

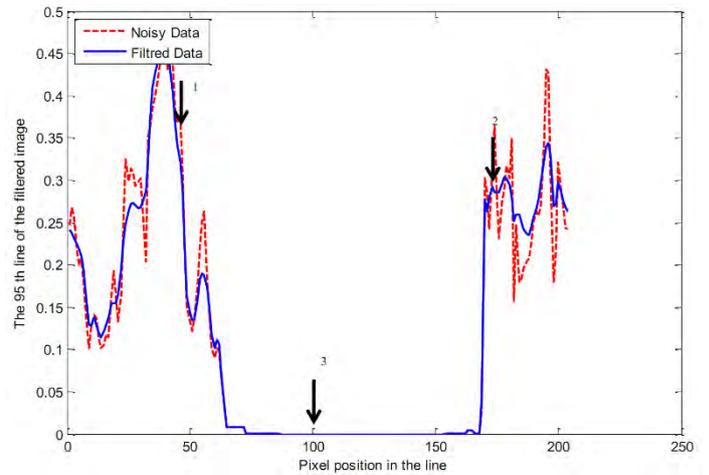
## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux



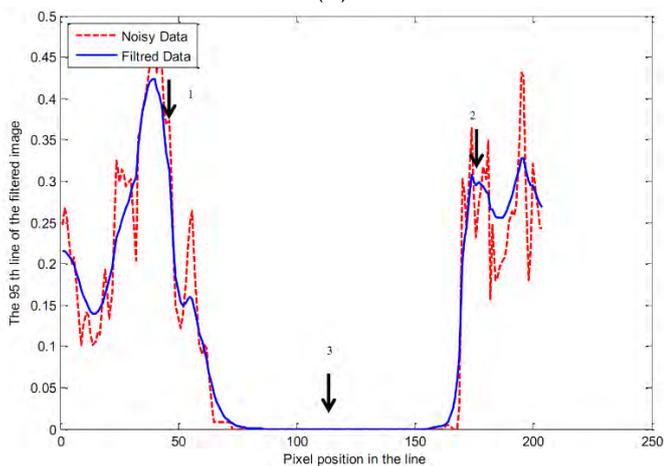
(a)



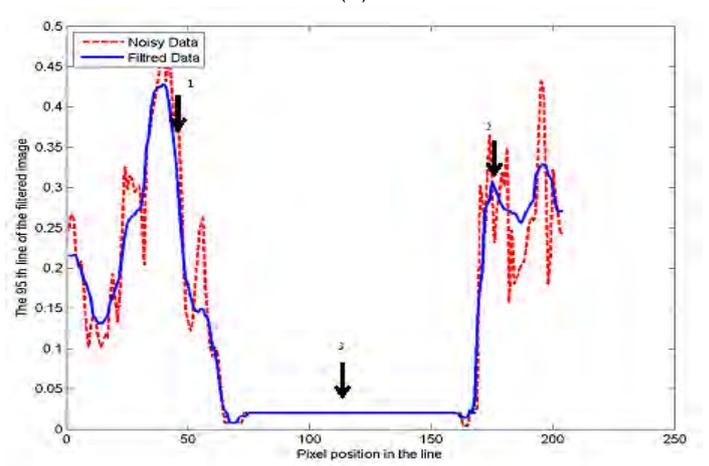
(b)



(c)



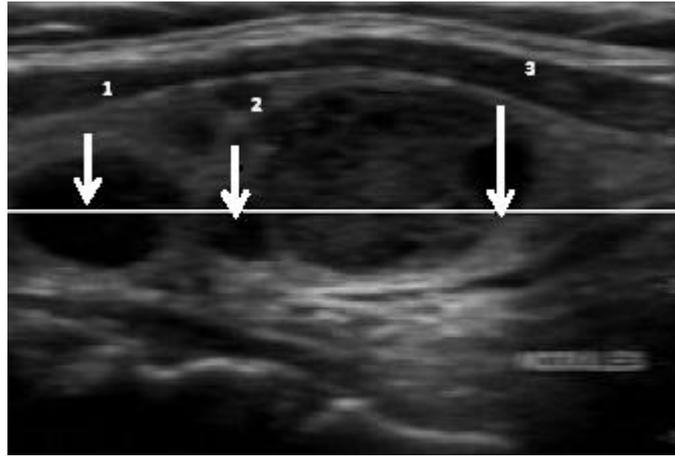
(d)



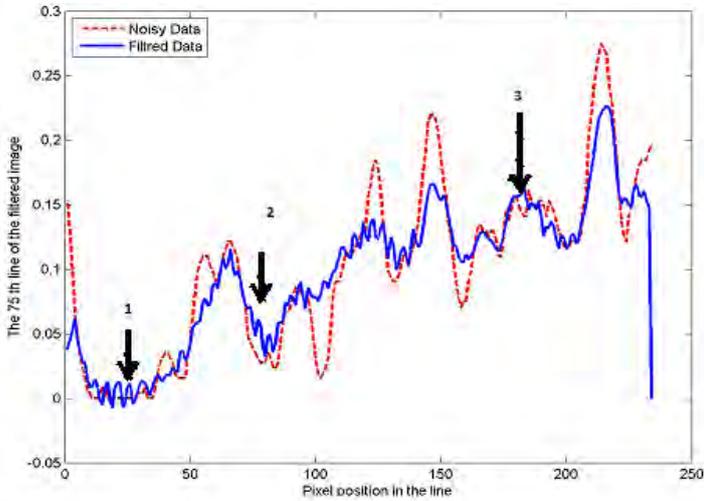
(e)

**Figure. 4. 9 :** Signal correspondant à une ligne, (a) avec la ligne 95. (b) Image restaurée par le modèle ATV, (c) Image restaurée par le modèle AD, (d) Image restaurée par le filtre bilatérale; (e) Image restaurée par la méthode proposée.

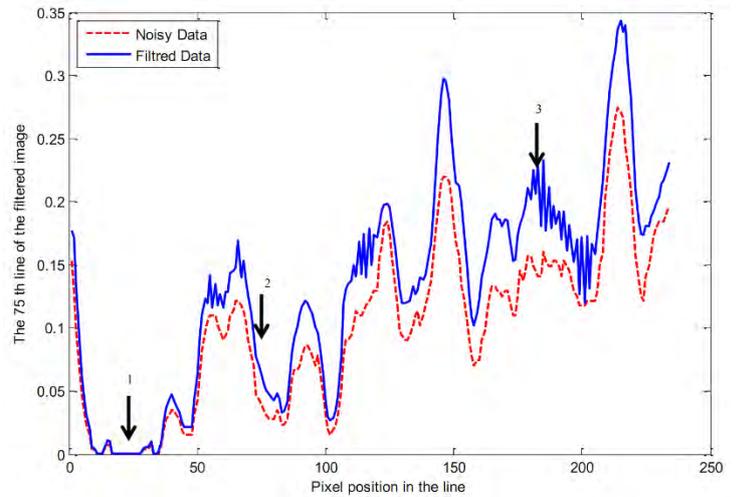
## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux



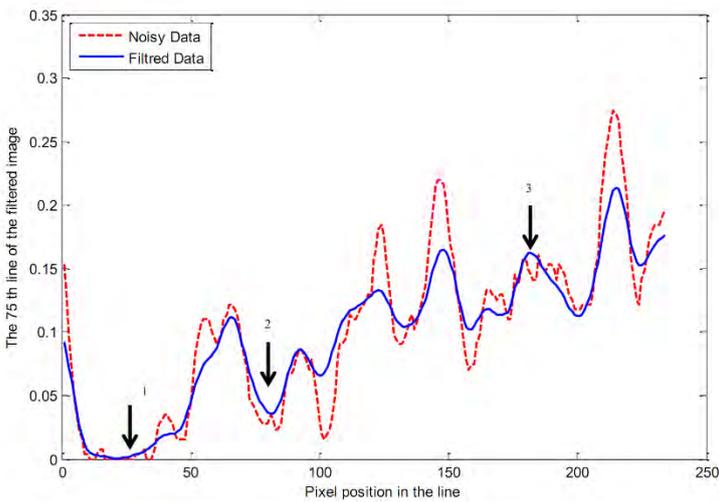
(a)



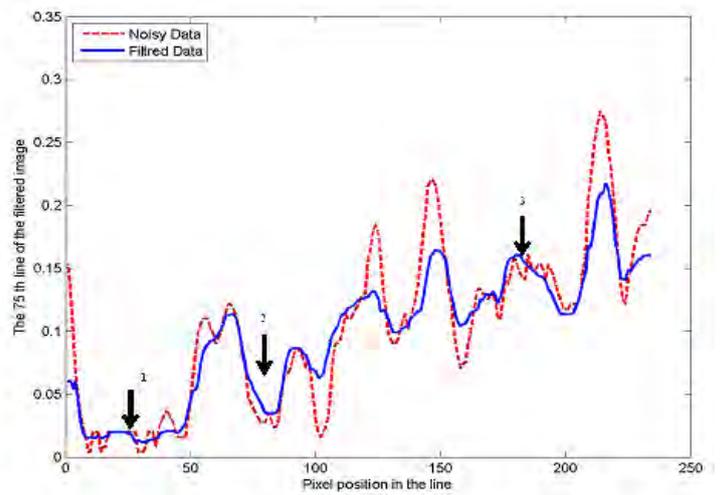
(b)



(c)



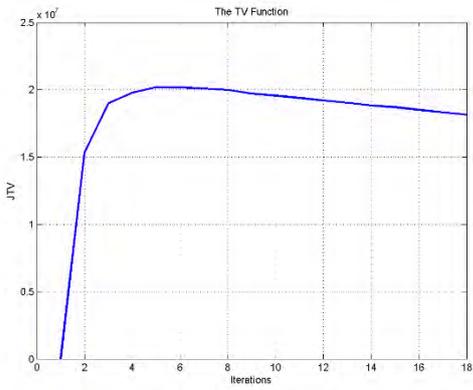
(d)



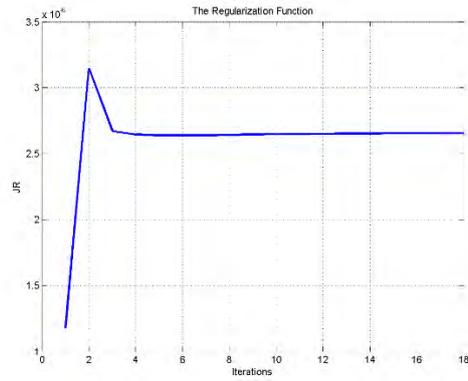
(e)

**Figure. 4. 10 :** Signal correspondant à une ligne, (a) avec la ligne 75. (b) Image restaurée par le modèle ATV, (c) Image restaurée par le modèle AD, (d) Image restaurée par le filtre bilatéral ; (e) Image restaurée par la méthode proposée.

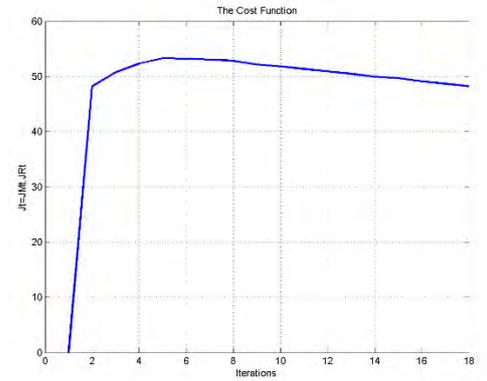
## Chapitre IV. Résultats Expérimentaux



(a) Fonction  $J_{TV}$

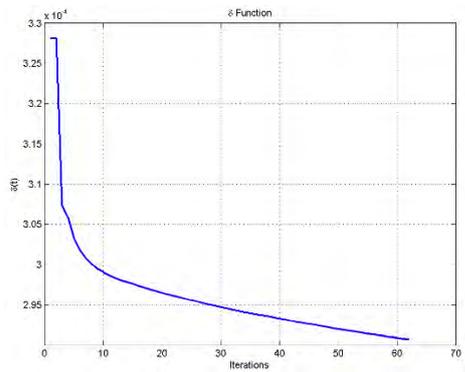


(b) Fonction  $J_R$

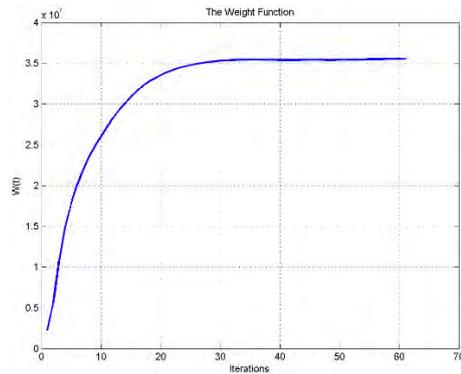


(c) Fonction cout  $J = J_{TV} \cdot J_R$

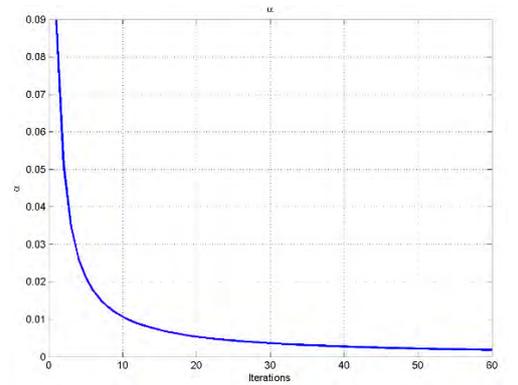
Figure. 4. 11 : Minimisation des fonctions  $J_{TV}$ ,  $J_R$  et  $J$  en fonction du nombre d'itérations



(a) Le facteur  $\delta^n$



(b) La fonction de pondération  
 $W^n$



(c) Minimum Globale Le facteur  
 $\alpha^n$

Figure. 4. 12 : Fonctions de tests en fonction du nombre d'itérations

### 4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les résultats de restauration obtenus par la nouvelle méthode proposée dans le chapitre III. En effet, l'algorithme développé a été conçu pour mieux réduire le speckle dans les images échographiques. Les résultats montrent que notre modèle se démarque des techniques classique par 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 le speckle et les images échographiques. Une comparaison de différents critères d'évaluation a montré la pertinence de notre méthode. Toutefois, l'algorithme proposé s'avère stable mais converge moins rapidement. Ceci est dû à la minimisation de la variation totale et le mécanisme de la fenêtre adaptative pour chaque pixel de l'image.

---

## Conclusion et Perspectives

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. Dans ce travail, les méthodes variationnelles ont été choisies pour leur efficacité assez prouvée.

## Conclusion et perspectives

---

L'analyse des besoins du mode de formation des images ultrasonores ont conduit au développement de deux outils : un algorithme de filtrage des données échographiques, intitulé WMTVR, et un algorithme de fenêtres adaptatives. Ces deux méthodes constituent les contributions majeures de cette thèse.

En effet, comme nous avons pu le constater, le mode de formation des images échographiques nous a poussés à élaborer un algorithme de filtrage. Ce filtre repose sur l'adaptation d'une fonction de régularisation multiplicative. La nouvelle fonction coût combine une fonction de données basée sur le modèle de bruit de Loupas et al [36] et une fonction Variation Totale (WTV) pondérée utilisée comme un facteur multiplicatif de la fonction coût. L'objectif de base de la forme multiplicative est d'éliminer le choix du paramètre de régularisation artificielle. La méthode proposée utilise l'algorithme du gradient conjugué pour mettre à jour la solution approximative du problème de minimisation.

Nous avons également développé une méthode de fenêtres adaptatives. Cette dernière utilise diverses formes, tailles et orientations. Le coefficient de variation est calculé instantanément et avec précision pour chaque zone de l'image qu'elle soit de bord ou dans une région homogène avec plus de précision qu'une fenêtre fixe.

Pour évaluer l'approche de débruitage proposée, une large étude expérimentale de la méthode adaptative ainsi que de la régularisation multiplicative WMTV est effectuée sur des

## Conclusion et perspectives

---

images échographiques simulées et réelles. Une étude comparative avec un ensemble de méthodes existantes dans la littérature est également réalisée. Cette étude a montré une bonne fiabilité de notre approche. Effectivement, AWMTVR 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 du bruit de speckle et de préservation des contours.

Il convient à noter que AWMTVR est un peu plus lent en termes de temps d'exécution, à cause de sa propriété adaptative.

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

- Amélioration du temps d'exécution par une étude du critère de Split Bregman dans la procédure de filtrage

Une étude plus précise et plus détaillée sera étudiée à la place de la méthode du gradient conjugué et adapter à notre algorithme de manière à optimiser les résultats obtenus et surtout le temps de calcul. Une étude plus détaillée de ce critère serait à envisager, même si les bons résultats présentés par la méthode n'imposent pas de modifications.

- Optimisation de la qualité du filtrage par l'introduction des dérivées fractionnaires

Un état de l'art des dérivées fractionnaire et leur application dans le traitement d'images seras étudié. Tous les gradients calculés dans l'algorithme de filtrage seront remplacé. Les résultats et avantages qu'apporte le fractionnaire au filtre proposé seront comparés

## Conclusion et perspectives

---

et discutée. Une nouvelle méthode utilisé dans le domaine du signale sera adapté et utilisé dans le traitement d'images.

---

## Références bibliographiques

- [1] A. Marion. 2009, « *Filtrage spatiotemporel orienté de séquences d'images : application à l'estimation du mouvement des flux sanguins en imagerie ultrasonore* ». Thèse INSA de Lyon
- [2] G. Karlsson, 2009, “ *The Physics of Ultrasound and Some Recent Techniques Used*”.
- [3] W. Wein. 2007, “ *Multimodal Integration of Medical Ultrasound for Treatment Planning and Interventions*”. Thèse Technische Universitat Munchen,
- [4] C. Tauber. 2005, « *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake : Application aux images échographiques* ». Thèse Enseeiht
- [5] Page Web. Beamforming - *ultrasound technology* - ultrasound and MR - department of circulation and medical imaging - faculty of medicine - NTNU, Norway.  
<http://www.ntnu.no/us/beamforming>.
- [6] Université Rennes. *Bases de l'analyse d'image dans les différentes modalités*.  
<http://www.med.univ-rennes1.fr/cerf/edicerf/SEMIOLOGIE/001.html>.
- [7] N. Bouhlel. 2006, « *Caractérisation de texture d'échographie RF par champ markovien* ». Thèse de Doctorat, Université René Descartes - Paris 5
- [8] Page Web. « *L'onde ultrasonore, propriétés physiques, sémiologie et artefacts* »  
[http://files.chuv.ch/internet-docs/rad/techniciens/rad\\_trm\\_us\\_proprieteondeus.pdf](http://files.chuv.ch/internet-docs/rad/techniciens/rad_trm_us_proprieteondeus.pdf).
- [9] J-P. Convard, A. Bonnin, C. Broussouloux, G. Sequin, and P. Legmann. 2000, “*Echography*”. Masson.

## Références Bibliographique

---

- [10] J.W. Goodman. 1984, ‘*Statistical properties of laser speckle patterns. Laser Speckle and Related Phenomena*’ pp: 9–75.
- [11] V. Dutt. 1995, “*Statistical analysis of ultrasound echo envelope*”. These Mayo Graduate School.
- [12] R.F. Wagner, S.W. Smith, J.M. Sandrik, and H. Lopez. 1983; “*Statistics of speckle in ultrasound b-scans*”. IEEE Transactions on Sonics and Ultrasonics, **30**, 156–163. 22, 26
- [13] E. Jakeman and P.N. Pusey. 1980, “*A model for non-rayleigh sea echo*”. Journal of Physics **13**, 31–48.
- [14] V. Dutt and J. Greenleaf. 1994, ‘*Ultrasound echo envelope analysis using a homodyned k-distribution signal model*’. Ultrasonic Imaging **16**, 265–287.
- [15] M. Nakagami. 1960, ‘*The m-distribution, a general formula for intensity distribution in rapid fading*’ Statistical Methods in Radio-Wave Propagation, pp: 3–36.
- [16] P.M. Shankar. 2000, “*A general statistical model for ultrasonic backscattering from tissues*.” IEEE Transactions on Ultrasonic, Ferroelectrics and Frequency Control, **47**, 727–736 (2000).
- [17] E. W. Stacy. 1962, “*A generalization of the gamma distribution*.” Annals of Mathematical Statistics **33**, 1187–1192.
- [18] B. I. Raju and M. A. Srinivasan. 2002, “*Statistics of envelope of high-frequency ultrasonic backscatter from human skin in vivo*”. IEEE Transactions on Ultrasonic, Ferroelectrics and Frequency Control **49**, 871–882.
- [19] S.W. Smith and R.F. Wagner. 1984, “*Ultrasound speckle size and lesion signal to noise ratio: verification and theory*”. Ultrasonic Imaging **6**, 174–180.

## Références Bibliographique

---

- [20] R.F. Wagner, M.F. Insana, and D.G. Brown. 1987 “*Statistical properties of radiofrequency and envelope-detected signals with applications to medical ultrasound*”. *Journal of Optical Society of America* **4**, 910–922.
- [21] C. Tauber, 2005. *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-spline snake. application aux images échographiques*. Thèse Enseeiht.
- [22] L. Gagnon and A. Jouan. 1997, “*Speckle filtering of SAR images - a comparative study between Complex-Wavelet-Based and standard filters*”. *SPIE PROC.* **3169**, 80–91.
- [23] D Kuan, A Sawchuk, T Strand, and P Chavel. 1987, “*Adaptive restoration of images with speckle*”. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal processing*, **35**(3), 383,-373.
- [24] J.S. Lee. 1980, ‘*Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics*.’ *PAMI* **2**(2), 165–168.
- [25] V.S. Frost, J.A. Stiles, K.S. Shanmugan, and J.C. Holtzman. 1982, ‘*A model for radar images and its application to adaptive digital filtering for multiplicative noise*’. *PAMI* **4**(2), 157–166.
- [26] N. Wiener. 1949, “*Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series*”. New York: Wiley.
- [27] A. Lopes, R. Touzi, and E. Nezry. 1990, “*Adaptive speckle filters and scene heterogeneity*”. *IEEE Transaction on Geosc. and Remote Sens.* **28**(6), 992–1000.
- [28] C. J. Oddy and A. J. Rye. 1983, “*Segmentation of SAR images using a local similarity rule*”. *Pattern Recognition Letters* **1**, 443–449.
- [29] P.C. Tay, S.T. Acton, and J.A. Hossack. 2006, “A stochastic approach to ultrasound despeckling”. *3<sup>rd</sup> IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro*, pp:221–224.

## Références Bibliographique

---

- [30] C.Yu, C. Zhang and L. Xie, 2012, “*A multiplicative Nakagami speckle reduction algorithm for ultrasound images*”, *Multidim Syst Sign Process.* 23, 499–513
- [31] A. Lopes, E. Nezry, R. Touzi, and H. Laur. 1993, “*Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images*. *International Journal of Remote Sensing* 14(9), 1735–1758.
- [32] T.C. Aysal and K.E. Barner. 2007, “*Rayleigh–maximum–likelihood filtering for speckle reduction of ultrasound images*”. *MedImg* 26(5), 712–727.
- [33] A. Buades, B. Coll, and J. M. Morel. 2005, “*A review of image denoising algorithms, with a new one. Multiscale Modeling & Simulation*” 4(2), 490–530.
- [34] P. Coupé, P. Hellier, C. Kervrann, and C. Barillot. 2008, “*Bayesian Non Local Means–Based Speckle filtering*”. *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro*.
- [35] C. Kervrann, J. Boulanger, and P. Coupé. 2007, “*Bayesian non–local means filter: image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal*”. *Conf. Scale–Space and Variational Methods* pp: 520–532.
- [36] T. Loupas, W. McDicken, and P. Allan. 1989, “*An adaptive weighted median filter for speckle suppression in medical ultrasound image*”. *IEEE Trans. Circuits Syst.* 36, 129–135.
- [37] F. Barroso P.X. De Fontes, A. Barroso, P. Coupé, and P. Hellier. 2010, « *Real time ultrasound image denoising*”. *Journal of Real–Time Image Processing* 05.
- [38] P. Perona and J. Malik 1990. “*Scale–space and edge detection using anisotropic diffusion*.” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 12, 629–639.
- [39] Y. Yu and S.T. Acton. 2002, “*Speckle reducing anisotropic diffusion*”. *IEEE Transactions on Image Processing*.
- [40] K. Krissian, C.F. Westin, R. Kikinis, and K. Vosburgh. 2007, “*Oriented speckle reducing anisotropic diffusion*”. *IEEE Trans Image Processing.* pp : 1412– 1424.

## Références Bibliographique

---

- [41] P. Coupé. 2008, « *Méthode de compensation des déformations cérébrales par imagerie ultrasonore intraopératoire pour la neurochirurgie guidée par l'image* ». Thèse Université Rennes I.
- [42] J.E. Odegard, H. Guo, M. Lang, C.S. Burrus, R. O. Wells, L.M. Novak, and M. Hiatt. 1995, “*Wavelet based SAR speckle reduction and image compression*”. SPIE Proc. on Algorithms for Synthetic Aperture **2487**, 259–271.
- [43] L. Gagnon and D.F. Smaili. 1996, “*Comparative study on speckle noise suppression techniques for ultrasound images*.” SPIE Proc. Signal and Data Processing of Small Targets **2759**, 14–24.
- [44] B.A. Achim and P. Tsakalides, 2001 “*Novel bayesian multiscale for speckle removal in medical ultrasound images*”. Transactions. Medical Imaging Journal **20**, 772–783.
- [45] P. Thitimajshima, Y. Rangsanseri, and P. Rakprathanporn. 1998, “*A simple SAR speckle reduction by wavelet thresholding*”. Proceedings of the 19th Asian Conference on Remote Sensing ACRS98.
- [46] M. S. Crouse, R. D. Nowak, and R.G. Baraniuk. 1998, “*Wavelet based statistical signal processing using markov models*”. IEEE Trans. Signal Processing **46**, 886–902.
- [47] H. Romberg, J. Choi and R. Baraniuk, 1999. “*Bayesian tree-structured image modeling using wavelet based hidden markov models*”. SPIE Technical Conference On Inverse Mathematical Problem modelling .
- [48] A. Khare, M. Khare, Y. Jeong, H. Kim, and M. Jeon, 2010. “*Despeckling of medical ultrasound images using Daubechies complex wavelet transform*”. Signal Processing **90**, 428–439.
- [49] D. Gnanadurai and V. Sadasivam, 2005. “*Undecimated wavelet based speckle reduction for SAR images*”. Pattern Recognition Letters **26**(6), 793–800.

## Références Bibliographique

---

- [50] D. Gnanadurai, V. Sadasivam, J. Paul Tiburtius Nishandh, L. Muthukumaran, and C. Annamalai, 2009. “*Undecimated double density wavelet transform based speckle reduction in SAR images*”. *Computers & Electrical Engineering* **35**(1), 209–217.
- [51] A. Pizurica, A.M. Wink, E. Vansteenkiste, W. Philips, and B.J. T.M. Roerdink, 2006. “*A review of wavelet denoising in MRI and ultrasound brain imaging*”. *Current Medical Imaging Reviews* **2**, 247–260.
- [52] G. Liu, X. Zeng, F. Tian, Z. Li, K. Chaiboul, 2009. “*An adaptive total variation method for speckle reduction in medical ultrasound imaging*”, *Signal Process.* **89**; 2233–2243.
- [53] Banazier A. Abraham, Yasser Kadah, 2011 “*Speckle noise reduction method combining total variation and wavelet shrinkage for clinical ultrasound imaging*”, in: *IEEE International Conference on Image Processing, ICIP*, pp. 80–83.
- [54] M. Bertero, P. Boccacci, 1998, “*Introduction to Inverse Problems in Imaging*”, IOP Publishing, Bristol, UK.
- [55] P.J. Hauber 2003, “*Robust Statistics*”, Wiley, New York.
- [56] L. Ambrosio, N. Fusco, and D. Pallara, 2000. “*Functions of Bounded Variation and Free Discontinuity Problems*”, *Oxford Mathematical Monographs*, Oxford University Press.
- [57] L. C. Evans and R. F. Gariepy, 1992. “*Measure Theory and Fine Properties of Functions*”, *Studies in Advanced Mathematics*, CRC Press.
- [58] E. Giusti, 1984, “*Minimal Surfaces and Functions of Bounded Variation*”, **80**, *Journal of Monographs in Mathematics*, Birkhauser.
- [59] L. I. Rudin, S. Osher, and E. Fatemi, 1992 “*Nonlinear total variation based noise removal algorithms*”, *Phys. D*, **60**, pp. 259–268.
- [60] R. Acar and C. R. Vogel, 1994. “*Analysis of bounded variation penalty methods for ill-posed problems*”, *Inverse Problems*, **10**,

## Références Bibliographique

---

- [61] O. Scherzer, M. Grasmair, H. Grossauer, M. Haltmeier, and F. Lenzen, 2009. "Variational Methods in Imaging", *Journal of Applied Mathematical Sciences*, Springer, vol. 167.
- [62] Y. Meyer, 2001, "*Oscillating Patterns in Image Processing and Nonlinear Evolution Equations: The Fifteenth Dean Jacqueline B. Lewis Memorial Lectures*", vol. 22. *Journal of University Lecture Series*, American Mathematical Society.
- [63] S. Esedoglu and S. J. Osher, 2004, "*Decomposition of images by the anisotropic Rudin-Osher-Fatemi model*", *Comm. Pure Appl. Math.*, 57, pp. 1609–1626.
- [64] B. Berkels, M. Burger, M. Droske, O. Nemitz, and M. Rumpf, 2006. "*Cartoon extraction based on anisotropic image classification*", *Proceedings in Vision, Modeling, and Visualization*,
- [65] G. Steidl and T. Teuber, 2009. "*Anisotropic smoothing using double orientations*", in *Proceedings of the 2nd International Conference on Scale Space and Variational Methods in Computer Vision*, LNCS 5567, Springer, pp. 477–489.
- [66] T. Chan, S. Esedoglu, F. Park, and A. Yip, *Handbook of Mathematical Models in Computer Vision*, Springer, 2006, chapter: Total Variation Image Restoration: Overview and Recent Developments, pp. 17–31.
- [67] D. C. Dobson and F. Santosa, 1996, "*Recovery of blocky images from noisy and blurred data*", *SIAM J. Appl. Math.*, 56, pp. 1181–1198.
- [68] A. Chambolle and P. L. Lions, "*Image recovery via total variation minimization and related problems*", *Numer. Math.*, 76 (1997), pp. 167–188.
- [69] S. Osher, M. Burger, D. Goldfarb, J. Xu, and W. Yin, 2005, "*An iterative regularization method for total variation-based image restoration*", *Multiscale Model. Simul.* 4, pp. 460–489.

## Références Bibliographique

---

- [70] S. Alliney, 1997, “*A property of the minimum vectors of a regularizing functional defined by means of the absolute norm*”, IEEE Trans. Signal Process., 45,
- [71] M. Nikolova, 2004, “*A variational approach to remove outliers and impulse noise*”, J. Math. Imaging Vis., 20, pp. 99–120.
- [72] T. F. Chan and S. Esedoglu, 2005. “*Aspects of total variation regularized  $L^1$  function approximation*”, SIAM J. Appl. Math., 65 (2005), pp. 1817–1837.
- [73] Tony F Chan and Chiu-K Wong Wong, “Total Variation Blind Deconvolution,” IEEE Trans, Image Processing, Vol 7, no. 3, pp. 370–375, 1998.
- [74] Zheng Huang ; Jingxin Zhang ; Cishen Zhang. 2009, “*Ultrasound image reconstruction by two-dimensional blind total variation deconvolution* » Control and Automation, ICCA. IEEE International Conference on Digital Object Publication Year, pp: 1801 - 1806
- [75] Bioucas-Dias, J.M. ; Figueiredo, M.A.T. ; Oliveira, J.P., 2006, “*Total Variation-Based Image Deconvolution: a Majorization–Minimization Approach*», , ICASSP. Proceedings. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Volume: 2.
- [76] Fahmy, M.F. ; Abdel Raheem, G.M. ; Mohammed, U.S. ;Fahmy, O.F. 2013, “*C18 : A New Total Variation Based Image Denoising and Deblurring*” Technique, Radio Science Conference (NRSC), 30th National , pp: 280 - 287
- [77] Goto, T. ; Komatsu, R. ; Sakurai, M., 2009 «*Blocky noise reduction for JPEG images using totalvariation minimization,* » . ICICS. 7th International Conference on Information, Communications and Signal Processing, pp: 1 - 5
- [78] Lawrence C. Evans , Ronald F. Garipey,1991 “*Measure Theory and Fine Properties of Functions*“, Studies in Advanced Mathematics, CRC Press Inc, 288 pages
- [79] K. Djemal, 2005, “*Speckle reduction in ultrasound images by minimization of total variator*”, in: IEEE International Conference on Image Processing, ICIP.

## Références Bibliographique

---

- [80] Sangwoon Yuri ; Hyenkyun Woo, 2011 “*Alternating minimization algorithm for shifted speckle reduction variational model* “ Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2011 IEEE International. pp: 4188 – 4191
- [81] Liqian Wang ; Liang Xiao ; Lili Huang ; Zhihui Wei, 2011.”*Nonlocal total variation based speckle noise removal method for ultrasound image*” , Image and Signal Processing (CISP), 4th International Congress on Volume: 2 pp: 709 – 713
- [82] Hacini, M. ; Hachouf, F. ; Djemal, K., 2011. « *An adaptive total variation method for speckle reduction in medical ultrasound imaging* » (ICIP), 18th IEEE International Conference on Image Processing. pp: 1545 – 1548
- [83] A. Goshtasby, M. Salter, 2008 “*An Adaptive Window Mechanism for Image Processing*, “Computer Vision and Image understanding, 111, pp: 155-169.
- [84] Kai Wang, Yingjie Liu; Liwen Zhang, 2013. “*A New Despeckling Method in Ultrasonography: Anisotropic Diffusion Filtering Followed by Total Variation Denoising*, » *International Journal of Applied Information Systems (IJ AIS) –2249-0868 Foundation of Computer Science FCS, New York, USA Volume 5 – No. 10*,
- [85] S.D. Babacan, R. Molina, A.K. Katsaggelos. 2007, “*Parameter estimation in TV image restoration using variational distribution approximation*”, IEEE Trans. Image Process. 17. 326–339.
- [86] M. Bertalmio, V. Caselles, B. Rougé, A. Solé, 2003 “*TV based image restoration with local constraints*,”IEEE Trans. J. Sci. Comput. 19 95–122
- [87] J. Bioucas-Dias, M. Figueiredo, J. Oliveira, 2006. “*Adaptive Bayesian/total-variation image deconvolution: a majorization–minimization approach*”, in: EUSIPCO0.
- [88] S. Derin Babacan, R. Molina, A.K. Katsaggelos, 2007. *Total variation image restoration and parameter estimation using variational posterior distribution approximation*”, in: ICIP0. pp. 97–100.

## Références Bibliographique

---

- [89] Y.Z. Lin, B. Wohlberg, H. Guo, UPRE method for total variation parameter selection, *Signal Process.* 90 (2010) 2546–2551.
- [90] P.M. van den Berg, A.L. van Brockhoven, A. Abubakar, Extended contrast source inversion, *Inverse Probl.* 15 (1999) 1325–1344.
- [91] A. Abubakar, P.M. van den Berg, J.T. Fokkema, Towards non-linear inversion for characterization of time-lapse phenomena through numerical modellings, *Geophys. Prospect.* 51 (2003) 285–293.
- [92] A. Abubakar, P.M. van den Berg, T.M. Habashy, Application of the multiplicative regularized contrast source inversion method on TM- and TE-polarized experimental Fresnel data inverse problems, *IOP Sci. Inverse Probl.* 21S (2005) S5–S13.
- [93] A. Abubakar, T.M. Habashy, P.M. van den Berg, Nonlinear inversion of multi-frequency microwave Fresnel Data using Multiplicative Regularized contrast source inversion, *Prog. Electromagn. Res.* 62 (2006) 193–201.
- [94] S.Y. Semenov, A.E. Bulyshev, A. Abubakar, et al., Microwave- tomographic imaging of the high-dielectric-contrast objects using different image-reconstruction approaches, *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.* 53 (2005) 2284–2294.
- [95] A. Abubakar, P.M. van den Berg, S.Y. Semenov, Two- and three- dimensional algorithms for microwave imaging and inverse scattering, *J. Electromagn. Waves Appl.* 17 (2) (2003) 209–231.
- [96] T.M. Habashy, A. Abubakar, A general framework for constraint minimization for the inversion of electromagnetic measurements, *Prog. Electromagn. Res.* 46 (2004) 265–312.
- [97] P.M. van den Berg, A. Abubakar, J.T. Fokkema, Multiplicative regularization for contrast profile inversion, *Radio Sci.* 38 (2) (2003). 23 (1–10).

## Références Bibliographique

---

- [98] A. Webb, Introduction to Biomedical Imaging, John Wiley and Sons, Hoboken, 2003.
- [99] J.W. Goodman, Some fundamental properties of speckle, J. Opt. Soc. Am. 66 (11) (1976) 1145–1150.
- [100] J.W. Goodman, Laser speckle and related phenomena, in: J.-C. Dainty (Ed.), Statistical Properties of Laser Speckle Patterns, Springer, New York, 1985.
- [101] C. Oliver, S. Quegan, Understanding Synthetic Aperture Radar Images, vol. 31(4), Artech House, 1998.
- [102] D. Kaplan, Q. Ma, On the statistical characteristics of the log-compressed Rayleigh signals: theoretical formulation and experimental results, J. Acoust. Soc. Am. 95 (1994) 1396–1400.
- [103] R.F. Wagner, M. Insana, S. Smith, *Fundamental correlation lengths of coherent speckle in medical ultrasonic images*, IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control 35 (1988) 34–44.
- [104] M.F. Insanna, R.F. Wagner, B.S. Garra, D.G. Brown, T.H. Shawker, *Analysis of ultrasound image texture via generalized Rician statistics*, Opt. Eng. 25 (1986) 743–748.
- [105] V. Dutt, J.F. Greenleaf, Adaptive speckle reduction filter for log-compressed B-scan images, IEEE Trans. Med. Imaging 15 (1996) 802–813.
- [106] J. Goodman, Laser Speckle and Related Phenomena, Springer-Verlag, Berlin, 1984, pp. 7–95.
- [107] J.M. Thijssen, B. Oosterveld, 2003. “*Speckle and texture in echography artifact or information*”, in: IEEE Transaction on Ultrasonics Symposium Proceedings, vol. 2, pp. 803–810.

## Références Bibliographique

---

- [108] G. Aubert, J. Aujol, 2008 “*A variational approach to remove multiplicative noise*”, SIAM J. Appl. Math. 68 (4). Pp: 925–946.
- [109] A. Ogier, P. Hellier, C. Barillot. 2004. “*Speckle reduction on ultrasound images by variational methods and adaptive Lagrangian multipliers*,” in: IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Nano to Macro, vol. 1, pp. 547–550.
- [110] Fangfang Dong, Zhen Liu, Jialin Peng, 2011. “*A novel variational model for multiplicative noise removal by combining nonlocal and weberized total variation regularization*”, in: 4th International Congress on Image and Signal Processing (CISP), vol. 1, 2011, pp.42–46.
- [111] Y. Shi, R. Molina, X. Yang, 2010. “*New total variation regularized L1 model for image restoration*”, Digital Signal Process. 20. 1656–1676.
- [112] Y. Hao, X. Feng, J. Xu, 2012. “*Multiplicative noise removal via sparse and redundant representation over learned dictionaries and total variation*”, Signal Process. 92 (2012) 1536–1549.
- [113] A. Gholami, S.M. Hosseini, 2013. “*A balanced combination of Tikhonov and total variation regularizations for reconstruction of piecewise- smooth signals*”, Signal Process. 93 (2013) 1945–1960.
- [114] L. Wang, L. Xiao, J. Zhang, Z. Wei, 2013. “*New image restoration method associated with tetrolets shrinkage and weighted anisotropic total variation*, Signal Process. 93 (2013) 661–670.
- [115] Z. Tao, H.D. Tagare, J.D. Beaty, 2006 “*Evaluation of four probability distribution models for speckle in clinical cardiac ultrasound images*”, IEEE Trans. Med. Imaging 25 1483–1491.

## Références Bibliographique

---

- [116] M. Hacini, et al. 2014, "*A new speckle filtering method for ultrasound images based on a weighted multiplicative total variation*", Signal Processing Journal (2014), <http://dx.doi.org/10.1016/j.sigpro.2013.12.008i>
- [117] E. Farzana, M. Tanzid, K. M. Mohsin, M. I. H. Bhuiyan, S. Hossain, 2010 "*Adaptive Bilateral Filtering for Despeckling of Medical Ultrasound Images*", TENCON IEEE Region 10 Conference, pp: 1728 – 1733
- [118] W. K. Pratt, 1977, "*Digital image processing*", New York: Wiley.
- [119] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, 2004 "*Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity*", IEEE Transaction on Image Processing, 14(3), pp. 600- 612.
- [120] L. Zhang, L. Zhang, X. Mou and D. Zhang, , 2011 "*FSIM: a feature similarity index for image quality assessment*", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 20, no. 8, pp. 2378-2386.

# Liste des publications

## Articles dans des revues internationales avec comités de lecture (1)

1. M.Hacini, F. Hachouf and Khalifa Djemal, “*A New Speckle Filtering Method for Ultrasound Images based on a Weighted Multiplicative Total Variation*”, 2014. **Signal Processing Journal**.

## Articles dans ds revues nationales avec comités de lecture (1)

1. M. Hacini, A. Hebboul, F. Hachouf, ‘Réseau de Neurones Incrémental pour la Cassification de Textures, » **Journal of Engineering Science and Technology (JEST)**, Vol 1, N° 1, pp. 209-2019, 2011, ISSN : 2170-1415.

## Communications internationales avec actes (4)

1. M.Hacini, M.B. Chibane and F. Hachouf, “MR image segmentation based on a new hybrid level set evolution”, **IEEE-10<sup>th</sup> International Conference on Information Sciences, Signal processing and their Applications. ISSPA’2010**, Kuala Lumpur, Malaysia, Page(s): 444 - 447, 2010.
2. M.Hacini, A.Hebboul and F. Hachouf, “*An Incremental Parallel neural Network for Unsupervised Classification* ”, **WOSSPA 2011; The 7 International Workshop on systems, signal processing and their applications**, Corne d’or, Tipaza, Algeria, May 09-11, Page(s): 400 - 403, 2011
3. M.Hacini, F. Hachouf and Khalifa DJEMAL, “*An Adaptive Total Variation method for Speckle reduction in Medical Ultrasound Imaging*”, **ICIP 2011; 2011 18<sup>th</sup> IEEE International Conference on Image Processing**, Brussels, Belguim, Sep 11 -14, Page(s): 1545 – 1548; 2011
4. M.Hacini, Khalifa DJEMAL and F. Hachouf, “*Speckled Images Restoration Filter based on Weighted Multiplicative Regularization Approach*”, **Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), 2012 3rd International Conference on** , Istanbul, Turquie, Oct 15 - 18, Page(s): 111 - 115 , 2012

### Communications nationales avec actes (4)

1. **M. Hacini, A. Hebboul, and F. Hachouf**, «*Classification de Textures par un Réseau de Neurones Incrémental en Utilisant les Matrices de Co-occurrence et la Transformée en Ondelettes*» **International Conference on Systems and Processing information, 'ICSIP'**, May 2-4, 2009, Guelma, Algeria
2. **M.Hacini, F. Hachouf and A.Taleb-Ahmed**, “*Noise Reduction and Edge Preservation using a New Anisotropic Diffusion Filter*” **International Symposium on Programming and Systems ISPS'2009** May 25-27, 2009 - Algiers – Algeria
3. **M.Hacini, F. Hachouf**, “*An Improved Level Set Algorithm for Ultrasound Images Segmentation*” **2nd Conférence Internationale de "Image and Signal Processing and their Applications"**, ISPA'2010 December 6– 8, Biskra; Algeria
4. **M.Hacini, A.Hebboul and F. Hachouf**, “*IGNG-AT: Un Réseau de Neurones Incrémental à Seuil Automatique Pour la Classification*” **6th Summer School on Signal Processing and its Application- ISSSPA 2009. In conjunction with the 1st Workshop on signal and Image Processing- WSIP 2009**, 4th – 8th October, 2009, Oran, ALGERIA

## Liste de publications

---

## Résumé

Les images échographiques sont corrompues par un bruit multiplicatif – le speckle –, ce qui rend difficile l'analyse d'images de haut niveau. Afin de résoudre la difficulté de concevoir un filtre efficace pour la réduction du bruit de speckle, nous proposons une nouvelle approche pour le débruitage d'images et de préservation des caractéristiques importantes de l'image. Cette méthode combine une fonction coût basé sur le modèle de bruit de Loupas *et al.* et une fonction Variation Totale pondérée (WTV) comme un facteur multiplicatif de la fonction de coût. Le processus de débruitage est réalisé en utilisant une méthode de régularisation multiplicative à travers une fenêtre adaptative dont les formes, les tailles et les orientations varient avec la structure de l'image. Au lieu d'effectuer le lissage uniforme, le procédé est réalisé dans des orientations privilégiées, plus dans les zones homogènes que dans les régions contours afin de préserver les contours, tout en réduisant le bruit de speckle à l'intérieur des régions. Les résultats quantitatifs sur des images synthétiques et réelles ont démontré l'efficacité et la robustesse de la méthode proposée par rapport aux méthodes établies dans l'état de l'art. Le speckle est réduit tandis que les contours et les détails et des structures de l'image sont conservés.

## Abstract

Ultrasound images are corrupted by a multiplicative noise – the speckle –, which makes hard high-level image analysis. In order to solve the difficulty of designing a filter for an effective speckle removing, we propose a new approach for de-noising images while preserving important features. This method combines a data misfit function based on Loupas *et al.* model and a Weighted Total Variation (WTV) function as a multiplicative factor in the cost functional. The de-noising process is performed using a multiplicative regularization method through an adaptive window whose shapes, sizes and orientations vary with the image structure. Instead of performing the smoothing uniformly, the process is achieved in preferred orientations, more in homogeneous areas than in detailed ones to preserve region boundaries while reducing speckle noise within regions. Quantitative results on synthetic and real images have demonstrated the efficiency and the robustness of the proposed method compared to well-established and state-of-the-art methods. The speckle is removed while edges and structural details of the image are preserved.

## ملخص:

صور الموجات فوق صوتية تتعرض للتلوث أو العطب عن طريق ضجيج مضاعف – الرقطة – (والتي تعني البقع المنقطة بالسواد والبياض) مما يجعل من الصعب تحليل الصورة العالية الجودة. من أجل حل صعوبة تصميم مصفى أو منقى فعال قادر على إزالة ~ الرقطة ~، نقترب مقاربة أو نهج جديد لتقليل الضجيج على الصورة مع الحفاظ على سماتها ومميزاتها المامة. هذه العملية المقترحة تجمع بين دالة تكاليف البيانات على أساس نموذج الباحث تتم عملية تقليل الضوضاء أو الضجيج باستخدام طريقة (WTV) حيث العامل مضاعف في دالة التكاليف. وهي دالة المتغير الكلي المتزن Loupas التنظيم المضاعف من خلال النوافذ التكميلية التي تعطي الأشكال، والأحجام والتوجيهات المتغيرة مع بنية الصورة، بدلا من تنفيذ تلميس أو تمهيد بشكل موحد، يتم تنفيذ العملية عن طريق التوجيهات المفضلة، في أكثر المناطق تباؤنا من تلك التي تنطوي على هياكل من أجل الحفاظ على الأطراف او الحدود، مع الحد من الضجيج والضوضاء ~ الرقطة ~ داخل المناطق. وقد أظهرت كمية النتائج على الصور التركيبية والحقيقية كفاءة وقوة الطريقة المقترحة بالمقارنة مع الطرق التي أنشأت في حالة التقنية الصناعية فيتم تقليل ~ الرقطة ~ في حين يتم الاحتفاظ بالعوافض وتفصيل هيكل الصورة