





Université François-Rabelais de Tours

ÉCOLE DOCTORALE Énergie, Matériaux, Science de la Terre et de l'Univers

LABORATOIRE : Inserm U930 « *Imagerie et Cerveau* », Équipe 5

THÈSE présentée par :

Liviu-Teodor Chira

soutenue le : 17 octobre 2013

pour obtenir le grade de : **Docteur de l'Université François-Rabelais de Tours en cotutelle avec l'Université Technique de Cluj-Napoca**

Discipline/ Spécialité : Sciences de la Vie et de la Santé

Déconvolution aveugle parcimonieuse en imagerie échographique avec un algorithme CLEAN adaptatif

THÈSE DIRIGÉE PAR :

Jean-Marc Girault	Maître de conférences, HDR	Université François-Rabelais de Tours
Corneliu Rusu	Professeur des Universités	Université Technique de Cluj-Napoca

RAPPORTEURS :

Corneliu Burileanu	Professeur des Universités	Université Politehnica de Bucharest
Denis Kouamé	Professeur des Universités	Université Paul-Sabatier, Toulouse III

JURY :

Corneliu Burileanu	Professeur des Universités	Université Politehnica de Bucharest
Jean-Marc Girault	Maître de conférences, HDR	Université François-Rabelais de Tours
Sorin Hintea*	Professeur des Universités	Université Technique de Cluj-Napoca
Mircea Ivan	Professeur des Universités	Université Technique de Cluj-Napoca
Denis Kouamé	Professeur des Universités	Université Paul-Sabatier, Toulouse III
Corneliu Rusu	Professeur des Universités	Université Technique de Cluj-Napoca
Clovis Tauber	Maître de conférences	Université François-Rabelais de Tours

∗ *président du jury*

Remerciements

Le travail de cette thèse a été financé par le projet « L'amélioration de la qualité des études doctorales dans les sciences de l'ingénieur pour le développement des connaissances de la société-QDOC », contrat no. POSDRU/107/1.5/S/78534. Le projet a été financé par l'Union Européenne dans le Programme Opérationnel Sectoriel de Développement des Ressources Humaines (2007-2013). Pour cette occasion je profite pour remercier mesdames Prof. Monica BORDA, la directrice du projet, et Mihaela ICLODEAN, pour leur aide dans le déroulement du projet.

Tout d'abord, je veux remercier les rapporteurs de cette thèse, M. Denis KOUAMÉ et M. Corneliu BURILEAUNU, pour avoir évalué cette thèse et pour leur questions originales. Des remerciements sont aussi pour les autres membres du jury et pour M. Clovis TAUBER pour avoir évalué mon travail dans cette thèse et m'avoir prodigué des conseils.

Après, je veux sincèrement remercier mes directeurs de thèse, M. Corneliu RUSU et M. Jean-Marc GIRAULT pour m'avoir dirigé pendant cette période de trois ans dans mon travail de recherche, où j'ai beaucoup appris.

Comme la thèse a été réalisée dans une co-tutelle, une partie de mon travail a été réalisé dans le Groupe de Traitement de Signal, à Cluj-Napoca et une partie dans le groupe « Signal & Imagerie » de l'équipe 5 de « Imagerie et Cerveau » INSERM U930 à Tours. Je veux remercier ici mes amis et camarades de bureau Lăcri, Marius, Lucian, Adi, Sandu, Ilie et Nicu de la partie roumaine. Après je veux remercier sincèrement mes collègues de bureau de Tours, pour leurs discutions scientifiques intéressantes et leur aide pour m'intégrer dans le laboratoires : Sébastien MÉNIGOT et Iulian VOICU (qui ont été aussi mes "parents" adoptifs plutôt dans la première période passée ici), Fatima SBEITY, Amira ZAYLAA et Souad OUDJEMIA. Après je veux remercier Tony et Rédouane pour m'avoir fourni des images échographiques

et m'avoir aider à mieux comprendre l'imagerie ultrasonore. Ensuite, je veux remercier tous les membres de l'équipe 5 et du laboratoire Greman que je n'ai pas encore mentionné :

- les permanents : Jean-Marc GRÉGOIRE, Frédéric OSSANT, Marielle DEFONTAINE, Jean-Pierre REMENIERAS, Dominique CERTON et Frank LEVASSORT ;
- les post-doctorants, doctorants et stagiaires : Camille, Hélène, Mélouka, Chloé, Aya, Caroline, Joseph, Emmanuel, Jennifer, Rémi, André-Pierre, Dominique, Audren, Alex ;
- les membres d'Altaïs, et ici je veux mentionner spécialement Laurent ;
- la dernière, mais avec l'un des rôles les plus importants, Stéphanie, pour son aide avec tous les papiers et les problèmes administratifs.

Si je regarde maintenant en arrière, je trouve que je n'aurai pas pu obtenir cette thèse sans l'aide morale et l'inspiration de plusieurs personnes. Tout d'abord il faut remercier ma famille, mes parents et ma sœur, à mes grands parents qui n'ont pu voir la fin de ce travail, après à mes amis Alin, Bianca, Sergiu, Monica si Cristi. Ensuite je veux aussi mentionner Gabi, Adelina, Relu, Claudia, Mihai Opris, Adi Joldiş (qui a été un facteur important dans ma décision de faire une thèse) et mes amis (roumains) que j'ai trouvés ici à Tours pendant cette période : Liana Voicu avec Iulian Voicu, Daniela si Ioan Iurcuţ, Ana, Mădă, Brîndu, Mihai, Corina, Alina Tudosă et Federica.

Je vous remercie !

Résumé

L'imagerie médicale ultrasonore est une modalité en perpétuelle évolution et notamment en post-traitement où il s'agit d'améliorer la résolution et le contraste des images. Ces améliorations devraient alors aider le médecin à mieux distinguer les tissus examinés améliorant ainsi le diagnostic médical. Il existe déjà une large palette de techniques "hardware" et "software".
Dans ce travail nous nous sommes focalisés sur la mise en oeuvre de techniques dites de "déconvolution aveugle", ces techniques temporelles utilisant l'enveloppe du signal comme information de base. Elles sont capables de reconstruire des images parcimonieuses, c'est-à-dire des images de diffuseurs dépourvues de bruit spéculaire. Les principales étapes de ce type de méthodes consistent en i) l'estimation aveugle de la fonction d'étalement du point (PSF), ii) l'estimation des diffuseurs en supposant l'environnement exploré parcimonieux et iii) la reconstruction d'images par reconvolution avec une PSF "idéale".
La méthode proposée a été comparée avec des techniques faisant référence dans le domaine de l'imagerie médicale en utilisant des signaux synthétiques, des séquences ultrasonores réelles (1D) et images ultrasonores (2D) ayant des statistiques différentes.
La méthode, qui offre un temps d'exécution très réduit par rapport aux techniques concurrentes, est adaptée pour les images présentant une quantité réduite ou moyenne des diffuseurs.

Mots clés : Imagerie ultrasonore, post traitement, déconvolution aveugle, algorithme greedy, Matching Pursuit, parcimonie, CLEAN adaptatif

Abstract

The ultrasonic imaging knows a continuous advance in the aspect of increasing the resolution for helping physicians to better observe and distinguish the examined tissues. There is already a large range of techniques to get the best results. It can be found also hardware or signal processing techniques.
This work was focused on the post-processing techniques of blind deconvolution in ultrasound imaging and it was implemented an algorithm that works in the time domain and uses the envelope signal as input information for it. It is a blind deconvolution technique that is able to reconstruct reflectors and eliminate the diffusive speckle noise.
The main steps are: the estimation of the point spread function (PSF) in a blind way, the estimation of reflectors using the assumption of sparsity for the examined environment and the reconstruction of the image by reconvolving the sparse tissue with an ideal PSF.
The proposed method was tested in comparison with some classical techniques in medical imaging reconstruction using synthetic signals, real ultrasound sequences (1D) and ultrasound images (2D) and also using two types of statistically different images.
The method is suitable for images that represent tissue with a reduced amount or average scatters. Also, the technique offers a lower execution time than direct competitors.

Keywords : Ultrasound imaging, postprocessing, blind deconvolution, greedy algorithm, Matching Pursuit, sparsity, adaptive CLEAN

Rezumat

Imagistica medicală ultrasonoră este o tehnică în continuă evoluție și mai ales în post procesare, unde se dorește amelioararea rezoluției și a contrastului imaginilor. Aceste îmbunătățiri ar trebui astfel să ajute medicul în a distinge mai bine țesuturile examinate, ameliorând de asemenea calitatea diagnosticului. În prezent există o largă paletă de tehnici hardware si software.
În această lucrare ne-am focalizat în a pune în practică o tehnică de deconvoluție oarbă care lucrează în domeniul temporal utilizând anvelopa semnalului radiofrecvență ca informație de pornire. Această tehnică este capabilă sa reconstruiască imagini rarefiate, adică imagini în care este prezentă informația difuzorilor, lipsită de zgomotul specular.
Principalele etape ale acestei metode sunt : i) estimarea oarbă a funcției de sistem care deformează calitatea imaginii (PSF), ii) estimarea difuzorilor presupunând ca mediul explorat este de tip rarefiat și iii) reconstrucția imaginilor prin reconvoluția cu o funcție de sistem "ideală".
Metoda, care oferă un timp de execuție foarte scăzut în raport cu tehnicile curente, oferă rezultate bune pentru imaginile care prezintă țesuturi cu o cantitate redusă sau medie de difuzori.

Cuvinte cheie : Imagistică ultrasonoră, postprocesare, deconvoluție oarbă, algoritm greedy, Matching Pursuit, rarefiere, CLEAN adaptativ

Table des matières

Résumé **5**

Abstract **7**

Rezumat **9**

Liste des tableaux **15**

Table des figures **23**

Liste des notations **25**

Introduction **29**

I Imagerie médicale ultrasonore et techniques pour l'amélioration de la résolution **33**

1 L'échographie **35**

1.1 Les ondes acoustiques 35

1.2 L'imagerie medicale ultrasonore 35

1.2.1 Les modes de représentation 36

1.2.2 La barrette échographique 38
1.3 Evolution de l'imagerie ultrasonore 39
1.4 La résolution et la qualité de l'image 42
1.4.1 La résolution spatiale 42
1.4.2 La problématique de la résolution en imagerie ultrasonore . . 44
1.5 Conclusions 47

2 Approches existantes ou possibles pour améliorer la qualité des images échographiques 49
2.1 Introduction 49
2.2 Hardware - Imagerie ultrarapide 51
2.3 Méthodes numériques par prétraitement 51
2.3.1 Formation faisceau 51
2.3.2 Compounding 53
2.4 Techniques post traitement 54
2.4.1 La formulation du problème - l'approche signal 54
2.4.2 Formalisme mathématique pour décrire l'amélioration de la résolution 55
2.4.3 Superrésolution à partir de plusieurs images 56
2.4.4 Superrésolution à partir d'une seule image 63
2.4.5 Déconvolution et régularisation 67
2.4.6 Estimateurs pseudo spectraux haute résolution en échographie 76
2.5 Conclusions 77

II CLEAN adaptatif 79

3 Cadre général pour l'algorithme proposé 81
3.1 Introduction 81
3.1.1 Parcimonie en imagerie ultrasonore 81
3.2 Présentation de l'algorithme 83

3.3 Description du cadre pour les simulations numériques 84
3.4 Images utilisées 86

4 Estimation des réflecteurs/diffuseurs en utilisant la parcimonie 89
4.1 Introduction 89
4.2 Détection de l'enveloppe 90
4.2.1 Transformée de Hilbert pour estimer l'enveloppe d'un signal . 90
4.2.2 Enveloppe complexe IQ 91
4.3 L'estimation de la PSF 93
4.3.1 Déconvolution homomorphique généralisée pour estimer la PSF 93
4.3.2 Cepstre pour la PSF 94
4.4 Méthodes utilisées pour la déconvolution 95
4.4.1 L'algorithme de déconvolution parcimonieuse de type « greedy » 95
4.4.2 Les méthodes comparatives 97
4.5 Résultats expérimentaux 99
4.5.1 Evaluation avec signaux simulés 99
4.5.2 Tests sur des séquences ultrasonores 108
4.5.3 Déconvolution 2D 110
4.6 Conclusions 110

5 Reconvolution avec une PSF « idéale » 117
5.1 Introduction 117
5.2 Méthodes 119
5.2.1 Reconvolution 120
5.2.2 Statistique utilisée 120
5.2.3 La distribution de Rayleigh 122
5.2.4 Fonction de coût 124
5.2.5 Implémentation numérique 126
5.3 Résultats 127
5.3.1 Signaux simulés 127

5.3.2 Séquences ultrasonores 129
5.3.3 Images réelles 130
5.4 Conclusions 132

Conclusions **139**

Bibliographie **151**

Annexes **155**

A Liste de publications **155**

Liste des tableaux

2.1 Le travail réalisé dans le domaine de la déconvoltion des images médicales ultrasonores. 74

4.1 La comparaison des techniques en fonction de nMSE de l'équation (3.1) et RG. 101
4.2 Le temps d'exécution pour les algorithmes testés. 101
4.3 Le nombre des pics réels détectés en fonction du SNR et de leur densité. 107
4.4 Le nombre de fausses alarmes en fonction de SNR et la densité des pics. 108
4.5 Evaluation du gain de resolution (RG) sur des signaux mesurés. . . . 109

5.1 Les valeurs pour le paramètre de « Gain de Résolution » pour les méthodes testées. 129
5.2 Les valeurs pour le paramètre de l'erreur moyenne quadratique (nMSE) pour les méthodes testées. 129
5.3 Le temps d'exécution [s] pour les méthodes testées. 130
5.4 Evaluation du « Gain de Résolution » pour des signaux mesurés. . . . 130

Table des figures

1 Algorithme proposé pour améliorer la qualité des images ultrasonores dans ce travail. 30

1.1 Représentation générique pour la propagation d'une onde acoustique : 1.1a - une propagation longitudinale, 1.1b - une propagation latérale ou transversale. 36

1.2 Représentation pour le mode A. Le transducteur génère une impulsion acoustique qui se propage dans le tissu. Lorsque l'onde rencontre une interface entre deux tissus différents, une partie de cette impulsion est réfléchie. L'amplitude de l'écho est proportionnelle à la différence des densités caractéristiques. 37

1.3 Représentation en mode B. Dans ce type de représentation l'image finale 2D peut être considérée comme une collection de lignes en mode A. 38

1.4 La forme d'onde d'une impulsion acoustique pour un crystal piezo-electrique avec une fréquence centrale de 3.2 MHz. 39

1.5 Le schéma d'une barrette échographique avec une réseau linéaire de cristaux (usuellement $N = 128$). L'onde acoustique générée se propage dans l'environnement, et quand un réflecteur est rencontré, une partie de cette onde est réfléchie (les flèches en pointillé). Ces impulsions sont enregistrées par le capteur, retardées par des lignes à retard en fonction du temps de propagation (pour chaque cristal piezo-électrique), et traitées et ajoutées dans une matrice de données. L'information résultante est une ligne ultrasonore RF dans l'image finale. 40

1.6 L'évolution de l'imagerie échographique. Les principales étapes et la technologie qui a permis leur réalisation [Bercoff, 2011]. 41

1.7 Résolution axiale pour une image ultrasonore. Améliorer la résolution axiale revient à distinguer deux pics situés dans la même direction de propagation mais pour des profondeurs différentes. 43

1.8 Résolution latérale d'une image ultrasonore. Améliorer la résolution axiale revient à distinguer deux pics situés orthogonalement à l'axe de propagation. 44

1.9 Problématique de la résolution dans les images ultrasonores. 1.9a présente les trois cas de la résolution (deux diffuseurs très résolus, à la limite de résolution et non résolus) en utilisant des signaux simulés, 1.9b présente une image acquise en laboratoire avec des phantomes de fils de plastic ; l'image présente 7 fils où les 5 premiers sont résolus et les 2 derniers sont confondus. (Image fourni par T. Mateo.) 45

1.10 Echographie haute fréquence d'un foetus de souris avec la fréquence d'émission de 40 MHz (JM GREGOIRE, U930, éq.5). 46

2.1 Diagramme général de méthodes possibles pour améliorer la résolution des images ultrasonores. 50

2.2 Principe de fonctionnement pour l'imagerie ultrarapide - comparaison avec l'imagerie classique [Bercoff, 2011]. 52

2.3 Une schéma simplifié pour montrer le principe de formation faisceau pour 5 canaux. Les ondes acquises sont retardées pour arriver en même temps au bloc sommateur. 53

2.4 Illustration de l'amélioration du SNR avec la technique de "compound" pour une image de la peau avec ongle. A gauche : l'image originale, à droite : l'image après compounding en utilisant 10 images indépendantes. [Images prises par T. Mateo, INSERM U930, eq. 5.] . 54

2.5 Approche super-résolution à partir de multiples images. L'image haute résolution est réalisée par l'interpolation d'un nombre d'images de résolution plus faible. Diagramme publié dans [Park *et al.*, 2003]. . . . 57

2.6 Modèle d'observation pour l'équation de super-résolution avec un modèle obtenu à partir de plusieurs images . Diagramme publié dans [Park *et al.*, 2003]. 58

2.7 Algorithme de super-résolution en imagerie. Publié en [Park *et al.*, 2003]. 59

2.8 Superrésolution avec un facteur d'agrandissement de 2 en utilisant des approches avec plusieurs images (10 cadres) en utilisant des images échographiques de l'artère carotide in vivo. 2.8a image originale (Image prise par Rédouane TERNIFI, INSERM U930, éq.5) ; 2.8b résultat obtenu avec l'approche par interpolation nonuniforme ; 2.8c l'approche par régularisation. 63

2.9 Schéma de l'algorithme proposé par Jeon *et al.* Publié dans [Jeon *et al.*, 2006]. 65

2.10 Diagramme pour les méthodes SR avec l'apprentissage supervisé [Tian et Kai-Kuang, 2011

2.11 Superrésolution avec un facteur d'agrandissement de 2 en utilisant des approches à partir d'une seule image échographique de l'artère carotide in vivo. 2.11a Image originale (Image prise par Rédouane TERNIFI, INSERM U930, éq.5) ; 2.11b résultat obtenu avec l'approche proposée par [Mallat et Yu, 2010] ; 2.11c l'approche proposée par [Yang *et al.*, 2010] ; 2.11c l'approche par interpolation avec b-spline. 68

2.12 La déconvolution prédictive [Martino, 2010]. 69

2.13 La courbe L pour la régularisation de Tikhonov [Hansen, 2000]. . . . 72

2.14 L'amélioration de la résolution pour des images médicales ultrasonores en utilisant une version modifiée de la pyramide laplacienne et l'estimateur spectral AR. Méthode proposée dans [Ploquin *et al.*, 2010]. 76

3.1 Deux types differents d'images échographiques et la fonction de densité afférente en utilisant les signaux RF et l'enveloppe. 3.1a Echographie du cristalin, 3.1b Statistique sur l'échographie de cristalin en utilisant les signaux RF et l'enveloppe, 3.1c Echographie du cerveau, 3.1d Statistique sur l'échographie de cerveau en utilisant les signaux RF et l'enveloppe 82

3.2 Diagramme pour l'algorithme proposé pour améliorer la qualité des images ultrasonores. En rouge on trouve la partie traitée dans le Chapitre 4 et en bleu la partie traitée dans le Chapitre 5 84

3.3 Signaux simulés. Haut : la fonction de reflectivité simulée. Milieu : la PSF générée. Bas : le signal RF obtenu et son enveloppe. 86

3.4 Images utilisées pour présenter les résultats de nos simulations numériques pour l'algorithme proposé : 3.4a image de l'artère carotide, 3.4b image haute fréquence de la peau. 88

4.1 Diagramme pour l'estimation des diffuseurs (en rouge) présenté dans le chapitre à partir du cadre général de l'algorithme proposé. 90

4.2 Demodulation IQ. 91

4.3 Modalités de représentation pour l'enveloppe des images échographiques : gauche - image RF, milieu - image de l'enveloppe obtenue avec la transformée de Hilbert, droit : image de l'enveloppe obtenue avec la démodulation IQ. 92

4.4 Les étapes dans la déconvolution homomorphique. 93

4.5 Les résultats obtenus sur des signaux simulés. Les signaux présentés signifient : a) la fonction de réflectivité originale ; b)les résultats obtenus avec l'algorithme proposé ; c) les résultats obtenus avec la norme l_1 ; d) les résultats obtenus avec Tikhonov ; e) les résultats obtenus avec la norme TV. 100

4.6 Le diagramme général utilisé pour les expériences dans l'évaluation statistique. 102

4.7 Fonctionnement pour le bloc de détection utilisé dans l'évaluation statistique (FA - fausses alarmes, PD - probabilité de détection). . . . 102

4.8 Les résultats des simulations avec différents types de SNR. Haut : le pourcentage de détection (%) en fonction de la valeur du seuil ; Bas : le nombre des faux alarmes. 104

4.9 Les simulations des résultats avec différentes densités de pics. Haut : le pourcentage de détection (%) en fonction de la valeur du seuil ; Bas : le nombre de fausses alarmes. 105

4.10 Les résultats pour les signaux mesurés. a) l'enveloppe originale ; b) résultats obtenus pour notre algorithme ; c) résultats pour la norme l_1 ; d) résultats obtenus pour la norme l_2 ; e) résultats obtenus pour la norme TV. 108

4.11 Les résultats de simulations pour des séquences ultrasonores. 4.11a image originale tirée de la première base de données ; 4.11b méthode proposée ; 4.11c la norme l_1 4.11d la norme l_2 ; 4.11e la norme-TV. . . . 112

4.12 Les résultats de simulations pour des séquences ultrasonores. L'image utilisée est une image de la deuxième base de données. 4.12a image originale ; 4.12b méthode proposée ; 4.12c la norme l_1 ; 4.12d la norme l_2 ; 4.12e la norme-TV. 113

4.13 La superposition de la solution parcimonieuse sur l'image originale [gris - image originale ; rouge - résultat parcimonieux]. 114

4.14 Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 4.14a) image originale, 4.14b) solution greedy, 4.14c) la norme l_1, 4.14d) filtre de Wiener, 4.14e) la norme TV. 115

4.15 Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 4.15a) image originale, 4.15b) solution greedy, 4.15c) la norme l_1, 4.15d) filtre de Wiener, 4.15e) norme TV. 116

5.1 Diagramme pour la réconvolution avec une PSF idéale (en bleu). . . . 117

5.2 Influence de la largeur de la PSF pour la reconvolution : a) l'envelope originale ; b) la solution « greedy » ; c) la reconvolution avec $\sigma = 0.3$; d) la reconvolution avec $\sigma = 0.5$ e) la reconvolution avec $\sigma = 0.7$. Tous les signaux sont superposés sur la fonction de réflectivité originale qui représente les réflecteurs. 119

5.3 La fonction densité de probabilité pour une variable Laplacienne de moyenne 0 et de variance 0.5. La variable a été simulée avec MATLAB et est affichée en valeurs normalisées. 121

5.4 La fonction densité de probabilité pour une variable Laplacienne aléatoire en valeur absolue de moyenne 0 et de variance 0.5. La variable a été simulée avec MATLAB et est affichée en valeurs normalisées (voir Fig. 5.3). 122

5.5 La fonction densité de probabilité obtenue pour une variable laplacienne aléatoire après la convolution avec une fonction gaussienne pour : 5.5a) $\sigma = 0.1$, 5.5b) $\sigma = 0.5$, 5.5c) $\sigma = 1$, 5.5d) $\sigma = 5$. 123

5.6 La variation de la valeur médiane de la distribution de Rayleigh pour des signaux obtenus par la convolution d'un signal parcimonieux et une PSF de type gaussienne où le paramètre σ varie entre 0.1 et 5 avec un pas de 0.01. La médiane est calculée en utilisant l'estimateur optimal pour la distribution de Rayleigh. 125

5.7 La représentation graphique pour la fonction de coût proposée dans l'équation 5.10. Le point rouge est la valeur optimale trouvée pour le signal parcimonieux proposé. 126

5.8 Les résultats pour la méthode proposée en comparaison avec quelques techniques comparatives. a) l'enveloppe originale qu'on veut traiter ; b) la solution parcimonieuse de l'algorithme « greedy » ; c) le résultat obtenu après la reconvolution entre le signal parcimonieux avec la PSF idéale obtenue avec l'algorithme proposée ; d) Le filtre inverse Hybride ; e) la solution de la norme L2 (Filtre de Wiener) ; f) le résultat de la variation totale. 128

5.9 Les résultats pour la méthode proposée en utilisant des signaux mesurés : a) l'enveloppe originale qu'on veut traiter ; b) la solution parcimonieuse de l'algorithme « greedy » ; c) le résultat obtenu après la reconvolution entre le signal parcimonieux et la PSF idéale trouvée ; d) le filtre inverse Hybride ; e) la solution de la norme l_2 (Filtre de Wiener) ; f) le résultat de la variation totale. 131

5.10 Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores comme des séquences. L'image est une image de l'artère carotide. 5.10a) image originale, 5.10b) solution « greedy », 5.10c) résultat après la reconvolution, 5.10d) filtre inverse hybride, 5.10e) filtre de Wiener, 5.10f) la norme TV. 134

5.11 Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores comme des séquences. L'image est une image de la peau obtenue dans l'équipe 5, U390, Tours. 5.11a) l'image originale, 5.11b) solution « greedy », 5.11c) résultat après la reconvolution, 5.11d) filtre inverse hybride, 5.11e) filtre de Wiener, 5.11f) la norme TV. 135

5.12 Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 5.12a) image originale, 5.12b) solution « greedy », 5.12c) image après la reconvolution,5.12d) image après la reconvolution en ajoutant le residuel, 5.12e) filtre inverse hybride, 5.12f) filtre de Wiener. 136

5.13 Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 5.13a) image originale, 5.13b) solution greedy, 5.13c) image après la reconvolution,5.13d) image après la reconvolution en ajoutant le residuel, 5.13e) filtre inverse hybride, 5.13f) filtre de Wiener. 137

Liste des notations

α_0	Constante de l'atténuation du tissu
δ_z	Résolution axiale
δ_t	Résolution temporelle
Γ	Matrice de Tikhonov
λ	Constante du Lagrangien
λ_{pulse}	Longueur de l'onde de l'impulsion acoustique
λ_{osc}	Longueur de l'onde de l'onde de l'impulsion acoustique
$\phi(\cdot)$	Fonction de régularisation
σ	Variance
ξ	Vecteur des coefficients parcimonieux dans la super-résolution
ω	Pulsation
1D	Uni-dimensionnel
2D	Bidimensionnel
$\|\cdot\|_1$	Norme l_1
$\|\cdot\|_2$	Norme l_2
a	Rayon du transducteur
A/D	Convertisseur analogue numérique
$\mathbf{B}$	Matrice de flou
BD	Déconvolution aveugle
c	vitesse du son
$\mathbf{C}$	Matrice d'un filtre passe-haut pour le cas de super-résolution
c_h	Cepstre de h
c_y	Cepstre de y

c_x	Cepstre de x
c_h^r	Cepstre réel de h
$\mathbf{D}$	Matrice de sous-échantillonnage
$E[\cdot]$	Espérance mathématique
f	Fréquence
$f'(\sigma)$	Première dérivée de la fonction f en fonction de la variable σ
FT	Transformée de Fourier
GH	Technique homomorphique généralisée
GPU	Carde graphique
H	Technique homomorphique
$\mathbf{H}$	Opérateur fonction de système
HOS	Statistique d'ordre supérieure
HR	Haute résolution
IQ	Modulation amplitude-phase
k	Valeur du seuil
$\mathbf{L}$	$= \mathbf{DH}$
L_f	Distance focale
log	Logarithme naturel
LR	Résolution faible
$\mathbf{M}$	Matrice estimation de mouvement
MAP	Maximum *a Posteriori*
ML	Maximum de vraisemblance
nMSE	Erreur moyenne quadratique
PSF	Fonction de système (Point Spread Function)
PSF_{id}	PSE idéale
R_{lat}	Résolution latérale
$R_i(n)$	Signal résiduel à l'itération i
RG	Gain de résolution
SNR	Rapport signal Bruit
T	Période d'un signal
TFC	Transformée de Fourier Continue

$\mathbf{u}$	Bruit
US	Ultrasons
WGN	Bruit Blanc Gaussien
$\mathbf{x}$	Signal original
$\hat{x}$	Signal original obtenu après un filtrage inverse
$xcorr()$	Fonction d'auto-corrélation
$\mathbf{y}$	Signal mesuré

Introduction

L'IMAGERIE ultrasonore est une des modalités les plus utilisées dans la pratique quotidienne des cliniciens. Cette modalité se décline sous différents modes (mode B, Doppler, elastographie, ...), mais la plus utilisée est l'échographie. Cette dernière produit des images de la réflexion des ondes ultrasonores aux différentes interfaces rencontrées.[Suetens, 2009].

Les principaux avantages de cette technique sont : sa non invasivité, son prix faible, et sa portabilité. Néanmoins comparée à d'autres modalités, sa résolution spatiale est faible. C'est le transducteur ultrasonore qui en est la principale cause (bande passante, dimension).

Le deuxième problème de cette modalité est la présence d'une texture granulaire caractéristique nommée bruit spéculaire, due au tissu exploré et aux différentes interactions rencontrées lors de la propagation de l'onde dans le tissu (diffractions, atténuations, non-linéarités, ...).

L'amélioration de la qualité des images échographiques a toujours représenté un défi constant pour de nombreux chercheurs qui travaillent dans le domaine. Les efforts ont été concentrés sur deux directions : la première piste concerne plutôt l'instrumentation(l'acquisition, les transducteurs, de nouvelles techniques de formation de faisceau) et la seconde piste concerne le post traitement adapté à la spécificité des images. Si la première direction est généralement une direction qui augmente le prix final de l'appareil, la deuxième peut offrir des résultats intéressants pour un prix acceptable.

Il y a plusieurs approches en post traitement dans la littérature spécialisée, celles qui offrent des résultats intéressants mais, malheureusement aussi, celles pour lesquelles la nature des images échographiques dégrade les performances des algorithmes standards développés pour des scènes naturelles et implique la conception

de techniques ad-hoc. De plus, la majorité des méthodes proposées utilise le principe du filtre inverse par inversion de matrices, qui produit des problèmes de calcul et aussi utilise une grande quantité de mémoire.

L'objectif principal de cette thèse sera d'améliorer la qualité des images échographiques en proposant une méthode sans inversion de matrice, et qui travaille d'une façon aveugle. Pour cela, nous proposons un algorithme aveugle de déconvolution en temps, qui est capable de reconstruire les diffuseurs et enlever une grande partie du bruit spéculaire. Cette technique a quelques particularités :

- l'algorithme travaille dans le domaine temporel ce qui évite le difficile problème d'inversion de matrice par filtrage inverse et permet d'offrir un temps d'exécution court ;
- l'algorithme travaille sur l'enveloppe du signal radio-fréquence acquis ce qui permet d'éviter la reconstruction de la phase pour le signal radio-fréquence ;
- l'algorithme est construit d'abord pour estimer la fonction d'étalement (PSF), puis pour estimer la fonction de réflectivité en deux étapes. Il permet aussi d'offrir une solution parcimonieuse obtenue en utilisant un algorithme similaire à la méthode de "Matching Pursuit" [Mallat et Zhang, 1993] qui, en exploitant les propriétés de la parcimonie, peut extraire les diffuseurs et supprimer une importante partie du bruit spéculaire. La deuxième solution, qui à contrario n'est plus parcimonieuse, respecte certaines propriétés statistiques de l'enveloppe (la distribution de Rayleigh par exemple [Ossant, 1998]). Elle consiste à reconvoluer le signal parcimonieux avec une PSF idéale, où le paramètre σ, de la gaussienne utilisée, est obtenu avec un algorithme itératif de type Newton.

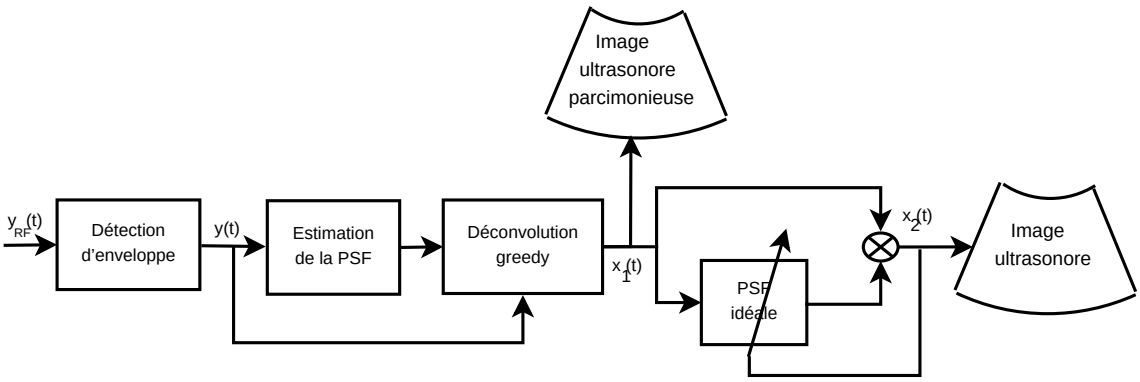


FIGURE 1 – Algorithme proposé pour améliorer la qualité des images ultrasonores dans ce travail.

Le présent travail est structuré en deux parties et cinq chapitres qui contiennent les informations suivantes :

1. La première partie contient des informations générales sur l'imagerie ultrasonore et sur le problème de l'amélioration de la résolution (Chapitre 1). Le Chapitre 2 présente le cadre général et un état-de-l'art des méthodes d'imagerie ultrasonores utilisées pour l'amélioration et l'augmentation de la résolution.
2. La deuxième partie présente notre contribution. Nos algorithmes sont comparés à travers plusieurs simulations :
   - Le chapitre 3 présente le cadre général de la méthode proposée et les simulations ;
   - Le chapitre 4 présente les simulations obtenues pour tester la faisabilité de l'algorithme « greedy » pour l'imagerie ultrasonore ;
   - Le chapitre 5 présente la partie reconvolution du signal parcimonieux avec une PSF idéale obtenue de façon à trouver le meilleur équilibre entre parcimonie et lissage en utilisant les propriétés de la distribution de Rayleigh.

Première partie

Imagerie médicale ultrasonore et techniques pour l'amélioration de la résolution

Chapitre 1

L'échographie

AUJOURD'HUI, grâce à plusieurs avantages (prix, effets secondaires pour le corps humain, portabilité) l'échographie, est devenue l'une des méthodes classiques pour la visualisation des tissus vivants. Toutefois, elle dispose d'inconvénients, comme par exemple un faible résolution à laquelle il faut remédier. Dans ce chapitre, nous allons présenter, à partir d'un point de vue physique, la construction de l'image et les problèmes les plus importants de ce type d'images.

1.1 Les ondes acoustiques

Pour réaliser les images échographiques, des ondes acoustiques sont propagées dans le milieu dans la direction longitudinale. Des phénomènes comme la diffraction, la réflexion et la diffusion sont observés.

Dans la Figure 1.1 sont présentées génériquement une onde longitudinale (la sous figure 1.1a) en comparaison avec une onde de pression latérale utilisée par exemple en élastographie (la sous figure 1.1b). L'axe z est la direction de la propagation longitudinale, et le point d'origine des axes est le point d'émission de l'onde.

En échographie, les ondes utilisées sont des ondes acoustiques comprise entre 2 MHz et 40 MHz en fonction de la spécificité de l'application [Hendee et Ritenour, 2002].

1.2 L'imagerie medicale ultrasonore

Pour une meilleure compréhension de ces phénomènes mis en jeu on va présenter le processus de réalisation d'une image ultrasonore médicale. Cette partie est impor-

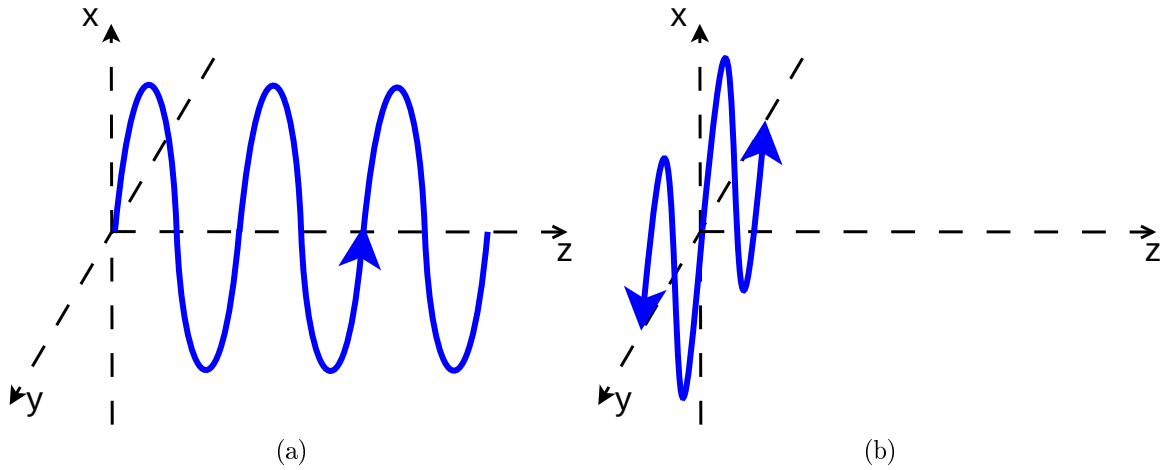


FIGURE 1.1 – Représentation générique pour la propagation d'une onde acoustique : 1.1a - une propagation longitudinale, 1.1b - une propagation latérale ou transversale.

tante parce que, contrairement à une image photographique, l'image échographique est une succession des signaux.

1.2.1 Les modes de représentation

Plusieurs modes de représentations sont utilisés en échographie. Ici nous présenterons les deux modes les plus utilisés [Szabo, 2004] :

- le mode A ;
- le mode B (plusieurs mode A) ;

Le mode A

Le mode A (le mode amplitude) est le mode le plus simple en échographie. Il correspond à une ligne de l'image échographique. Dans la Figure 1.2 on présente un exemple. En fait, on dispose d'un seul transducteur qui génère une impulsion acoustique. Cette impulsion se propage dans tout le tissu et lorsque l'onde rencontre une interface entre deux tissus différents, une partie de cette impulsion est réfléchie. L'amplitude de l'écho est proportionnelle à la différence des densités caractéristiques.

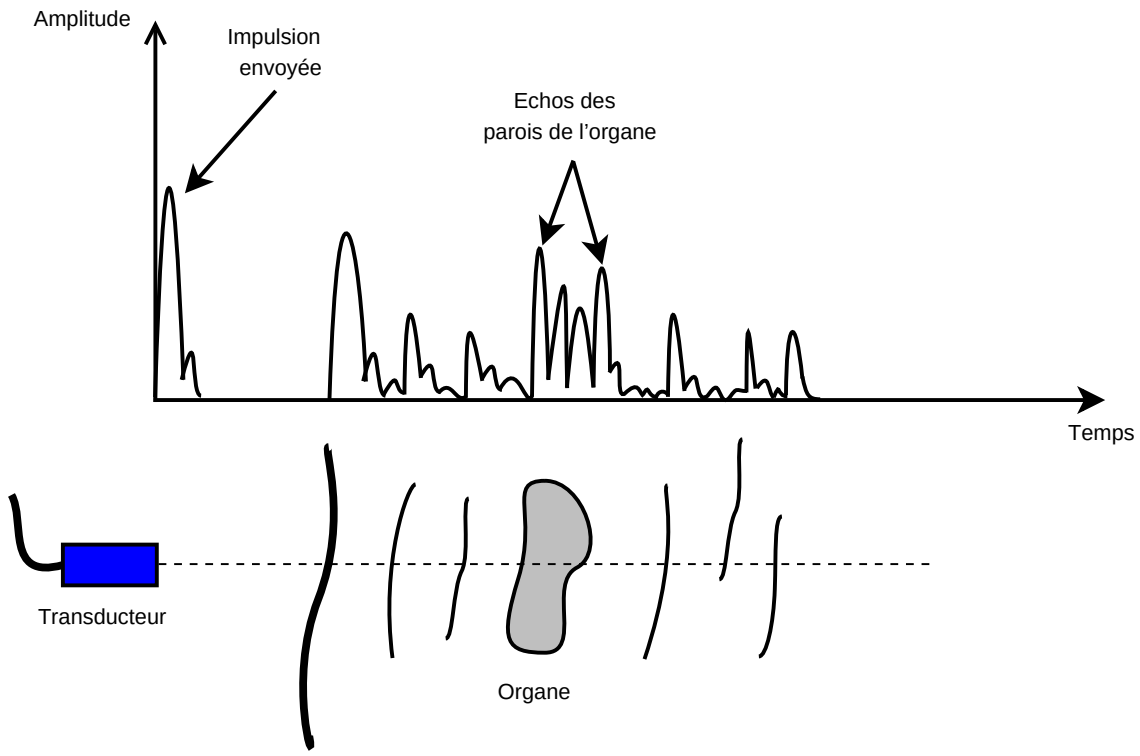


FIGURE 1.2 – Représentation pour le mode A. Le transducteur génère une impulsion acoustique qui se propage dans le tissu. Lorsque l'onde rencontre une interface entre deux tissus différents, une partie de cette impulsion est réfléchie. L'amplitude de l'écho est proportionnelle à la différence des densités caractéristiques.

La représentation en mode B

Le mode B (mode Brillance) est une représentation échographique bidimensionnelle de l'organe exploré (Figure 1.3). L'amplitude de chaque écho est représentée par la valeur de la luminosité à la position courante. La plupart des images sont considérées comme blanche sur fond noir. Donc les parties du patient dont les régions sont les plus échogènes correspondent aux régions de l'image qui sont les plus lumineuses.

Les images en mode B peuvent être affichées comme étant des images statiques ou en temps réel. Dans l'imagerie statique, l'image est réalisée lorsque l'onde acoustique balaie les tissus, l'image étant un instantané. En l'imagerie temps réel l'image est construite dans le même mode mais le balayage est effectué automatiquement et rapidement, la vidéo est une succession rapide d'images [Hendee et Ritenour, 2002].

Pour mieux comprendre la formation de l'image en mode B on présente dans la section suivante le principe de fonctionnement de la barrette échographique.

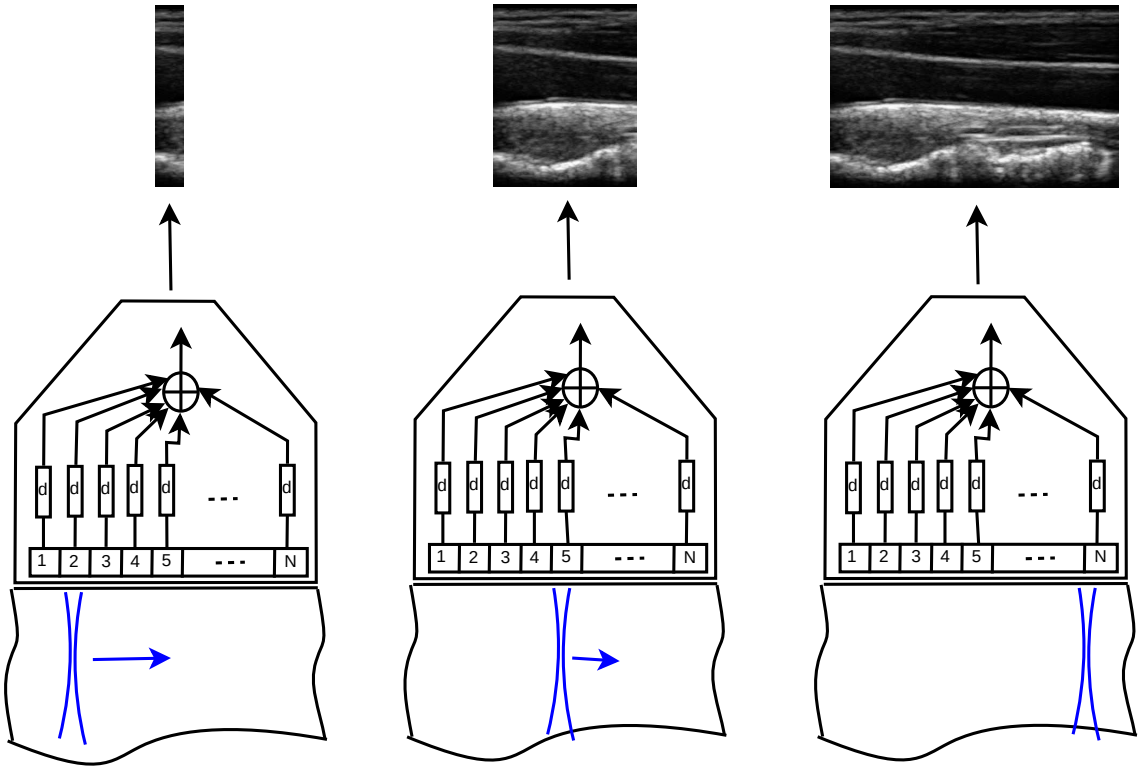


FIGURE 1.3 – Représentation en mode B. Dans ce type de représentation l'image finale 2D peut être considérée comme une collection de lignes en mode A.

1.2.2 La barrette échographique

La barrette échographique est l'outil avec lequel on génère les impulsions ultrasonores et on mesure les échos réfléchis. Cette barrette est réalisée par un ensemble de cristaux piezo-électriques et l'électronique afférente.

Dans une barrette, le transducteur convertit l'énergie électrique en ultrasons et vice versa, en utilisant un cristal piezo-électrique. L'excitation du cristal est réalisée avec une excitation électrique avec une fenêtre temporelle très courte. Cette excitation générera une résonance acoustique et produira une onde acoustique avec une fréquence égale à la fréquence de résonance propre du cristal. Cette fréquence est fixée dans le processus technologique et ne peut pas être changée.

La Figure 1.4 présente une simulation MATLAB d'une impulsion acoustique pour un cristal piezo-électrique avec une fréquence centrale égale à 3,2 MHz. En bleu est présentée l'onde de radio-fréquence, et en rouge est son enveloppe.

L'onde générée est envoyée dans la zone balayée, et lorsque l'onde rencontre une

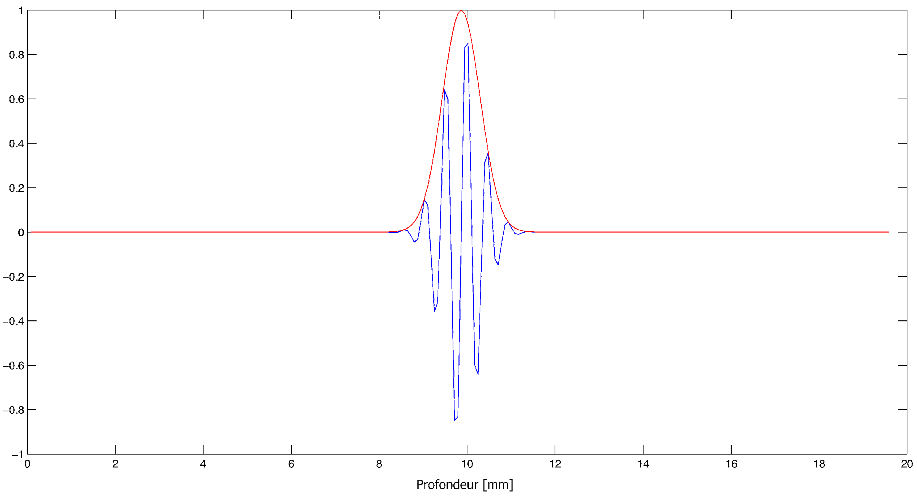


FIGURE 1.4 – La forme d'onde d'une impulsion acoustique pour un crystal piezo-electrique avec une fréquence centrale de 3.2 MHz.

interface (deux zones avec des propriétés physiques différentes), une partie de celle-ci est réfléchie puis reçue par la barrette, qui travaille maintenant comme un récepteur.

La formation de l'image suit les étapes suivantes :

1. le cristal piézo-électrique est excité avec une impulsion électrique ;
2. le cristal produira un faisceau acoustique qui va explorer le milieu ;
3. la barrette passe du mode générateur à celui de récepteur ;
4. les échos reçus sont traités et enregistrés ;
5. on passe ensuite au prochain cristal piézoélectrique pour répéter toutes les opérations présentées ci-dessus.

Dans la Figure 1.5 est présenté le schéma de la sonde d'échographie. Comme on le voit, la barrette échographique est réalisée par un groupe de cristaux piézo-électriques, chacun d'entre eux est connecté à un bloc de retard, et après, toutes les lignes sont reliées à un bloc sommateur, qui réalise le signal radio-fréquence.

1.3 Evolution de l'imagerie ultrasonore

L'imagerie US a subi plusieurs révolutions portées par plusieurs innovations. Depuis le premier appareil d'échographie réalisé en 1960, de nombreuses innovations

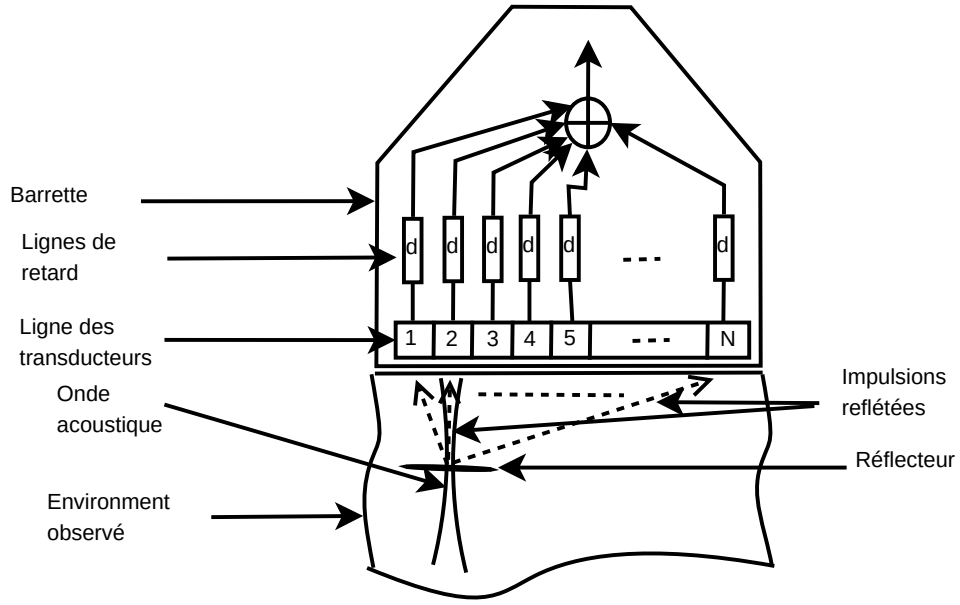


FIGURE 1.5 – Le schéma d'une barrette échographique avec une réseau linéaire de cristaux (usuellement $N = 128$). L'onde acoustique générée se propage dans l'environnement, et quand un réflecteur est rencontré, une partie de cette onde est réfléchie (les flèches en pointillé). Ces impulsions sont enregistrées par le capteur, retardées par des lignes à retard en fonction du temps de propagation (pour chaque cristal piezo-électrique), et traitées et ajoutées dans une matrice de données. L'information résultante est une ligne ultrasonore RF dans l'image finale.

ont été proposées (à peu près une ou deux par décade). La principale innovation qui a lancé cette modalité dans les années 60, résidait dans la capacité de capturer des images en temps réel grâce au balayage mécanique. Des systèmes multicanaux avec contrôle électronique de systèmes à transducteurs ont été développés dans les années 70. Dans les années 80, les outils d'analyse de flux sont venus à maturité grâce à l'imagerie couleur de flux et modes Doppler. La plus importante amélioration des années 90 concerne l'introduction de techniques de "compounding" et l'imagerie harmonique. Dans la Figure 1.6 sont présentées les principales "révolutions" dans l'imagerie ultrasonore [Bercoff, 2011].

Bien que beaucoup de ces concepts aient été étudiés dans des laboratoires de recherche bien avant les dates commerciales citées plus haut, à chaque fois c'est la maturité d'une nouvelle technologie qui déclenche la mise en place des innovations sur les plateformes disponibles sur le marché. Par exemple, l'imagerie en temps réel a été déclenchée par le développement des microprocesseurs. Les modes Doppler

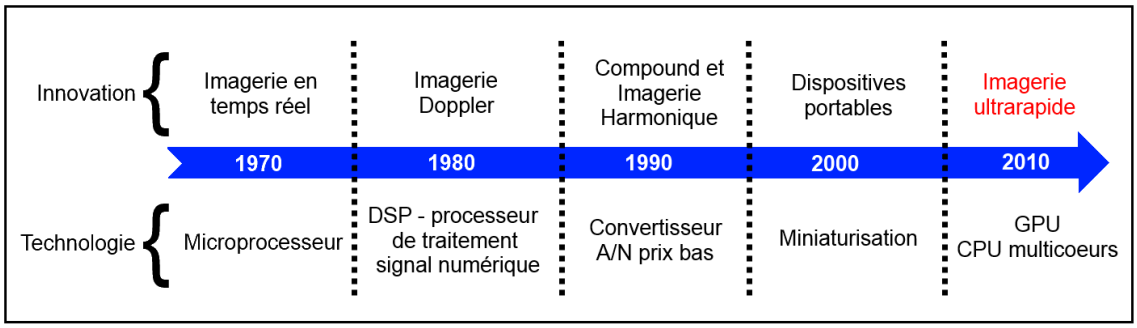


FIGURE 1.6 – L'évolution de l'imagerie échographique. Les principales étapes et la technologie qui a permis leur réalisation [Bercoff, 2011].

résultent de l'apparition de circuits de traitement de signaux numériques avec une vitesse suffisante de travail pour détecter, en même temps, le signal sanguin très faible et les échos de tissus environnement. L'introduction des convertisseurs analogique-numérique (A/D) à un coût faible a conduit à l'introduction de systèmes entièrement numériques, augmentant ainsi considérablement la qualité de l'information délivrée. L'échographie harmonique a été déclenchée par les transducteurs avec une large bande passante, ce qui permet la réception du signal à deux fois la fréquence d'émission.

Au début du 21-ième siècle, la technologie s'est focalisée vers la miniaturisation des appareils. Maintenant, une nouvelle technique d'imagerie devient prometteuse dans l'échographie : l'imagerie ultrarapide. Ce courant est le résultat de l'introduction massive dans l'industrie de GPU et de processeurs multicoeurs.

Toutefois, même si de nouvelles innovations couplées à une technologie voient le jour, cela ne signifie pas pour autant la mort des autres courants. C'est le cas notamment en imagerie harmonique ou en post-traitement où la quête d'un traitement ou codage idéal est toujours d'actualité.

Ce qui est intéressant en imagerie, discipline par essence pluridisciplinaire, c'est que la recherche des solutions pour améliorer la qualité des images US a été attaquée sur plusieurs fronts simultanément. Ces différents axes constituent en réalité les différents éléments de la chaîne d'imagerie allant du transducteur, lentilles au post-traitement. Mais avant de présenter les différentes solutions en post-traitement, nous essayons de présenter clairement ce qui définit la qualité d'une image.

1.4 La résolution et la qualité de l'image

Dans cette section, on présente les paramètres les plus importants qui définissent la qualité de l'image en l'échographie médicale.

La qualité d'une image, très importante dans le processus de diagnostic, est le produit final d'une combinaison de nombreux facteurs. Toutes les composantes du système d'imagerie (le transducteur, l'électronique, le traitement d'image, l'affichage) contribuent à la qualité de l'image finale.

La qualité de l'image est principalement déterminée par [Camacho et Fritsch, 2011] :

- la *Résolution*, qui dépend de la largeur de la bande passante (dans la direction axiale) et de la fonction d'ouverture (dans la direction latérale), correspond à la capacité à distinguer des structures proches du tissu sondé ;
- *La dynamique*, qui est limitée par le rapport de niveaux entre le lobe principal et les lobes secondaires, est en relation avec la capacité de détection des plus petites caractéristiques ;
- *Le contraste*, est la capacité à distinguer de faibles variations d'impédance (entre différents tissus) ;
- *Le rapport signal à bruit*, où le bruit peut être électrique ou spéculaire (c'est-à-dire résultant d'interférences entre diffuseurs non résolus) ;
- Les *Artefacts*, (comme réverbérations) ou d'autres phénomènes qui floutent l'image et réduisent l'échelle dynamique.

Notre travail de thèse étant limité à l'amélioration de la résolution, nous nous focalisons plus précisément sur le problème de la résolution.

1.4.1 La résolution spatiale

La résolution spatiale correspond à la capacité à distinguer des objets proches situés à des positions différentes dans l'espace. En échographie, la résolution spatiale est définie par la capacité à distinguer deux réflecteurs dans l'espace. Elle affecte, de façon importante, la capacité du système à distinguer les détails structurels. La résolution spatiale comprendra deux types de résolution :

- La résolution axiale ;
- La résolution latérale ;
- La résolution azimutale (en 3D).

La résolution axiale

La résolution axiale est la capacité à distinguer les échos renvoyés par deux réflecteurs placés sur la direction de propagation des ondes (Figure 1.7).

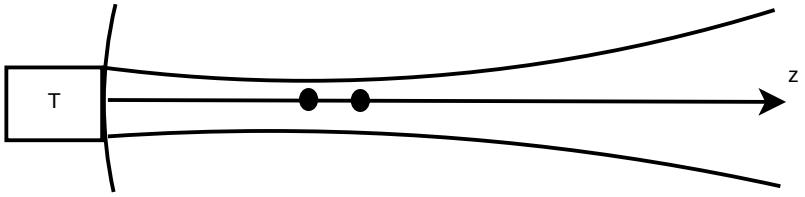


FIGURE 1.7 – Résolution axiale pour une image ultrasonore. Améliorer la résolution axiale revient à distinguer deux pics situés dans la même direction de propagation mais pour des profondeurs différentes.

Cette résolution est influencée par la longueur de l'impulsion ultrasonore. La durée d'une impulsion est :

$$Pulse_{time} = T \cdot N. \tag{1.1}$$

où T est la période du signal sinusoïdal généré par le transducteur et N est le nombre de périodes.

En lien avec l'équation (1.1) la longueur d'onde d'une impulsion est :

$$\lambda_{pulse} = \lambda_{osc} \cdot N. \tag{1.2}$$

où λ_{pulse} est la longueur de l'impulsion, λ_{osc} est la longueur d'onde de l'onde sinusoïdale et N est le nombre de cycles.

Ainsi, plus courte est la durée de l'impulsion axiale, meilleure est la résolution axiale. Typiquement, le nombre d'impulsions composant l'onde est compris entre 1 et 4. Aussi, parce que la résolution axiale est influencée par la longueur d'onde, plus élevée est la fréquence de l'onde, meilleure est la résolution axiale.

La résolution latérale

La résolution latérale est la capacité à distinguer deux réflecteurs situés latéralement de l'axe de propagation. Cette résolution est affectée par la géométrie du faisceau, comme suit :

$$R_{lat} = \frac{c}{f}\frac{L_f}{2a} \tag{1.3}$$

où a est la rayon du transducteur, L_f la distance focale, c la vitesse du son et f la fréquence.

Dans la Figure 1.8 est présentée l'idée de la résolution latérale.

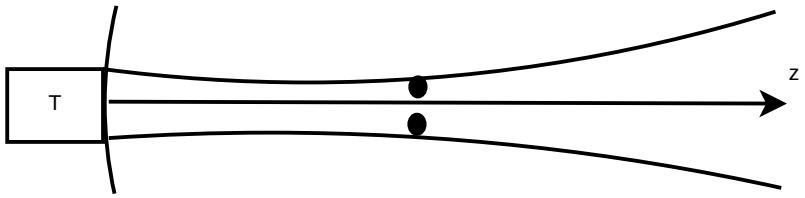


FIGURE 1.8 – Résolution latérale d'une image ultrasonore. Améliorer la résolution axiale revient à distinguer deux pics situés orthogonalement à l'axe de propagation.

1.4.2 La problématique de la résolution en imagerie ultrasonore

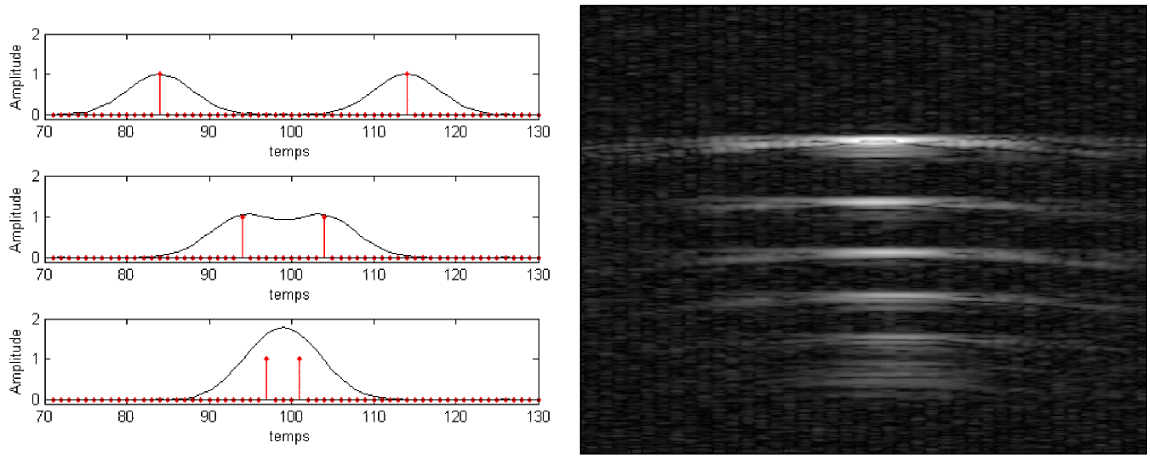
Parmi tous les paramètres contribuant à l'amélioration de la qualité de l'image, l'amélioration de la résolution est sans doute l'une des plus difficiles à résoudre. Une résolution faible se manifeste par une dégradation (flou), qui cache les détails les plus fins (qui sont introduits par les plus hautes fréquences du signal). Les deux principales raisons sont :

1. le flou introduit par la PSF ;
2. la bande passante limitée du transducteur.

Dans la Figure 1.9, on montre comment est affectée la résolution à travers trois cas. Le signal représenté dans la Figure 1.9a est la convolution circulaire entre une fonction de réflectivité uni-dimensionnelle avec deux réflecteurs de même amplitude et une fonction de d'étalement de forme gaussienne, qui est considérée comme l'enveloppe de la PSF RF. Les trois situations sont :

- les deux réflecteurs sont suffisamment distants pour être bien résolus ;
- les deux réflecteurs sont à la limite de la résolution ;
- les deux réflecteurs sont confondus.

Dans la Figure 1.9b, on présente une image en mode B obtenue dans le laboratoire INSERM U930, éq. 5 par T. MATEO. Ici, on a sept échos renvoyés par des fils de plastic. On peut observer que les cinq premiers sont bien résolus et les deux derniers sont confondus.



(a) (b)

FIGURE 1.9 – Problématique de la résolution dans les images ultrasonores. 1.9a présente les trois cas de la résolution (deux diffuseurs très résolus, à la limite de résolution et non résolus) en utilisant des signaux simulés, 1.9b présente une image acquise en laboratoire avec des phantomes de fils de plastic ; l'image présente 7 fils où les 5 premiers sont résolus et les 2 derniers sont confondus. (Image fourni par T. Mateo.)

Si on prend en considération juste la direction axiale, du point de vue numérique, la résolution δ_z est :

$$\delta_z = N\frac{\lambda_0}{2}, \tag{1.4}$$

où N est le nombre de périodes de la PSF RF et λ_0 est la longueur d'onde du même signal. Dans le cas où la durée de l'enveloppe de la réponse impulsionnelle est Δ_t, alors la résolution temporelle limite de Rayleigh vaut $\delta_t = \Delta_t/2$. Si la fréquence de l'onde porteuse vaut $f_0 = 1/T_0$ et $T_0 = \Delta_t$ (avec $N = 1$), alors la résolution temporelle limite s'écrit :

$$\delta_t = \frac{T_0}{2}. \tag{1.5}$$

Donc, avec $\delta_z = c\delta_t$ on trouve bien que $\delta_z = \frac{\lambda_0}{2}$ ($c = 1540m/s$ - la vitesse du son dans l'eau.)

Par conséquent, pour augmenter la résolution des images US, théoriquement on peut faire les opérations suivantes :

- augmenter la fréquence de l'impulsion émise ;
- réduire le nombre de cycles dans l'impulsion émis ;
- appliquer des méthodes numériques pré ou post-traitement ;
- appliquer une formation de faisceau ;
- réaliser du "compound".

Augmenter la fréquence d'émission peut-être une solution intéressante pour améliorer la résolution (à voir l'exemple de la Figure 1.10). Toutefois le prix à payer est que le niveau de pénétration de l'onde acoustique est inversement proportionnelle à la fréquence. Donc augmenter la fréquence signifie réduire la profondeur du tissu exploré.

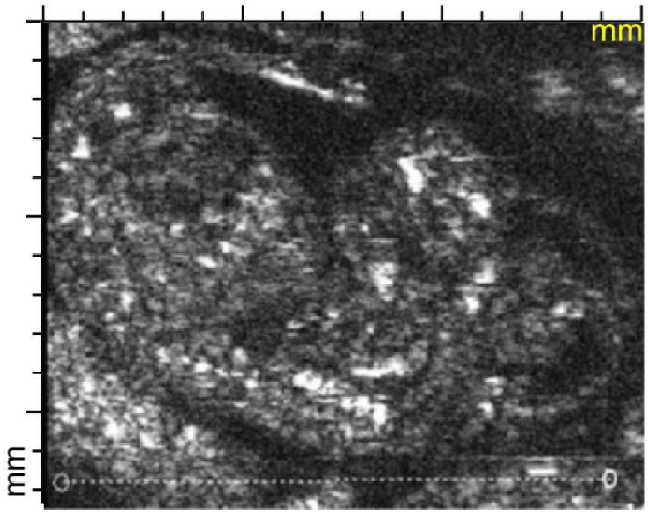


FIGURE 1.10 – Echographie haute fréquence d'un foetus de souris avec la fréquence d'émission de 40 MHz (JM GREGOIRE, U930, éq.5).

La deuxième option, qui consiste à réduire le nombre de cycles de l'impulsion émise, n'est pas envisageable parce que c'est une caractéristique intrinsèque des transducteurs. Cette caractéristique dépend de la bande passante du transducteur. On peut augmenter $N > 2$ mais pas le diminuer à $N = 1$.

La troisième solution consiste à modifier la propagation des ondes US par une présence de lentilles ou par une formation de faisceau plus adapté. Une telle approche peut être basée sur le principe de retournement temporel par miroirs en introduisant des lentilles pour mieux guider l'onde dans le tissus [Tourin, 2010].

La dernière solution consiste à appliquer des techniques pré/post-traitement agissant sur le SNR. En effet on peut montrer que l'équation (1.4) peut s'écrit (Cours Master J.M. GIRAULT) :

$$\delta_z = \frac{g(\lambda_0)}{SNR^{1/4}} \frac{N\lambda_0}{2} \tag{1.6}$$

où $g(\lambda_0) = (36864\sqrt{\pi}k^5 N\lambda_0)^{1/4}$ dépend de la forme de l'impulsion, $\Delta_t = kNf_0$ la largeur de la PSF gaussienne et $k = \frac{1}{\sqrt{\pi}}$ pour une durée équivalente de fenêtre rectangulaire $\Delta_t = T_{rec}/\sqrt{\pi}$ et SNR est un terme lié au contraste (plus le SNR est grand, plus le contraste est grand).

L'idée, qui est donc de convertir le SNR en résolution et de trouver la forme adéquate de l'impulsion, constitue la ligne directrice de ce travail de recherche.

1.5 Conclusions

Les images ultrasonores sont des images construites en utilisant les échos réfléchis des tissus explorés.

Le problème le plus important de cette technique d'imagerie est la résolution faible. Les principaux facteurs sont la bande passante du transducteur, qui agit comme un filtre passe-bande, et la forme de l'impulsion acoustique. Ces derniers introduisent un flou dans l'image qui cache l'information de haute fréquence où se trouve les détails les plus fines.

Pour cette application, les principaux défis que nous souhaitons relever en post traitement consisteront à augmenter la résolution de l'image floutée en utilisant des *a priori* ou bien des informations présentes dans le signal.

Chapitre 2

Approches existantes ou possibles pour améliorer la qualité des images échographiques

2.1 Introduction

SELON les informations mentionnées précédemment, les images échographiques sont affectées par un certain nombre de points qui réduisent la résolution spatiale et le contraste.

Afin d'améliorer la résolution des images, on peut trouver différentes approches qui peuvent être regroupées comme indiqué dans le diagramme présenté dans la Figure 2.1.

La première direction qui peut être suivie consiste à améliorer la qualité du système d'imagerie, et la deuxième est d'utiliser des méthodes de traitement numériques.

Du point de vu "hardware" les améliorations peuvent être produites au niveau :

- de la qualité des composants ;
- du mode de fonctionnement du système d'acquisition - par exemple l'imagerie ultrarapide.

Le gain obtenu, en terme de la qualité de l'image, est sans doute important mais pour ce type de techniques, il implique des transducteurs et des dispositifs électroniques de haute qualité. La conséquence est que le prix final du produit augmente et il est moins attrayant pour les clients.

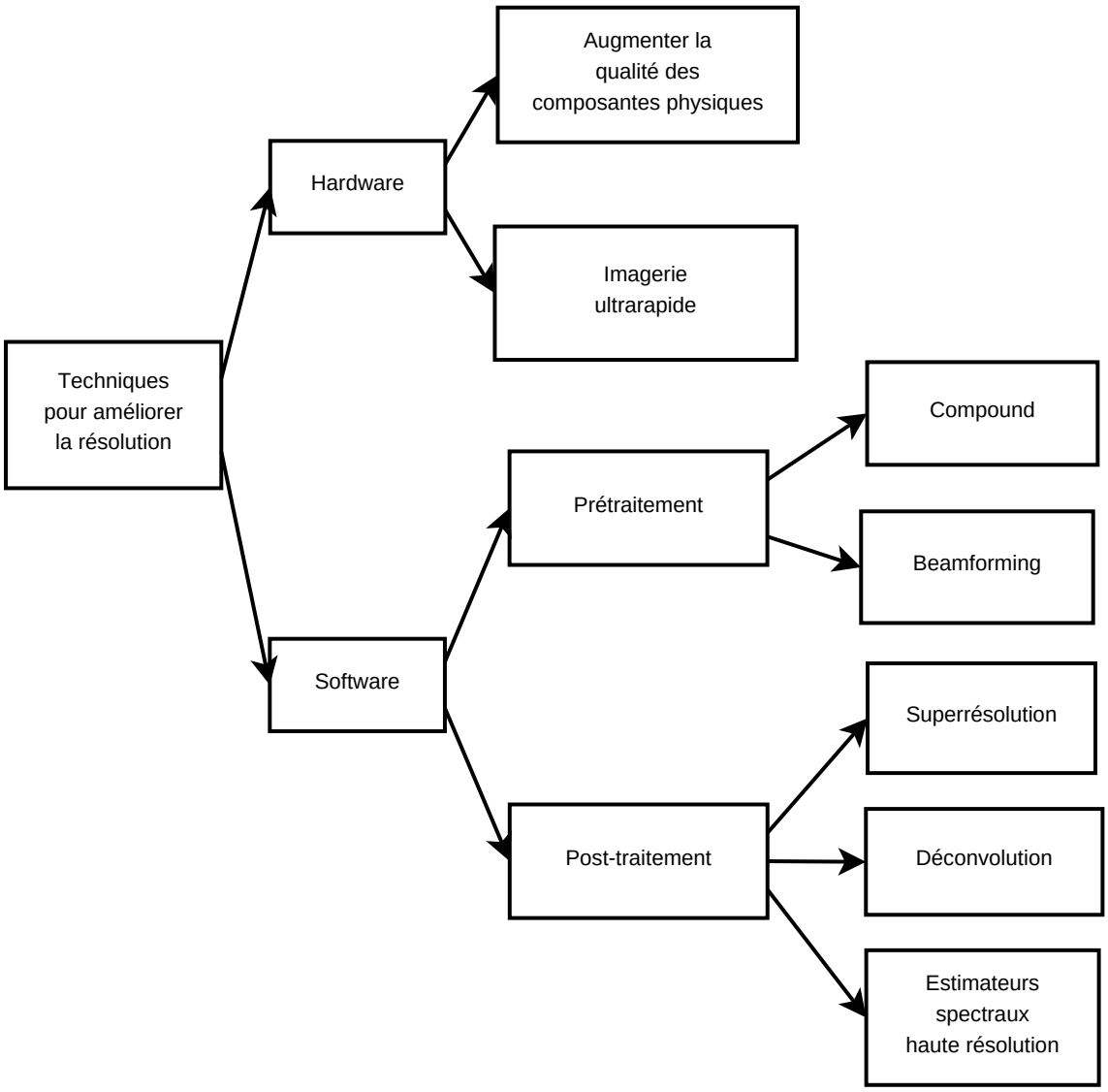


FIGURE 2.1 – Diagramme général de méthodes possibles pour améliorer la résolution des images ultrasonores.

A l'inverse, les méthodes de traitement sont peu coûteuses mais le gain est moins important. Les algorithmes numériques interviennent souvent au niveau de l'acquisition ou après. Les procédures de prétraitement peuvent se décliner comme suit :

- les techniques de formation de faisceau (beamforming) ;
- compounding.

Les techniques de post traitement peuvent aussi se décliner comme suit :

- superrésolution à partir de plusieurs ou une seule image ;

– déconvolution (reconstruction).

Dans ce qui suit on présentera les techniques les plus importantes et leurs différentes applications dans l'imagerie médicale ultrasonore.

2.2 Hardware - Imagerie ultrarapide

Au niveau hardware, on peut augmenter la visibilité des images à partir de l'amplificateur (d'augmenter la dynamique et réduire le bruit) [Suetens, 2009]. On peut aussi augmenter la fréquence de l'écho et réduire le bruit. Il est aussi possible de profiter des dernières avancées technologiques comme les CPU et GPU. Dans les dernières années une nouvelle technique pour l'imagerie ultrasonore a été proposée par Sandrin *et al* du Laboratoire Ondes et Acoustique, ESPCI [Sandrin *et al.*, 2000] à Paris et après par Jensen *et al* in [Jensen *et al.*, 2005] au Danemark. Dans la Figure 2.2 est présenté un diagramme qui présente les différences entre l'approche classique et l'imagerie ultrarapide. Le grand avantage de cette technique est la parallélisation de l'acquisition. Il s'agit d'envoyer un onde plane produite par tous les transducteurs de la barrette et de traiter en parallèle toutes les ondes acquises. Pour une meilleure compréhension, une excellente synthèse est réalisée dans [Bercoff, 2011].

Il faut bien noter que ce type d'imagerie peut être aussi considérée comme un mélange entre le compounding et la formation faisceau, mais ceci nécessite la présence de dispositifs de calcul parallèle ultra-rapide, comme le CPU multicoeurs ou les GPU.

2.3 Méthodes numériques par prétraitement

En imagerie US, il existe plusieurs techniques de prétraitement. Les plus importantes sont les techniques de formation de faisceau et le compounding. Dans ce qui suit, on présente le principe de ces deux idées.

2.3.1 Formation faisceau

Les techniques de formation de faisceau sont réalisées pour générer des ondes acoustiques qui sont peu affectées par les imperfections du transducteur et par la

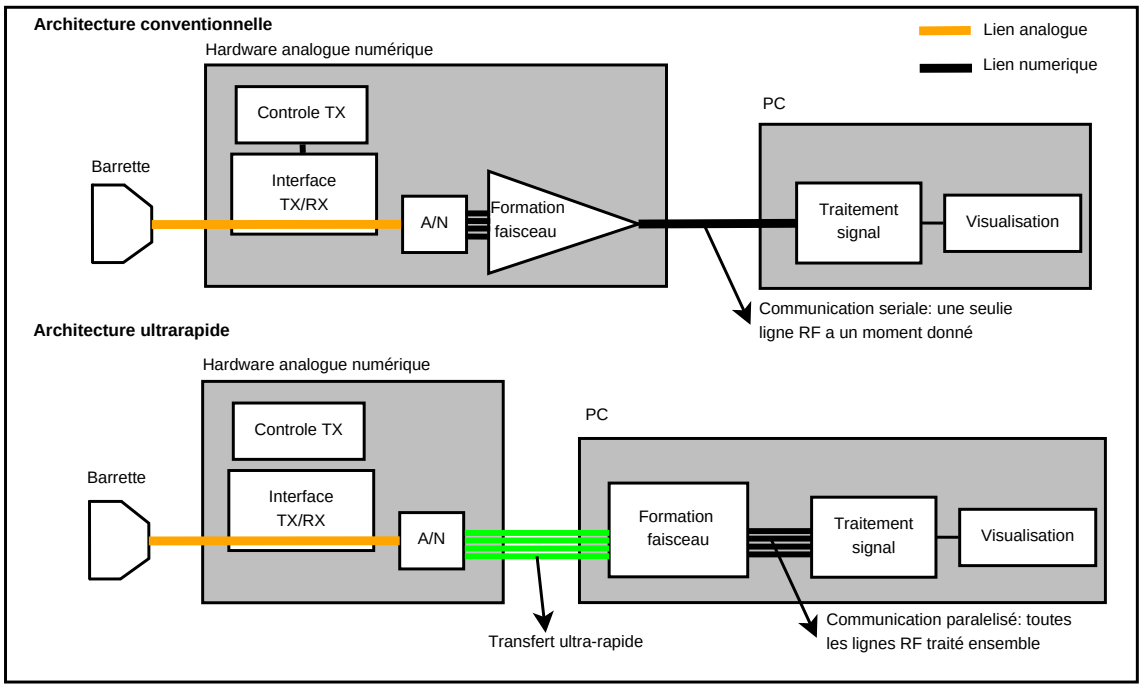


FIGURE 2.2 – Principe de fonctionnement pour l'imagerie ultrarapide - comparaison avec l'imagerie classique [Bercoff, 2011].

propagation. Ces méthodes peuvent réduire les artefacts comme les lobes latéraux, les erreurs de la vitesse de propagation et peuvent augmenter la distance de profondeur sans détruire la résolution. Dans la Figure 2.3 on présente une schéma simplifié pour montrer le principe de la formation de faisceau pour 5 canaux. Les ondes acquises, qui sont retardées aux transducteurs en différents instants, sont retardés pour arriver en même temps au bloc sommateur.

Il y a quelques grands groupes de méthodes pour la formation faisceau [Contreras Ortiz *et al.*, 2012] :

- la transmission et réception focalisées dynamiquement. La réception focalisée dynamiquement consiste à retarder chaque onde reçue avec un retard correspondant à chaque transducteur pour que les ondes finales soient sommées au même instant, alors que l'émission dynamique consiste à changer dynamiquement la distance focale. Une technique complète a été proposée dans [Lu *et al.*, 1994].
- l'apodisation. L'apodisation est utilisée pour avoir un lobe central plus étroit et des lobes latéraux réduits. Cette approche peut être considérée comme une technique classique de filtrage comme c'est le cas dans les approches proposées

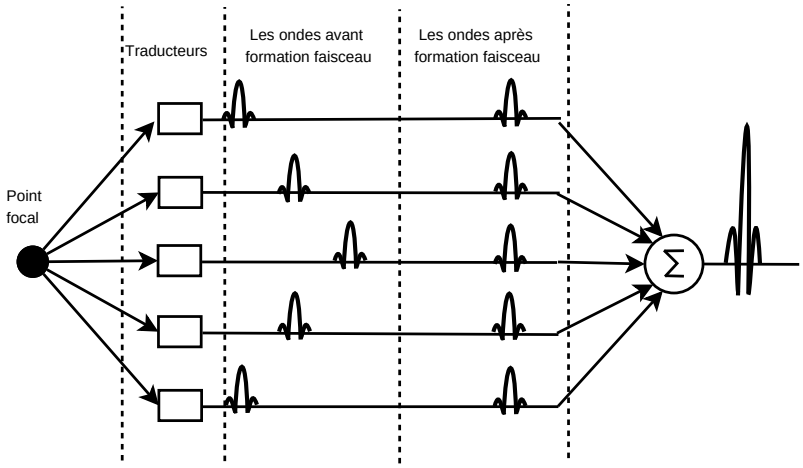


FIGURE 2.3 – Une schéma simplifié pour montrer le principe de formation faisceau pour 5 canaux. Les ondes acquises sont retardées pour arriver en même temps au bloc sommateur.

par Mandersson *et al* [Mandersson et Salomonsson, 1989] ou Guenther, dans [Guenther et Walker, 2007]. Actuellement, de nouvelles techniques mélangent les processus de formation de faisceau en utilisant la parcimonie comme c'est le cas en "Compressed Senssing" [Wagner *et al.*, 2012].

– la compression de l'impulsion. La compression d'impulsion est un approche différente où l'impulsion émise à une durée plus longue et une amplitude moins grande que dans le cas normal et une fréquence variable, réalisée par un codage en fréquence ou binaire. Cette technique augmente le SNR et augmente la pénétration de l'onde avec une bonne résolution [Misaridis et Jensen, 2005a, Misaridis et Jensen, 2005b, Misaridis et Jensen, 2005c].

2.3.2 Compounding

La technique appelée "compounding" est une technique qui combine des images ultrasonores acquises pour différents angles ou différentes positions de l'ouverture, ou bien pour différentes fréquences. Le speckle est moyenné et réduit quand on combine des images où le bruit est noncorrélé (où il a une corrélation faible). Si N images sont utilisées pour la reconstruction, la réduction du bruit spéculaire est de l'ordre $\sqrt{N}$ [Contreras Ortiz *et al.*, 2012]. Il y a trois grands types de compounding :

– "compounding" spatial [Berson *et al.*, 1981]
– "compounding" fréquentiel [Abbott et Thurstone, 1979]

– "strain compounding" [Li et Chen, 2002].

Dans la Figure 2.4 on présente une exemple de compounding spatial pour améliorer le SNR dans une image d'échographie en utilisant 10 images distinctes, obtenu après l'implémentation sous MATLAB de l'algorithme basé sur le travail de [Berson *et al.*, 1981]. On peut voir comme la lisibilité de l'image finale est augmentée.

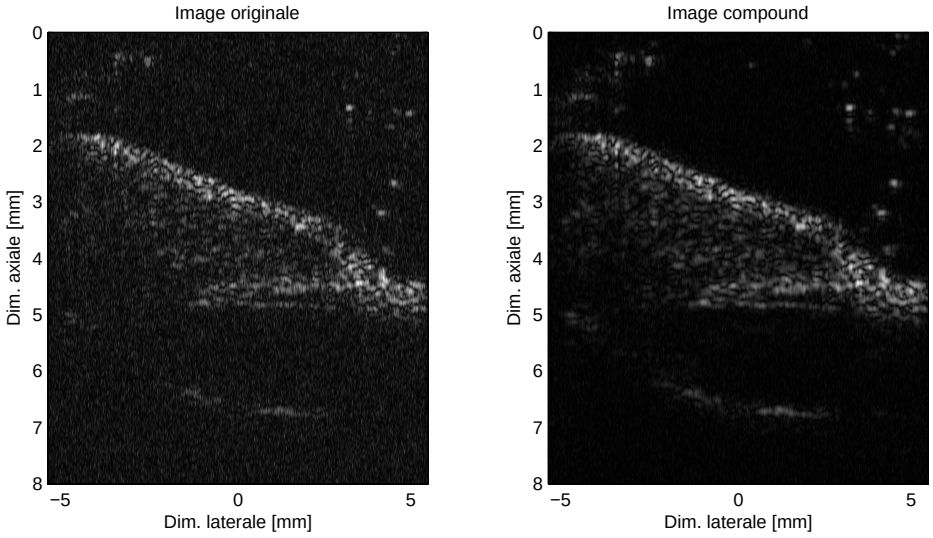


FIGURE 2.4 – Illustration de l'amélioration du SNR avec la technique de "compound" pour une image de la peau avec ongle. A gauche : l'image originale, à droite : l'image après compounding en utilisant 10 images indépendantes. [Images prises par T. Mateo, INSERM U930, eq. 5.]

2.4 Techniques post traitement

2.4.1 La formulation du problème - l'approche signal

D'un point de vue général, améliorer la résolution par des méthodes post traitement signifie récupérer les plus fins détails qui sont perdus dans le processus de formation du signal/image. Ceci est réalisé généralement par l'insertion d'informations *a priori* de l'environnement ou du système d'acquisition. Les plus importantes méthodes sont :

1. des méthodes de superrésolution (à partir d'une ou de multiples imagettes) qui essayent, en augmentant le nombre de pixels, d'augmenter la qualité d'une image. Les techniques à plusieurs imagettes utilisent plusieurs imagettes à

faible résolution (signaux ou images) pour construire une ou plusieurs versions haute résolution [Park *et al.*, 2003]

2. des méthodes de déconvolution - on utilise une seule image avec une résolution faible et les informations supplémentaires sont obtenues à partir des suppositions *a priori* [Chira, 2011, Tian et Kai-Kuang, 2011].
3. des méthodes d'analyse spectrale [Ploquin, 2011].

Dans ce qui suit on présente l'état-de-l'art concernant l'amélioration de la résolution pour les catégories présentées ci-dessus.

2.4.2 Formalisme mathématique pour décrire l'amélioration de la résolution

En imagerie ultrasonore, comme dans le traitement numérique des images, le modèle général numérique pour une dégradation linéaire causée par le flou et le bruit additif est donné par :

$$y(k) = \sum_n h(n-k)x(n) + u(n), \tag{2.1}$$

où $x(n)$ est le signal/image idéal, $y(n)$ est le signal/image observé, $h(n)$ est le modèle de dégradation ou fonction d'étalement du point (PSF), et $u(n)$ est le bruit aditif.

Bien sûr, en pratique les phénomènes sont généralement non-linéaires, mais usuellement on utilise des approximations linéaires pour réduire la complexité du problème et les algorithmes nécessaires pour le résoudre.

Le bruit additif peut provenir lors de l'acquisition, du traitement ou de la transmission. Les différents types de bruit sont : le bruit électronique et le bruit de quantification. Usuellement, on suppose que $u(n)$ est un bruit Blanc Gaussian (WGN), non-corrélé avec l'image (bien que certains types de bruit peuvent être en pratique dépendant du signal).

Selon les approches existantes, le modèle de dégradation peut représenter la dégradation ou l'effet de flou du système d'acquisition - pour la déconvolution, ou le flou et le modèle de sous-échantillonnage - pour la super-résolution.

L'objectif général est d'estimer $\mathbf{x}$, ou $\mathbf{x}$ et $\mathbf{h}$ (selon l'inverse, respectivement approches inverses aveugles). Ceci conduit à l'expression suivante du système de la

dégradation :

$$x(k) = \sum_{n} g(n-k)y(k) + \sum_{k} g(n-k)u(n), \tag{2.2}$$

où $g(n) = 1/h(n)$ est l'inverse du modèle de dégradation. L'équation (2.1) peut être reformulée sous la forme de matrice, comme suit :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{u}, \tag{2.3}$$

où les vecteurs $\mathbf{y}$, $\mathbf{x}$, et $\mathbf{u}$ représentent l'image observée, l'image d'origine, et respectivement le bruit d'observation et la matrice de dégradation $\mathbf{H}$.

2.4.3 Superrésolution à partir de plusieurs images

Les méthodes permettant d'obtenir une image à partir de plusieurs images sont des méthodes de superrésolution. Des nombreuses techniques ont été proposées dans la littérature scientifique à partir du milieu des années 80. Celles-ci permettent de récupérer les détails les plus fins dans les images en utilisant un ensemble d'images de résolution plus faible.

Cet ensemble d'images est supposé être composé de petits détails qui peuvent donner des informations supplémentaires pour la reconstruction des objets, comme dans la Figure 2.5. Le nombre d'images utilisées pour la reconstruction est également important : si on a un petit nombre d'images - il n'y a pas suffisamment d'informations supplémentaires, et si on a un nombre élevé d'images on peut avoir des problèmes de reconstruction causées par l'estimation de mouvement des objets.

En fait, la reconstruction d'une image haute résolution est possible grâce à des informations complémentaires contenues dans les images de résolution plus faible, mais en général, l'image finale n'est pas unique. En fait, la reconstruction est un « problème inverse » mal posé dont la résolution implique des contraintes supplémentaires de régularisation [Park *et al.*, 2003].

Le modèle d'observation

Dans la formation de l'image, le principal problème est l'échantillonnage de l'image. A cause de la conversion analogue-numérique les fréquences élevées peuvent ne pas être présentes dans le signal final, ces fréquences étant les fréquences supé-

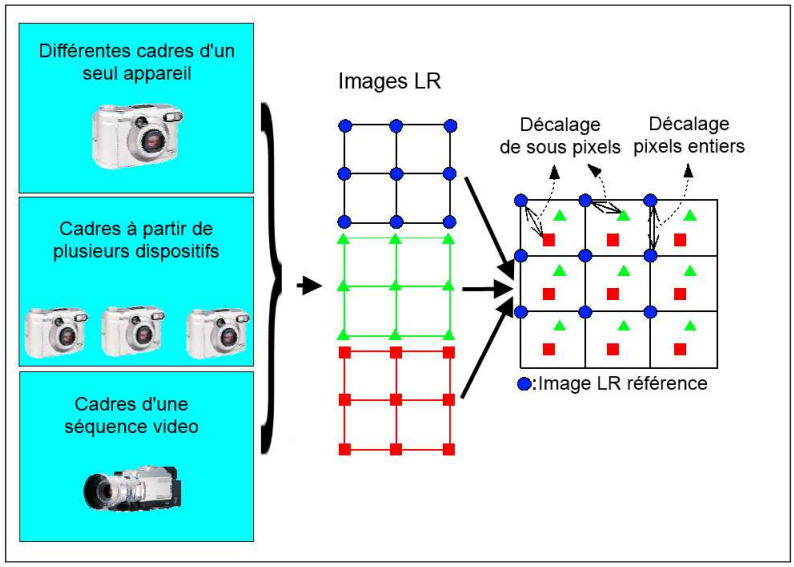


FIGURE 2.5 – Approche super-résolution à partir de multiples images. L'image haute résolution est réalisée par l'interpolation d'un nombre d'images de résolution plus faible. Diagramme publié dans [Park *et al.*, 2003].

rieures à la fréquence maximale (borne supérieure de la bande passante du transducteur) donnée par le théorème de Shannon. Un autre problème est la limitation de la bande passante du capteur qui également coupe les fréquences qui sont à l'extérieur du spectre de la PSF. Les méthodes d'amélioration de la résolution peuvent permettre de récupérer une partie de ces fréquences.

Pour simuler le concept de la super-résolution, considérons l'image HR (High Resolution) écrite sous forme vectorielle avec $\mathbf{x} = [x_1, x_2, ..., x_N]^T$ de taille $L_1N_1 \times L_2N_2$. Les paramètres L_1 et L_2 sont les facteurs de sous-échantillonnage dans le modèle d'observation pour les directions horizontale et verticale. Cela signifie que pour chaque image observée LR (Low Resolution) leur taille est de $N_1 \times N_2$. Soit la $k$ième image LR écrite comme $\mathbf{y} = [y_{k,1}, y_{k,2}, ..., y_{k,M}]^T$, pour $k = 1, 2, ..., p$ et $M = N_1 \times N_2$. Il est supposé que $\mathbf{x}$ reste constante pendant le processus d'acquisition des images multiples LR, les images LR observées sont le résultat du sous-échantillonnage, de la déformation et du mouvement de l'image $\mathbf{x}$ et chaque image LR est corrompue par un bruit additif. On peut écrire le modèle d'observation comme [Elad et Feuer, 1997, Park *et al.*, 2003] :

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{D}\mathbf{B}_k\mathbf{M}_k\mathbf{x} + \mathbf{n}_k. \tag{2.4}$$

où $k = \overline{1, K}$, $\mathbf{M}_k$ est le mouvement avec les dimensions $L_1N_1L_2N_2 \times L_1N_1L_2N_2$, $\mathbf{B}_k$ de taille $L_1N_1L_2N_2 \times L_1N_1L_2N_2$ est la matrice floue, $\mathbf{D}$ est la matrice de sous-échantillonnage de dimensions $(N_1N_2)^2 \times L_1N_1L_2N_2$, et $\mathbf{n}_k$ décrit le bruit. Le modèle d'observation est présentée graphiquement dans la Figure 2.6.

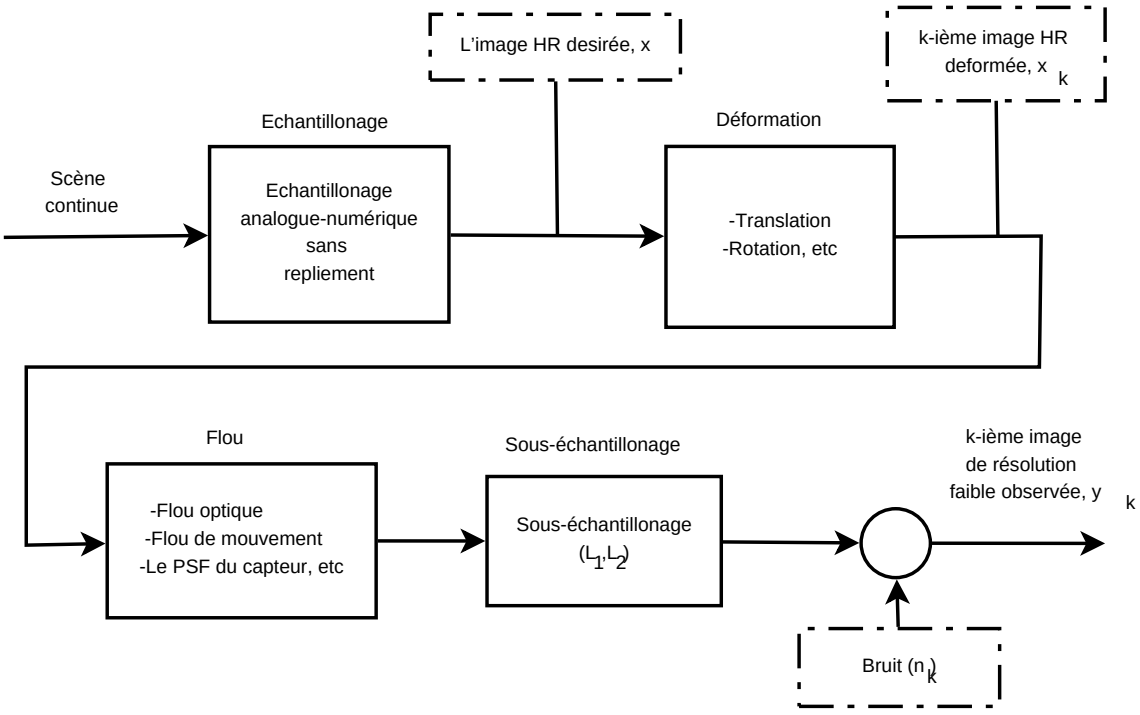


FIGURE 2.6 – Modèle d'observation pour l'équation de super-résolution avec un modèle obtenu à partir de plusieurs images . Diagramme publié dans [Park *et al.*, 2003].

L'équation du modèle d'observation présentée dans l'équation (2.4) peut être écrite plus généralement par [Hardie *et al.*, 1998] :

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{W}_k\mathbf{x} + \mathbf{n}_k. \tag{2.5}$$

où $k = 1, k$, la matrice $\mathbf{W}_k$ de dimensions $(N_1N_2)^2 \times L_1N_1L_2N_2$ représente le mouvement, le flou et le sous-échantillonnage qui affectent les pixels de l'image HR $\mathbf{x}$. Cette équation permet de décrire des modèles moins détaillés comme dans [Stark et Oskou, 1989, Eren *et al.*, 1997, Patti et Altunbasak, 2001].

La plupart des méthodes de la reconstruction SR proposées dans la littérature suivent les étapes suivantes, comme dans la Figure 2.7 [Park *et al.*, 2003] :

– l'enregistrement ou l'estimation de mouvement ;

– l'interpolation ;

– la restauration, c'est-à-dire la reconstruction inverse.

Dans ce qui suit, on présente les approches les plus importantes utilisées dans SR en utilisant plusieurs images.

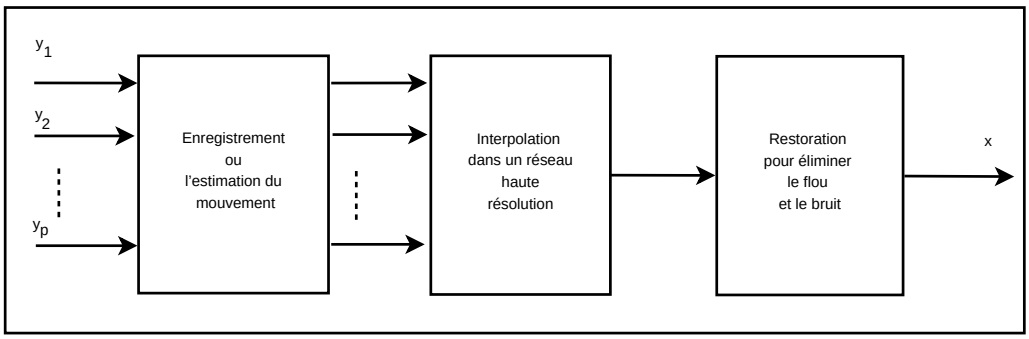


FIGURE 2.7 – Algorithme de super-résolution en imagerie. Publié en [Park *et al.*, 2003].

L'approche par interpolation non-uniforme

Cette approche est la méthode la plus intuitive pour la reconstruction de l'image SR. L'algorithme suit les étapes présentées ci-dessus. Tout d'abord, le mouvement est estimé. Puis, avec l'estimation relative du mouvement, une image HR est obtenue avec des points d'échantillonnage uniformément espacés. La dernière étape est l'élimination du bruit et du flou. La restauration peut être considérée par n'importe quel algorithme de problème inverse.

L'avantage de l'approche d'interpolation non uniforme est son temps de calcul relativement faible. Cependant, les modèles de dégradation sont limités et l'optimalité n'est pas garantie, puisque le modèle de restauration ignore les erreurs qui se produisent dans l'étape d'interpolation [Park *et al.*, 2003].

L'approche fréquentielle

L'approche fréquentielle permet l'utilisation explicite de l'aliasing existant dans les images LR pour reconstruire l'image HR. Il est basé sur les principes suivants [Park *et al.*, 2003] :

– la propriété de déplacement de la transformée de Fourier ;

- la relation d'aliasing entre la transformée continue de Fourier (FT) d'une image originale HR et la transformée de Fourier discrète (TFD) des images LR observées ;
- l'hypothèse que l'image HR originale est de bande limitée.

Soit $x(t_1, t_2)$ une image HR continue et $X(\omega_1, \omega_2)$ sa Transformé Fourier Continue (TFC). Soit la translation globale de la $k$ième image décalée de $x_k(t) = x(t_1+\delta_{k1}, t_2+\delta_{k2})$, où δ_{k1} et δ_{k2} sont des valeurs arbitraires, mais connues, et soit $k = 1, 2, ..., p$. La version décalée de la TFC est :

$$X_k(\omega_1, \omega_2) = exp[j2\pi(\delta_{k1}\omega_1 + \delta_{k2}\omega_2)]X(\omega_1, \omega_2) \tag{2.6}$$

L'image décalée $x_k(t_1, t_2)$ est échantillonnée aux périodes d'échantillonnage T_1 et T_2 pour générer l'image observée LR $y_k[n_1, n_2]$. A partir de l'équation d'aliasing et l'hypothèse de bande limitée, la relation entre la TFC de l'image HR et la TFD de la k-ième image LR observée est [Kang et Katsaggelos, 1995] :

$$\begin{aligned} \Upsilon_k\left[\Omega_1, \Omega_2\right] = \frac{1}{T_1 T_2} \sum_{n_1=0}^{L_1-1} \sum_{n_2=0}^{L_2-1} K_k \\ \times \left(\frac{2\pi}{T_1}\left(\frac{\Omega_1}{N_1} + n_1\right), \frac{2\pi}{T_2}\left(\frac{\Omega_2}{N_2} + n_2\right)\right). \end{aligned} \tag{2.7}$$

qui s'écrit plus simplement sous la forme matricielle comme suit :

$$\mathbf{Y} = \Phi\mathbf{X}. \tag{2.8}$$

où $\mathbf{Y}$ est un $(p \times 1)$ vecteur colonne avec le k-ième élément d'entrée des coefficients TFD de $y_k\left[n_1, n_2\right]$, $\mathbf{X}$ est un vecteur colonne $(L_1 L_2 \times 1)$ avec les échantillons de la TFC de $x\left(t_1, t_2\right)$, et Φ est une $(p \times L_1 L_2)$ matrice qui rapporte la TFD de l'image LR à l'image HR. Par conséquent, la reconstruction d'une image HR nécessite de déterminer Φ et de résoudre le problème inverse [Park *et al.*, 2003, Tsai et Huang, 1984].

L'approche de reconstruction en SR par régularisation

Dans cette section, on trouve deux groupes d'approches de régularisation pour la reconstruction des images SR, comme suit :

- l'approche déterministe ;

– l'approche stochastique.

L'approche déterministe résout le problème inverse en utilisant des informations *a priori* sur la solution qui peut être utilisée pour résoudre le problème mal posé. Pour exemple, l'approche déterministe peut être formulée en choisissant un $\mathbf{x}$ pour minimiser :

$$\min_{x} \left[\sum_{k=1}^{p} ||\mathbf{y}_k - \mathbf{W}_k \mathbf{x}||^2 + \lambda ||\mathbf{C}\mathbf{x}||^2 \right] \tag{2.9}$$

où $\mathbf{C}$ est généralement un filtre passe-haut, $||\cdot||$ est la norme l_2 et λ est le multiplicateur de Lagrange choisi pour offrir un compromis entre la fidélité aux données et la régularité de la solution. La fonctionnelle de coût dans l'équation (2.9) est convexe et différentiable à cause de la norme quadratique dans le terme de régularisation. En conséquence, on peut trouver une solution unique $\hat{\mathbf{x}}$ qui minimise cette fonction de coût.

L'approche stochastique ou les méthodes bayésiennes sont utilisées quand la fonction de densité de probabilité *a posteriori* de l'image originale peut être établie. L'estimateur MAP de $\mathbf{x}$ qui maximise *a posteriori* la densité $P(\mathbf{x}|\mathbf{y}_k)$ concerne $\mathbf{x}$ s'écrit :

$$\mathbf{x} = \arg\max P\left(\mathbf{x}|\mathbf{y}, \mathbf{y}_2, ..., \mathbf{y}_p\right). \tag{2.10}$$

En prenant la fonction logarithmique et en appliquant le théorème de Bayes à la probabilité conditionnelle, on peut exprimer le problème d'optimisation MAP comme suit :

$$\mathbf{x} = \arg\max \left\{ \ln P\left(\mathbf{y}, \mathbf{y}_2, ..., \mathbf{y}_p|\mathbf{x}\right) + \ln P(x) \right\}. \tag{2.11}$$

Ici, le modèle d'une image *a priori* et la densité conditionnelle sont définis par une connaissance *a priori* de l'image haute résolution $\mathbf{x}$ et l'information statistique de bruit. Pour l'estimation bayésienne il est possible de faire une distinction entre les solutions possibles utilisant un modèle d'image *a priori* et le champ de Markov (MRF) *a priori* qui fournit une méthode forte pour la modélisation de l'image. En utilisant le champ de Markov, $R(x)$ est décrite par un *a priori* de "Gibbs" dont la densité de probabilité est définie par [Park *et al.*, 2003] :

$$P(\mathbf{X} = \mathbf{x}) = \frac{1}{Z} \exp\left\{ -\sum_{c \in S} \varphi_c(\mathbf{x}) \right\} \tag{2.12}$$

où Z est simplement une constante de normalisation, $\varphi_c(\mathbf{x})$ est une fonction de potentiel qui ne dépend que des valeurs de pixels situés à l'intérieur de la section c, et S représente un groupe de sections.

Si l'erreur entre les images est supposée être indépendante et le bruit est supposé être indépendant et identiquement distribué ($i.i.d$) avec une distribution Gaussienne de moyenne nulle, le problème d'optimisation peut être formulé par :

$$\mathbf{x} = \arg\max \left[\sum_{k=1}^{p} ||\mathbf{y}_k - \mathbf{W}_k \mathbf{x}||^2 + \lambda \sum_{c \in S} \varphi_c(\mathbf{x}) \right]. \tag{2.13}$$

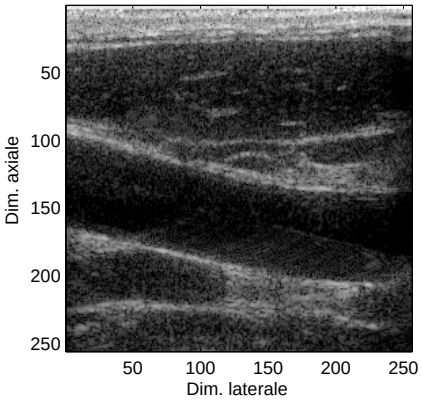
où λ est le paramètre de régularisation.

Une estimation du maximum de vraisemblance (ML) a été également appliquée à la reconstruction en SR. L'estimation ML est un cas particulier de l'estimation MAP sans paramètre *a priori*. En raison de la nature mal posée du problème inverse des méthodes de super-résolution, l'estimation MAP est généralement utilisé de préférence par rapport à ML.

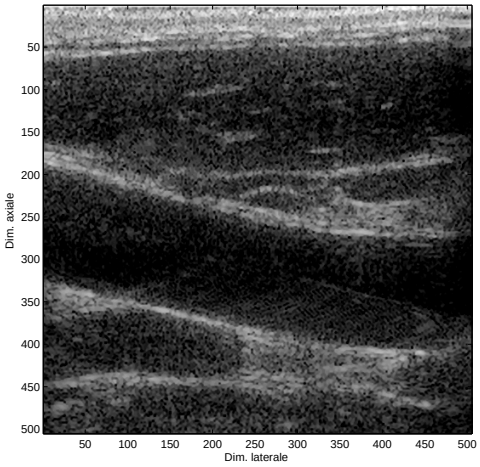
2.4.3.1 Discussions

Pour faire une évaluation des méthodes discutées précédemment, on a implémenté et testé les méthodes à partir de plusieurs imagettes (cadres). Dans la Figure 2.8 on présente la superrésolution avec un facteur d'agrandissement de 2 en utilisant des approches avec plusieurs images. La Figure 2.8a contient l'image originale ; 2.8b le résultat obtenu avec l'approche par interpolation nonuniforme ; 2.8c l'approche par régularisation.

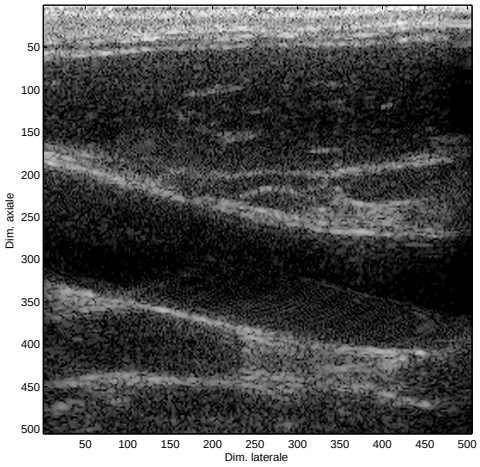
On peut observer que les résultats sont plus grandes en taille (pour le cas présente on utilise un facteur de multiplication 2) et que les contours sont bien préservés. Dans tous les cas il n'y a pas une amélioration importante pour la qualité de l'image même si on peut voir un meilleur contraste et un réduction du bruit. Ceci s'explique par plusieurs facteurs, et notamment par l'estimation des facteurs de déformation qui ne fonctionne pas toujours correctement et la présence du bruit. Comme ces techniques sont des techniques similaires au "compounding", dans la littérature scientifique il y a plutôt des articles pour diminuer le bruit spéculaire, comme celle de Wand *et al* [Wang *et al.*, 2010] ou comme celle de [Parker, 2012]. L'un des rares articles qui aborde la reconstruction est proposé dans [Morin *et al.*, 2012].



(a)



(b)



(c)

FIGURE 2.8 – Superrésolution avec un facteur d'agrandissement de 2 en utilisant des approches avec plusieurs images (10 cadres) en utilisant des images échographiques de l'artère carotide in vivo. 2.8a image originale (Image prise par Rédouane TERNIFI, INSERM U930, éq.5) ; 2.8b résultat obtenu avec l'approche par interpolation nonuniforme ; 2.8c l'approche par régularisation.

2.4.4 Superrésolution à partir d'une seule image

Les méthodes à partir d'une seule image sont des techniques qui utilisent un seul cadre pour obtenir l'image HR. Ce genre d'approches est par nature un problème mal-posé à cause des faibles connaissances *a priori* dans l'image initiale LR. Ceci impose d'introduire des connaissances *a priori* ou des hypothèses pour obtenir de bons résultats.

L'idée de base est d'obtenir l'estimation de la scène haute résolution dégradée et sous-échantillonnée par le système d'acquisition. Une estimation linéaire du problème peut être décrite comme suit :

$$\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \tag{2.14}$$

où, $\mathbf{y}$ est l'image LR, $\mathbf{x}$ est la scène idéale haute résolution recherchée, $\mathbf{W}$ est le modèle de dégradation et de sous-échantillonnage, et $\mathbf{n}$ est le bruit gaussien.

Dans les dernières décades, on trouve de plus en plus de techniques dédiées à l'étude de signaux parcimonieux. Dans ce qui suit on essaye d'aborder aussi bien des idées importantes du domaine de la parcimonie que les approches classiques.

L'approche par interpolation

Greenspan *et al.* [Greenspan *et al.*, 2000] propose une technique pour améliorer la netteté de l'image reçue. L'algorithme augmente le contenu fréquentiel de l'image en utilisant les propriétés de forme de contours invariants à travers l'échelle en utilisant une non-linéarité qui génère une cohérence de phase des harmoniques plus élevées. La procédure utilise la transformée de Laplace et la représentation laplacienne pyramidale d'images. Jeon *et al.* [Jeon *et al.*, 2006] présente un algorithme d'amélioration de la résolution basé sur la structure pyramidale, dans lequel l'histogramme laplacien est utilisé pour la prédiction d'image à haute fréquence. Les algorithmes classiques d'amélioration de la résolution accepte des limites comme le flou et les détails qui dégradent l'image. Afin de surmonter ce problème, ils ont estimé une image HF qui est nécessaire pour l'amélioration de la résolution en utilisant les caractéristiques des images laplaciennes, dans lequel l'histogramme normalisé de l'image laplacienne est ajusté par la fonction de densité de probabilité laplacienne, et le paramètre de la probabilité de densité laplacienne est estimé à partir de la pyramide laplacienne de décomposition pour éliminer les artéfacts de dépassement dans les images reconstruites. Dans la Figure 2.9 est montré le schéma de l'algorithme proposé.

L'approche SR en utilisant les propriétés de la parcimonie

Le problème peut être simplement décrit comme une approximation d'une image de haute dimension $x \in \mathbb{R}^n$ à partir de sa version basse résolution $y \in \mathbb{R}^k$. Le

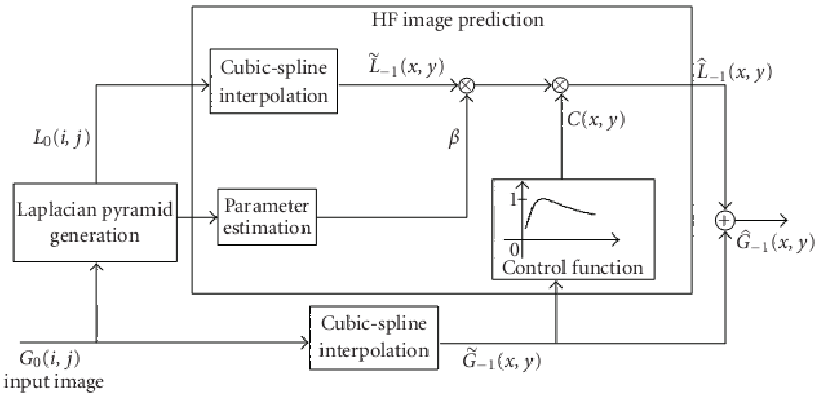


FIGURE 2.9 – Schéma de l'algorithme proposé par Jeon *et al.* Publié dans [Jeon *et al.*, 2006].

problème peut être exprimé comme suit :

$$\mathbf{y} = \mathbf{SHx} = \mathbf{Lx} \tag{2.15}$$

où $\mathbf{H}$ est l'opérateur de flou et $\mathbf{S}$ l'opérateur de sous-échantillonnage. Comme présenté dans [Elad *et al.*, 2010] on peut dire que les images peuvent être considérées localement comme des sommations de petites images, appelées "patches" multipliées avec un certain coefficient. Si on écrit :

$$x = \mathbf{D}_h \xi \tag{2.16}$$

le problème de la superrésolution revient à trouver ξ à partir de sa version de faible résolution, comme suit :

$$\mathbf{y} = \mathbf{Lx} = \mathbf{LD}_h \xi. \tag{2.17}$$

Les techniques SR par parcimonie utilisent aussi des techniques issues de l'apprentissage. Les techniques fondées sur cette approche sont proposées pour résoudre le problème de la SR [Hertzmann *et al.*, 2001], [Chang *et al.*, 2004], [Freeman *et al.*, 2000] ou [Mallat et Yu, 2010]. L'information de haute fréquence d'une seule image de résolution faible est améliorée en récupérant les informations les plus probables de haute fréquence à partir des échantillons d'images d'entrainement de données et basées sur les caractéristiques locales de l'image d'entrée faiblement résolue [Tian et Kai-Kuang, 2011].

La méthode proposée par Freeman *et al* [Freeman *et al.*, 2000] est devenue la référence du domaine. Il décrit une méthode d'apprentissage pour les problèmes

d'estimation de vision bas-niveau utilisant des scènes d'images. Ils ont généré un groupe synthétique de scènes et d'images et ils ont modélisé leurs relations pour rendre les images finales avec un réseau de Markov. La propagation de l'approche bayésienne a permis de trouver efficacement un maximum local de la probabilité *a posteriori* pour la scène, à partir d'une seule image. Le diagramme de la méthode est présenté dans la Figure 2.10.

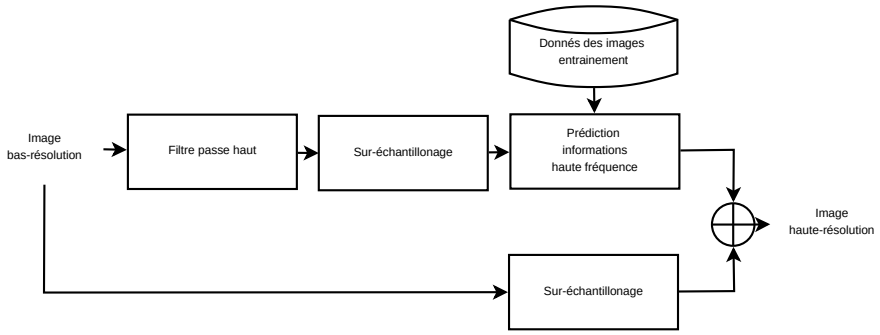


FIGURE 2.10 – Diagramme pour les méthodes SR avec l'apprentissage supervisé [Tian et Kai-Kuang, 2011].

Hertzmann *et al* [Hertzmann *et al.*, 2001] ont proposé une méthode pour créer les détails haute fréquence pour l'image de faible résolution observée à partir d'une base de données des images d'entraînement. L'approche comporte deux étapes : une phase de conception, dans laquelle une paire d'images, avec une image censée être une version filtrée de l'autre, est présentée comme données d'entraînement et une phase d'application, dans laquelle le filtre résultant est appliqué à une nouvelle image pour créer un résultat analogue, filtré. Chang et al. [Chang *et al.*, 2004] ont proposé que la génération de « patch » de l'image haute résolution dépend dans une plus grande mesure des plus proches voisins dans l'ensemble de la formation.

Datsenko et Elad [Datsenko et Elad, 2007] proposent un mécanisme efficace pour l'utilisation d'exemples d'images pour réaliser une régularisation forte, appliquée au problème de Super-résolution dans l'imagerie. L'algorithme commence en assignant pour chaque emplacement dans l'image dégradée plusieurs « patchs » de haute qualité. Ceux-ci se retrouvent comme plus proche-voisins dans une base de données d'images qui contient des paires de « patchs » correspondant à des images de basse et haute qualité. Les exemples trouvés sont utilisés pour définir une expression *a priori* de l'image, fusionnés dans une fonction MAP globale de pénalité. On utilise cette

fonction de pénalité tant pour rejeter certains exemples abérrants non pertinents que pour reconstruire l'image souhaitée.

Des articles récents suggèreent que cette image corrective puisse être représentée comme une combinaison linéaire parcimonieuse des éléments d'un dictionnaire d'images [Yang *et al.*, 2010].

Pour mieux appréhender les performances de ces méthodes on a implémenté et testé quelques techniques à partir d'images échographiques. Dans la Figure 2.11 on présente les résultats de superrésolution avec un facteur d'agrandissement de 2 en utilisant des approches à partir d'une seule image en utilisant des images échographiques de l'artère carotide *in vivo*, où en 2.11a on a l'image originale ; en 2.11b le résultat obtenu avec l'approche proposée par [Mallat et Yu, 2010] ; en 2.11c l'approche proposée par [Yang *et al.*, 2010] ; en 2.11c l'approche par interpolation avec b-spline. On peut observer que généralement on a des résultats similaires comme dans le cas des superrésolutions à partir de plusieurs cadres, sauf que le temps de calcul est diminué et on évite le problème de l'estimation du mouvement.

Remarquez toutefois que récemment une méthode de superrésolution utilisant les propriétés de parcimonie a été proposée pour le contrôle non destructif par [Carcreff *et al.*, 2012]. Cette méthode basée sur l'algorithme de « Single Best Remplacement » (SBR) [Soussen *et al.*, 2011] semble être très prometteuse pour nos applications. Malheureusement nous n'avons pas eu le temps de l'implémenter.

2.4.5 Déconvolution et régularisation

Les algorithmes de déconvolution sont une famille d'algorithmes de restauration d'image similaire à l'approche SR à une seule image, qui consiste à récupérer le signal/image idéal à partir des données bruitées. La différence entre l'approche SR et la déconvolution, et en particulier la déconvolution aveugle (BD), est qu'ici la PSF est estimée à partir de l'information mesurée et que le signal/image donné est un signal restauré obtenu en utilisant une technique classique du *problème inverse*.

On peut classifier les approches de déconvolution aveugle en deux catégories selon le stade auquel est identifié le flou [Bishop *et al.*, 2007, pp. 5-6] :

- **Déconvolution prédictive :** le flou et l'image sont identifiés simultanément ;
- **Les méthodes d'identification *a priori* :** la PSF est identifiée à partir de l'image originale, et ensuite utilisée en combinaison avec un algorithme de

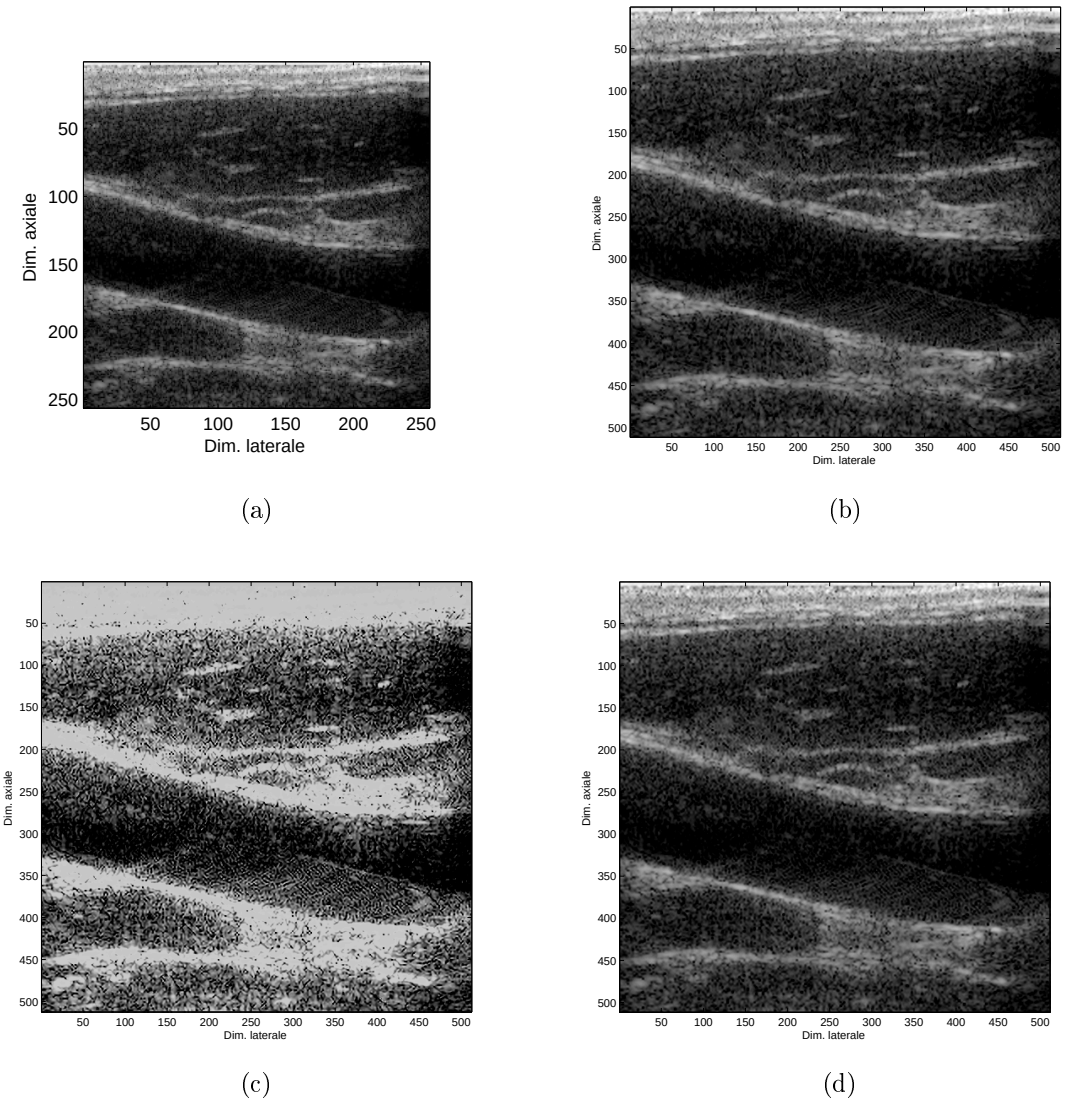


FIGURE 2.11 – Superrésolution avec un facteur d'agrandissement de 2 en utilisant des approches à partir d'une seule image échographique de l'artère carotide in vivo. 2.11a Image originale (Image prise par Rédouane TERNIFI, INSERM U930, éq.5) ; 2.11b résultat obtenu avec l'approche proposée par [Mallat et Yu, 2010] ; 2.11c l'approche proposée par [Yang *et al.*, 2010] ; 2.11c l'approche par interpolation avec b-spline.

restauration classique de l'image.

Déconvolution prédictive

La déconvolution prédictive a été d'abord mise en place pour déconvoluer les sismogrammes obtenus dans la sismologie de réflexion [Robinson, 1954]. Les

similitudes entre ces deux domaines motivent les chercheurs à utiliser ces outils dans l'échographie. En particulier, la déconvolution prédictive pour l'échographie a déjà été étudié dans [Perloff, 1994, Maggio *et al.*, 2010]. Elle suppose un modèle auto-régressif (AR) pour l'écho et l'objectif est de produire une estimation $\hat{y}[n]$ de $y[n]$ étant donné un ensemble de ses échantillons retardés avec une excitation de bruit blanc (voir la Figure 2.12). En pratique la méthode est mise en oeuvre comme un filtre RII avec $\mathbf{w} = [w_1, ..., w_M]$ telle que :

$$\hat{y}[n] = \sum_{k=1}^{M} w[k]y[n-k]. \tag{2.18}$$

La valeur des coefficients est calculée pour satisfaire la condition optimale :

$$\mathbf{w}^* = \arg\min E(e^2[n]) \tag{2.19}$$

où E est l'espérance mathématique et $e[n] = y[n] - \hat{y}[n]$. Des informations supplémentaires peuvent être trouvées dans [Martino, 2010, pp. 39-45].

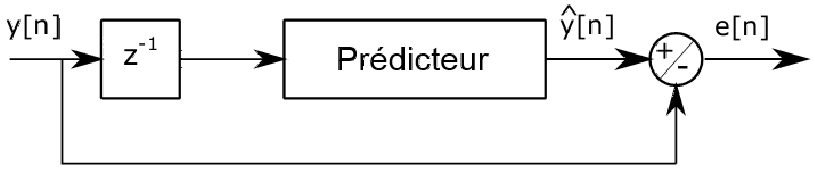


FIGURE 2.12 – La déconvolution prédictive [Martino, 2010].

Les méthodes d'identification *a priori*

Dans les méthodes de déconvolution *a priori* on commence par poser des hypothèses sur l'image, le système d'acquisition et la typologie de la texture de l'image (dans notre cas, les tissus biologiques reproduits).

La solution qui arrive naturellement est de résoudre l'équation (2.3) à partir des informations acquises et en supposant que les caractéristiques du système d'acquisition (la matrice $\mathbf{H}$) sont connues. Cette mesure vise à inverser le problème. Comme en imagerie ultrasonore les vecteurs $\mathbf{x}$ et $\mathbf{y}$ ne sont pas nécessairement de même

dimensions, alors il est naturel de minimiser le critère par moindres carrés (LS) :

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg\min \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2. \tag{2.20}$$

La solution LS est :

$$\hat{\mathbf{x}} = \left(\mathbf{H}^t\mathbf{H}\right)^{-1}\mathbf{H}^t\mathbf{y}. \tag{2.21}$$

La solution LS minimise l'énergie de l'erreur entre le modèle $\mathbf{Hx}$ et l'information acquise $\mathbf{y}$. Mais, parce que le bruit sur les données a une grande largeur de bande, et parce que la bande de la PSF est très limitée, les informations de haute fréquence sur les données récupérées seront amplifiées avec un paramètre d'amplification élevé. Pour cela, il est recommandé d'introduire une petite infidélité dans les données pour obtenir une solution LS plus réaliste. L'idée de base est de considérer qu'il existe une classe de solutions admissibles inexactes $\{\hat{\mathbf{x}} : \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\| \leq \|\mathbf{x}\|\}$, et ceci est habituellement obtenue en minimisant un critère de la forme :

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg\min \left\{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda\Phi(x)\right\}. \tag{2.22}$$

où le premier terme représente la solution rigoureuse des moindres carrés, le deuxième terme $\Phi(x)$ est une fonctionnelle de pénalisation mise en place pour la solution des moindres carrés, et λ un facteur de régularisation qui réalisent le compromis entre la fidélité aux données et la fonction de pénalisation.

L'équation (2.22) peut être expliquée de façon plus rigoureuse dans la philosophie bayésienne qui considère tous les paramètres et les variables observables comme des quantités stochastiques inconnues et d'assigner des distributions de probabilités fondées sur des croyances subjectives. Ainsi, en déconvolution, l'image originale $\mathbf{x}$, le flou $\mathbf{h}$, et le bruit $\mathbf{n}$ dans l'équation (2.3) sont traités comme des échantillons de champs aléatoires, avec une fonction densité de probabilité spécifique (pdf) $p(\cdot)$ qui modèle les connaissances sur le processus d'acquisition de l'image et de la nature des images [Bishop *et al.*, 2007]. La plus importante estimation utilisée dans la déconvolution d'images, et aussi dans l'échographie, est l'estimation du Maximum *A Posteriori* (MAP).

L'estimation MAP peut être utilisée pour obtenir une estimation ponctuelle d'une quantité non observée sur la base de données empiriques. Elle est étroitement liée à la méthode du maximum de vraisemblance (ML), mais son critère d'optimisation

est augmentée en intègrant une distribution *a priori* sur la quantité qu'on veut estimer. L'estimation MAP peut donc être considérée comme une régularisation de l'estimation de ML. Plus précisément, en donnant $\mathbf{H}$ et une donnée observée $\mathbf{y}$, l'estimateur MAP cherche à maximiser la probabilité *a posteriori* $P(x|y,\mathbf{H})$ qui peut être exprimée en utilisant la règle de Bayes comme suit :

$$P(x|y,\mathbf{H}) \propto p(y|x,\mathbf{H})\, Pr(y), \tag{2.23}$$

où $p(y|x,\mathbf{H})$ est la fonction de vraisemblance des données et $Pr(y)$ est la probabilité *a priori* de la vraie image.

Dans le domaine de l'échographie, comme dans les autres nombreux cas d'intérêts pratiques, le problème de maximisation de l'équation (2.23) est équivalent à minimiser l'équation (2.22). Dans ce domaine, les hypothèses les plus fortes sur l'information *a priori* sont :

- le signal/image d'origine a une pdf gaussienne ;
- et le signal/image d'origine a une pdf laplacienne, c'est à dire la fonction réflectivité est supposée être parcimonieuse.

Lorsque la densité de probabilité de l'image originale est supposée **Gaussienne**, l'équation (2.22) devient :

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg\min \left\{ \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\Gamma}\mathbf{x}\|_2^2 \right\}, \tag{2.24}$$

où $\Phi(x) = \|\boldsymbol{\Gamma}x\|_2^2$, $\|\cdot\|_2^2$ représente la norme l_2 dans l'espace Euclidien et $\boldsymbol{\Gamma}$ est une matrice, aussi appelé la matrice de Tikhonov. Dans de nombreux cas, cette matrice est choisie comme la matrice identité $\Gamma = \mathbf{I}$, en donnant la préférence à des solutions avec de plus petites normes. Dans d'autres cas, des opérateurs passe-haut (comme un opérateur différence ou l'opérateur de Fourier pondéré) peuvent être utilisés pour respecter le lissage si le vecteur sous-jacent est considéré comme continu. La fonctionnelle (2.24) est aussi connue comme étant la régularisation de Tikhonov [Tikhonov, 1943, Tikhonov, 1963]. La solution est :

$$\hat{\mathbf{x}} = \left(\mathbf{H}^t\mathbf{H} + \lambda\Gamma^t\Gamma\right)^{-1}\mathbf{H}^t\mathbf{y} = \mathbf{W}\mathbf{y}, \tag{2.25}$$

où le $()^t$ représente la matrice transposée, et $\mathbf{W}$ est le filtre de Wiener. Le paramètre λ peut être trouvé d'une façon optimale en utilisant la courbe L. Cette courbe

représente un compromis entre les deux quantités qui doivent être contrôlées. La courbe est représentée en échelle logarithmique, où l'axe x représente le logarithme de la norme résiduelle $\log \|\mathbf{y} - \mathbf{Hx}\|_2^2$, l'axe y représente le logarithme de la norme du solution $\|\mathbf{x}\|_2^2$ (la Figure 2.13). La valeur optimale de λ est le point de convexité de la courbe.

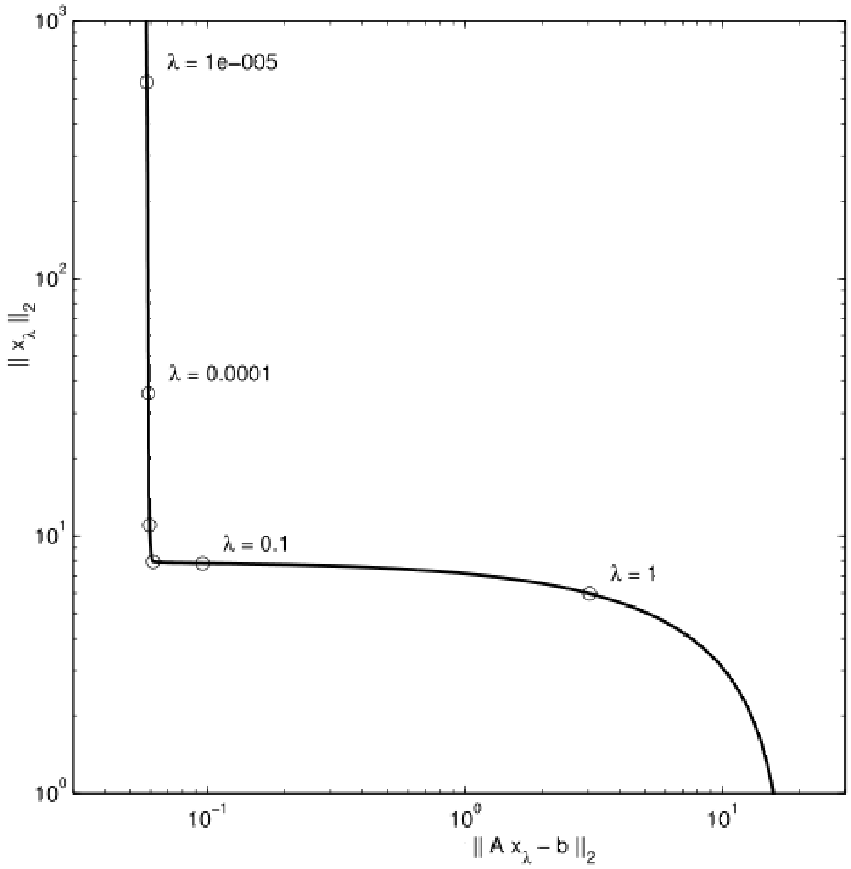


FIGURE 2.13 – La courbe L pour la régularisation de Tikhonov [Hansen, 2000].

Si une PSF invariante dans l'espace est utilisée dans l'équation 2.24 le problème peut être facilement exprimé dans le domaine de Fourier comme :

$$\hat{X}(\omega) = \frac{H^*(\omega)}{|H(\omega)|^2 + \lambda} Y(\omega) \tag{2.26}$$

où $\hat{X}, H$ et Y sont les coefficients de la transformée de Fourier de $\hat{\mathbf{x}}$, $\mathbf{H}$ et $\mathbf{y}$. L'équation (2.26) est également connue comme la solution de Wiener dans le domaine fréquentiel.

Le deuxième approche importante dans le cadre bayésien est de définir la connaissance préalable de l'image résultante comme une laplacienne, c'est-à-dire en considèrant que l'image obtenue a des contraintes de parcimonie. En utilisant cette hypothèse, l'équation (2.22) devient :

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg\min \left\{ \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1^1 \right\}, \tag{2.27}$$

où le $\|\cdot\|_1$ est la norme l_1 dans l'espace Euclidienne, et $\|\mathbf{x}\|_1^1 = \sum |x_i|$. L'équation (2.27) est aussi appelée dans la littérature comme l'algorithme LASSO ou **Basis Poursuit**. En comparaison avec la contrainte imposée par la norme l_2, la norme l_1 est en mesure de mieux préserver les contours, et de réduire les artefacts. Le problème principal de cette approche est que la solution n'est pas linéaire. Pour trouver le résultat, généralement, il faut utiliser des algorithmes de minimisation.

Le filtre de Wiener a été largement utilisé dans la déconvolution d'images ultrasonores, spécialement aveugle [Abeyratne *et al.*, 1995], [Taxt et Frolova, 1999], [Taxt et Strand, 2001], [Michailovich et Adam, 2003], [Jirik et Taxt, 2006], ou [Ng *et al.*, 2007]. Aberaytne *et al* en [Abeyratne *et al.*, 1995], utilise le filtre de Wiener avec une version estimée de la PSF, où la PSF a été estimée en 1D sur des signaux RF en utilisant des statistiques d'ordre élevé. Taxt *et al* ont proposé dans [Taxt et Frolova, 1999] une nouvelle méthode pour l'estimation de PSF en utilisant la déconvolution homomorphique avec l'hypothèse que la PSF est une fonction plus lisse que la fonction de réflectivité. L'estimation a été faite en utilisant des signaux 1D de radio-fréquence. Le même Taxt *et al* dans [Taxt, 2001, Taxt et Jirik, 2004] et [Taxt et Strand, 2001] améliorent l'estimation du modèle en utilisant un PSF 2D - à partir de l'enveloppe de signaux RF, respectivement 3D à partir des signaux RF pour l'estimation. Aussi, un nouveau modèle d'estimation PSF a été introduit par Michailovich *et al* [Michailovich et Adam, 2003], où certaines hypothèses de parcimonie (la FDP laplacienne) ont été utilisées, et le résultat final a été obtenu avec filtre de Wiener. Malgré sa linéarité et l'unicité de la solution, la norme l_2 n'est pas en mesure d'interpoler l'information perdue dans le processus de formation d'image, et, aussi la solution est généralement plus lisse.

La contrainte de parcimonie a été utilisée en échographie par [Michailovich et Adam, 2003], [Michailovich et Adam, 2005], [Michailovich et Tannenbaum, 2007] ou [Yu *et al.*, 2012]. Cette approche a été introduite par Mikhailovitch *et al* [Michailovich et Adam, 2003]

pour l'estimation de la PSF, où ils ont prouvé qu'en utilisant une étape de prédebruitage pour *des valeurs aberrantes résistantes* dans l'algorithme de déconvolution homomorphique, on peut améliorer le résultat final. Dans [Michailovich et Adam, 2005] les mêmes auteurs ont proposé un algorithme 2D de déconvolution aveugle avec l'algorithme de Bassis Pursuit, où l'amplitude et la phase de la PSF a été obtenue en utilisant la méthode présentée ci-dessus. Une nouvelle méthode, appelée Filtre Inverse Paramétrique, a été proposée par [Michailovich et Tannenbaum, 2007]. L'algorithme est dérivé de l'idée que le spectre de la PSF doit avoir une bande passante limitée à cause de la bande passante limitée du transducteur. Les résultats dans ces deux articles ont été optimisés en utilisant l'algorithme de Newton [Bertsekas, 1999]. Yu *et al* ont proposé dans [Yu *et al.*, 2012] une déconvolution 2D en utilisant l'enveloppe du signal et l'optimisation est réalisée avec l'algorithme TWIST [Bioucas-Dias et Figueiredo, 2007] dont le principal avantage est sa rapidité de convergence.

Pour une meilleure compréhension, on présente dans la Table 2.1 une synthèse de ces techniques utilisées et la méthode d'estimation pour la PSF.

TABLE 2.1 – Le travail réalisé dans le domaine de la déconvoltion des images médicales ultrasonores.

Article	Méthodes		
	Signal	PSF[1]	Optimisation
Abeyratne, 1995	1D-RF	Estimé (HOS)	Wiener DFT
Taxt, 1999	1D-RF	Estimé (H)	Wiener
Taxt, 2001	2D-IQ	Estimé (H)	Wiener
Taxt, 2001	3D-RF	Estimé (H)	Wiener
Michailovich, 2003	1D-RF	Estimé (GH)	Wiener block
Taxt, 2004	2D-IQ	Estimé (H)	Wiener
Michailovich, 2005	2D-IQ	Estimé (GH)	l^1-norm, Wiener
Jirik, 2006	2D-RF	Estimé (H)	Wiener DFT
Ng, 2007	2D-IQ	Simulated : FieldII	Iterative Wiener
Michailovich, 2007	2D-IQ	Estimé (GH)	Hybrid, l^1-norm
Yu, 2012	2D-IQ	Estimé (H)	TwIST
Chira, 2013	2D-IQ	Estimé (H)	CLEAN adaptatif

[1]*HOS - statistique d'ordre elevé, H - téchnique homomorphique, GH - téchnique homomorphique géneralisée.*

Généralement les techniques de déconvolution pour les images échographiques sont des techniques aveugles, c'est-à-dire que les déconvolutions présentées ci-dessous

utilise des PSF préalablement estimées. Les premières méthodes proposées ont utilisé des PSF mesurées *in vitro* mais la présence de forts abbérateurs dans les tissus implique que cette approche ne peut pas fonctionner de façon correcte. Aujourd'hui, la plupart des travaux récentes utilisent des PSF estimées à partir des informations acquises.

Une première approche a été d'utiliser la statistique d'ordre supérieure (d'ordre 3) mais la complexité des calculs a limité son utilisation exclusivement à des séquences ultrasonores (1D). Après, la majorité des chercheurs utilisent la déconvolution homomorphique pour extraire la PSF, en deux versions. Un première approche consiste à utiliser le cepstre [Taxt, 1995] et l'autre la déconvolution homomorphique combinée avec un débruitage en fréquence [Michailovich et Adam, 2002].

Concernant la phase de la PSF, elle est estimée avec des algorithmes d'« unwrapping », ou, plus récement, en utilisant les propriétés des espaces avec support compact en ondelettes [Michailovich et Adam, 2005]. Les mêmes propriétés sont exploitées dans [Michailovich et Tannenbaum, 2007] où la phase est estimée indirectement à partir d'un filtre inverse paramétrique (paramétrisé avec des fonctions b-splines) estimé d'une façon optimale en utilisant des estimations partielles en lien avec la bande passante de filtre direct et les contraintes introduites par régularisation.

Déconvolution parcimonieuse non linéaire dans le domaine temporel

Ces types d'algorithmes sont des techniques de déconvolution pour reconstruire des signaux parcimonieux. Ils offrent une solution similaire à la solution offerte par les techniques LASSO mais la résolution du problème est obtenue d'une façon différente. Ces algorithmes sont appelés aussi des algorithmes de déconvolution de type « greedy ».

L'idée de base de ce type d'algorithme est qu'un choix optimum local est obtenu étape par étape, dans l'espoir d'obtenir un résultat optimum global.

Le grand avantage de ce type d'algorithmes est qu'il fonctionne dans le domaine temporel. Ils évitent donc le difficile problème d'inversion des matrices en filtrage inverse. L'algorithme le plus connu est le Matching Poursuit [Elad *et al.*, 2010, Starck *et al.*, 2010].

De nos recherches, ce type d'algorithmes de déconvolution nonlineaire est trop peu présent en imagerie médicale ultrasonore (par exemple en acquisition compri-

mée [Basarab *et al.*, 2013]), mais il l'est dans le domaine du contrôle nondestructif [Wei *et al.*, 2008, Soussen *et al.*, 2012].

Notez qu'une version approximative très connue est la méthode CLEAN utilisée en radioastronomie [Högbom, 1974, Pantin *et al.*, 2007]

2.4.6 Estimateurs pseudo spectraux haute résolution en échographie

Les estimateurs spectraux haute résolution appartiennent à une catégorie de méthodes qui sont en mesure d'obtenir une meilleure estimation du spectre pour les signaux qui sont touchés par un bruit blanc. Ils ont été proposés récemment en imagerie US par M. Ploquin [Ploquin *et al.*, 2010].

Cette idée considère l'enveloppe du signal RF comme un spectre. Pour obtenir un "spectre" mieux résolu on applique la Transformée de Fourier inverse pour "revenir" dans le domaine temporel. Puis un estimateur spectral haute résolution est utilisé pour obtenir le signal avec une qualité supérieure. Après, l'approche proposée est introduite en modifiant la technique de super résolution par la décomposition pyramidale laplacienne [Jeon *et al.*, 2006]. Cette idée est présentée dans la Figure 2.14.

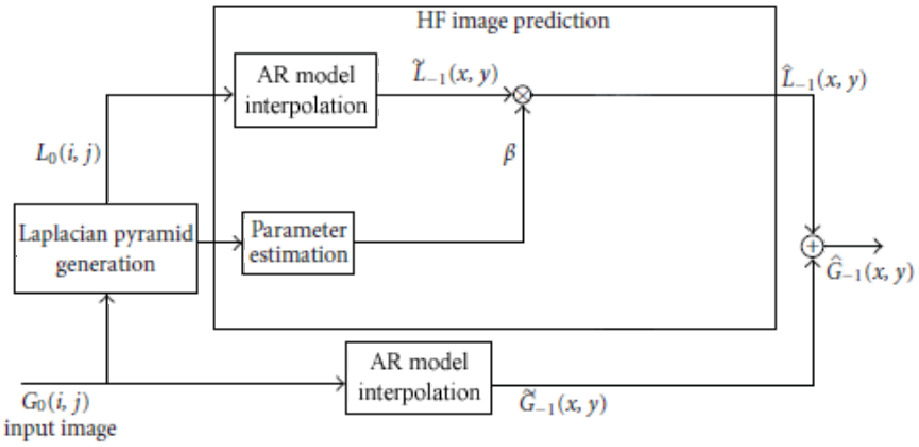


FIGURE 2.14 – L'amélioration de la résolution pour des images médicales ultrasonores en utilisant une version modifiée de la pyramide laplacienne et l'estimateur spectral AR. Méthode proposée dans [Ploquin *et al.*, 2010].

Il existe deux catégories d'estimateurs spectraux dans la littérature [Stoica et Moses, 1997] :

- **Des estimateur spectraux paramétriques** qui nécessitent des hypothèses *a priori* sur la nature du signal. Ici, on peut énumérer des méthodes comme l'algorithme MUSIC ou l'estimateur auto-régressif ;
- **Des estimateur spectraux nonparamétriques** peuvent améliorer la densité spectrale de puissance sans informations *a priori*, comme la méthode de Capon.

2.5 Conclusions

Dans ce chapitre on a fait une synthèse sur les méthodes d'amélioration de la résolution des images ultrasonores. La technique d'imagerie ultrarapide, les techniques de prétraitement, et les méthodes de post traitement existantes ont été présentées. Cette partie, en décrivant un état de l'art quasi-exhaustif, nous a permis d'identifier les pistes à poursuivre pour proposer de nouvelles méthodes.

A partir de cette étude bibliographique, on a observé que les méthodes de super-résolution offrent des images d'une dimension agrandie, sans une grande perte de détails, mais sans une réelle réduction du flou et du bruit. Les techniques « à plusieurs imagettes » sont partiellement similaires à la technique de compounding. Pour les techniques basées sur une seule image les techniques d'interpolation n'améliorent pas l'image, elles n'apportent rien en qualité et les techniques qui utilisent les propriétés de la parcimonie offrent des résultats similaires aux méthodes basées sur plusieurs images.

Comme on a pu s'en apercevoir il y a un nombre important de méthodes de reconstruction et d'élimination du flou. La majorité d'entre elles utilise des solutions qui nécessitent des inversions de matrices et/ou régularisations.

Nous pensons que les algorithmes « greedy » de déconvolution nonlineaire dans le domaine temporel peuvent offrir une alternative intéressante pour les images échographiques. Le challenge que nous nous proposons de relever pour cette thèse consiste a adapté ces algorithmes pour les images ultrasonores et d'essayer de proposer un algorithme capable d'extraire les réflecteurs de tissu.

Deuxième partie

CLEAN adaptatif

Chapitre 3

Cadre général pour l'algorithme proposé

3.1 Introduction

Dans le chapitre bibliographique précédent nous avons montré que les méthodes les plus convaiquantes étaient les méthodes de déconvolution aveugles. Toutefois, en suivant la statistique présente dans l'image, certaines sont plus appropriées que d'autres.

Dans les images échographiques, une statistique gaussienne dans les signaux RF est souvent attribuée aux tissus mous comme le foie tandis qu'une distribution laplacienne est souvent attribuée à des tissus ayant de forts diffuseurs comme pour l'oeil [Michailovich et Adam, 2005]. Mais, si on travaille sur l'enveloppe les distributions sont différentes. Dans ce cas, la distribution qui décrit le mieux ces distributions est la distribution K, qui est la loi générale qui décrit aussi la distribution de Rayleigh [Ossant, 1998]. On peut facilement observer dans la Figure 3.1 les différentes statistiques. La première est une image *in vivo* d'un cristalin, où on a une faible quantité de réflecteurs et la deuxième est une image du cerveau fortement diffusant.

3.1.1 Parcimonie en imagerie ultrasonore

En utilisant les propriétés physiques de la propagation, on peut considérer que la fonction de réflectivité du tissus peut être modélisé comme un signal parcimonieux où les valeurs non nulles sont les "interfaces" qui réfléchissent une partie de l'impulsion

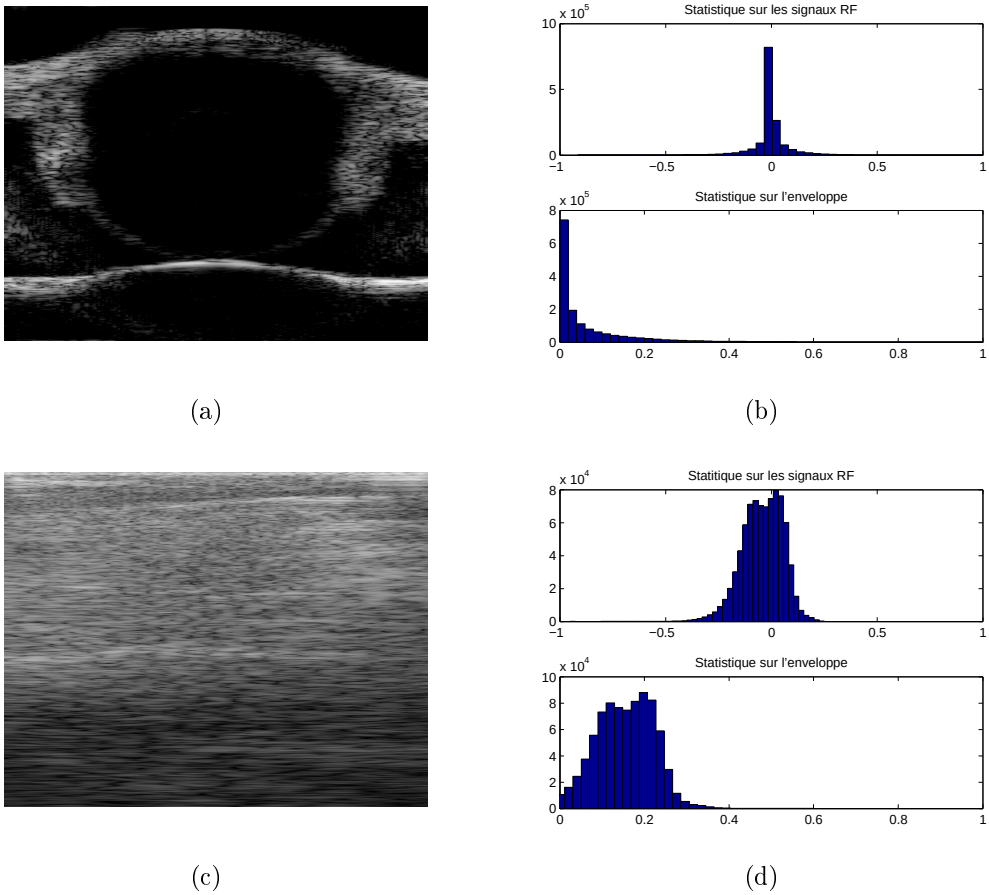


FIGURE 3.1 – Deux types differents d'images échographiques et la fonction de densité afférente en utilisant les signaux RF et l'enveloppe. 3.1a Echographie du cristalin, 3.1b Statistique sur l'échographie de cristalin en utilisant les signaux RF et l'enveloppe, 3.1c Echographie du cerveau, 3.1d Statistique sur l'échographie de cerveau en utilisant les signaux RF et l'enveloppe

acoustique. Ce signal parcimonieux peut être mélangé avec un bruit gaussien pour simuler les petits diffuseurs et le bruit spéculaire.

Si la quantité des phénomènes de diffusion n'est pas trop importante, on peut supposer qu'on a une statistique laplacienne pour la fonction à reconstruire. Cette observation nous permet d'utiliser l'algorithme de Matching Pursuit pour extraire l'information des réflecteurs. Les résultats sont intéressants mais l'image obtenue n'a pas un aspect classique pour les images échographiques. Pour corriger cet effet, on a décidé de remplacer les impulsions Dirac par des gaussiennes d'une taille trouvée adaptivement en utilisant quelques propriétés statistiques. L'algorithme proposé dans cette thèse est présenté dans la section suivante.

3.2 Présentation de l'algorithme

Les méthodes de traitement du signal offrent une solution raisonnable pour l'amélioration de la résolution dans les images échographiques. De ce point de vue, même s'il existe de nouvelles techniques très prometteuses, plutôt dans l'approche basée sur des signaux parcimonieux, les méthodes les plus importantes pour la reconstruction restent les techniques de super-résolution et de la déconvolution. Si les méthodes de super-résolution semblent être moins pratiques, celles de déconvolution semblent l'être plus [Park *et al.*, 2003].

En utilisant les hypothèses précédentes, on propose un algorithme qui est capable de faire la reconstruction des images ultrasonores sans inversion de matrice. Dans le diagramme de la Figure 3.2 on présente les principales étapes de cet algorithme, comme suit :

1. Détection d'enveloppe. Pour éviter le problème d'estimation de phase du signaux RF on propose des traitements basés sur l'enveloppe du signal RF ;
2. Estimation de la PSF. L'estimation est réalisée soit par déconvolution homomorphique généralisée soit par filtrage dans le domaine cepstrale ;
3. Estimations des réflecteurs/diffuseurs. L'estimation des diffuseurs est obtenue en utilisant un algorithme de déconvolution itératif de type greedy, qui travaille dans le domaine temporel et qui est similaire à la technique de Matching Pursuit ;
4. Reconvolution avec une PSF idéale. La reconvolution avec une PSF idéale est une partie inspirée de l'algorithme CLEAN bien connu en radioastronomie. Cette méthode est très bien adaptée quand les images sont composées des points, c'est-à-dire des forts diffuseurs en échographie.

Dans ce qui suit, dans les chapitres 4 et 5 on présente plus en détails les outils utilisés et la validation par simulations de l'algorithme proposé.

Dans le chapitre 4 on présente la partie « greedy », les évaluations statistiques et comparatives avec quelques techniques classiques par déconvolution. Les techniques comparatives ont été mises en oeuvre en utilisant les mêmes conditions : la même enveloppe et la même PSF.

Dans le chapitre 5 on présente la partie « reconvolution » et la comparaison des résultats est obtenue avec quelques méthodes proposées en imagerie ultrasonore.

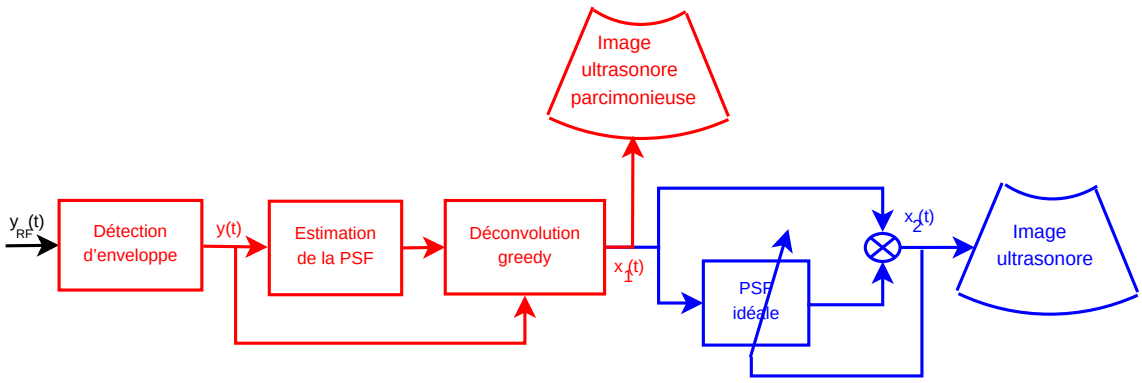


FIGURE 3.2 – Diagramme pour l'algorithme proposé pour améliorer la qualité des images ultrasonores. En rouge on trouve la partie traitée dans le Chapitre 4 et en bleu la partie traitée dans le Chapitre 5

.

3.3 Description du cadre pour les simulations numériques

Les résultats ont été concentrés pour évaluer la capacité de l'algorithme proposé à reconstruire la fonction de réflectivité à partir de l'enveloppe du signal RF acquis.

Pour évaluer la méthode, on utilise un critère qualitatif et un critère quantitatif. Comme critère qualitatif on présente l'image sur l'aspect visuel, et comme critère quantitatif, on utilise le paramètre d'erreur moyenne quadratique (nMSE) et le paramètre de « Gain en Résolution ». La nMSE est définie, comme suit :

$$nMSE = E\left[\frac{\|\hat{x} - x\|_2^2}{\|x\|_2^2}\right]. \tag{3.1}$$

où E est l'espérance statistique, x est la fonction de réflectivité originale, $\hat{x}$ est la fonction de réflectivité obtenue et $\|\cdot\|^2$ est la norme l_2.

Le paramètre de la "Resolution Gain" (RG) est un critère qui évalue l'augmentation de la résolution par rapport à l'image originale en utilisant la fonction d'auto-corrélation [Taxt, 1995]. On peut exprimer ce paramètre comme suit :

$$\text{RG} = \frac{count(xcorr(x_{init} > -3dB))}{count(xcorr(\hat{x} > -3dB))} \tag{3.2}$$

où $count()$ est une fonction qui compte les points du signal qui remplissent la condition, $xcorr()$ est la fonction d'auto-corrélation, et x_{init} et $\hat{x}$ sont les enveloppes

originale et respectivement estimée de l'image (ou signal ultrasonores). Il faut dire aussi que la fonction d'auto-corrélation est normalisée et qu'ensuite est réalisé une transformation logarithmique.

Pour les simulations, on a utilisé des signaux synthétiques, des signaux réels et des images ultrasonores. Les signaux synthétiques sont des signaux parcimonieux contaminés par du bruit blanc gaussien, pour simuler la fonction de réflectivité. La longueur du signal est de 512 points, la fréquence d'échantillonnage est de 20 MHz et la fréquence centrale du traducteur est 3.2 MHz. Ceci correspond à une séquence de 160 μs et approximativement à 3.94 cm pour la profondeur du tissu examiné (pour une vélocité standard des ultrasons c = 1540 m/s).

Les signaux synthétiques RF ont été réalisés en utilisant la convolution circulaire de la fonction de réflectivité et une PSF idéale qui est générée à partir d'un signal sinusoïdal de fréquence de 3,2 MHz multiplié par une enveloppe gaussienne.

Pour les simulations on a utilisé la formule suivante pour construire la PSF :

$$PSF = A \cdot \exp\left[-\left(\frac{\omega t}{N\pi}\right)^2\right] \sin \omega t. \tag{3.3}$$

où N est le nombre de périodes pour l'onde sinusoïdale qui génère la PSF. L'utilisation de cette formule est motivée par sa capacité à contrôler le nombre des oscillations dans l'impulsion simulée. A partir de notre expertise d'images échographiques, on a observé des impulsions de 3 à 4 périodes.

Dans la Figure 3.3 sont présentés des signaux RF simulés tirés de l'équation (2.2), c'est-à-dire de la convolution entre la fonction de réflectivité et la PSF.

Les simulations ont été réalisées avec MATLAB, en utilisant un ordinateur ayant un processeur Intel i5 avec 4 GB de mémoire RAM. Pour les techniques de déconvolution 2D on a utilisé des machines plus performantes pour disposer d'une plus grande quantité de mémoire.

Les signaux parcimonieux et le bruit ont été générés aléatoirement avec les fonctions MATLAB *sprandn* et *randn*.

Pour la décomposition en ondelettes et débruitage, on a utilisé la boite-à-outils « Wavelab », téléchargée à l'adresse `http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/`. Pour le paramètre σ dans l'équation (4.9) on a observé expérimentalement que 5 niveaux de décomposition sont suffisants pour une bonne estimation de la PSF.

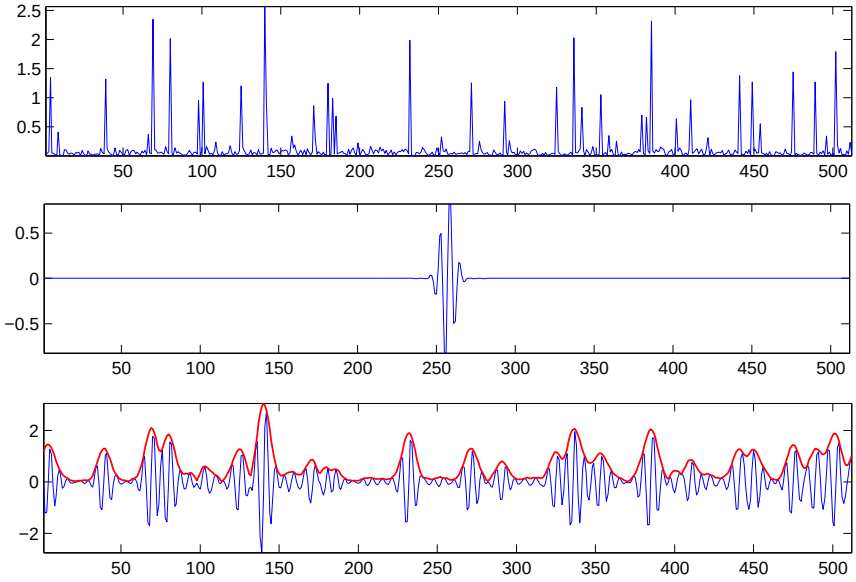


FIGURE 3.3 – Signaux simulés. Haut : la fonction de reflectivité simulée. Milieu : la PSF générée. Bas : le signal RF obtenu et son enveloppe.

Aussi, l'estimation de la PSF est obtenue sous l'hypothèse de phase minimale.

3.4 Images utilisées

Pour tester nos idées, on a utilisé des images échographiques à partir des deux bases des données différentes, comme suit :

1. une base de données gratuite trouvée sur internet à l'adresse `http://spl.utko.feec.vutbr.cz/en/component/content/article/25-research/337-ultrasound- image-database`. La base de données des images contient 84 images ultrasonores en mode B de l'artère carotide commune (CCA) en section longitudinale. La base de données contient des images de CCA de dix jeunes volontaires en bonne santé (âge moyen 27.5 +/- 3.5 années) avec différentes poids (poids moyen 76.5 +/- 9.7kg). Les images ont été acquises avec l'échographe Sonix OP avec différentes valeurs de la profondeur, gain de compensation, courbes de gain de temps (TGC) et différents transducteurs linéaires. La

taille des images est d'environ 390×330 pixels. La taille exacte dépend de la configuration de l'échographe.

2. un groupe d'images échographiques haute fréquence obtenues dans le laboratoire de l'équipe 5, unité INSERM U930. La sonde utilisée avec ce dispositif d'imagerie, appelé ECODERM, est une sonde linéaire de 128 éléments qui travaille à la fréquence centrale de 20 MHz avec bande passante relative à 87%. Le balayage linéaire est effectué par le module de balayage à travers une ouverture d'émission composée de 15 éléments ayant des retards de focalisation mis en place pour 8 mm dans les tissus mous.

A cause des contraintes de calcul numérique, toutes les images ont été redimensionnées pour avoir des dimensions multiples de 2, en utilisant un remplissage avec des zéros.

Deux types d'images ont été obtenues. Le premier groupe explore des tissus composés de grands réflecteurs dans un environnement diffus (Figure 3.4a) et le deuxième présente une image avec un grand nombre de réflecteurs/diffuseurs (Figure 3.4b).

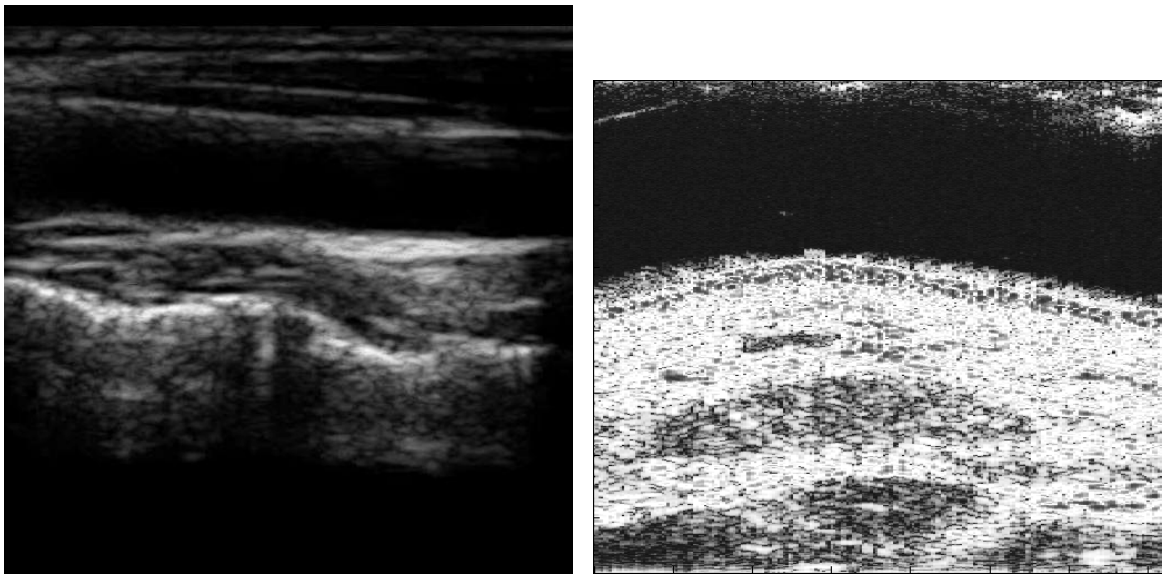
Aussi, pour avoir la possibilité de comparer visuellement les images, ces dernières sont présentées juxtaposées.

Dans les images échographiques il est bien connu que les ondes souffrent d'une atténuation en rapport avec la profondeur et le type de tissu. La loi qui décrit cette atténuation est definie par :

$$I = I_0 \exp(-\alpha_0 x) \tag{3.4}$$

où I est l'amplitude, I_0 l'amplitude originale x la profondeur et α_0 est une constante qui décrit l'atténuation du tissu.

Dans nos simulations on considèrera des sections de l'image ultrasonore (des imagettes) où l'atténuation est considérée négligeable.



(a) (b)

FIGURE 3.4 – Images utilisées pour présenter les résultats de nos simulations numériques pour l'algorithme proposé : 3.4a image de l'artère carotide, 3.4b image haute fréquence de la peau.

Chapitre 4

Estimation des réflecteurs/diffuseurs en utilisant la parcimonie

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, afin d'exploiter les hypothèses de parcimonie présentées dans le chapitre précédent, on présentera l'algorithme proposé pour extraire les diffuseurs. L'objectif est de le faire le plus simplement possible en raison d'un temps de calcul que nous souhaitons le plus petit possible pour l'inversion des matrices. Pour cette raison la méthode proposée combine les avantages de l'estimation de la PSF et de la déconvolution non-inverse.

Il s'agit d'un algorithme de déconvolution aveugle qui utilise l'enveloppe du signal RF et l'hypothèse de parcimonie pour une fonction de réflectivité déconvoluée. Pour être un algorithme aveugle, il exécute le processus de reconstruction automatiquement en deux étapes. Tout d'abord, la PSF est estimée pour chaque séquence qui compose l'image échographique. Après, la fonction de réflectivité est obtenue en utilisant l'algorithme proposé avec l'hypothèse *a priori* que la fonction de réflectivité est un signal parcimonieux, c'est-à-dire une PDF laplacienne. L'approche proposée est un algorithme itératif basé sur le principe de l'algorithme de Matching Pursuit [Mallat et Zhang, 1993], principe qui évite le difficile problème de reconstruction de l'information originale du filtre inverse en utilisant l'inversion de matrices [Bertero et Boccacci, 1998]. La méthode proposée offre des résultats intéressants en termes de détection des diffuseurs et suppression du bruit spéculaire. De plus, cet algorithme permet une vitesse d'exécution plus grande que les méthodes les plus connues utilisées en déconvolution.

La Figure 4.1 présente le diagramme des principales étapes de l'algorithme proposé dans ce chapitre.

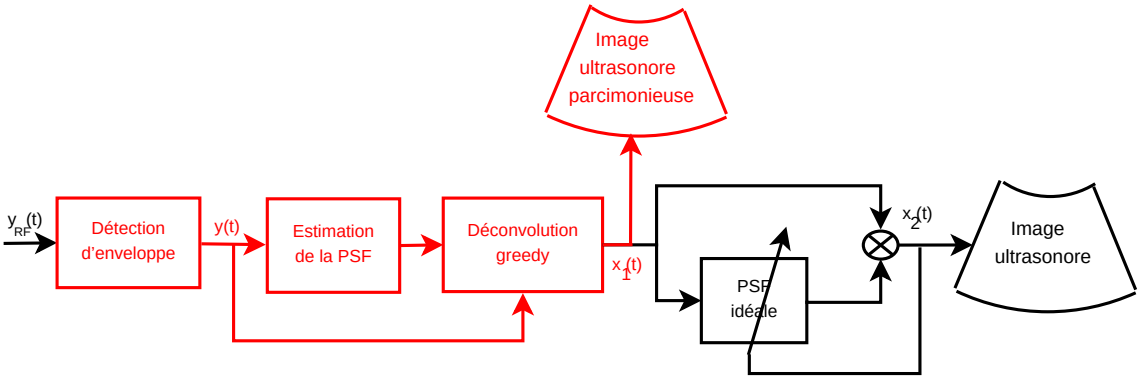


FIGURE 4.1 – Diagramme pour l'estimation des diffuseurs (en rouge) présenté dans le chapitre à partir du cadre général de l'algorithme proposé.

Dans ce qui suit, on présente la description de la méthode (Section 4.4) et après la description des résultats obtenus (Section 4.5).

4.2 Détection de l'enveloppe

Les techniques les plus connues pour obtenir l'enveloppe d'un signal RF sont la transformée de Hilbert et la modulation IQ.

4.2.1 Transformée de Hilbert pour estimer l'enveloppe d'un signal

En mathématique du signal, la transformée de Hilbert est un opérateur linéaire qui prend une fonction $y_{RF}(t)$ et produit une fonction $H(y_{RF})(t)$, dans le même domaine. Cette méthode a été utilisée de façon intensive pour la représentation analytique d'un signal $y_{RF}(t)$, comme suit :

$$y_a(t) = y_{RF}(t) + jH(y_{RF}(t)). \tag{4.1}$$

où $y_a(t)$ est le signal analytique, $y_{RF}(t)$ est le signal original et $H(y_{RF})(t)$ est la Transformée de Hilbert pour $y_{RF}(t)$.

Dans la situation où le signal $y_a(t)$ est un signal de bande étroite, par l'application de l'opérateur valeur absolue, on obtient son enveloppe, comme suit :

$$y(t) = |y_a(t)|, \tag{4.2}$$

où $y(t)$ est l'enveloppe du signal, $y_a(t)$ est le même signal analytique et $|\cdot|$ est l'opérateur valeur absolue.

4.2.2 Enveloppe complexe IQ

Le signal IQ est souvent utilisé pour faire une compression des signaux RF issus de l'échographe. Du point de vu mathématique, le signal IQ peut être obtenu à partir du signal RF en trois étapes (voir aussi la Figure 4.2) :

1. translation spectrale de la fréquence porteuse f_0 autour de la fréquence nulle ;
2. filtrage basse fréquence ;
3. Sous-échantillonage.

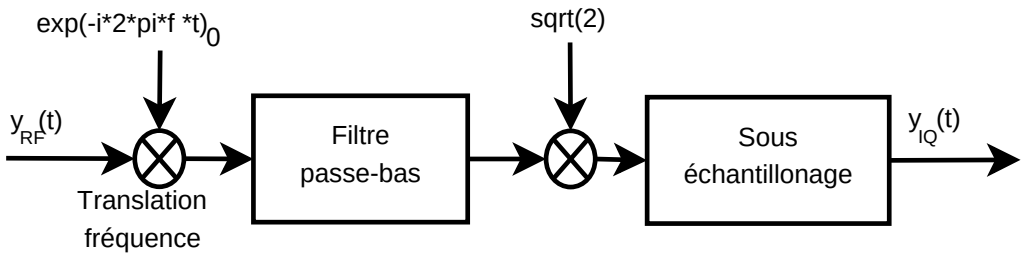


FIGURE 4.2 – Demodulation IQ.

Du point de vu mathématique, on a le signal $y_{RF}(t)$ écrit par l'équation :

$$y_{RF}(t) = A(t)\sin(\omega_0 t + \phi(t)) \tag{4.3}$$

où $A(t)$ est l'amplitude du signal RF, $\phi(t)$ la phase et ω_0 la pulsation de transmission. En utilisant la propriété :

$$sin(a+b) = cos(a)sin(b) + sin(a)cos(b) \tag{4.4}$$

alors on aura :

$$A(t)\sin(\omega_0 t + \phi(t)) = A(t)\sin(\phi(t))\cos(\omega_0 t) + A(t)\sin(\omega_0 t)\cos(\phi(t)) \tag{4.5}$$

où :

$$\begin{aligned} I(t) &= A(t)\sin(\phi(t)) \\ Q(t) &= A(t)\cos(\phi(t)). \end{aligned} \tag{4.6}$$

A partir de l'équation (4.6) on a l'enveloppe $y(t)$ et la phase $y_\phi(t)$ comme suit :

$$\begin{aligned} y(t) &= \sqrt{I^2(t) + Q^2(t)} \\ y_\phi(t) &= \arg(I(t), Q(t)). \end{aligned} \tag{4.7}$$

Dans la Figure 4.3 on présente une section d'une image échographique pour montrer les différences entre les deux types d'estimation d'enveloppe.

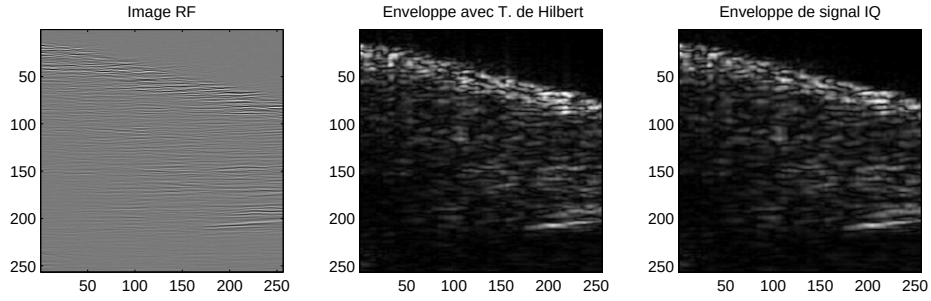


FIGURE 4.3 – Modalités de représentation pour l'enveloppe des images échographiques : gauche - image RF, milieu - image de l'enveloppe obtenue avec la transformée de Hilbert, droit : image de l'enveloppe obtenue avec la démodulation IQ.

4.3 L'estimation de la PSF

4.3.1 Déconvolution homomorphique généralisée pour estimer la PSF

L'idée principale de l'estimation de l'impulsion ultrasonore, est de considérer qu'elle est une fonction lisse et que la fonction de réflectivité a un spectre plus large et plus uniforme, comme un bruit coloré. En utilisant cette hypothèse, on peut changer le problème de séparation de signaux par un «débruitage » en fréquence. Pour cela nous avons utilisé les propriétés de la déconvolution homomorphique et le logarithme.

Dans la Figure 4.4 est présentée l'algorithme de déconvolution homomorphique. L'avantage principal de ce type de filtre est qu'il accepte un signal composé de deux éléments et renvoie un signal avec l'une des composantes supprimées.

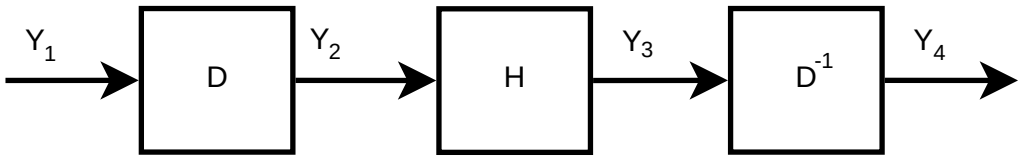


FIGURE 4.4 – Les étapes dans la déconvolution homomorphique.

Le block D réalise la transformation du produit dans une combinaison linéaire pour le signal $(Y_1(\omega))$, qui est le spectre du signal mesuré. Si l'on applique le logarithme aux membres gauche et droite de la transformée de Fourier de l'équation 2.1 on obtient la somme des signaux d'entrée [Oppenheim et Schafer, 1989] :

$$\log\left(Y(\omega)\right) = \log\left(H(\omega)\right) + \log\left(X(\omega)\right) \tag{4.8}$$

où log est le logarithme naturel et $Y(\omega)$, $H(\omega)$ and $X(\omega)$ sont les transformées de Fourier pour les signaux $y(t)$, $h(t)$ et respectivement $x(t)$. Le paramètre qui décrit le bruit a été enlevé de l'équation (4.8) pour réduire la complexité des calculs.

Après, on transforme le signal d'entrée dans une opération linéaire. Cela peut aider à discriminer les signaux en utilisant les hypothèses présentées ci-dessus qui disent que la PSF est une fonction plus lisse. Le problème de la séparation des ondes peut maintenant être considéré comme un débruitage. L'algorithme a été

initialement proposé dans [Michailovich et Adam, 2003]. L'idée principale de cette technique est d'utiliser une méthode de débruitage dans le domaine fréquentiel en appliquant un algorithme basé sur les ondelettes (« soft-thresholding ») et un algorithme pour éliminer tout d'abord les valeurs aberantes résistantes au débruitage. Le seuil a été trouvé en utilisant la formule présentée dans [Mallat, 2009] :

$$T = \sigma\sqrt{2\log(N)} \tag{4.9}$$

où N est la longueur du vecteur, *log* est le logarithme naturel et σ est la variance du bruit. Le paramètre σ a été automatiquement calculé en utilisant la formule :

$$\sigma = M_x/0.6745. \tag{4.10}$$

où M_x est la valeur médiane absolue de la plus fine décomposition.

Pour finir, le signal obtenu, qui est le logarithme du spectre de la PSF, doit être ramené dans le domaine fréquentiel, en utilisant la fonction inverse du log, comme suit :

$$Y_4 = \exp(\log(H(\omega))) = H(\omega). \tag{4.11}$$

où le $Y_4(\omega) = PSF(\omega)$ (à voir la Figure 4.4).

4.3.2 Cepstre pour la PSF

Dans cette section on présente le principe général pour estimer la PSF en utilisant les propriétés du cepstre [Taxt, 1995]. L'idée de base est d'appliquer un filtrage du type fenêtre pour les coefficients du cepstre complexe en vue d'en extraire juste les coefficients de la PSF.

Du point de vu mathématique, si on considère l'équation (4.8) on aura :

$$\hat{Y}(\omega)) = \hat{H}(\omega) + \hat{X}(\omega) \tag{4.12}$$

où $\hat{Y}(\omega) = \log(Y(\omega))$, etc. Si on applique la formule $c_y(n) = \mathcal{F}|\hat{Y}(\omega))| + j2\pi m$ pour obtenir le cepstre complexe on aura :

$$c_y(n) = c_h(n) + c_x(n). \tag{4.13}$$

Maintenant, les coefficients cepstraux de la PSF $c_h(n)$ avec l'hypothèse de phase minimale sont donnés par l'équation :

$$c_h(n) = \begin{cases} c_y^r(n) & n = 0, N/2 \\ 2c_y^r(n) & 1 \leq n < N/2 \\ c_y^r(n) & N/2 < n < N \end{cases} \tag{4.14}$$

où N est le paramètre de coupure pour le filtre. Pour implémenter en 2D, il faut faire la même chose avec l'autre dimension. Généralement, le paramètre de coupure pour la dimension latérale est trois fois plus grand que dans la direction axiale. Aussi, en pratique il n'y a pas une formule pour le calculer et généralement il est trouvé empiriquement pour donner les meilleurs résultats. Pour revenir dans le domaine fréquentiel, il faut refaire les opérations inverses.

4.4 Méthodes utilisées pour la déconvolution

Dans ce qui suit, on présente les méthodes les plus importantes utilisées pour cet algorithme, comme suit :

1. la transformée de Hilbert pour l'extraction de l'enveloppe ;
2. la déconvolution homomorphique généralisée avec le débruitage soft-thresholding en fréquence pour l'estimation de la PSF ;
3. et l'algorithme greedy pour la méthode de déconvolution (voir la section 4.4.1).

Pour l'évaluation des performances des méthodes, la régularisation de Tikhonov et la régularisation LASSO ou la norme l_1 ont été implémentées. Ces méthodes sont présentées dans la Section 4.4.2.

4.4.1 L'algorithme de déconvolution parcimonieuse de type « greedy »

Pour l'algorithme de déconvolution, nous nous sommes inspirés de la façon dont l'onde ultrasonore est acquise, c'est-à-dire que le signal obtenu est la superposition d'impulsions réfléchies par le corps humain. En supposant que la fonction de réflectivité est une fonction parcimonieuse (c'est-à-dire qu'elle a une fonction densité de

probabilité laplacienne) on essaye d'extraire itérativement, à partir de l'enveloppe du signal mesuré, l'influence du plus important réflecteur flouté et de la remplacer par une impulsion de Dirac, à la même position, dans un signal d'amplitude nulle.

L'algorithme est un algorithme de type « greedy » (Matching Pursuit) parce qu'il travaille d'une façon « top-down » : un choix local optimal est fait dans l'espoir que la résolution du sous-problème, à la fin, soit une la solution finale optimale [Cormen *et al.*, 2009]. Dans notre approche on a considéré que le choix local optimal est le plus fort réflecteur car son amplitude peut cacher les réflecteurs voisins avec une amplitude plus faible.

Alors, on a posé comme un problème local l'influence du plus important réflecteur dans l'information acquise. L'idée est donc de supprimer son influence et d'obtenir à la fin le plus grand nombre des diffuseurs.

L'algorithme de déconvolution a été synthétisé comme suit :

Algorithme greedy non-inverse

Entrée : enveloppe du signal $y(n)$, PSF $h(n)$, seuil k .
Sortie : fonction de réflectivité $x(n)$.
Initialisation :
- $x(n) \leftarrow 0$; $R(n) \leftarrow y(n)$; $i \leftarrow 0$;

Répète
- $n_i = \arg\max_n(R_i(n))$
- $x(n_i) \leftarrow R_i(n_i)$;
- $R_{i+1} \leftarrow R_i - h \otimes R_i(n_i)$;
- $i \leftarrow i + 1$;

Jusqu'à Condition d'arrêt $(\max(R_i(n)) < k)$

Ici, $R(t)$ est également appelé signal résiduel, $R_i(t_i)$ est la valeur d'amplitude maximale dans la position n_i à l'itération i et $\otimes$ est l'opérateur de déconvolution. Pour cette étude, le seuil est fixé à $k = 0$ parce qu'on voit que l'algorithme extrait le nombre maximum des diffuseurs possibles.

Notre algorithme étant un algorithme de déconvolution itératif, la convergence doit être étudiée. Selon la condition de positivité pour la fonction de réflectivité,

les itérations de l'algorithme proposé ont un sens tandis que le signal résiduel a des valeurs supérieures à zéro. Aussi, l'enveloppe de la PSF étant une fonction positive, il résulte que la soustraction d'une fonction positive va générer une nouvelle fonction résiduelle, à l'itération $i+1$ qui vérifient toujours l'inégalité $R_{i+1}(n) < R_i(n)$. Cette condition est suffisante pour prouver que l'algorithme atteindra toujours la condition de sortie. Le nombre d'itérations correspond au coefficient de parcimonie, où ce coefficient signifie le nombre d'éléments non nuls dans le résultat final. L'amplitude de la PSF est normalisée pour conserver la même amplitude pour le signal d'enveloppe et pour le signal clairsemée.

4.4.2 Les méthodes comparatives

Usuellement, pour la résolution du problème inverse la solution naturelle est de trouver la solution minimale par le critère des moindres carrés :

$$\min_x \left\{ \|\mathbf{H}x - y\|_2^2 \right\} \tag{4.15}$$

où $\mathbf{H}$ est la matrice de Toeplitz pour la PSF estimée et $\|\cdot\|$ est la norme Euclidienne.

Le problème est que usuellement la matrice $\mathbf{H}$ n'est pas inversible et donc, la solution n'est pas unique.

Dans ce qui suit, on présentera les plus importantes régularisations existantes pour la déconvolution.

La régularisation de Tikhonov

La régularisation de Tikhonov (TkR) est une méthode de régularisation pour pénaliser la solution des moindres carrés pour les problèmes mal posés ou mal conditionnés au sense de Hadamard [Tikhonov, 1943, Tikhonov, 1963]. Tikhonov a introduit dans la solution des moindres carrés un paramètre de régularisation pour minimiser l'énergie de la solution. La forme générale est :

$$\min \left\{ \|\mathbf{H}x - y\|_2^2 - \|\Gamma x\|^2 \right\} \tag{4.16}$$

où Γ est la matrice de Tikhonov, $\|\mathbf{H}x - y\|_2^2$ est la norme résiduelle et $\|\Gamma x\|^2$ la norme de la solution. La matrice de Tikhonov est usuellement $\Gamma = \lambda \mathbf{I}$ où la matrice

I est la matrice unité et le paramètre λ est appelé facteur de régularisation. La valeur de la solution optimale pour λ est trouvée en utilisant la courbe L, qui est une représentation log-log entre la norme résiduelle et la norme de la solution [Hansen, 2000].

La régularisation norme l_1

La norme l_1 est similaire à l'équation (4.16) à la différence que la norme l_2 a été remplacée par la norme l_1. L'équation (4.16) doit minimiser :

$$f(x) = \min_x \left\{ \|\mathbf{H}x - y\|_2^2 - \lambda \|x\|_1 \right\} \tag{4.17}$$

où les paramètres ont la même signification et la norme l_1 est $\|x\|_1 = \sum |x_i|$ avec $i = \overline{1, N}$ et N la longueur de la fonction de réflectivité x et $f(x) = \hat{x}$ le signal à reconstruire. En comparaison avec la régularisation de Tikhonov, cet algorithme n'est pas linéaire. Pour résoudre la minimisation de la norme l_1 souvent des algorithmes itératifs sont utilisés pour trouver la solution optimale, comme les méthodes Quasi-Newton [Bertsekas, 1999].

L'algorithme standard de Newton revient à de minimiser l'équation (4.17) d'une façon itérative comme suit :

$$x^{i+1} = x^i + \alpha_i \mathtt{d}^i, \tag{4.18}$$

où i est l'itération courante, α_i est la direction de la descente. Il faut donc trouver $\alpha_i = \arg\min_\alpha \{f(x^i + \alpha \mathtt{d}^i)\}$ et $\mathtt{d}^i$ la direction de Newton calculée avec l'équation $\nabla^2 f(x^i)\mathtt{d}^i = -\nabla f(x^i)$. Ici, $\nabla^2 f(x^i)$ et $\nabla f(x^i)$ sont le Hessien et le gradient pour la fonction f à l'itération i.

La régularisation norme TV (Total Variation)

La déconvolution avec la norme TV est similaire à l'équation (4.16) mais l'équation devient [Rudin *et al.*, 1992] :

$$\min_x \left\{ \|\mathbf{H}x - y\|_2^2 - \lambda \|x\|_{TV} \right\} \tag{4.19}$$

où les paramètres ont la même signification et la norme TV est $\|x\|_{TV} = \|\nabla x\|_1$ avec ∇ le gradient.

4.5 Résultats expérimentaux

4.5.1 Evaluation avec signaux simulés

Les résultats ont été comparés avec les techniques de traitement du signal présentées précédemment : la régularisation de Tikhonov, la norme l_1 et la norme TV.

Le paramètre de régularisation λ, pour les méthodes comparatives a été fixé expérimentalement pour obtenir les meilleurs résultats, comme suit : pour Tikhonov $\lambda = 0.08$, pour la norme l_1 $\lambda = 0.2$ et pour la norme TV $\lambda = 0.14$.

Pour tester l'algorithme proposé, on a pris le signal RF et on a extrait son enveloppe en utilisant la Transformée de Hilbert. A partir de l'enveloppe on a estimé la PSF en utilisant la procédure présentée dans la Section 4.4.2. A la fin, on a utilisé la PSF pour reconstruire la fonction de réflectivité avec différentes approches.

Evaluations visuelle et quantitative globales

La Figure 4.5 présente les résultats des expériences en termes d'évaluation visuelle comme suit : les résultats obtenus sur des signaux simulés : a) la fonction de réflectivité originale, b) les résultats obtenus avec l'algorithme proposé, c) les résultats obtenus avec la norme l_1, d) les résultats obtenus avec Tikhonov, e) les résultats obtenus avec la norme TV. Pour une meilleure évaluation, les signaux obtenus sont superposés sur la fonction de réflectivité originale (le signal en pointillé) [Chira *et al.*, 2012a, Chira *et al.*,] et aussi pour une meilleure visualisation tous les signaux sont normalisés pour avoir la même échelle.

On peut observer que notre algorithme surpasse les méthodes comparatives en termes d'amplitude et d'estimation de diffuseurs. La quasi-totalité des pics extraits superposent les originaux. La norme l_1 offre également une solution parcimonieuse pour le résultat final, mais il pourrait être considéré que le résultat final est plus contaminé par le bruit, ce qui limite l'approche des investigations cliniques. À partir de simulations, on a également observé que cette méthode offrait de meilleurs résultats lorsque la fonction de réflectivité d'origine avait un petit nombre de réflecteurs. Les deux dernières méthodes, la norme l_1 et la norme TV, offrent des solutions qui ne sont pas toujours des réflecteurs bien distincts ou bien profilés.

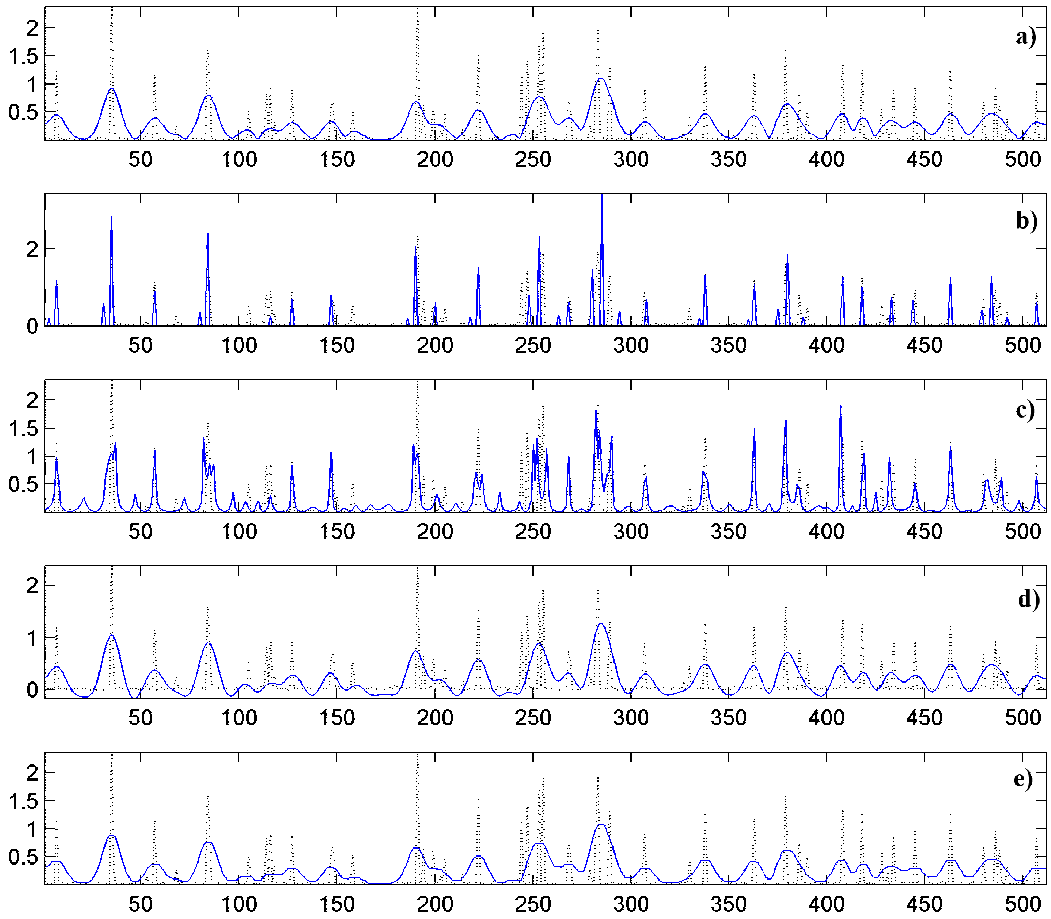


FIGURE 4.5 – Les résultats obtenus sur des signaux simulés. Les signaux présentés signifient : a) la fonction de réflectivité originale ; b)les résultats obtenus avec l'algorithme proposé ; c) les résultats obtenus avec la norme l_1 ; d) les résultats obtenus avec Tikhonov ; e) les résultats obtenus avec la norme TV.

Dans le Tableau 4.1 on a présenté les évaluations quantitatives pour les méthodes présentées en utilisant les paramètres décrits par les équations (3.1) et (3.2).

Les valeurs affichées sont le résultat d'un moyennage sur plus de 100 signaux générés de façon indépendante pour toutes les valeurs de SNR. En termes de nMSE on peut observer que les meilleurs résultats sont obtenus pour la norme l_1 suivi de très près par notre méthode. La norme l_2 et la norme TV sont inopérantes. En terme de RG les meilleurs résultats sont offerts par notre méthode suivis par la norme l_1. La norme l_2 et la norme-TV ont une amélioration de la résolution insignifiante.

TABLE 4.1 – La comparaison des techniques en fonction de nMSE de l'équation (3.1) et RG.

	SNR=7dB		SNR=14dB		SNR=21dB	
Méthodes	nMSE	RG	nMSE	RG	nMSE	RG
Alg. prop.	1.36	17.56	1.17	15.48	1.05	14.28
Norme-l_1	1.18	17.04	1.11	15.02	0.98	13.82
Norme-l_2	2.82	2.15	2.62	1.68	2.69	1.52
Norme-TV	2.52	0.76	2.33	0.87	2.32	0.91

Notez qu'une caractéristique importante de notre algorithme est son temps d'exécution. Dans le Tableau 4.2 on peut observer que notre méthode a surpassé toutes les techniques comparées. Ce fait est la conséquence logique que notre algorithme travaille directement dans le domaine temporel par soustraction de vecteurs. Notez que les temps d'exécution des algorithmes ont été évalués sans prendre en compte le temps de calcul de l'estimation de la PSF.

TABLE 4.2 – Le temps d'exécution pour les algorithmes testés.

	Alg. prop.	norme-l_1	norme-l_2	norme-TV
temps [s]	0.002	19.01	0.7	3.83

La détection quantitative des réflecteurs

Le but de ces simulations est d'étudier le comportement statistique de la méthode de déconvolution proposée dans le domaine de l'échographie. On a suivi deux directions importantes pour notre étude en fonction des questions suivantes : "Comment travaille la méthode proposée selon différentes valeurs de SNR ?" et "Comment travaille la méthode selon la densité de parcimonie de la fonction de réflectivité ?". Suite à ces questions, on a fait deux simulations présentées, étape par étape, dans ce qui suit.

Le diagramme général pour l'évaluation statistique est présenté dans la Figure 4.6.

Le critère d'évaluation pour l'algorithme est proposé pour vérifier si les pics obtenus existent ou pas dans le signal réel.

On a réalisé un détecteur qui utilise une fenêtre spatiale, avec un pas prédéfini (voir la Figure 4.7). On a centré la fenêtre en chaque position d'un pic original et on a regardé dans le signal obtenu si on a un pic réel ou faux.

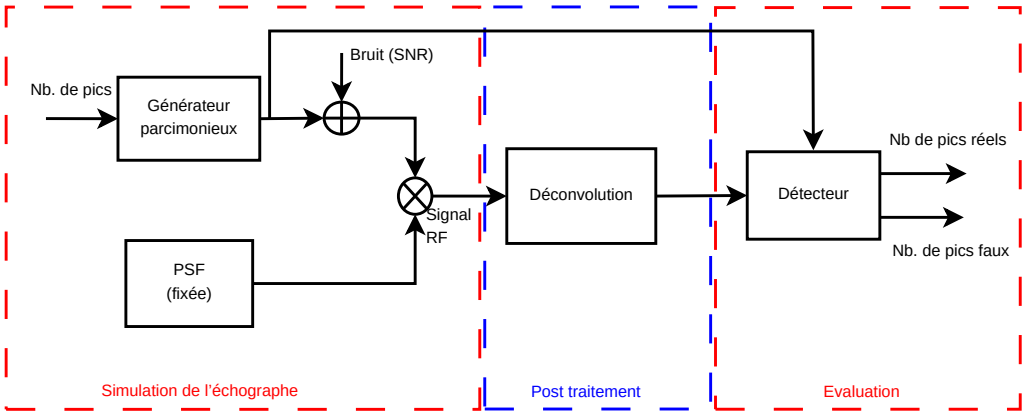


FIGURE 4.6 – Le diagramme général utilisé pour les expériences dans l'évaluation statistique.

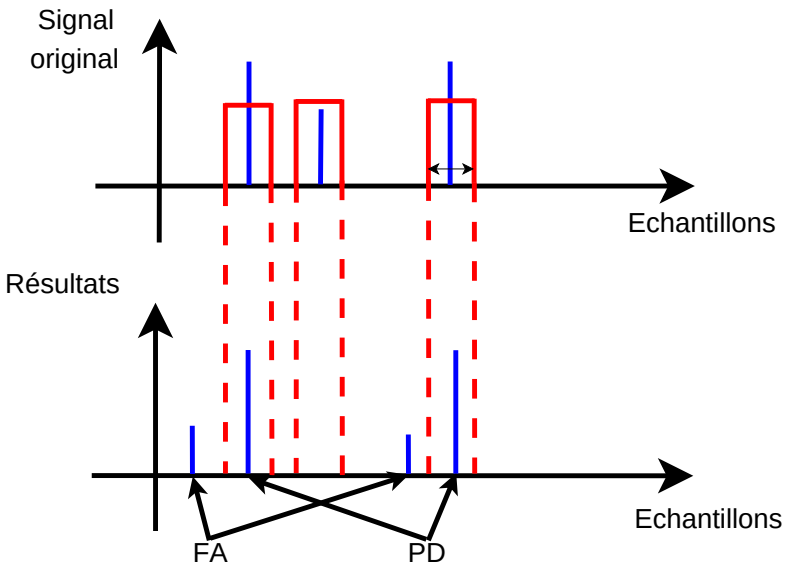


FIGURE 4.7 – Fonctionnement pour le bloc de détection utilisé dans l'évaluation statistique (FA - fausses alarmes, PD - probabilité de détection).

Á la fin, on a compté le nombre total des positions des présences, qui est le nombre des pics réels et le nombre total des faux pics. Le nombre total des pics réels a été divisé par le nombre réel des pics, pour une meilleure visualisation. La fenêtre de tolérance a été fixée pour être suffisament petite. Pour notre signal de 512 échantillons la tolérance prévue était de 1% de la longueur ce qui représente approximativement 2,4 mm erreur de précision. Ces résultats de simulations ont été publié dans [Chira *et al.*, 2012c].

Les résultats et les discussions sont focalisés sur les expériences proposées et

ils ont été divisés en deux catégories : l'influence du bruit dans l'algorithme de déconvolution et l'influence de la densité de pics dans la récupération du signal.

Simulation 1

Les principales étapes pour cette simulation sont :

1. prend un signal parcimonieux avec une densité fixe f ;
2. pour chaque valeur de SNR on fait :
3. pour chaque essaie on fait : $f = f + bruit(SNR)$, la convolution entre f et une PSF idéale, l'estimation de la PSF en utilisant la déconvolution homomorphique ;
4. pour chaque valeur de seuil on exécute l'algorithme de déconvolution et on trouve le numéro des pics réels et faux résultants ;
5. on passe au point 3 jusqu'à ce que tous les essaies soient exécutés ;
6. on passe au point 2 jusqu'à ce que toutes les valeurs de SNR aient été testées ;
7. on montre les résultats obtenus.

Les essais ont été proposées pour générer des distributions de bruit différents pour le même SNR.

Dans la Figure 4.8 on a présenté les résultats de simulations en fonction des différents types de SNR. Pour cette simulation, on a testé des signaux de fonction de réflectivité avec un SNR égale à 5, 10, 15 et 20 dB. Dans la partie supérieure a été affiché le pourcentage de détection pour le nombre de pics vrais trouvés pour différentes valeurs du seuil, et en bas le nombre de fausses alarmes en fonction de la valeur du seuil.

On peut voir que le nombre de pics réels récupérés par l'algorithme est dépendant linéairement et inversement proportionnel au seuil. Ce résultat s'explique par la densité des pics générés dans la fonction de réflectivité et par un certain nombre de pics n'ayant pas la même amplitude. Pour un niveau de 0.1 de maximum le nombre des pics réels était approximativement de 75-80% ce qui peut être considéré comme une bonne valeur.

Les vrais problèmes ont commencé lorsque le seuil a atteint le niveau de bruit. On a pu voir que le nombre de fausses alarmes augmente de façon exponentielle, et procure de mauvais détections de pics sur les tissus. Le taux de fausses alarmes a varié également, en fonction de la valeur du SNR. A la vue des simulations, on

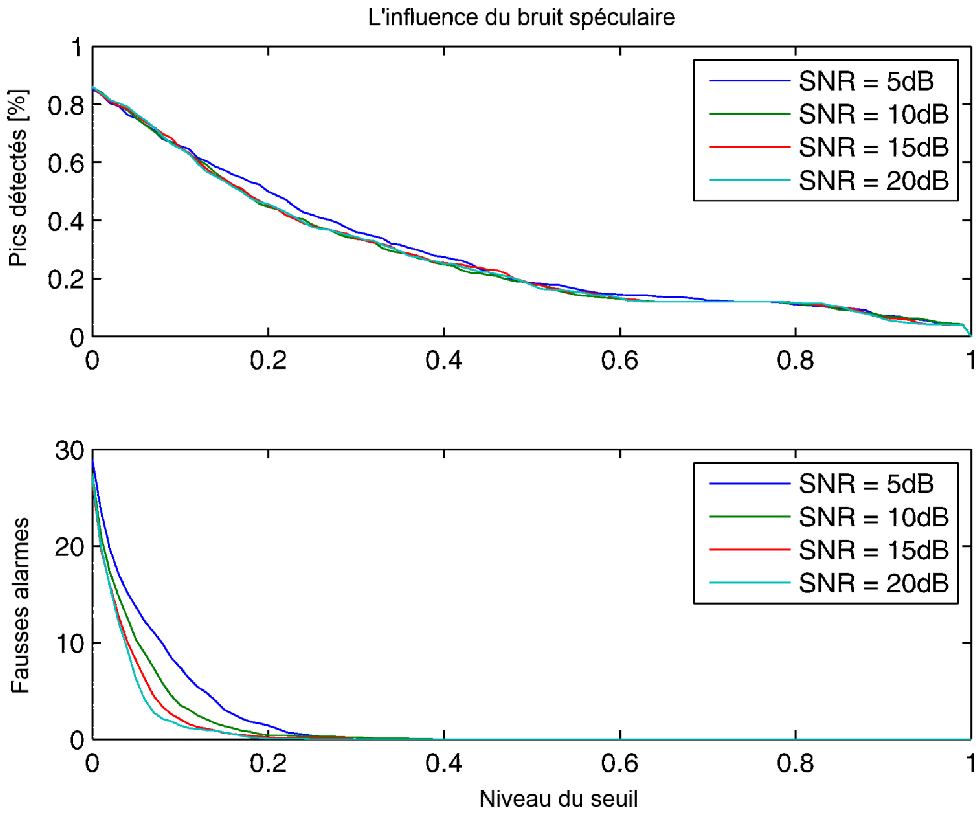


FIGURE 4.8 – Les résultats des simulations avec différents types de SNR. Haut : le pourcentage de détection (%) en fonction de la valeur du seuil ; Bas : le nombre des faux alarmes.

peut dire que la valeur du SNR a une influence directement proportionnelle sur la détection des fausses alarmes.

Simulation 2

La deuxième simulation teste différentes fonctions de réflectivité de tissus. On a exécuté l'algorithme présenté ci-dessus, avec quelques modifications. Dans ce cas, le SNR est fixé à une valeur et la densité de parcimonie du signal a été modifiée. Dans la Figure 4.9 nous avons présenté le résultat obtenu pour les signaux parcimonieux avec une densité de 1, 5 et 10%.

Le bruit ajouté a été simulé pour garantir une valeur de SNR égal à 15 dB. Dans le graphique ci-dessus on a montré le pourcentage des pics réels extraits en fonction de la densité de parcimonie, c'est-à-dire le nombre de pics plus grand que 0 dans le signal original. On a vu que la densité de parcimonie peut influer sur la probabilité de détection. Pour exemple, pour un signal ayant un facteur de densité à 1%, l'algorithme travaille dans de bonnes conditions. Pour un niveau du seuil égale

à 5% il a récupéré jusqu'à 90% des pics pour un faible niveau de fausses alarmes, mais pour un signal avec 10% le pourcentage de pics détectés oscille entre 50% et 60% pour le même seuil.

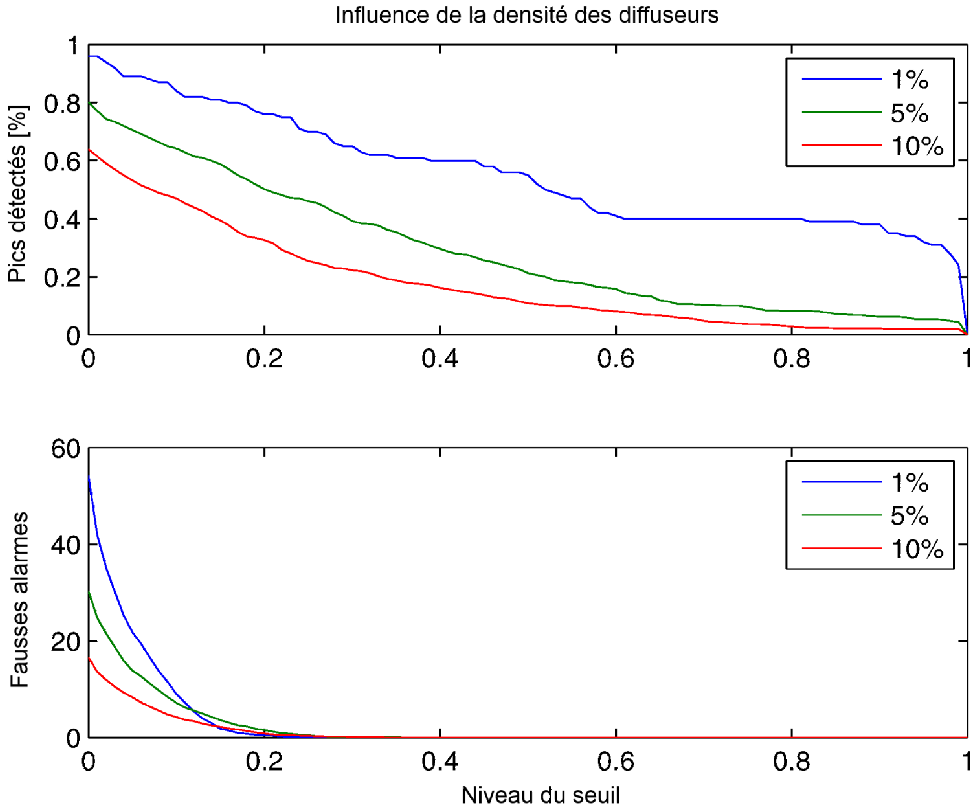


FIGURE 4.9 – Les simulations des résultats avec différentes densités de pics. Haut : le pourcentage de détection (%) en fonction de la valeur du seuil ; Bas : le nombre de fausses alarmes.

En conséquence, pour les signaux parcimonieux avec une densité faible, l'algorithme proposé fonctionne bien, mais pour de fortes densités l'algorithme souffre. Dans la représentation en bas de la Figure 4.9 est affiché le nombre de faux pics détectés. Il est montré qu'il n'est pas concluant pour cette simulation. L'algorithme fonctionne bien dans des milieux explorés avec peu de points de réflectivité et il a une faible sensibilité au bruit.

Comme on pouvait s'y attendre, ceci démontre que notre algorithme n'a pas la capacité à discriminer deux pics lorsque la densité des pics est trop grande.

Evaluation statistique

La description de l'évaluation statistique pour l'algorithme est ensuite présentée :

1. répète les points suivantes M fois :
2. génère un signal parcimonieux aléatoire ;
3. pour chaque valeur du SNR $f = f_{sparse} + bruit(SNR)$, la convolution entre f et la PSF idéale, estime la PSF en utilisant la déconvolution homomorphique ;
4. pour chaque valeur du seuil réalise la déconvolution avec la méthode proposée et les solutions des normes l_2 et l_1 ;
5. transforme la solution des normes l_2 et l_1 pour des signaux parcimonieux et trouve le nombre de pics réels et faux obtenus pour toutes les résultats ;
6. passe à l'étape 3 pour toutes les valeurs du SNR testées ;
7. passe à l'étape 2 pour toutes les valeurs de densité de parcimonie testées.

A la fin, les données obtenues ont été interprétées et affichées. Pour transformer les résultats des normes l_2 et l_1 dans des signaux parcimonieux on a utilisé une procédure qui extrait chaque maximum du signal.

Les résultats présentés sont calculés en fonction de la moyenne. On a décidé de faire leur présentation à cause de leur aspect aléatoire sur la position des pics produits. Si les pics ont été générés dans quelques régions concentrées, les résultats sont moins bons que lorsqu'ils sont distribués uniformément sur toute la longueur du vecteur. Cela provoque l'introduction dans l'algorithme du point 1, avec $M = 100$ itérations. Ces résultats ont été publié dans [Chira *et al.*, 2012b]

Les résultats ont été concentrés pour évaluer la puissance de l'algorithme de déconvolution aveugle proposé pour la détection en fonction de la réflectivité dans les images médicales ultrasonores en comparaison avec les méthodes les plus utilisées dans la résolution du problème inverse : la régularisation de Tikhonov et de la norme l_1. L'évaluation de la méthode a été obtenue selon les critères suivants : le nombre de vraies pics détectés et le nombre de faux alarmes.

Dans la suite, on a présenté les résultats des deux méthodes en fonction de la densité de pics et de la valeur de SNR pour le bruit spéculaire simulé. La densité des pics a été choisi a 2%, 5% et 10% de la longueur du signal. La valeur des données présentées est la moyenne de M itérations, où on a changé pour chaque itération

le signal parcimonieux d'origine et la distribution du bruit en fonction du critère spécifié.

Dans la Table 4.3 est présenté le nombre de vrais pics détectés. On peut voir que pour un faible niveau de pics dans la fonction de réflectivité initiale, l'algorithme proposé offre des résultats comparables à ceux des algorithmes comparatifs, mais ses performances varient de façon inversement proportionnel avec le paramètre de densité [Chira *et al.*, 2012c]. Après simulations, on a observé que la limite des pics réels détectés était influencé par la longueur d'onde de la PSF. Dans notre cas, la longueur de la PSF était d'environ 10% de la longueur du signal et le nombre de pics détectés était de moitié de celui-ci. Aussi, on a pu voir que la valeur de la détection n'a pas été influencée par la valeur du SNR comme pour la norme l_2.

TABLE 4.3 – Le nombre des pics réels détectés en fonction du SNR et de leur densité.

		SNR [dB]				
Density	Method	5	10	15	20	25
2%	Our. alg.	9.05	9.07	9.07	9.12	9.15
(10 pics)	Wiener	8.38	8.76	8.68	8.68	8.86
	l_1-norm	8.94	8.95	8.92	8.96	8.94
5%	Our. alg.	18.9	19.00	19.68	19.72	20.06
(25 pics)	Wiener	18.48	19.56	19.62	19.78	19.88
	l_1-norm	18.6	19.06	19.70	19.74	19.98
10%	Our. alg.	37.62	37.94	37.62	38.30	39.02
(51 pics)	Wiener	34.34	34.62	34.74	34.8	35.16
	l_1-norm	38.62	39.50	39.80	39.56	39.92

La Table 4.4 présente le nombre de fausses alarmes selon les mêmes paramètres. Ce qu'on a pu observer, c'est que l'algorithme de déconvolution proposé renvoie un nombre de fausses alarmes similaires à la norme l_1 et les valeurs sont influencées par la valeur de SNR. La régularisation de Tikhonov a généré un nombre élevé de fausses alarmes et leur nombre a été influencé par la densité de pics, ce qui signifie que cette méthode pourrait offrir également des informations erronées. Ce fait est généralement causé par les oscillations inévitables qui apparaissent dans le signal donné quand on a fait l'inversion de l'opérateur matriciel $\mathbf{H}$. Notre algorithme évite ces conséquences négatives à cause de sa particularité de non inversion. La déconvolution a été réalisée en soustrayant la PSF estimée à partir du signal observé.

TABLE 4.4 – Le nombre de fausses alarmes en fonction de SNR et la densité des pics.

Densité	Méthode	SNR [dB]				
		5	10	15	20	25
2%	Alg. prop.	11.72	10.61	9.22	10.06	9.48
	Norme l_2	13.2	13.11	13.73	13.22	13.3
	Norme l_1	12.72	11.40	9.89	10.85	9.78
5%	Alg. prop.	23.42	20.66	18.74	18.1	17.62
	Norme l_2	38.7	38.74	38.48	38.52	38.86
	Norme l_1	23.22	20.89	18.59	18.89	18.23
10%	Alg. prop.	11.14	8.08	7.78	7.88	7.74
	Norme l_2	38.46	38.28	37.86	38.84	38.48
	Norme l_1	11.25	8.35	7.92	7.89	7.90

4.5.2 Tests sur des séquences ultrasonores

La première expérience dans cette section concerne des signaux mesurés indépendamment réels. Dans la Figure 4.10 sont affichés les informations suivantes : a) un signal réel mesuré, et après les résultats de la reconstruction pour les algorithmes utilisés dans le même ordre comme en Figure 4.5.

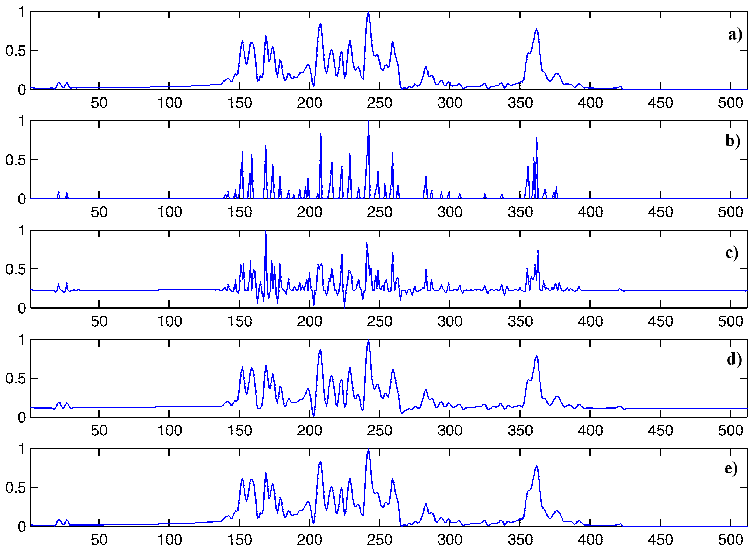


FIGURE 4.10 – Les résultats pour les signaux mesurés. a) l'enveloppe originale ; b) résultats obtenus pour notre algorithme ; c) résultats pour la norme l_1 ; d) résultats obtenus pour la norme l_2 ; e) résultats obtenus pour la norme TV.

A cause du manque d'informations *a priori* sur la fonction de réflectivité originale on a été dans l'impossibilité de superposer la position des diffuseurs réel et de calculer la valeur du paramètre nMSE. Donc, pour cette étude on utilise juste le paramètre RG. Dans la Table 4.5 sont présentés les résultats de l'évaluation quantitative obtenues pour chaque cas. Il est manifeste que les deux évaluations (visuelle et quantitative) valident les résultats obtenus pour les signaux synthétiques. On peut voir que notre méthode surpasse les normes l_2 et TV, mais propose des résultats similaires avec la norme l_1.

TABLE 4.5 – Evaluation du gain de resolution (RG) sur des signaux mesurés.

Criteria	Our alg.	L1-norm	Wiener	TV-norm
RG	15	15	3	1

Ensuite, on a fait des simulations en utilisant les images échographiques réelles, obtenues à partir de deux bases des données décrites dans la Section 3.4.

Dans les Figures 4.11 et 4.12 on présente les résultats pour les séquences ultrasonores qui composent les images présentées. On peut observer que les résultats sont similaires à ceux des signaux synthétiques et que notre méthode surpasse les techniques comparatives de la norme l_2 et TV. Ici, les réflecteurs sont plus visibles et le bruit, a été réduit significativement [Chira *et al.*, 2013]. Aussi, les contours sont plus visibles et les régions sans réflecteurs sont mieux distinguées [Chira *et al.*,].

Comme prévu, dans certains cas, la séquence de réflectivité parcimonieuse est difficile à interpréter directement en raison de la suppression du bruit spéculaire. Une certaine amélioration peut-être faite pour une interprétation plus réaliste comme la convolution avec une PSF idéale ou la superposition du résultat parcimonieux sur une image en mode B.

On a fait ici une petite simulation pour montrer le résultat de cette superposition. La Figure 4.13 présente cette opération pour l'une des images testée avant. En échelle de gris on a affiché l'image originale, et en rouge le résultat de la méthode proposée. On peut considérer que les données superposées montrent un bon positionnement pour les diffuseurs extraits et la lecture de l'image peut-être rendue plus facile. Il faut mentionner que pour l'autre image les résultats sont similaires.

4.5.3 Déconvolution 2D

Dans cette section, sur les Figures 4.14 et 4.15 on a présenté les résultats pour les simulations en 2D comme suit :

(a) l'image originale ;
(b) la solution de l'algorithme proposé ;
(c) le résultat de la norme l_1 ;
(d) le filtre de Wiener ;
(e) la norme TV.

Comme on l'a précisé avant, pour tous les algorithmes testés on a utilisé la même PSF et enveloppe. Du point de vu des résultats, on voit que la solution greedy offre une solution parcimonieuse avec des impulsions de Dirac pour les réflecteurs. Dans ce cas, à cause de la prise en compte de l'interpolation latérale de la PSF, les diffuseurs obtenus sont plus parcimonieux que dans le cas 1D. Par contre, dans les algorithmes qui utilisent des multiplications de matrices, les solutions contiennent des oscillations qui détériorent plus l'information que dans la solution de la norme l_1 qui est la méthode concurante. En plus, si les techniques utilisées offrent des solutions dans un temps relativement acceptable, notre technique a un temps d'exécution plus court.

4.6 Conclusions

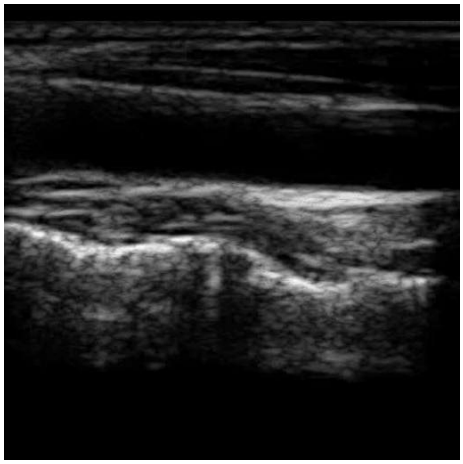
Dans ce chapitre a été présenté un algorithme non-linéaire temporel, de type aveugle basé sur le principe « greedy ». Il s'agit d'un algorithme aveugle parce qu'il n'utilise aucune information *a priori* sur le système. La PSF est extraite directement à partir des données mesurées dans une première étape, et après, cette PSF est utilisée dans notre algorithme.

Les résultats sont aussi comparés avec trois autres méthodes de référence : la régularisation de Tikhonov, la norme $l_1$et de la Variation Totale.

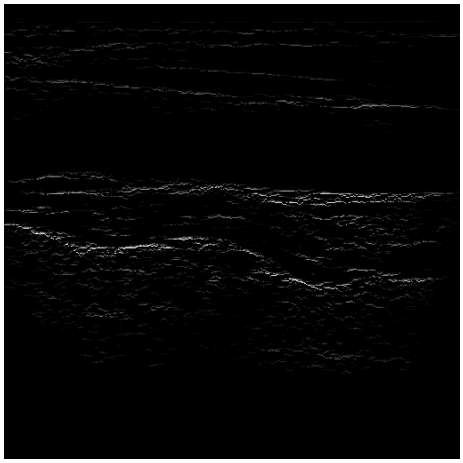
Cet algorithme a été testé dans une série de simulations. D'abord, pour la validation on a utilisé des signaux synthétiques, et on a évalué, d'un point de vue statistique, la capacité de détection pour les diffuseurs et le nombre de fausses alarmes générées. Ces simulations montrent que l'algorithme proposé a obtenu de bons résultats en termes de nMSE, RG et temps d'exécution.

L'algorithme aveugle de déconvolution proposé est une méthode qui fonctionne bien quand il y a un nombre réduit de réflecteurs dans le tissu évalué et il a aussi la capacité d'améliorer le contraste. Aussi, il semble être en mesure de détecter les pics jusqu'à un certain niveau de bruit sans problème. Comme prévu, les problèmes apparaissent pour les signaux plus diffus.

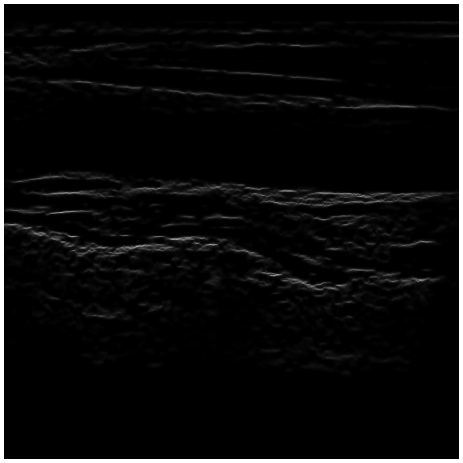
Finalement on peut conclure que la parcimonie est une approche simplifiée pour modéliser les réflecteurs dans les images ultrasonores. Comme on a vu, l'image parcimonieuse n'est pas une image habituelle pour le cliniciens. Toutefois, pour la rendre utile aux yeux du médecins, nous proposons d'intégrer une étape supplémentaire de reconvolution avec une PSF "idéale" qu'il faudra déterminer.



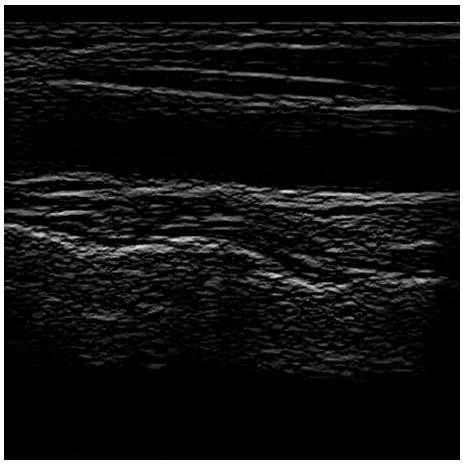
(a)



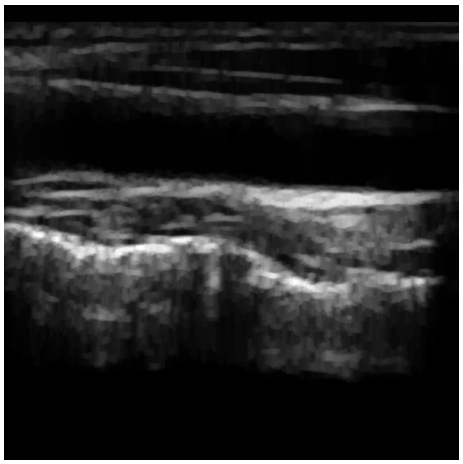
(b)



(c)

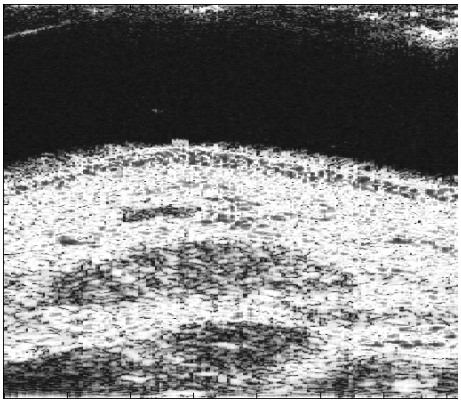


(d)

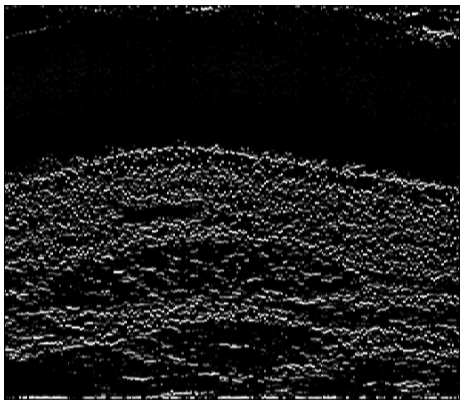


(e)

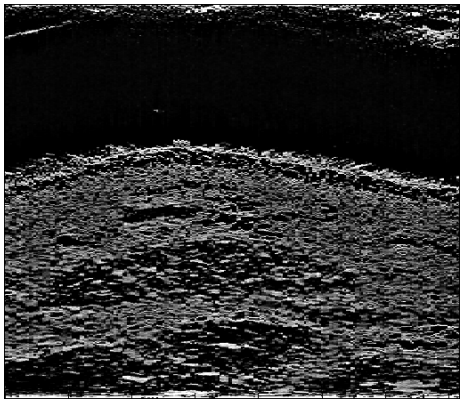
FIGURE 4.11 – Les résultats de simulations pour des séquences ultrasonores. 4.11a image originale tirée de la première base de données ; 4.11b méthode proposée ; 4.11c la norme l_1 4.11d la norme l_2 ; 4.11e la norme-TV.



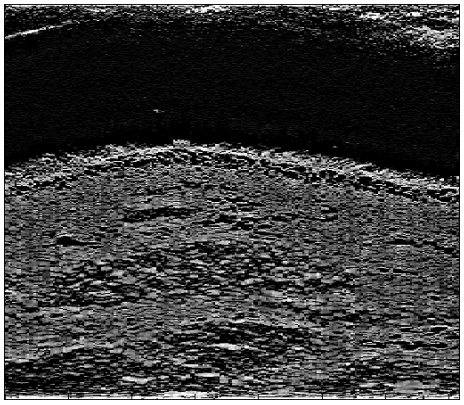
(a)



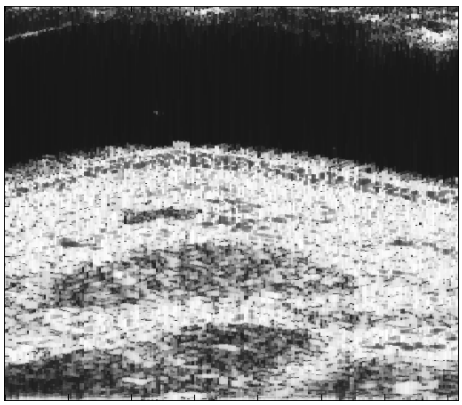
(b)



(c)



(d)



(e)

FIGURE 4.12 – Les résultats de simulations pour des séquences ultrasonores. L'image utilisée est une image de la deuxième base de données. 4.12a image originale ; 4.12b méthode proposée ; 4.12c la norme l_1 ; 4.12d la norme l_2 ; 4.12e la norme-TV.

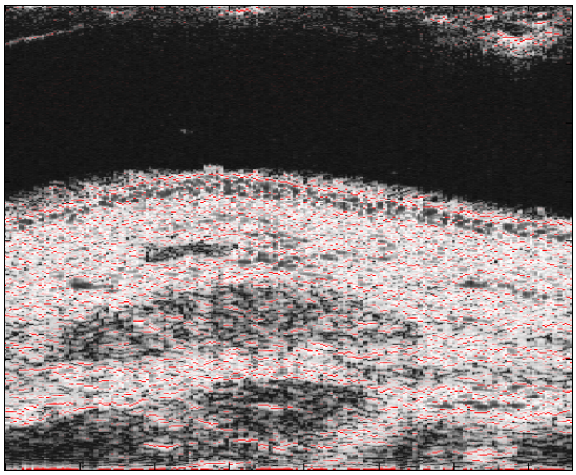


FIGURE 4.13 – La superposition de la solution parcimonieuse sur l'image originale [gris - image originale ; rouge - résultat parcimonieux].

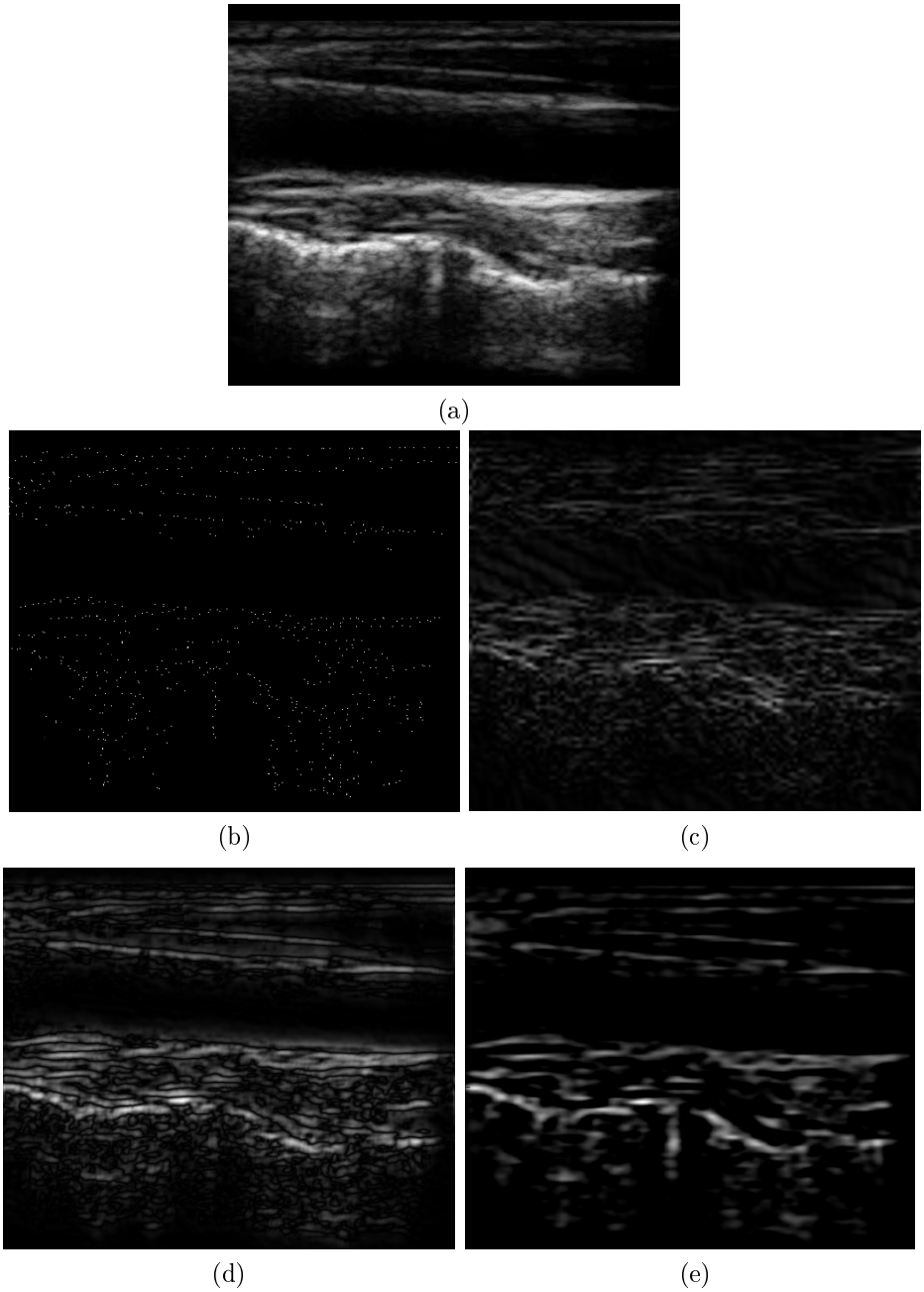


FIGURE 4.14 – Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 4.14a) image originale, 4.14b) solution greedy, 4.14c) la norme l_1, 4.14d) filtre de Wiener, 4.14e) la norme TV.

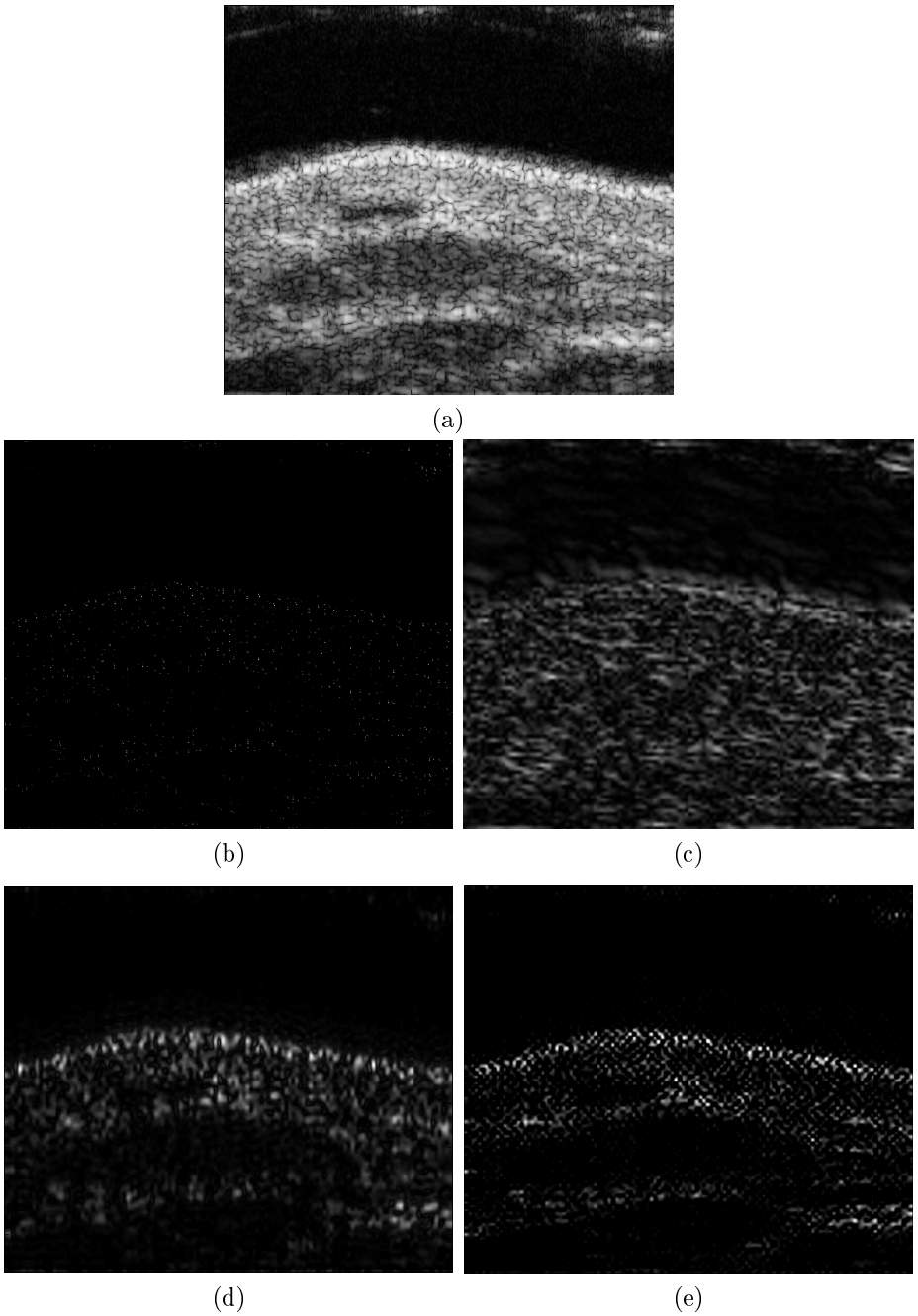


FIGURE 4.15 – Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 4.15a) image originale, 4.15b) solution greedy, 4.15c) la norme l_1, 4.15d) filtre de Wiener, 4.15e) norme TV.

Chapitre 5

Reconvolution avec une PSF « idéale »

5.1 Introduction

Ce chapitre présentera la deuxième partie de l'algorithme proposé, à savoir la réconvolution avec une PSF considérée « idéale », obtenue de façon automatique et adaptative, en exploitant les propriétés statistiques des images échographiques sur l'enveloppe. Dans le diagramme de la Figure 5.1 on présente (en bleu) les fonctions proposées dans ce chapitre où le symbole $\otimes$ décrit l'opération mathématique de convolution circulaire.

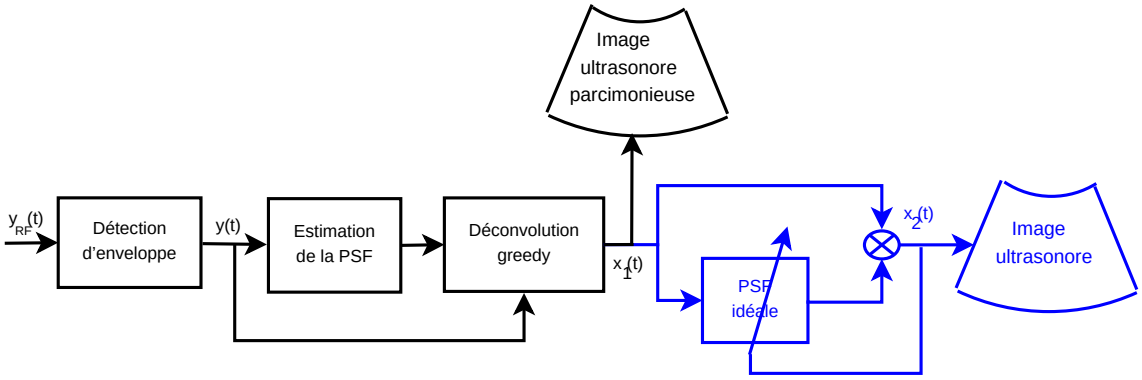


Figure 5.1 – Diagramme pour la réconvolution avec une PSF idéale (en bleu).

Les résultats obtenus dans le chapitre précédent donnent des informations importantes sur la position et la taille des diffuseurs. Toutefois l'aspect impulsionnelle de l'image n'apparaît pas comme une représentation naturelle pour les utilisateurs

d'images ultrasonores. Pour améliorer cette représentation, les solutions tirées de la littérature recommande de faire une reconvolution avec une PSF « idéale » comme dans [Högbom, 1974]. Mais, la reconvolution est problématique parce qu'en fonction de la taille de la gaussienne utilisée on peut encore avoir un signal trop parcimonieux ou trop lisse.

Pour se faire une idée de ce que cela signifie, dans la Figure 5.2 on a présenté la reconvolution entre le signal parcimonieux, obtenu avec l'algorithme de Matching Pursuit avec différentes valeurs de σ, comme suit : 5.2.c) $\sigma = 0.3$, 5.2, d) $\sigma = 0.5$, 5.2, e) $\sigma = 0.7$. On peut observer que dans la situation où σ est trop petit, c'est-à-dire il y a une grande largeur de la gaussienne, on a un signal plutôt lisse qui détruit les petits détails, et au contraire, une gaussienne trop étroite génère encore un signal presque parcimonieux.

Afin de résoudre ce problème il faut tout d'abord utiliser les approches standard de la déconvolution aveugle pour l'estimation du signal original, c'est-à-dire que des informations de la statistique sont nécessaires pour pouvoir accéder aux indicateurs *a priori* du signal reconstruit. On va donc faire une étude sur la statistique des images ultrasonores pour voir quelle est la distribution la plus adaptée dans notre cas. Il y a plusieurs modèles proposés mais les plus importants dans le domaine sont basés sur : la distribution de Rayleigh [Wagner *et al.*, 1986, Wagner *et al.*, 1987, Insana *et al.*, 1986], la distribution de Rice [Jacobs et Thijssen, 1991] et la distribution K (le cas plus général de la distribution Rayleigh) [Weng *et al.*, 1991].

Dans ce chapitre on présentera la conception et l'implémentation numérique de la troisième étape de l'algorithme CLEAN qui consiste en la reconvolution du signal parcimonieux obtenu avec l'algorithme "greedy" avec une PSF « idéale ». En plus, on présente une méthode optimale et automatique pour trouver la meilleure valeur pour le paramètre σ de la PSF « idéale ». Cet algorithme a été implémenté en utilisant ; comme information *a priori* pour la fonction de réflectivité ; la distribution de Rayleigh, un cas particulier de la distribution K. Cette distribution est la distribution la plus adaptée pour décrire la fonction de densité de probabilité pour les images ultrasonores.

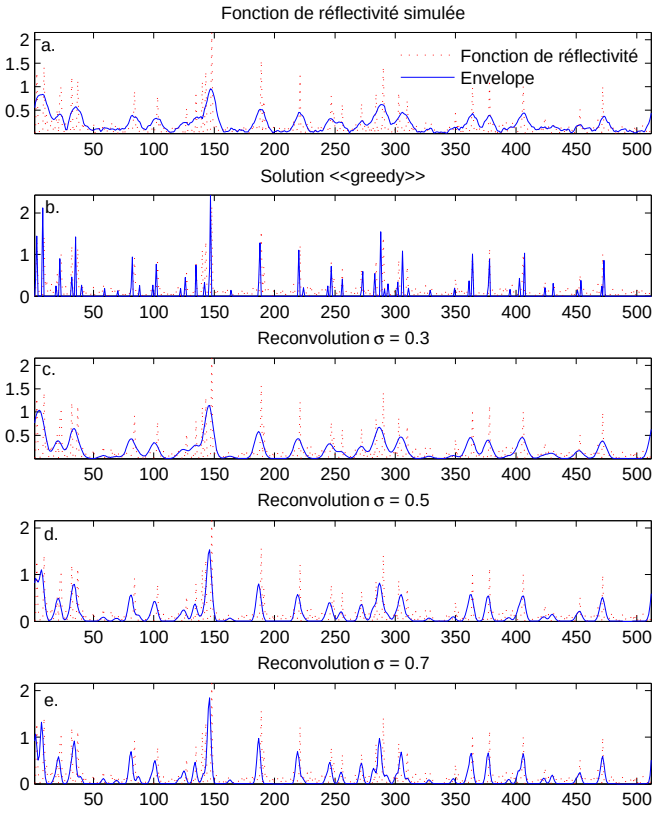


FIGURE 5.2 – Influence de la largeur de la PSF pour la reconvolution : a) l'envelope originale ; b) la solution « greedy » ; c) la reconvolution avec $\sigma = 0.3$; d) la reconvolution avec $\sigma = 0.5$ e) la reconvolution avec $\sigma = 0.7$. Tous les signaux sont superposés sur la fonction de réflectivité originale qui représente les réflecteurs.

5.2 Méthodes

Comme on a dit précédemment, l'algorithme aveugle CLEAN est un algorithme itératif qui améliore la résolution des images médicales ultrasonores. Il a trois étapes importantes :

1. L'estimation aveugle de la PSF à partir des informations obtenues ;
2. L'extraction des diffuseurs en utilisant l'algorithme « greedy » de Matching Pursuit
3. La reconstruction de l'image « naturelle » ultrasonore en faisant une reconvolution entre le signal parcimonieux obtenu et une PSF « idéale ».

Dans ce qui suit, les discutions seront focalisées sur la présentation de la dernière étape.

5.2.1 Reconvolution

La question de la reconvolution entre le signal parcimonieux obtenu et une PSF « idéale » pour estimer la fonction de réflectivité naturelle, est une problème difficile car on doit proposer une forme et une largeur pour la PSF qui doit produire une meilleure visualisation des diffuseurs estimés et aussi de conserver la capacité à améliorer la résolution, c'est-à-dire de ne pas trop lisser le résultat final.

Pour générer la forme souhaitée pour la PSF, le point de départ est le transducteur. Il produit habituellement une onde sinusoïdale modulée en amplitude avec une gaussienne. Du point de vue numérique, l'équation de la gaussienne PSF s'écrit :

$$PSF_{id}(n) = A \cdot \exp\left(-\frac{(n-\mu)^2}{2\sigma^2}\right) \tag{5.1}$$

où A signifie l'amplitude, μ est la moyenne et σ est le paramètre qui influence la longueur d'onde de la fonction. Habituellement, $A = 1$, $\mu = 0$, donc le seul paramètre qui influence le résultat final est le paramètre σ. L'opération de convolution peut maintenant être écrit comme :

$$\hat{x}(n|\sigma) = \hat{x}_1(n) \otimes PSF_{id}(n|\sigma) \tag{5.2}$$

où $n \in \mathbb{R}$ est l'indice d'échantillon, $\hat{x}$ est la fonction de réflectivité, $\hat{x}_1$ décrit la fonction de réflectivité estimée et PSF_{id} est la PSF « idéale ».

Selon les aspects qu'on vient de présenter, le problème du choix de la PSF idéale suppose de trouver une telle valeur pour σ afin que la solution soit optimale pour un des critères *a priori*. Ces critères sont généralement obtenus en utilisant un point de vue statistique.

5.2.2 Statistique utilisée

Une solution fondamentale dans l'approche bayésienne est de considérer tous les paramètres et variables observables comme des quantités stochastiques incon-

nues, et en attribuant des densités de probabilité basées sur des croyances subjectives [Campisi et Egiazarian, 2007, pp. 15].

Plusieurs distributions peuvent être utilisées en déconvolution, mais les plus utilisées sont la distribution gaussienne et laplacienne. La distribution gaussienne est la loi de convergence la plus courante dans la nature. Malheureusement, il est bien connu que dans le difficile problème de la recontruction de données, elle a un effet de sur-lissage, c'est-à-dire une perte des fréquences élevées.

Pour éliminer ce problème, la distribution gaussienne est remplacée par la distribution laplacienne. Cette distribution est utile quand on a des images ou signaux où on veut préserver les contours et supprimer le bruit spéculaire.

Néanmoins, dans notre situation, quelle est la distribution la plus proche de notre situation ? Si on considère le problème, à l'entrée d'un filtre gaussien on a un signal parcimonieux, c'est-à-dire une variable avec une distribution de Laplace. Donc, on veut trouver quelle est la distribution à la sortie du filtre selon l'utilisation de différentes σ pour la $PSF\,(n|\sigma)$ (de l'équation (5.2)). La Figure 5.3 affiche une variable avec une distribution laplacienne avec la moyenne nulle et de variance choisie égale à 0,5. Etant donnés que les images, sur lesquelles on a fait le traitement sont des images d'enveloppe, la distribution doit être considérée maintenant sur l'enveloppe (voir les Figures 5.3 et 5.4).

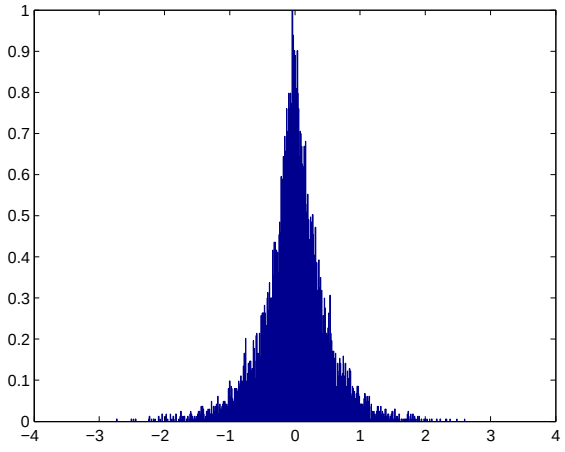


FIGURE 5.3 – La fonction densité de probabilité pour une variable Laplacienne de moyenne 0 et de variance 0.5. La variable a été simulée avec MATLAB et est affichée en valeurs normalisées.

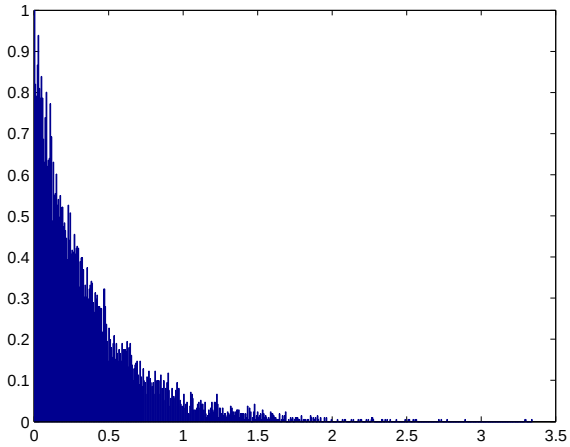


FIGURE 5.4 – La fonction densité de probabilité pour une variable Laplacienne aléatoire en valeur absolue de moyenne 0 et de variance 0.5. La variable a été simulée avec MATLAB et est affichée en valeurs normalisées (voir Fig. 5.3).

On convoluera donc cette variable avec une PSF de forme gaussienne avec différentes largeurs d'amplitude unitaire, de moyenne nulle et différentes valeurs de σ. Dans la Figure 5.5 on présente les résultats obtenus pour différents σ comme suit : 5.5a) $\sigma = 0.1$, 5.5b) $\sigma = 0.5$, 5.5c) $\sigma = 1$, 5.5d) $\sigma = 5$. On peut observer que pour un σ petit, c'est-à-dire une PSF large, la distribution tend vers une distribution gaussienne. Ensuite pour une PSF trop étroite la distribution finale reste laplacienne, et entre ces deux cas, on a une distribution plus ou moins de Rayleigh.

5.2.3 La distribution de Rayleigh

La loi de Rayleigh est une loi de densité de probabilité. Elle apparaît comme la norme d'un vecteur gaussien bidimensionnel dont les coordonnées sont indépendantes, centrées et de même variance.

La densité de la probabilité de Rayleigh est définie par :

$$f(x;\sigma) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right) \tag{5.3}$$

ou $x \in [0, \infty)$.

Les moments sont donnés par :

$$m_k = \sigma^k 2^{k/2} \Gamma(1 + k/2) \tag{5.4}$$

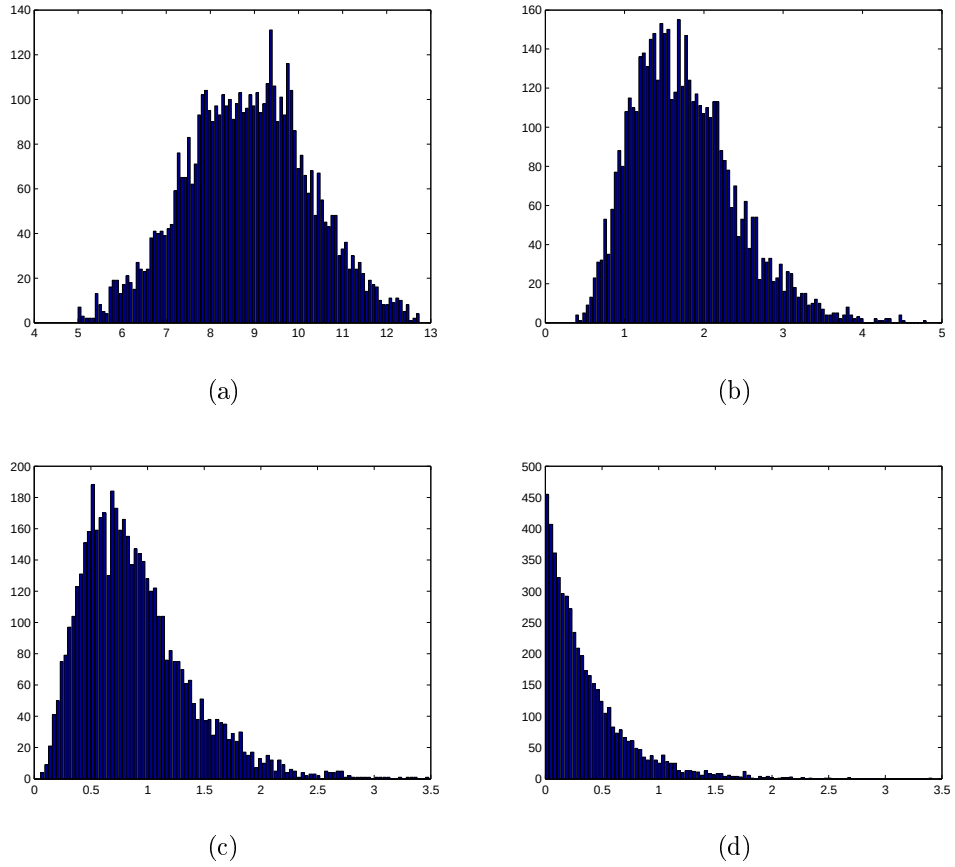


FIGURE 5.5 – La fonction densité de probabilité obtenue pour une variable laplacienne aléatoire après la convolution avec une fonction gaussienne pour : 5.5a) $\sigma = 0.1$, 5.5b) $\sigma = 0.5$, 5.5c) $\sigma = 1$, 5.5d) $\sigma = 5$.

où $\Gamma(z)$ est la fonction de Gamma. Les principaux paramètres qui décrivent cette distribution sont :

– la moyenne :

$$\mathbb{E}[X] = \sigma\sqrt{\frac{\pi}{2}} \tag{5.5}$$

– la variance :

$$Var(X) = \frac{4-\pi}{2}\sigma^2 \tag{5.6}$$

– la médiane :

$$Median(X) = \sigma\sqrt{\ln(4)} \tag{5.7}$$

Pour une variable de N valeurs indépendantes d'une distribution de Rayleigh l'estimateur de maximum de vraisemblance de σ est :

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{2N}\sum_{i=1}^{N} X_i^2}. \tag{5.8}$$

5.2.4 Fonction de coût

Dans cette section, notre objectif est d'implémenter une technique qui peut proposer une valeur de σ adaptée à notre problématique. Cette technique doit avoir quelques contraintes. La première est de proposer un algorithme automatique qui peut calculer cette valeur, et la deuxième est de suivre une contrainte *a priori* sur la statistique du signal.

Comme on a pu l'observer dans les sections précédentes il y a plusieurs distributions en imagerie ultrasonore basée sur l'enveloppe, mais pour la simplicité des calculs on a choisi d'utiliser le cas particulier de la distribution de Rayleigh.

Maintenant que la distribution est établie, il faut régler le critère *a priori*. Généralement, les distributions ont quelques paramètres importants, comme on a pu observer dans la section précédente. Dans notre travail la médiane peut être un critère intéressant, et l'idée est de trouver une valeur de σ pour laquelle on a le meilleur compromis entre la moyenne du signal et sa variance. Pour cela, il est utile de voir comment le paramètre « médiane » varie en fonction des valeurs de σ. En fait après avoir comparé la variance et la médiane, il s'avère que c'est la médiane qui est la plus intéressante. Nous retiendrons donc ce paramètre pour la suite.

Dans la théorie des probabilités et des statistiques, une médiane d'un ensemble de valeurs (échantillon, population, distribution de probabilités) est une valeur m qui permet de couper l'ensemble des valeurs en deux parties égales : en mettant d'un côté une moitié des valeurs, qui sont toutes inférieures ou égales à m et de l'autre côté la deuxième moitié des valeurs, qui sont toutes supérieures à m (s'il y a un nombre impair de valeurs, la valeur centrale sera mise des deux côtés). Pour toutes les distributions des probabilités réelles, la médiane m satisfait l'égalité :

$$\begin{aligned} \mathrm{P}(X \leq m) &\geq \frac{1}{2} \\ \mathrm{P}(X \geq m) &\geq \frac{1}{2} \end{aligned} \tag{5.9}$$

La Figure 5.6 présente la variation de la médiane pour un signal obtenu par la convolution de type parcimonieux et une PSF de type gaussienne où le paramètre σ varie entre 0.1 et 5 avec un pas de 0.01. La médiane est calculée en utilisant la formule de l'équation 5.7 de l'éstimateur optimal pour la distribution de Rayleigh (voir l'équation 5.8). On peut observer que la fonction obtenue est une courbe continue qui a un aspect convexe, similaire à la *courbe L* utilisée plus tôt dans la régularisation de Tikhonov pour laquelle le point optimal est le point le plus proche de l'origine des axes de représentation. Dans notre approche on utilise le même principe pour trouver la valeur optimale de σ.

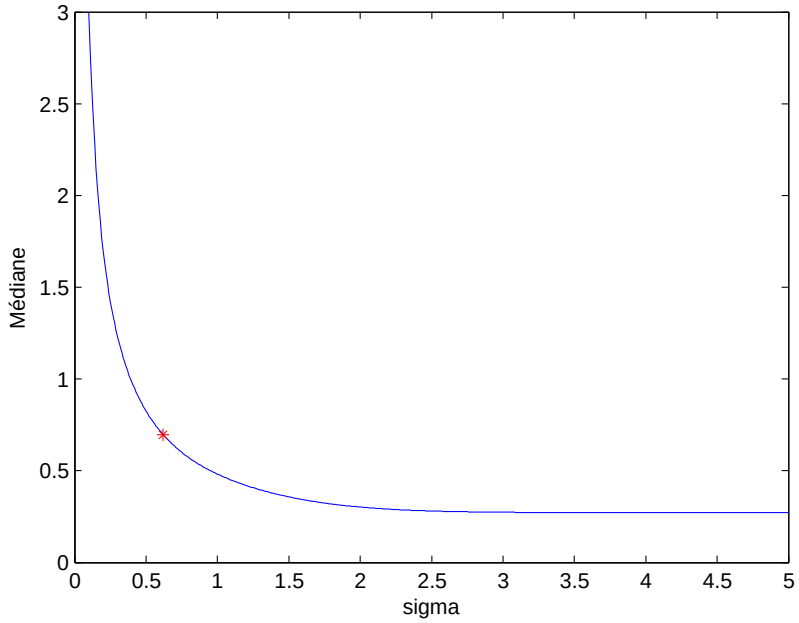


FIGURE 5.6 – La variation de la valeur médiane de la distribution de Rayleigh pour des signaux obtenus par la convolution d'un signal parcimonieux et une PSF de type gaussienne où le paramètre σ varie entre 0.1 et 5 avec un pas de 0.01. La médiane est calculée en utilisant l'estimateur optimal pour la distribution de Rayleigh.

Comme précédemment, lorsque σ est plutôt petit, on a une distribution gaussienne, lorsque σ est relativement grand on a une distribution Laplacienne et entre les deux la variation est plus douce, il s'agit de la distribution Rayleigh.

Déterminer la valeur optimale de σ revient à calculer la distance minimale entre les origines des axes et le point $(\sigma, median(\sigma))$. Le problème peut être exprimé comme suit :

$$\min dist\{(0,0),(\sigma, median(\sigma))\} \tag{5.10}$$

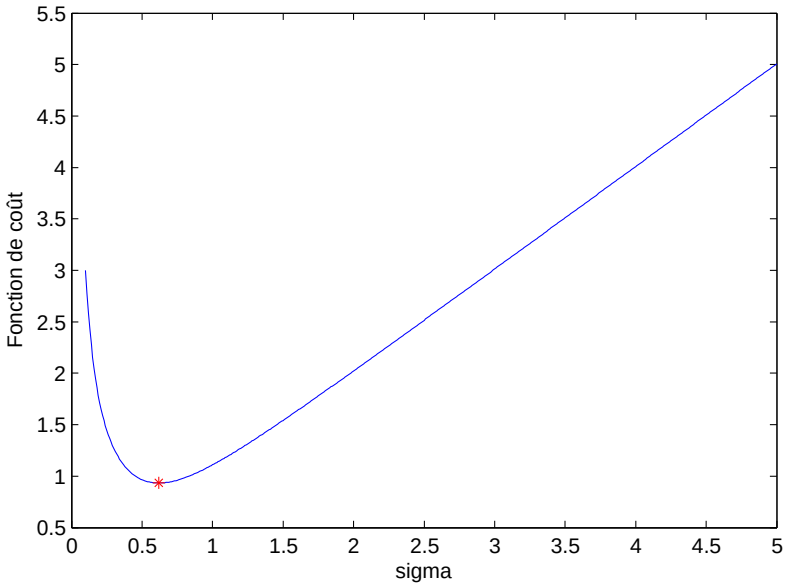


FIGURE 5.7 – La représentation graphique pour la fonction de coût proposée dans l'équation 5.10. Le point rouge est la valeur optimale trouvée pour le signal parcimonieux proposé.

où $dist\{\cdot\} = \|\cdot\|_2$, c'est-à-dire la norme-$l_2$ dans l'espace euclidien.

5.2.5 Implémentation numérique

Dans cette section on présente l'implémentation numérique de la fonction de coût présentée dans l'équation (5.10). On peut observer que le problème est de trouver la valeur de σ dont la distance est minimale. Pour se faire une idée, dans la Figure 5.7, on présente la forme de cette fonction de coût. On peut voir que cette fonction est une fonction convexe et elle a toujours un seul minimum global (prouvé par la présence de la norme-l_2).

La fonction de coût pour notre algorithme consiste en l'implémentation de la distance euclidienne, comme suit :

$$f(\sigma) = \sqrt{\sigma^2 + median(\sigma)^2}. \tag{5.11}$$

où σ est la variable à trouver et $median(\cdot)$ décrit la médiane de la distribution de Rayleigh, calculée pour le signal obtenu.

L'algorithme le plus utilisé pour trouver la valeur d'un paramètre pour lequel la fonction est minimale est l'algorithme de Newton. La forme générale de cet algorithme est :

$$\sigma_{n+1} = \sigma_n - \frac{f(\sigma_n)}{f'(\sigma_n)}. \tag{5.12}$$

où σ est la variable générique à trouver, n est le nombre de l'itération, f est la fonction à minimiser et f' est la première dérivée de la fonction f.

5.3 Résultats

Dans cette section on présente les évaluations visuelle et quantitative de la solution proposée en utilisant différentes approches : des signaux simulés, des signaux réels et des images échographiques.

5.3.1 Signaux simulés

Pour évaluer la méthode, la première étape consiste à faire des tests en utilisant des signaux simulés, ce qui nous permet aussi de faire une évaluation qualitative. Dans la Figure 5.8 on peut voir comme suit : a) l'enveloppe originale qu'on veut traiter ; b) la solution parcimonieuse de l'algorithme « greedy » ; c) le résultat obtenu après la reconvolution entre le signal parcimonieux d'avant avec une PSF idéale en utilisant σ obtenu avec l'algorithme proposé ; d) le Filtre inverse Hybride ; e) la solution de la norme l_2 (Filtre de Wiener) ; f) le résultat de la variation totale. On peut voir que les résultats pour l'algorithme proposé offrent une solution similaire que le filtre inverse hybride ; en plus, dans notre méthode on obtient un signal qui a mieux préservé les réflecteurs. Egalement, comme on l'avait supposé, la fonction obtenue est plus lisse que la version parcimonieuse du résultat « greedy » et le bruit spéculaire est supprimé.

Pour confirmer les résultats, on a évalué aussi la méthode en utilisant quelques paramètres quantitatifs. Dans les tableaux suivants les critères sont présentés comme suit :

- le paramètre de « Gain de Résolution » est dans le Tableau 5.1 ;
- l'erreur moyenne quadratique dans le Tableau 5.2 ;
- temps d'exécution dans le Tableau 5.3.

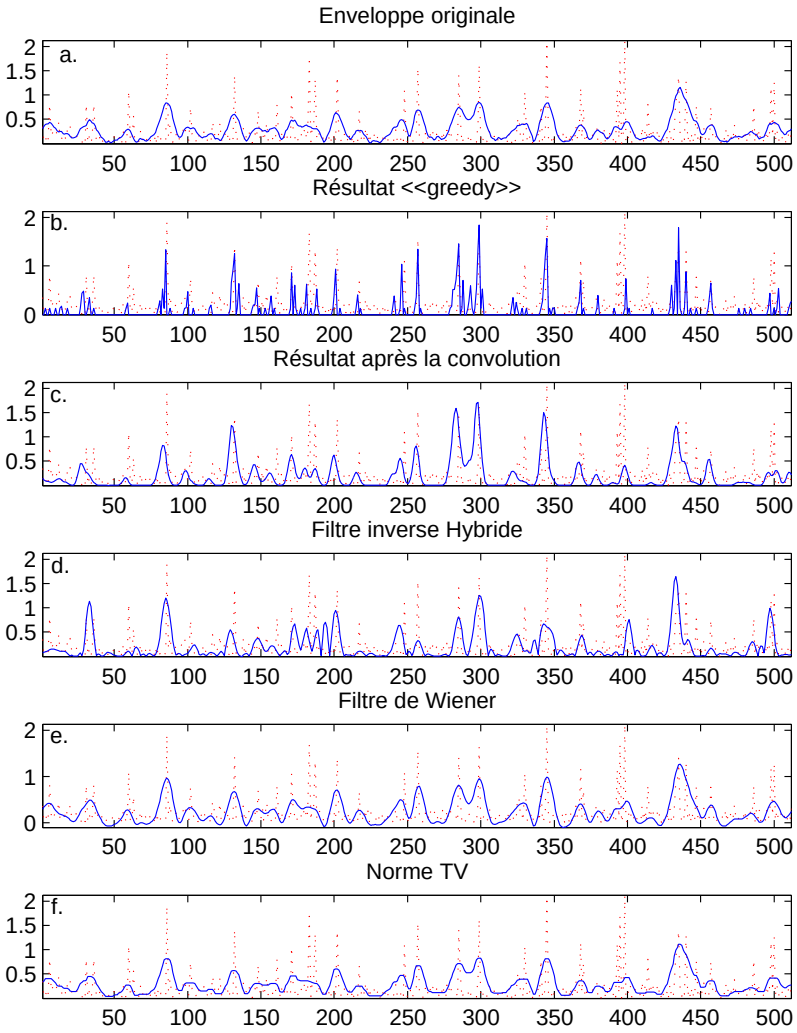


FIGURE 5.8 – Les résultats pour la méthode proposée en comparaison avec quelques techniques comparatives. a) l'enveloppe originale qu'on veut traiter ; b) la solution parcimonieuse de l'algorithme « greedy » ; c) le résultat obtenu après la reconvolution entre le signal parcimonieux avec la PSF idéale obtenue avec l'algorithme proposée ; d) Le filtre inverse Hybride ; e) la solution de la norme L2 (Filtre de Wiener) ; f) le résultat de la variation totale.

Les résultats sont obtenus sur une moyenne de 100 signaux indépendants, générés aléatoirement pour trois valeurs de bruit équivalent à 5, 10 et 15 dB en terme de SNR.

Pour la "Resolution Gain" on peut observer que le résultat obtenu après la reconvolution affiche une augmentation moyenne de 6.5, c'est-à-dire une augmentation

de la résolution moins grande que pour la version parcimonieuse ou le F.I Hybride mais plus grande encore que le filtre de Wiener ou la Variation Totale.

TABLE 5.1 – Les valeurs pour le paramètre de « Gain de Résolution » pour les méthodes testées.

Paramètre « Gain de Résolution »			
Méthodes	SNR = 5 dB	SNR = 10 dB	SNR = 15 dB
Sol. « greedy »	17.56	15.48	14.28
Reconvolution	11.4947	9.527	8.568
F.I. Hybride	11.525	9.285	8.337
Wiener	2.15	1.68	1.52
Norme TV	0.76	0.87	0.91

Ensuite, on a évalué la qualité de la méthode en utilisant l'erreur moyenne quadratique normalisée (voir Tableau 5.2). L'erreur est calculée entre le signal obtenu et le signal qui constitue la fonction de réflectivité. On peut voir que les meilleures valeurs sont obtenues par le filtre inverse hybride suivi de façon proche par notre méthode et ensuite par la norme TV et du filtre de Wiener.

TABLE 5.2 – Les valeurs pour le paramètre de l'erreur moyenne quadratique (nMSE) pour les méthodes testées.

nMSE			
Méthodes	SNR = 5 dB	SNR = 10 dB	SNR = 15 dB
Sol. « greedy »	1.1328	1.0826	1.0522
Reconvolution	2.1010	1.7080	1.4746
F.I. Hybride	0.9562	0.8716	0.8733
Wiener	2.82	2.62	2.60
Norme TV	2.52	2.33	2.32

Le dernier paramètre vérifié, présenté dans le Tableau 5.3, est le temps d'exécution. On peut voir que notre méthode est de loin la plus rapide, même si on fait deux étapes itératives pour arriver au résultat final. Après, la deuxième place est occupée par le filtre de Wiener, ensuite la Variation Totale et à la fin la méthode de filtre inverse hybride.

5.3.2 Séquences ultrasonores

La prochaine étape pour la validation de notre méthode est réalisée en utilisant des signaux réels. Pour cela on a prévu deux types des simulations, comme suit :

1. validation sur un seul signal réel ;

TABLE 5.3 – Le temps d'exécution [s] pour les méthodes testées.

	Temps d'exécution		
Méthodes	SNR = 5 dB	SNR = 10 dB	SNR = 15 dB
Sol. « greedy »	0.005	0.003	0.0022
Reconvolution	0.0239	0.0144	0.0148
F.I. Hybride	8.7617	9.4350	9.8282
Wiener	0.1109	0.1113	0.1197
Norme TV	4.9076	4.9322	4.9802

2. validation sur des images ultrasonores en mode B en les traitant comme des séquences ultrasonores (mode A).

Dans la Figure 5.9 on présente les résultats obtenus sur une ligne RF obtenue dans le laboratoire. On peut voir que les principales observations de la section choisie avec des signaux simulés sont validés même dans ce cas, et donc que la méthode proposée et celle du filtre inverse hybride offrent des résultats similaires et d'une meilleure qualité que le filtre de Wiener et de la Variation Totale. Cet aspect est confirmé par les résultats numériques sur le paramètre de Resolution Gain du Tableau 5.4, où les deux méthodes connaissent une augmentation de la résolution de 2.33, comparativement au filtre de Wiener, qui a seulement une augmentation de 1.4.

TABLE 5.4 – Evaluation du « Gain de Résolution » pour des signaux mesurés.

Critère	Sol. « greedy ».	Reconvolution	F.I. Hybride	Wiener	Norme TV
RG	7	2.33	2.33	1.4	0.63

L'étape suivante est la validation en utilisant des images ultrasonores en mode B et traitées comme des séquences en mode A. Dans la Figure 5.10 et la Figure 5.11 les résultats sur deux types des images sont présentés. La première est une image de l'artère carotide et la deuxième est une image de la peau obtenue dans le laboratoire de l'équipe 5, U930, à Tours.

5.3.3 Images réelles

Dans cette section on présente les résultats des simulations pour l'algorithme proposé, implémenté en 2D obtenus pour les mêmes images précédentes, comme suit :

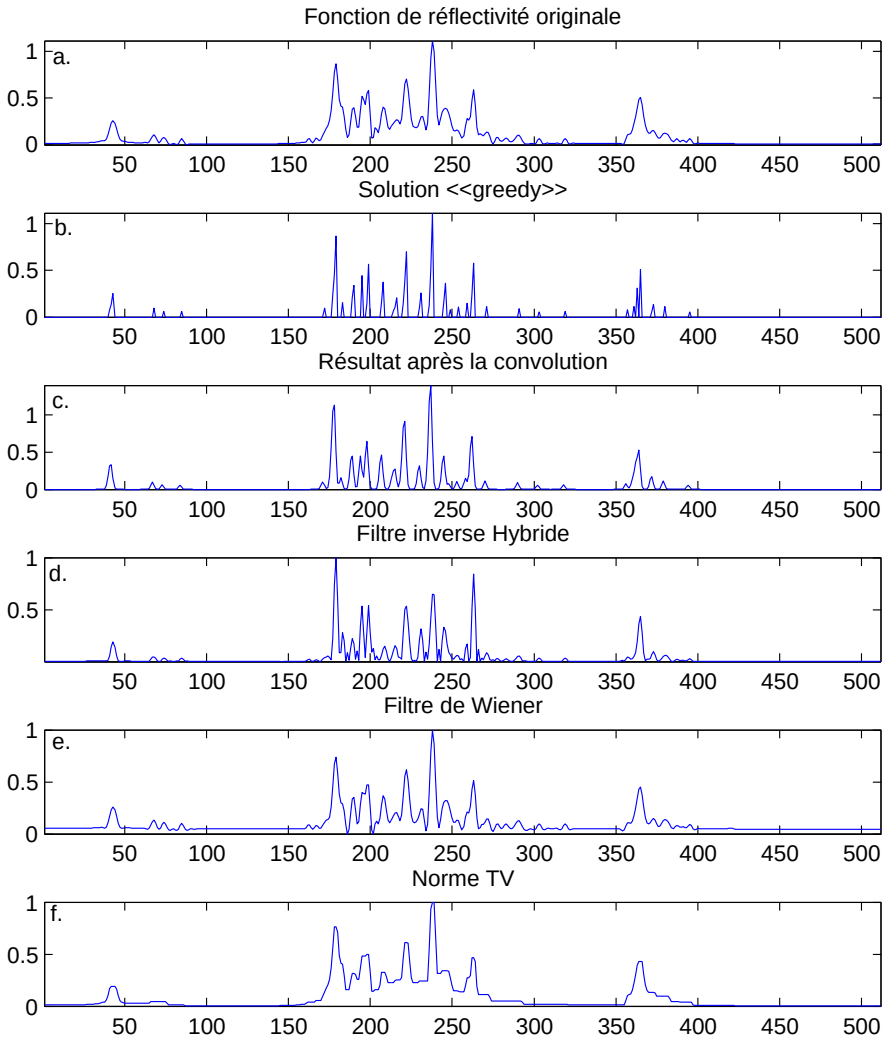


FIGURE 5.9 – Les résultats pour la méthode proposée en utilisant des signaux mesurés : a) l'enveloppe originale qu'on veut traiter ; b) la solution parcimonieuse de l'algorithme « greedy » ; c) le résultat obtenu après la reconvolution entre le signal parcimonieux et la PSF idéale trouvée ; d) le filtre inverse Hybride ; e) la solution de la norme l_2 (Filtre de Wiener) ; f) le résultat de la variation totale.

5.11a l'image originale ; 5.12b la version parcimonieuse (le résultat pour la partie présentée dans le Chapitre 4) ; 5.12c la reconvolution avec la méthode proposée ; 5.12d) image après la reconvolution en ajoutant le résiduel, 5.12e) filtre inverse hybride, et 5.12f) le filtre de Wiener.

Il faut noter que pour ces simulations on utilise une PSF « idéale » 2D d'une forme gaussienne asymétrique, calculée avec la formule :

$$PSF_{id} = \exp\left(-\left(\frac{(z-\mu_z)^2}{2\sigma_z^2} + \frac{(y-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right)\right) \tag{5.13}$$

où μ est la valeur moyenne, σ est l'écart type pour la PSF et z et y sont les directions axiale et latérale respectivement. En supposant aussi que $\sigma_y = 3\sigma_z$ [Taxt, 1995], il est possible de calculer la PSF « idéale » en cherchant juste la valeur de σ_x pour la dimension axiale.

On peut voir que l'image parcimonieuse et l'image obtenue après la reconvolution en ajoutant l'information résiduelle offrent des résultats intéressants en les rapportant précisément à notre cahier des charges, c'est-à-dire produire une image de réflecteurs dépourvue de bruit. L'image obtenue a encore un aspect assez éloigné de celui attendue par le médecin. Certainement, il reste encore du travail à faire, même si nos images proposent une alternative aux méthodes de détection de contours. De plus, notre méthode offre un temps d'exécution plus court en comparaison avec le filtre de Wiener et la norme l_1.

5.4 Conclusions

Comme on l'a vu dans le chapitre précédent, les algorithmes de type « greedy » ne sont pas suffisants pour avoir une image échographique suffisamment lisible. Afin d'améliorer la résolution des images ultrasonores, nous avons proposé de reconvoluer la solution « greedy » avec une PSF « idéale », pour avoir une aspect plus naturel que la version parcimonieuse présentée dans le chapitre 4.

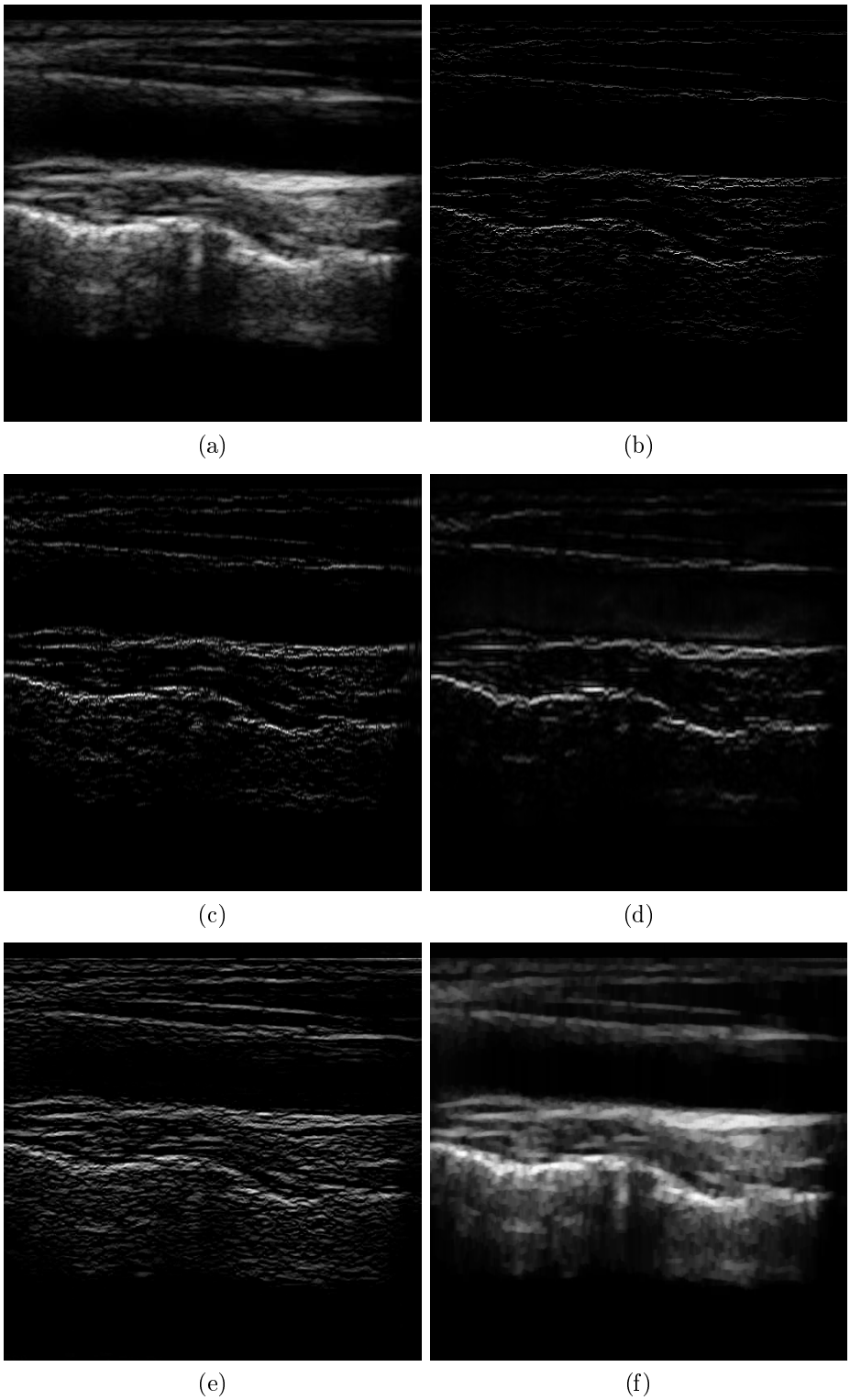
Cette approche utilisé une fonction de coût qui est capable de calculer automatiquement le σ optimal pour une PSF idéale, $PSF(n|\sigma)$, dans l'algorithme proposé. La taille de cette gaussienne est choisie automatiquement, en utilisant une fonction de coût résolue itérativement, d'un telle façon quelle préserve un certain équilibre entre la parcimonie et le lissage de l'image.

Pour tester notre idée on a réalisé une série des simulations tant pour des signaux simulés que pour des séquences réelles (1D) et images ultrasonores (2D). On peut observer que l'approche proposée dans ce chapitre donne des résultats assez similaires

à la norme l_1 pour les cas uni-dimensionnels. Pour les images 2D, à cause du haut niveau de parcimonie obtenu dans la « carte » des réflecteurs, les résultats semblent moins utilisables pour lire des informations visuelles.

En utilisant les valeurs obtenues pour les évaluations quantitatives, on peut dire que les résultats sont moins satisfaisants que les résultats obtenus dans le cas parcimonieux, en termes de Gain de Résolution, mais du point de vue visuel on a obtenu des résultats plus lisibles.

Une suite logique de ce travail serait de s'écarter de la propriété de parcimonie ou plutôt de la pondérer avec une certaine « parcimonie » avec des propriétés de lissage.



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

FIGURE 5.10 – Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores comme des séquences. L'image est une image de l'artère carotide. 5.10a) image originale, 5.10b) solution « greedy », 5.10c) résultat après la reconvolution, 5.10d) filtre inverse hybride, 5.10e) filtre de Wiener, 5.10f) la norme TV.

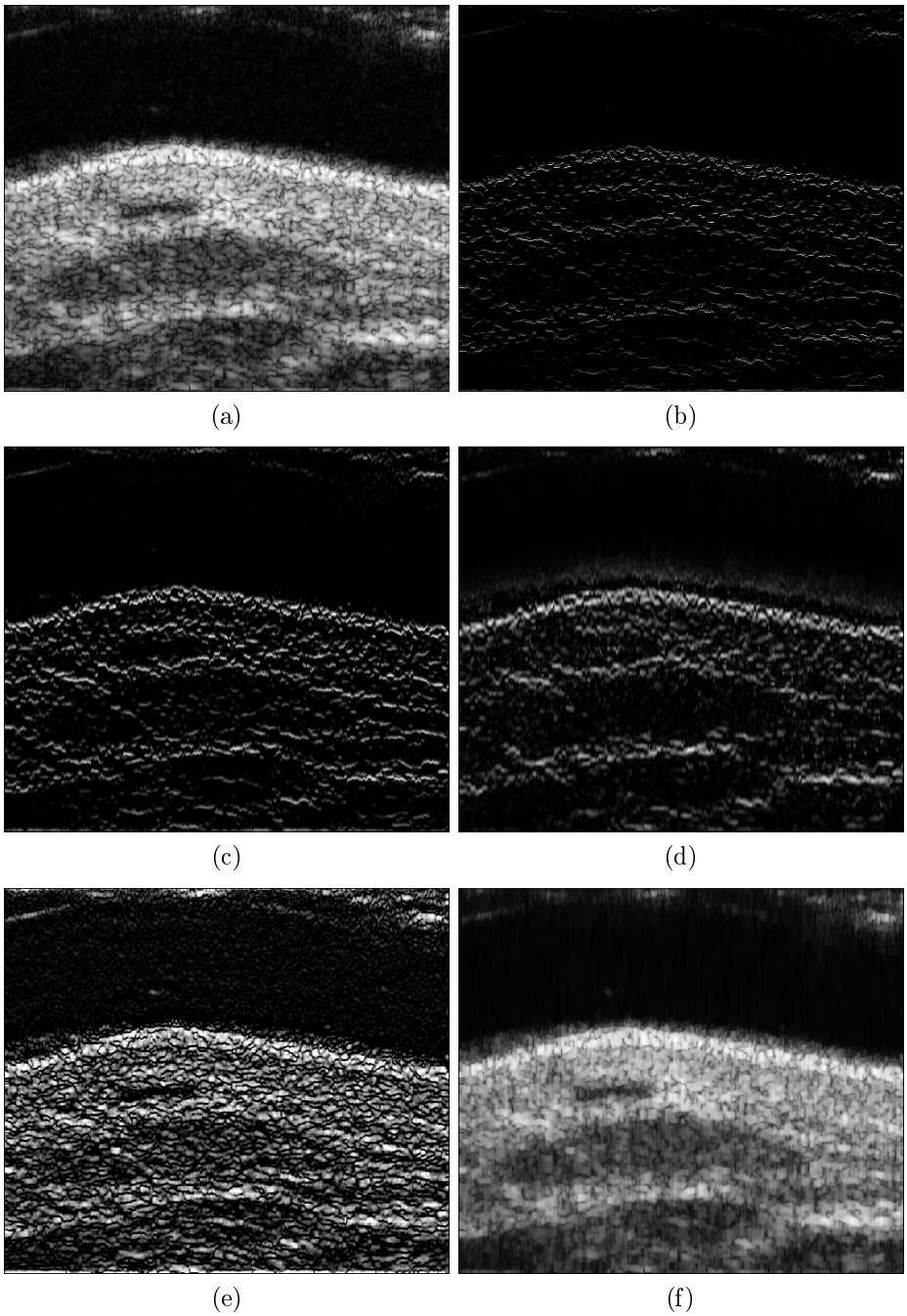
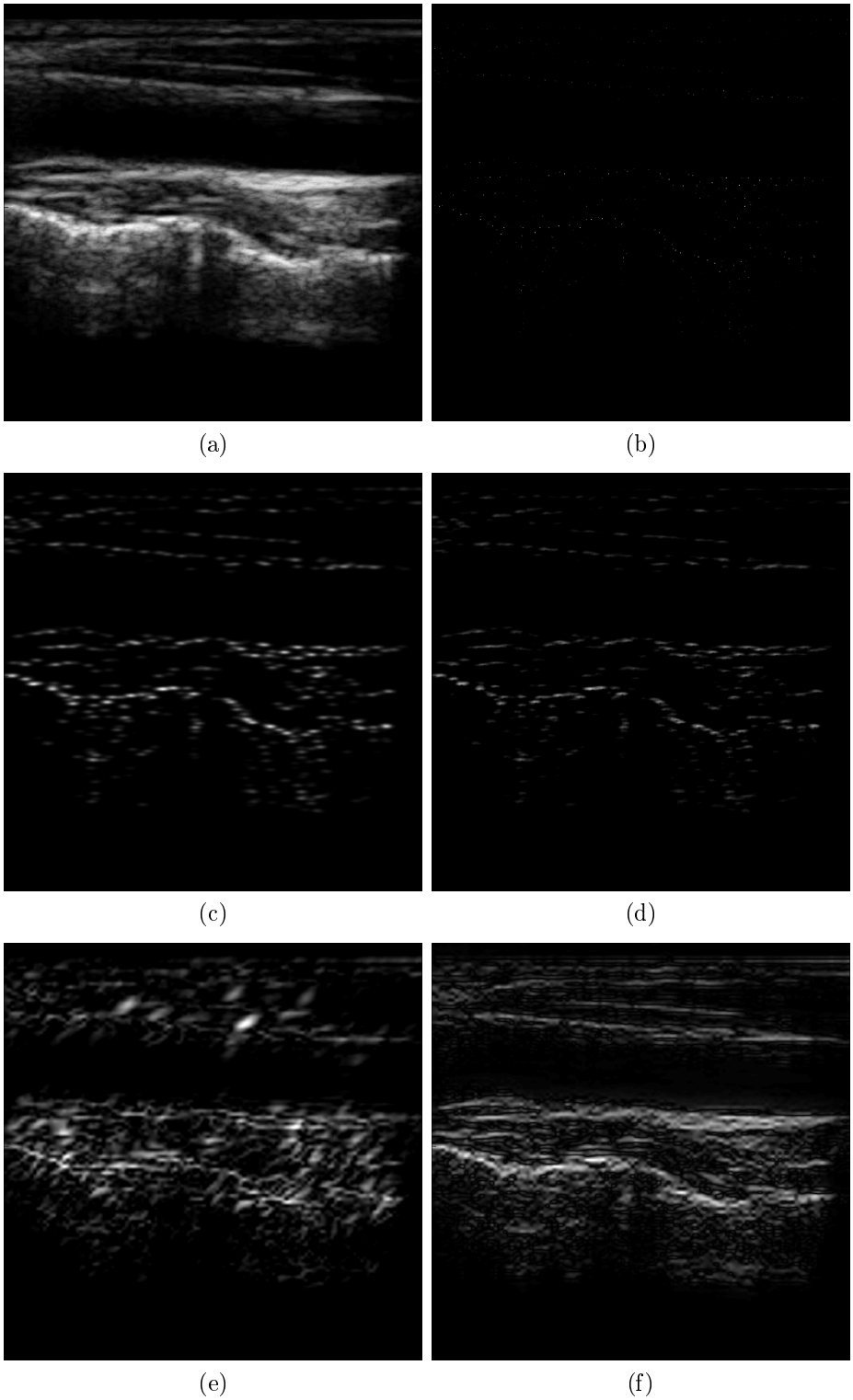


FIGURE 5.11 – Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores comme des séquences. L'image est une image de la peau obtenue dans l'équipe 5, U390, Tours. 5.11a) l'image originale, 5.11b) solution « greedy », 5.11c) résultat après la reconvolution, 5.11d) filtre inverse hybride, 5.11e) filtre de Wiener, 5.11f) la norme TV.



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

FIGURE 5.12 – Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 5.12a) image originale, 5.12b) solution « greedy », 5.12c) image après la reconvolution,5.12d) image après la reconvolution en ajoutant le residuel, 5.12e) filtre inverse hybride, 5.12f) filtre de Wiener.

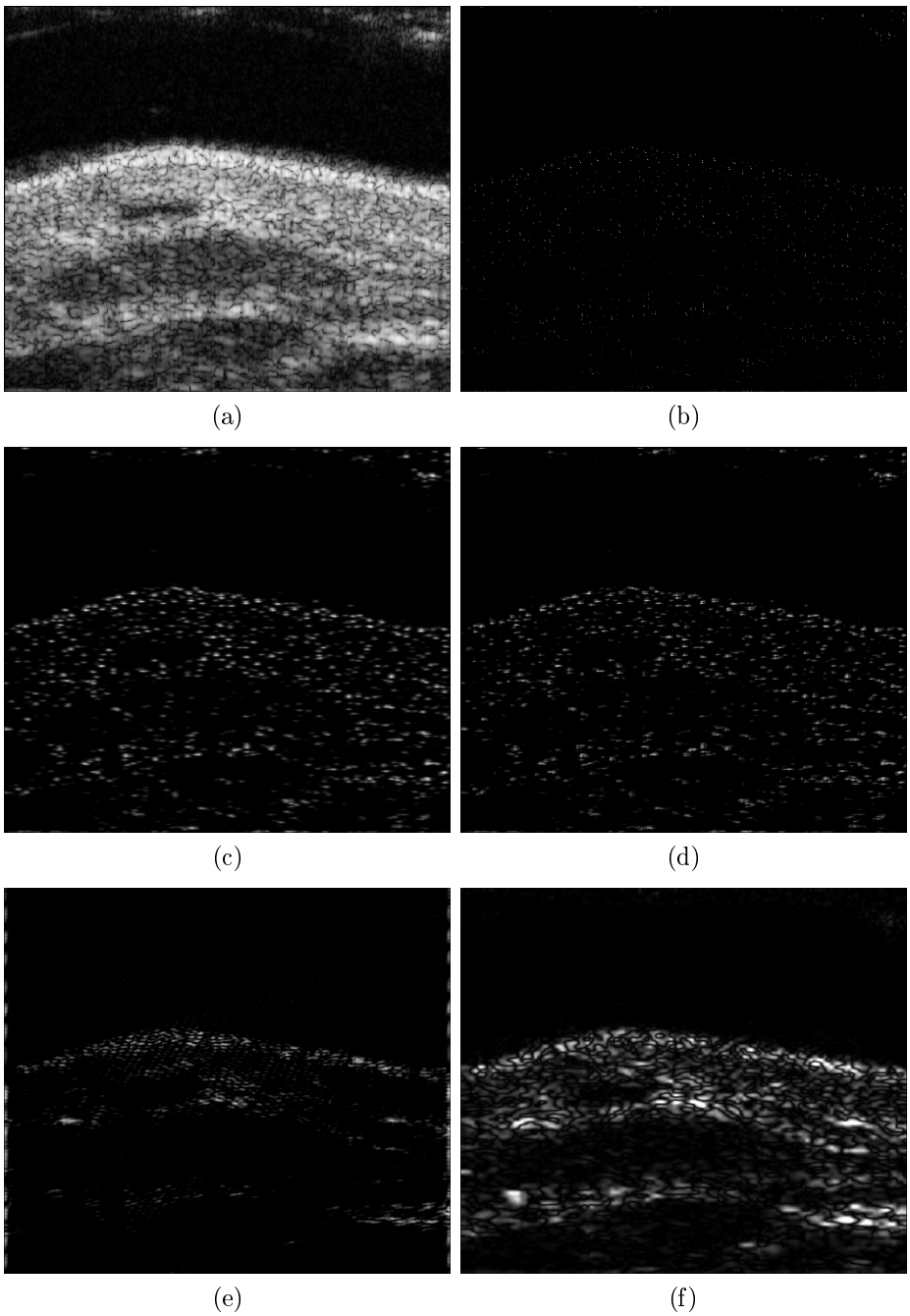


FIGURE 5.13 – Les résultats de la déconvolution en traitant des images ultrasonores en 2D. 5.13a) image originale, 5.13b) solution greedy, 5.13c) image après la reconvolution,5.13d) image après la reconvolution en ajoutant le residuel, 5.13e) filtre inverse hybride, 5.13f) filtre de Wiener.

Conclusions

L'amélioration de la résolution des images médicales ultrasonores est toujours un domaine de recherche en pleine activité puisqu'il s'agit d'aider les médecins à mieux distinguer et observer les tissus examinés.

Aujourd'hui il existe déjà une grande palette de techniques que ce soit au niveau hardware ou software. Les techniques de post-traitement numérique par déconvolution aveugle sont les plus populaires et offrent les meilleurs résultats.

L'une des plus utilisées est le filtre de Wiener, mais cet algorithme offre des résultats optimaux seulement quand la fonction de réflectivité qu'il faut estimer a une distribution gaussienne. Quand la distribution est plutôt Laplacienne l'algorithme généralement utilisé est la norme l_1 mais cette dernière utilise beaucoup de ressources. Pour tirer avantages des deux précédentes techniques nous avons proposé un nouvel algorithme.

Il s'agit d'un algorithme aveugle de déconvolution qui est capable de reconstruire une image de réflecteurs tout en enlevant une grande partie du bruit spéculaire.

Cette technique a quelques particularités :

- c'est un algorithme qui travaille dans le domaine temporel ce qui permet d'éviter le difficile problème de l'inversion des matrices par filtrage inverse et d'offrir un bon temps d'exécution ;
- et il travaille sur l'enveloppe du signal radio-fréquence ce qui nous évite la reconstruction de la phase pour le signal radio-fréquence.

La méthode proposée a été testée en comparaison avec les deux techniques mentionnées avant et la norme TV pour des signaux synthétiques, séquences ultrasonores réelles (1D) et images ultrasonores (2D) et aussi en utilisant deux types différents d'images. Ces images ont été choisies de façon à avoir une distribution laplacienne et l'autre une distribution plus proche de la gaussienne.

Dans le chapitre 4 on a comparé les résultats de l'algorithme greedy avec quelques techniques classiques. On peut observer que pour les deux types d'images notre algorithme offre une "carte" de diffuseurs qui peut être utile pour les médecins si on fait une superposition sur l'image originale. De toute façon, on peut observer que les techniques comparatives basées sur la régularisation sont très sensibles au manque d'information de phase de la PSF, fait prouvé par les oscillations présentes.

Le haut niveau de parcimonie obtenu, fortement retrouvé dans le cas 2D, nous a dirigé vers l'introduction d'une étape supplémentaire, similaire à la technique CLEAN, où l'on trouve, la taille de la PSF optimale d'une façon automatique. Cette approche assume une fonction de coût qui est capable de calculer automatiquement le σ pour une nouvelle PSF que nous avons appelé génériquement « idéale », $PSF(n|\sigma)$, dans l'algorithme proposé. La taille de cette gaussienne est choisie automatiquement, en utilisant une fonction de coût résolue itérativement, d'un telle façon qu'elle préserve un certain équilibre entre la parcimonie et le lissage de l'image.

Pour cette étape on a complexifié aussi les techniques comparatives, et on a implémenté quelques approches classiques dans la déconvolution des images ultrasonores, dans le cas complexe. Pour les cas uni-dimensionnels, on peut observer que l'approche proposé dans ce chapitre donne des résultats assez similaires au norme l_1.

Par contre, pour le cas 2D, à cause du haut niveau de parcimonie obtenu, on trouve les réflecteurs les plus important et par la réconvolution on a perdu une partie de l'information visuelle essentielle. Une possible amélioration est de rajouter l'information résiduelle. Dans nos simulations, on peut dire que dans le cas complexe les techniques par régularisation fonctionnent mieux, mais il y a encore des imperfections.

Un autre avantage de cette idée est que l'algorithme proposé semble être robuste même si on travail dans le cas réel. Toutefois le prix à payer est que l'algorithme dans la forme actuelle préserve juste les diffuseurs les plus importants.

En plus, en travaillant directement sur l'enveloppe du signal RF, cela nous permet de traiter directement les images dans le cas réel. On peut voir que pour les techniques classiques, qui utilisent des inversions matricielles, le cas complexe est le cas qui donne les meilleurs résultats. En fait, en utilisant l'enveloppe on a inclut déjà la phase et sachant que l'enveloppe des signaux RF est une fonction toujours

positive, pour les algorithmes parcimonieux de type « greedy » cela est suffisant pour extraire les diffuseurs.

Même s'il existe déjà beaucoup d'algorithmes « parcimonieux », nous pensons une amélioration possible. Intéressant serait de modifier l'algorithme « greedy » utilisé, en vue d'extraire une quantité plus importante de diffuseurs. En effet nous avons observé que pour le moment, l'algorithme (plutôt dans le cas 2D) est juste capable de préserver les réflecteurs les plus importants.

Une autre piste possible, en utilisant la parcimonie, serait d'aborder la super résolution pour distinguer les diffuseurs non-résolus.

Par la suite, si les prochaines recherches donnent des résultats intéressants, l'algorithme proposé doit être validé par des expériences médicales *in vitro* et *in vivo*. Quoiqu'il soit, il reste deux étapes importantes. La première sera de calibrer la largeur de la PSF idéale en faisant une expérimentation avec des fils. La deuxième sera de valider nos approches par des cliniciens.

Bibliographie

[Abbott et Thurstone, 1979] Abbott, J. et Thurstone, F. (1979). Acoustic speckle : Theory and experimental analysis. *Ultrasonic Imaging*, 1(4):303–324.

[Abeyratne *et al.*, 1995] Abeyratne, U., Petropolu, A. et Reid, J. (1995). Higher order spectra based deconvolution of ultrasound images. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 42(6):1064–1075.

[Basarab *et al.*, 2013] Basarab, A., Liebgott, H., Bernard, O., Friboulet, D. et Kouame, D. (2013). Medical ultrasound image reconstruction using distributed compressive sampling. *In Proceedings of the IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2013)*, pages 624–627, San Francisco, United States.

[Bercoff, 2011] Bercoff, J. (2011). Ultrafast ultrasound imaging. *In* Minin, I. et Minin, O., éditeurs : *Ultrasound Imaging - Medical Applications*, chapitre 1. InTech.

[Berson *et al.*, 1981] Berson, M., Roncin, A. et Pourcelot, L. (1981). Compound scanning with an electrically steered beam. *Ultrasonic Imaging*, 3(3):303–308.

[Bertero et Boccacci, 1998] Bertero, E. et Boccacci, P. (1998). *Introduction to Inverse Problem in Imaging*. Institute of Physics Publishing, Boca Raton, Florida, U.S.A.

[Bertsekas, 1999] Bertsekas, D. (1999). *Nonlinear Programming*. Athena Scientific, Belmont, U.S.A.

[Bioucas-Dias et Figueiredo, 2007] Bioucas-Dias, J. et Figueiredo, M. (2007). A new twist : Two-step iterative shrinkage/thresholding algorithms for image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(12):2992– 3004.

[Bishop *et al.*, 2007] Bishop, T., Badacan, S., Amizic, B. et Katsaggelos, A. (2007). *Blind Image Deconvolution : Theory and Applications*, chapitre Classification of Blind Image Deconvolution Methodologies, pages 1–41. CRC Press.

[Camacho et Fritsch, 2011] Camacho, J. et Fritsch, C. (2011). Adaptive beamforming by phase coherence processing. *In* Tanabe, M., éditeur : *Ultrasound Imaging*, chapitre 4, pages 57–81. INTECH open science.

[Campisi et Egiazarian, 2007] Campisi, P. et Egiazarian, K., éditeurs (2007). *Blind Image Deconvolution - Theory and Applications*. CRC Press - Taylor Francis Group, Boca Raton, U.S.A.

[Carcreff *et al.*, 2012] Carcreff, E., Bourguignon, S., Idier, J. et Simon, L. (2012). High-resolution deconvolution applied to non destructive testing. *In Acoustics 2012*, Nantes.

[Chang *et al.*, 2004] Chang, H., Yeung, D. et Xiong, Y. (2004). Super-resolution through neighbor embedding. *In Proccedings of the IEEE International COnference on Computer VIsion and Pattern Recognition*, pages 275–282, Washington D.C.

[Chira, 2011] Chira, L. (2011). Resolution improvement of ultrasound images using deconvolution and super-resolution algorithms. *Acta Technica Napocensis*, 52(4): 7–12.

[Chira *et al.*, 2012a] Chira, L., Girault, J.-M. et Rusu, C. (2012a). Envelope based nonlinear blind deconvolution approach for ultrasound imaging. *Carpathian Journal of Electronic and Computer Engineering*, 5(1):39–43.

[Chira *et al.*, 2012b] Chira, L., Girault, J.-M. et Rusu, C. (2012b). Into the ultrasound deconvolution using clean algorithm - statistical analysis of scatters detection. *In International Symposium on Electronics and Telecommunications, ISETC 2012*.

[Chira *et al.*, 2012c] Chira, L. T., Girault, J.-M., Mateo, T., Ménigot, S. et Rusu, C. (2012c). Ultrasound medical image deconvluion using clean algorithm. *In Acoustic 2012*, Nantes, France.

[Chira *et al.*,] Chira, L. T., Rusu, C., C., T. et Girault, J.-M. Blind deconvolution for ultrasound sequences using a non-inverse greedy algorithm. Submitted to "International Journal of Biomedical Imaging".

[Chira *et al.*, 2013] Chira, L. T., Rusu, C. et Girault, J.-M. (2013). Speckle noise removal in ultrasound medical imaging using envelope based time domain deconvolution. *In International Symposium on Signals, Circuits and Systems ISSCS 2013*. IEEE Symposium.

[Contreras Ortiz *et al.*, 2012] Contreras Ortiz, S., Chiu, T. et Fox, M. (2012). Ultrasound image enhancement : A review. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7:419–428.

[Cormen *et al.*, 2009] Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L. et Stein, C. (2009). *Introduction to Algorithms*. MIT Press, Massachusetts, U.S.A., third édition.

[Datsenko et Elad, 2007] Datsenko, D. et Elad, M. (2007). Example-based single document image super-resolution : a global map approach with outlier rejection. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 18(2-3):103–121.

[Elad et Feuer, 1997] Elad, M. et Feuer, M. (1997). Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 6(12):1646–1658.

[Elad *et al.*, 2010] Elad, M., Figueiredo, M. A. et Ma, Y. (2010). On the role of sparse and redundant representations in image processing. *Proceedings of the IEEE*, 98(6):972–982.

[Eren *et al.*, 1997] Eren, P., Sezan, M. et Tekalp, A. (1997). Robust, object-based high resolution image reconstruction from low resolution video. *IEEE Transactions on Image Processing*, 6(10):1446–1451.

[Freeman *et al.*, 2000] Freeman, W., Pasztor, E. et O.T., C. (2000). Learning low level vision. *International Journal of Computer VIsion*, 40:25–47.

[Greenspan *et al.*, 2000] Greenspan, H., Anderson, H. et Akber, S. (June 2000). Image enhancement by nonlinear extrapolation in frequence space. *IEEE Transactions on Image Processing*, 9(6):1035–1048.

[Guenther et Walker, 2007] Guenther, D. A. et Walker, W. F. (2007). Optimal apodization design for medical ultrasound using constrained least squares part i : theory. *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 54(2):332–342.

[Hansen, 2000] Hansen, P. C. (2000). The l-curve and its use in the numerical treatment of inverse problems. *In Computational Inverse Problems in*

Electrocardiology, ed. P. Johnston, Advances in Computational Bioengineering, pages 119–142. WIT Press.

[Hardie *et al.*, 1998] Hardie, R., Bernard, K., Bognar, K. J., Armstrong, E. et Watson, E. A. (1998). High resolution image reconstruction from a sequence of rotated and translated frames and its application to an infrared imaging system. *Optical Engineering*, 37(1):247–260.

[Hendee et Ritenour, 2002] Hendee, W. R. et Ritenour, R.-E. (2002). *Medical Imaging Physics*. Wiley-Liss, 4th edition édition.

[Hertzmann *et al.*, 2001] Hertzmann, A., Jacobs, C., Curlenss, B. et Salesin, D. (2001). Image analogies. *In In Proceedings of the SIGGRAPH*, pages 327–340, Los Angeles.

[Högbom, 1974] Högbom, J. A. (1974). Aperture synthesis with a non-regular distribution of interferometer baselines. *Astronomy and Astrophysics Supplement*, 15:417.

[Insana *et al.*, 1986] Insana, M., Madsen, E., Hall, T. et Zagzebski, J. (1986). Tests ultrasound of a data reduction method for determination of acoustic backscatter coefficients. *Journal of Acoustical Society of America*, 79:1230–1236.

[Jacobs et Thijssen, 1991] Jacobs, E. et Thijssen, J. (1991). A simulation study of echographic imaging of diffuse and structurally scattering media. *Ultrasonic Imaging*, 13:316–333.

[Jensen *et al.*, 2005] Jensen, J., Holm, O., Jerisen, L., Bendsen, H., Nikolov, S., Tomov, B., Munk, P., Hansen, M., Salomonsen, K., Hansen, J., Gormsen, K., Pedersen, H. et Gammelmark, K. (2005). Ultrasound research scanner for real-time synthetic aperture data acquisition. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(5):881–891.

[Jeon *et al.*, 2006] Jeon, B., Park, R. et Yang, S. (2006). Resolution enhancement by prediction of the high frequency image based on the laplacian pyramid. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 10:1–11.

[Jirik et Taxt, 2006] Jirik, R. et Taxt, T. (2006). High-resolution ultrasonic image using fast two-dimensional homomorphic filter. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 53(8)(1):1440–1448.

[Kang et Katsaggelos, 1995] Kang, M. et Katsaggelos, A. (1995). General choice of the regularization functional in regularized image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 4:594–602.

[Li et Chen, 2002] Li, P. et Chen, M. (2002). Strain compound : a new approach for speckle reduction. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 49(1):39–46.

[Lu *et al.*, 1994] Lu, J.-y., Zou, H. et Greenleaf, J. F. (1994). Biomedical ultrasound beam forming. *Ultrasound in medicine & biology*, 20(5):403–428.

[Maggio *et al.*, 2010] Maggio, S., Palladini, A., De Marchi, L., Allesandrini, M., Speciale, N. et Masetti, G. (2010). Predictive deconvolution and hybrid feature selection for computer-aided detection of prostate cancer. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 29(2):455–464.

[Mallat, 2009] Mallat, S. (2009). *A Wavelet Tour of Signal Processing. The Sparse Way*. Academic Press, Burlington, U.S.A.

[Mallat et Yu, 2010] Mallat, S. et Yu, G. (November 2010). Super-resolution with sparse mixing estimators. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19(11):2889–2900.

[Mallat et Zhang, 1993] Mallat, S. et Zhang, Z. (1993). Matching pursuit with time-frequency dictionaries. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 41:3397–3415.

[Mandersson et Salomonsson, 1989] Mandersson, B. et Salomonsson, G. (1989). Weighted least-squares pulse-shaping filters with application to ultrasonic signals. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 36(1):109–113.

[Martino, 2010] Martino, A. (2010). *Statistical Methods for Analysis and Processing of Medical Ultrasound, Applications to segmentation and restauration.* Thèse de doctorat, University of Bologna.

[Michailovich et Adam, 2002] Michailovich, O. et Adam, D. (2002). Blind deconvolution of ultrasound images using partial spectral information and sparsity constraints. *In Proceedings of ISBI : From nano to macro*, pages 1055–1058.

[Michailovich et Adam, 2003] Michailovich, O. et Adam, D. (2003). Robust estimation of ultrasound pulses using outlier-resistant denoising. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(3):368–381.

[Michailovich et Adam, 2005] Michailovich, O. et Adam, O. (2005). A novel approach to the 2-D blind deconvolution problem in medical ultrasound. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 24(1):86–104.

[Michailovich et Tannenbaum, 2007] Michailovich, O. et Tannenbaum, A. (2007). Blind deconvolution of medical ultrasound images : Parametric inverse filtering approach. *IEEE Transactions on Image Processing*, 16(12):3005–3019.

[Misaridis et Jensen, 2005a] Misaridis, T. et Jensen, J. A. (2005a). Use of modulated excitation signals in medical ultrasound. part i : Basic concepts and expected benefits. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(2):177–191.

[Misaridis et Jensen, 2005b] Misaridis, T. et Jensen, J. A. (2005b). Use of modulated excitation signals in medical ultrasound. part ii : Design and performance for medical imaging applications. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(2):192–207.

[Misaridis et Jensen, 2005c] Misaridis, T. et Jensen, J. A. (2005c). Use of modulated excitation signals in medical ultrasound. part iii : high frame rate imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(2):208–219.

[Morin *et al.*, 2012] Morin, R., Basarab, A., Ploquin, M. et Kouamé, D. (2012). Post-processing multiple-frame super-resolution in ultrasound imaging. *Proc. SPIE*, 8320:83201G–83201G–8.

[Ng *et al.*, 2007] Ng, J., Pager, R., Kingsbury, N., Treece, G. et Gee, A. (2007). Wavelet restoration of medical pulse-echo ultrasound images in an em framework. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 54(3):550–568.

[Oppenheim et Schafer, 1989] Oppenheim, A. V. et Schafer, R. W. (1989). *Discrete Time Signal Processing, Third Edition.* Prentice Hall, Upper Saddle River, U.S.A.

[Ossant, 1998] Ossant, F. (1998). *Caracterisation tissulaire en echographie : analyse des performances de differents estimateurs de structure.* Thèse de doctorat, Conservatoire national des arts et métiers.

[Pantin *et al.*, 2007] Pantin, E., Stark, J.-L. et Murtagh, F. (2007). Deconvolution and blind deconvolution in astronomy. *In* P., C. et E., E., éditeurs : *Blind Image Deconvolution*, chapitre 7, pages 277–316. CRC Press.

[Park *et al.*, 2003] Park, S. C., Park, M. K. et Kang, M. G. (2003). Super-resolution image reconstruction : A technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, pages 21–26.

[Parker, 2012] Parker, K. (2012). Superresolution imaging of scatterers in ultrasound b-mode imaging. *Journal of the Acoustical Society of America*, 131(6):4680–4689.

[Patti et Altunbasak, 2001] Patti, A. et Altunbasak, Y. (2001). Artifact reduction for set theoretic super resolution image reconstruction with edge adaptive constraints and high order interpolants. *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(1):179–186.

[Perloff, 1994] Perloff, J. (1994). Estimation of in vivo pulses in medical ultrasound. *Ultrasonic Imaging*, 16:190–203.

[Ploquin, 2011] Ploquin, M. (2011). *Techniques de super résolution pour l'amélioration de la résolution des images échographiques.* Thèse de doctorat, Université Francois Rabelais de Tours.

[Ploquin *et al.*, 2010] Ploquin, M., Girault, J.-M. et Kouame, D. (2010). Laplacian pyramid decomposition-type method for resolution enhancement of ultrasound images. *In IEEE International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications*, volume 1, pages 235–240.

[Robinson, 1954] Robinson, E. (1954). *Predictive Decomposition of Time Series with applications to seismic exploration.* Thèse de doctorat, Massachusetts Institute of Technology.

[Rudin *et al.*, 1992] Rudin, L. I., Osher, S. et Fatemi, E. (1992). Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D*, 60(1-4):259–268.

[Sandrin *et al.*, 2000] Sandrin, L., Catheline, S., Tanter, M. et Fink, M. (2000). 2d transient elastography. *Acoustical Imaging*, 25:485–492.

[Soussen *et al.*, 2011] Soussen, C., Idier, J., Brie, D. et Duan, J. (2011). From bernoulli–gaussian deconvolution to sparse signal restoration. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 59(10):4572–4584.

[Soussen *et al.*, 2012] Soussen, C., Idier, J., Carcreff, E., Simon, L. et Potel, C. (2012). Ultrasonic non destructive testing based on sparse deconvolution. *Journal of Physics : Conference Series*, 353(1):012018.

[Starck *et al.*, 2010] Starck, J.-L., Murtagh, F. et Fadili, J. M. (2010). Cambridge University Press.

[Stark et Oskou, 1989] Stark, H. et Oskou, P. (1989). High-resolution image recovery from image-plane arrays, using convex projections. *Journal of the Optical Society of America*, 6(11):1715–1726.

[Stoica et Moses, 1997] Stoica, P. et Moses, R. (1997). *Introduction to Spectral Analysis*. Prentice Hall.

[Suetens, 2009] Suetens, P. (2009). *Fundamentals of Medical Imaging - Second edition*. Cambridge University Press, Cambridge, U.K.

[Szabo, 2004] Szabo, T. L. (2004). *Diagnostic Ultrasound Imaging - Inside out*. Elsevier Academic Press, Hartford, Connecticut.

[Taxt, 1995] Taxt, T. (1995). Restoration of medical ultrasound images using two-dimensional homomorphic deconvolution. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 42(4):543 – 554.

[Taxt, 2001] Taxt, T. (2001). Three dimensional blind deconvolution of ultrasound images. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 48(4):867–871.

[Taxt et Frolova, 1999] Taxt, T. et Frolova, G. (1999). Noise robust one-dimensional blind deconvolution of medical ultrasound images. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 46(2):291–299.

[Taxt et Jirik, 2004] Taxt, T. et Jirik, R. (2004). Supreresolution of ultrasound images using the first and second harmonic signal. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 51(2):163–175.

[Taxt et Strand, 2001] Taxt, T. et Strand, J. (2001). Two-dimensional dimensional blind deconvolution of ultrasound images. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 51(2):163–165.

[Tian et Kai-Kuang, 2011] Tian, J. et Kai-Kuang, M. (2011). A survey on super-resolution imaging. *SpringerVerlag London Limited*.

[Tikhonov, 1943] Tikhonov, A. (1943). On the stability of inverse problems. *Proceedings of the USSR Academy of Sciences*, 39 (5):195–198.

[Tikhonov, 1963] Tikhonov, A. (1963). Solution of incorrectly formulated problems and the regularization method. *Soviet Mathematic*, 4:1035–1038.

[Tourin, 2010] Tourin, A. (2010). Focalisation d'ondes dans les milieux complexes. Disponible en ligne `http://goo.gl/FCCfnM`.

[Tsai et Huang, 1984] Tsai, R. et Huang, T. (1984). Mutiframe image restoration and registration. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, 1:317–339.

[Wagner *et al.*, 2012] Wagner, N., Eldar, Y. C. et Friedman, Z. (2012). Compressed beamforming in ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 60(9):4643–4657.

[Wagner *et al.*, 1986] Wagner, R., Insana, M. et Brown, D. (1986). Unified approach to the detection and classification of speckle texture in diagnostic ultrasound. *Optical Engineering*, 25:738–742.

[Wagner *et al.*, 1987] Wagner, R., Insana, M. et Brown, D. (1987). Statistical properties of radio-frequency and envelope-detected signal with alpplications to medical ultrasound. *Journal of Optical Society of America*, 4:910–922.

[Wang *et al.*, 2010] Wang, B., Cao, T., Dai, Y. et Liu, D. C. (2010). Ultrasound speckle reduction via super resolution and nonlinear diffusion. *In Computer Vision–ACCV 2009*, pages 130–139. Springer.

[Wei *et al.*, 2008] Wei, L., Hua-ming, L. et Pei-wen, Q. (2008). Sparsity enhancement for blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing application. *Review of Scientific Instruments*, 79(1):014901–014901–6.

[Weng *et al.*, 1991] Weng, L., Reid, J., P.M., S. et Soetanto, K. (1991). Ultrasound speckle analysis based on the k distribution. *Journal of Acoustical Society of America*, 89:2992–2995.

[Yang *et al.*, 2010] Yang, J., Wright, J., Huang, T. et Y, M. (2010). Image super-resolution via sparse representation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 19:28612873.

[Yu *et al.*, 2012] Yu, C., Zhand, C. et Xie, L. (2012). An envelope signal based deconvolution algorithm for ultrasound imaging. *Signal Prcessing*, 92:793–800.

Annexes

Annexe A

Liste de publications

Articles dans des revues à comité de lecture

Articles publiés

CHIRA, L.-T. (2011). Resolution improvement of ultrasound images using deconvolution and super-resolution algorithms. *Acta Technica napocensis*, 54(4):7–12.

CHIRA, L.-T., Girault, J.-M. et Rusu, C. (2012). Envelope based nonlinear blind deconvolution approach for ultrasound imaging. *Carpathian Journal of Electronic and Computer Engineering*, 5(1):39–43.

Articles en cours de révision

CHIRA, L.-T., Rusu, C. et Girault, J.-M Blind deconvolution for ultrasound sequences using a non-inverse greedy algorithm. *International Journal of Biomedical Imaging.*

Conférences avec actes de congrès

2012

CHIRA, L.-T., Girault, J.-M., Mateo, T., Ménigot, S. et Rusu, C. (2012). Ultrasound medical image deconvluion using clean algorithm. *In Acoustics 2012.* Nantes, France.

CHIRA, L.-T., Girault, J.-M. et Rusu, C. (2012). Into the ultrasound deconvolution using clean algorithm - statistical analysis of scatters detection. *In Tenth Edition International Symposium on Electronics and Telecommunications ISETC 2012* . Timisoara, Romania.

2013

CHIRA, L.-T., Rusu, C. et Girault, J.-M (2013). Speckle noise removal in ultrasound medical imaging using envelope based time domain deconvolution.*In International Symposium on Signals, Circuits and Systems ISSCS 2013*. Iasi, Roumanie.

Autres communications

2011

CHIRA, L.-T. et Malutan, R. (2011). A Comparative Study of Some Denoising Methods for Preprocessing in Microarray Image . *Novice Insights*, 10:108–113.

Bob, F.-I., Pampu, N.-C., et **CHIRA, L.-T.** (2011). IMPROVING ANALOG-TO-DIGITAL CONVERTER'S RESOLUTION USING THE OVERSAMPLING TECHNIQUE. *In Signal Processing and Applied Mathematics for Electronics and Communications-SPAMEC 2011*, Cluj-Napoca, Roumanie.

2013

CHIRA, L.-T., Rusu, C. et Girault, J.-M (10-11 Juin 2013). Déconvolution aveugle de séquences ultrasonores avec une méthode CLEAN adaptative. *Dans SIAM - Signal et Image en Acoustique Médicale.* Tours, France.

Instituts thématiques Inserm Institut national de la santé et de la recherche médicale
UNIUNEA EUROPEANĂ
GUVERNUL ROMÂNIEI MINISTERUL MUNCII, FAMILIEI, PROTECŢIEI SOCIALE ŞI PERSOANELOR VÂRSTNICE AMPOSDRU
Fondul Social European POS DRU 2007-2013
Instrumente Structurale 2007-2013
MINISTERUL EDUCAŢIEI NAŢIONALE
OIPOSDRU
UNIVERSITATEA TEHNICĂ DIN CLUJ-NAPOCA

Liviu-Teodor Chira

Déconvolution aveugle parcimonieuse en imagerie échographique avec un algorithme CLEAN adaptatif

Résumé : L'imagerie médicale ultrasonore est une modalité en perpétuelle évolution et notamment en post-traitement où il s'agit d'améliorer la résolution et le contraste des images. Ces améliorations devraient alors aider le médecin à mieux distinguer les tissus examinés améliorant ainsi le diagnostic médical. Il existe déjà une large palette de techniques "hardware" et "software".

Dans ce travail nous nous sommes focalisés sur la mise en oeuvre de techniques dites de "déconvolution aveugle", ces techniques temporelles utilisant l'enveloppe du signal comme information de base. Elles sont capables de reconstruire des images parcimonieuses, c'est-à-dire des images de diffuseurs dépourvues de bruit spéculaire.

Les principales étapes de ce type de méthodes consistent en i) l'estimation aveugle de la fonction d'étalement du point (PSF), ii) l'estimation des diffuseurs en supposant l'environnement exploré parcimonieux et iii) la reconstruction d'images par reconvolution avec une PSF "idéale".

La méthode proposée a été comparée avec des techniques faisant référence dans le domaine de l'imagerie médicale en utilisant des signaux synthétiques, des séquences ultrasonores réelles (1D) et images ultrasonores (2D) ayant des statistiques différentes.

La méthode, qui offre un temps d'exécution très réduit par rapport aux techniques concurrentes, est adaptée pour les images présentant une quantité réduite ou moyenne des diffuseurs.

Mots clés : Imagerie ultrasonore, post traitement, déconvolution aveugle, algorithme greedy, Matching Pursuit, parcimonie, CLEAN adaptatif

Abstract : The ultrasonic imaging knows a continuous advance in the aspect of increasing the resolution for helping physicians to better observe and distinguish the examined tissues. There is already a large range of techniques to get the best results. It can be found also hardware or signal processing techniques. This work was focused on the post-processing techniques of blind deconvolution in ultrasound imaging and it was implemented an algorithm that works in the time domain and uses the envelope signal as input information for it. It is a blind deconvolution technique that is able to reconstruct reflectors and eliminate the diffusive speckle noise.

The main steps are: the estimation of the point spread function (PSF) in a blind way, the estimation of reflectors using the assumption of sparsity for the examined environment and the reconstruction of the image by reconvolving the sparse tissue with an ideal PSF.

The proposed method was tested in comparison with some classical techniques in medical imaging reconstruction using synthetic signals, real ultrasound sequences (1D) and ultrasound images (2D) and also using two types of statistically different images.

The method is suitable for images that represent tissue with a reduced amount or average scatters. Also, the technique offers a lower execution time than direct competitors.

Keywords : Ultrasound imaging, postprocessing, blind deconvolution, greedy algorithm, Matching Pursuit, sparsity, adaptive CLEAN