HAL
open science

Quelques problèmes inverses en imagerie ultrasonore

Adrian Basarab

To cite this version:

Adrian Basarab. Quelques problèmes inverses en imagerie ultrasonore. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paul Sabatier (Toulouse 3), 2016. tel-01506680

HAL Id: tel-01506680

https://theses.hal.science/tel-01506680v1

Submitted on 12 Apr 2017

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

MANUSCRIT

présenté

pour obtenir le diplôme d'

Habilitation à Diriger les Recherches

Université Paul Sabatier Toulouse III

Spécialité : Traitement du Signal

par

Adrian Basarab

Quelques problèmes inverses en imagerie ultrasonore

Soutenue le 25 novembre 2016 devant le jury composé de :

M. Adrien Bartoli	Professeur à l'Université d'Auvergne	Rapporteur
Mme. Isabelle Bloch	Professeur à TELECOM PariTech	Rapporteur
M. Denis Kouamé*	Professeur à l'Université Paul Sabatier	Correspondant
M. Hervé Liebgott	Professeur à l'Université de Lyon 1	Examinateur
M. Lotfi Senhadji	Professeur à l'Université de Rennes 1	Examinateur
M. Jean-Philippe Thiran	Professeur à l'Ecole Polytechnique Fédérale de Lausanne	Rapporteur
M. Jean-Yves Tourneret	Professeur à l'Institut National Polytechnique de Toulouse	Examinateur

* Correspondant UPS Toulouse

préparée à l'Institut de Recherche en Informatique de Toulouse

Université Paul Sabatier – 118, route de Narbonne – 31062 Toulouse Cedex 4

Préambule

Ce manuscrit est présenté pour l'obtention de l'Habilitation à Diriger des Recherches de l'Université Paul Sabatier Toulouse 3. Il décrit les activités de recherche que j'ai menés depuis la soutenance de ma thèse de doctorat en 2008, effectuée au laboratoire Creatis à l'INSA-Lyon.

Depuis septembre 2009, l'essentiel de mon activité de recherche au laboratoire IRIT est consacré au développement de techniques de traitement du signal et de l'image appliquées à l'imagerie médicale. En particulier, je m'intéresse à l'estimation du mouvement tissulaire et à la reconstruction d'images.

Ce manuscrit est organisé en deux parties et se termine par des orientations du projet de recherche proposé pour la suite du travail. La première contient mon curriculum-vitæ détaillé et la liste complète de mes publications. La deuxième partie, organisée en trois chapitres, dresse un résumé de mes activités de recherche. Le premier chapitre résume nos contributions en estimation du mouvement cardiaque, avec un focus sur l'utilisation de la phase spatiale des images. Le deuxième chapitre montre nos travaux en échantillonnage compressif, notamment son application à l'imagerie ultrasonore. Enfin, le troisième chapitre concerne la résolution de problèmes inverses rencontrés en reconstruction d'images ultrasonores : la formation des voies, la déconvolution, la super-résolution et la segmentation.

Table des matières

Préambule iii

I Notice individuelle 1

1 Curriculum-vitæ synthètique 3

1.1 État civil . . . 3
1.2 Emplois occupés . . . 3
1.3 Parcours académique . . . 4
1.4 Charges collectives à caractère pédagogique . . . 4
1.5 Co-encadrements de stagiaires . . . 5
1.6 Co-encadrements de doctorants . . . 6
1.7 Principaux enseignements . . . 7
1.8 Projets de recherche . . . 8
1.9 Diffusion et vulgarisation des connaissances . . . 9
1.10 Évaluations et expertises . . . 9
1.11 Activités d'animation de la recherche . . . 11
1.12 Collaborations scientifiques . . . 12
1.13 Prix et distinctions . . . 12
1.14 Bilan synthétique des publications . . . 12

II Résumé des travaux de recherche 25

Cadre général des travaux 27

1.15 Travaux de thèse . . . 27
1.16 Thématiques de recherche actuelle . . . 27

2 Estimation du mouvement tissulaire 29

2.1 Introduction . . . 29
2.2 Contributions . . . 30
2.2.1 Estimation du mouvement basée sur la phase des signaux analytiques multidimensionnels . . . 30
2.2.1.1 Signaux analytiques multidimensionnels . . . 30
2.2.1.2 Méthode d'estimation du mouvement . . . 31

2.2.1.3 Résultats d'estimation du mouvement en imagerie échocardiographique 33
2.2.1.4 Estimation de trajectoires de mouvement en IRM marqué 34
2.2.2 Estimation du mouvement basée sur le signal monogène 34
2.2.2.1 Signal monogène 34
2.2.2.2 Estimation du mouvement affine multi-échelle 36
2.2.2.3 Résultats d'estimation du mouvement en imagerie échocardiographique 37
2.3 Conclusion 38

3 Acquisition comprimée en imagerie ultrasonore 43
3.1 Introduction 43
3.2 Schémas d'acquisition aléatoires en imagerie ultrasonore 44
3.3 Représentations parcimonieuses des images ultrasonores 45
3.3.1 Modèle Bernoulli-Gaussien 46
3.3.2 Modèle α-stable 48
3.4 Algorithmes de reconstruction 49
3.4.1 Reconstruction d'image par une approche Bayésienne 49
3.4.2 Reconstruction d'image par minimisation d'une norme ℓ_p 51
3.5 Résultats de reconstruction à partir de données comprimées 52
3.6 Conclusion 57

4 Amélioration de la résolution et du contraste en imagerie ultrasonore 59
4.1 Introduction 59
4.2 Formation de voies en imagerie ultrasonore 60
4.2.1 Modèle d'acquisition et formateurs de voies existants 60
4.2.2 Contributions 62
4.2.2.1 Formateur de voies proposé 62
4.2.2.2 Résultats 63
4.2.2.3 Conclusion 64
4.3 Méthodes post-formateur de voies 67
4.3.1 Positionnement du problème 67
4.3.2 Méthodes de déconvolution 68
4.3.2.1 Modèle 68
4.3.2.2 Optimisation numérique 72
4.3.2.3 Résultats de déconvolution et segmentation conjointes 73
4.3.2.4 Conclusion 77
4.3.3 Méthodes de super-résolution 77
4.3.3.1 Introduction 77
4.3.3.2 Formulation du problème de reconstruction 79
4.3.3.3 Reconstruction rapide avec régularisation ℓ_2 80
4.3.3.4 Reconstruction rapide avec régularisations complexes 82
4.3.3.5 Résultats de reconstruction super-résolue 83

4.3.3.6 Conclusion 85
4.3.4 Méthodes de déconvolution comprimée 85
4.3.4.1 Introduction 85
4.3.4.2 Formulation du problème de reconstruction 85
4.3.4.3 Déconvolution comprimée par un algorithme ADMM 86
4.3.4.4 Résultats déconvolution comprimée 87
4.3.4.5 Conclusion 88

5 Conclusions et perspectives **91**
5.1 Synthèse des activités 91
5.2 Perspectives de recherche 92

Bibliographie **97**

Première partie

Notice individuelle

Chapitre 1

Curriculum-vitæ synthètique

1.1 État civil

Nom, prénoms	BASARAB Adrian
Date et lieu de naissance	6 Octobre 1981 à Craiova (Roumanie)
Nationalité	Française
Situation actuelle	Maître de Conférences, Classe Normale
Établissement d'affectation	Université de Toulouse, Université Paul Sabatier Toulouse III
Équipe de recherche	Traitement et Compréhension d'Images, IRIT (UMR CNRS 5505)
Adresse professionnelle	118 Route de Narbonne 31062 TOULOUSE cedex 9 FRANCE
Téléphone professionnel	05 61 55 68 82
Courriel	adrian.basarab@irit.fr
Page web	http://www.irit.fr/~Adrian.Basarab/

1.2 Emplois occupés

Depuis 09/2009 **Maître de Conférences**
IRIT/UPS, Université de Toulouse

02/2009 – 07/2009 **Chercheur post-doctoral**
Université Catholique de Leuven, Belgique

09/2008 – 08/2009 **Attaché temporaire d'enseignement et de recherche**
IUT B Villeurbanne, département Génie Électrique - Creatis, Lyon, France

10/2004 – 09/2007 **Allocataire de Recherche**
Creatis, Lyon, France

10/2005 – 09/2008 **Moniteur de l'Éducation Nationale**
INSA - Institut National des sciences appliquées, Lyon, France

1.3 Parcours académique

Septembre 2008	**Doctorat de l'INSA de Lyon**
Spécialité	Images et Systèmes
Sujet	Estimation du mouvement dans des séquences d'images échographiques
Jury	Patrick Flandrin (Président, Directeur de Recherches CNRS, ENS Lyon)
	Alain Herment (Rapporteur, Directeur de Recherches INSERM, Pitié Salpétrière)
	Christian Jutten (Rapporteur, Professeur, INP Grenoble)
	Constantin Vertan (Rapporteur, Professeur, Polytechnique de Bucarest)
	Cristian Grava (Maître de Conférences, Université d'Oradea)
	Didier Vray (Professeur, INSA-Lyon)
	Vasile Buzuloiu (Directeur de thèse, Professeur, Polytechnique de Bucarest)
	Philippe Delachartre (Directeur de thèse, Professeur, INSA-Lyon)

Septembre 2005	**Master Recherche de l'INSA-Lyon**
Spécialité	Instrumentation, Système, Signal et Image
Mention	Très Bien
Stage de recherche	Creatis, Lyon, sur l'élastographie ultrasonore

Juillet 2005	**Diplôme d'ingénieur INSA-Lyon**
Département	Génie Electrique
Spécialité	Traitement du signal

1.4 Charges collectives à caractère pédagogique

Depuis 10/2015	**Membre invité du Conseil de Département "Informatique"**
	Faculté des Sciences et d'Ingénierie, Université Paul Sabatier (UPS)
Depuis 09/2015	**Co-responsable du parcours "Informatique graphique et analyse d'images"**
	Master "Informatique", UPS
Depuis 09/2012	**Responsable de l'Unité d'Enseignement "Traitement et l'analyse d'images"**
	1ière année, Master Informatique, UPS
Depuis 09/2012	**Responsable de l'Unité d'Enseignement "Traitement et analyse d'images"**
	2ième année, Master Informatique, UPS
Depuis 09/2013	**Responsable de l'Unité d'Enseignement "Imagerie médicale"**
	2ième année, Master International, INP-ENSEEIHT

1.5 Co-encadrements de stagiaires

03/2016 – 08/2016	**Duy Huynh**
Cursus	Master 2 Recherche Mathématiques Fondamentales et Applications, Université Paul Sabatier
Sujet	Techniques de super-résolution par apprentissage
03/2016 – 08/2016	**Thi Thanh Nguyen**
Cursus	Master 2 Recherche Mathématiques Fondamentales et Applications, Université Paul Sabatier
Sujet	Techniques de déconvolution aveugle en imagerie ultrasonore
03/2013 – 09/2013	**Ningning Zhao**
Cursus	Master International Electronic Systems for Embedded and Communicating Applications, INP-ENSEEIHT
Sujet	Techniques de déconvolution en imagerie ultrasonore
03/2013 – 09/2013	**Teodora Szasz**
Cursus	Université Technique de Cluj, Roumanie
Sujet	Techniques de formation de voies en imagerie ultrasonore
03/2011 – 09/2011	**Florian Douziech**
Cursus	Master 2 Radiophysique et Imagerie Médicale, Université Paul Sabatier
Sujet	Estimation du mouvement cardiaque en imagerie ultrasonore non-conventionnelle
Publications	1 conférence
03/2011 – 09/2011	**Fabien Vidal**
Cursus	Master 2 Radiophysique et Imagerie Médicale, Université Paul Sabatier
Sujet	Caractérisation du prolapsus par estimation du mouvement tissulaire
Publications	1 conférence
03/2010 – 09/2010	**Rémi Abbal**
Cursus	Master 2 informatique, Université Paul Sabatier
Sujet	Estimation du mouvement tissulaire par des signaux hypercomplexes
02/2009 – 08/2009	**Jessica Olivier**
Cursus	Master 2 Mathématiques Appliquées, Université de Rennes
Sujet	Images de déformation tissulaire en élastographie
Publications	1 conférence
02/2009 – 08/2009	**Tanguy Maltaverne**
Cursus	3ième année, INSA-Lyon
Sujet	Estimation du mouvement par le signal monogène
Publications	1 conférence
02/2009 – 08/2009	**Guillaume Zhand**
Cursus	3ième année INSA-Lyon
Sujet	Esimation spatio-temporelle du mouvement tissulaire
Publications	1 conférence

1.6 Co-encadrements de doctorants

Depuis 06/2016	**Jong Hoon Kim**
Établissement	University of Bristol
Financement	N/A
Co-direction	Alin Achim (60%)
Sujet	Supér-résolution en microscopie acoustique

Depuis 10/2015	**Nora Ouzir**
Établissement	INP Toulouse
Financement	Allocation de recherche
Co-direction	Jean-Yves Tourneret (50%)
Sujet	Estimation du mouvement cardiaque

Depuis 10/2015	**Rose Sfeir**
Établissement	Université Paul Sabatier
Financement	Allocation de recherche du Liban, co-tutelle
Co-direction	Denis Kouamé (33%), Bilal Chebaro (33%)
Sujet	Reconstruction tomographique en CBCT dentaire

Depuis 10/2014	**Ane Alberdi Aramendi**
Établissement	Université Mondragon
Financement	Bourse attribuée par l'Université de Mondragon
Co-direction	Asier Aztiria Goenaga (90%)
Sujet	Détection précoce de maladies dégénératives par des approches multimodales
Publications	2 articles

Depuis 10/2013	**Jérôme Michetti**
Établissement	Université Paul Sabatier
Financement	CHU Toulouse
Co-direction	Denis Kouamé (33%), Franck Diemer (33%)
Sujet	Segmentation du canal dentaire en imagerie CBCT
Publications	1 conférence, 1 prix national

Depuis 10/2013	**Ningning Zhao**
Établissement	INP Toulouse
Financement	China Scholarship Council
Co-direction	Denis Kouamé (33%), Jean-Yves Tourneret (33%)
Sujet	Déconvolution et segmentation ultrasonores
Publications	2 articles, 5 conférences

Depuis 10/2013	**Zhouye Chen**
Établissement	Université Paul Sabatier
Financement	China Scholarship Council
Co-direction	Denis Kouamé (50%)
Sujet	Déconvolution comprimée en imagerie ultrasonore
Publications	1 article, 3 conférences (dont 1 best student paper finalist)

Depuis 10/2013	**Teodora Szasz**
Établissement	Université Paul Sabatier
Financement	Allocation de recherche
Co-direction	Denis Kouamé (50%)
Sujet	Formation de voies en imagerie ultrasonore
Publications	1 article, 4 conférences

10/2010 – 11/2013	**Renaud Morin**
Établissement	Université Paul Sabatier
Financement	Bourse de la région Midi-Pyrénées
Co-direction	Stéphanie Bidon (33%), Denis Kouamé (33%)
Sujet	Amélioration de la résolution en imagerie ultrasonore
Situation actuelle	Chercheur post-doctoral à l'Université de Dundee
Publications	1 article, 4 conférences

10/2010 – 11/2013	**Rémi Abbal**
Établissement	Université Paul Sabatier
Financement	Allocation de recherche
Co-direction	Denis Kouamé (50%)
Sujet	Utilisation de signaux hypercomplexes en estimation du mouvement et recalage multimodal
Situation actuelle	Ingénieur Recherche et Développement chez Reactiv'IP - Smart Image Processing, Grenoble
Publications	3 conférences

1.7 Principaux enseignements

Cours, TD et TP en traitement du signal (signaux déterministes et aléatoires, filtrage, échantillonnage, processus de Poisson), traitement d'images (segmentation, restoration) et imagerie médicale (échographie, tomographie, résonance magnétique) dispensés en Master Informatique à l'Université Paul Sabatier et à l'INP-ENSEEIHT (département Electronique et Master International Electronic Systems for Embedded and Communicating Applications). En moyenne, 240 heure eq. TD par an.

1.8 Projets de recherche

2016-2017	**Projet ANR UMITA** (partenaire)
Financement	ANR MRSEI
Sujet	Ultrasound Medical Imaging : from Theory to Applications
Partenaires	Denis Kouamé (IRIT)
Budget	30 k€

2015-2018	**Projet EMUS** (coordinateur)
Financement	Labex CIMI
Sujet	Estimation du mouvement cardiaque en échocardiographie par des approches Bayesiennes
Partenaires	Jean Yves Tourneret (IRIT) Jérôme Fehrenbach (IMT)
Budget	30 k€

2015-2018	**Projet ARTE** (partenaire)
Financement	Labex CIMI
Sujet	Méthodes de traitement du signal inspirées de la physique quantique
Partenaires	Denis Kouamé (IRIT) Bertrand Georgeot (LPT)
Budget	30 k€

2011-2014	**Projet US-tagging** (partenaire)
Financement	ANR JCJC
Sujet	Estimation et suivi de structures en échocardiographie à partir d'images spécifiques dites à oscillations latérales
Partenaires	Laboratoire Creatis (Lyon) CHU de Lyon
Budget	205 k€

2011-2014	**Projet ARIMAGINUS** (partenaire)
Financement	PRES Toulouse et Région Midi-Pyrénées
Sujet	Traitement du signal et de l'image appliquée à l'augmentation de la résolution des échographies
Partenaires	Denis Kouamé (IRIT) Stéphanie Bidon (ISAE)
Budget	110 k€

2012-2013	**Trois projets UPS** (coordinateur)
Financement	Université Paul Sabatier
Sujet	Imagerie ultrasonore
Partenaires	N/A
Budget	3 k€ chacun

2011-2014	**Projet DosiTest** (partenaire)
Financement	PhysiCancer
Sujet	Intercomparision of clinical dosimetry approches in molecular radiotherapy
Partenaires	INSERM UMR 1037
	IRIT
	Institut de Cancérologie de l'Ouest
	Institut Claudius Rigaud
	CHU de Toulouse
	Instituto Europeo di Oncologia (Milan)
Budget	150 k€

1.9 Diffusion et vulgarisation des connaissances

03/2012 **Médiation scientifique**, "Les mathématiques au service de la santé", INP Toulouse
Coordination d'une action de vulgarisation à destination de 120 lycéens

03/2012 **Article de vulgarisation**, "The future of heart scanning", International Innovations
sur les résultats du projet ANR US-Tagging

1.10 Évaluations et expertises

- **Editeur associé** du journal Digital Signal Processing (Elsevier) (depuis Sept. 2015)
- **Membre nommé du Conseil National des Universités** (2012-2015, CNU 61)
- **Participation à des comités de sélection**
  - *04/2013* Université Claude Bernard, Lyon
  - *05/2013* INP, Toulouse
- **Activités de relecture**

Revues	IEEE Trans. Biomed. Eng., IEEE J. Sel. Topics Signal Process.,
	IEEE Trans. Image Process.,
	IEEE Trans. on Medical Imaging, IEEE Trans. on Signal Process.,
	IEEE Trans. on UFFC, IEEE Signal Process. Lett.,
	Ultrasonics, Ultrasound in Medecine and Biology
Congrès	IEEE ICASSP, IEEE ICIP, IEEE ISBI, IEEE EMBC, EUSIPCO,
	Colloques GRETSI

1.11 Activités d'animation de la recherche

Depuis 2015 **Membre élu du comité d'audition** de l'Ecole Doctorale Mathématiques, Informatique et Télécommunications de Toulouse

Depuis 2009 **Responsable du thème Imagerie Médicale** de l'axe stratégique Systèmes Informatiques pour la Santé et l'Autonomie de l'IRIT

2015, 2016 **Membre du Comité Technique** (TPC), EUSIPCO, Nice '15 et Budapest '16

08/2016 **Co-organisateur & co-chairman**, session spéciale à Eusipco, Budapest
"Recent advances in medical image restoration"

08/2015 **Co-organisateur & co-chairman**, session spéciale à Eusipco, Nice
"Recent advances in biomedical signal and image processing"

04/2014 **Co-organisateur & co-chairman**, session spéciale à CFA, Poitiers
"Acquisition comprimée en acoustique"

04/2013 **Co-organisateur & co-chairman**, session spéciale à IEEE ISBI, San Francisco
"Sparse representations and compressed sensing in medical ultrasound imaging"

06/2013 **Membre du comité local d'organisation** (avec Nicolas Dobigeon) du workshop "Optimization and Statistics in Image Processing"

11/2014 **Co-organisateur & co-chairman**, Réunion GdR ISIS et Stic-Santé, Lyon
"Sparse representations, compressed sensing and medical imaging"

11/2013 **Co-organisateur**, Réunion Stic-Santé, Toulouse
"Cerveau et systèmes informatiques "

11/2012 **Co-organisateur & co-chairman**, Réunion GdR ISIS et Stic-Santé, Paris
"Sparse representations, compressed sensing and medical imaging"

1.12 Collaborations scientifiques

Figurent ci-dessous les collaborateurs (non doctorants) les plus significatifs et co-auteurs d'une ou plusieurs communications en conférence ou en revues (soumises ou publiées).

- **Internationales**
  - Alin Achim (University of Bristol)
  - Martino Alessandrini (University of Bologna)
  - Jan D'hooge (KU Leuvent)
  - Cristian Grava (University of Oradea)
  - Andrej Lyshchik (Thomas Jefferson University Hospital)
  - Jonathan Mamou (Riverside Research institut)
  - Panagiotis Tsakalides (University of Crete)
  - Mircea-Florin Vaida (Technical University of Cluj)

- **Nationales**
  - Olivier Bernard (Creatis, Lyon)
  - Stéphanie Bidon (ISAE-ENSICA)
  - Philippe Delachartre (Creatis, Lyon)
  - Nicolas Dobigeon (INP-ENSEEIHT)
  - Denis Friboulet (Creatis, Lyon)
  - Denis Kouamé (IRIT)
  - Hervé Liebgott (Creatis, Lyon)
  - Jean-Yves Tourneret (INP-ENSEEIHT)

1.13 Prix et distinctions

Depuis 2012 **Titulaire de la PES** (Prime d'Excellence Scientifique)

2016 **Prix Paul Calas**, pour un résultat de la thèse de J. Michetti

2015 **Finaliste**, Student Paper Contest, IEEE Ultrasonics Symposium

1.14 Bilan synthétique des publications

	total		2016	2015	2014	2013	2012	2011	2010	2009	2008	2007	2006
RI	23	=	7	4	1	1	1		3	4	2		
RN	2	=				1		1					
CI	52	=	6	6	5	4	8	4	6	5	2	4	2
CN	5	=		1		1		2				1	

RI : revue internationale, RN : revue nationale, CI : conférence internationale, CN : conférence nationale.

Articles de journaux internationaux

[JI1] Z. Chen, A. Basarab, and D. Kouamé, "Reconstruction of Enhanced Ultrasound Images From Compressed Measurements Using Simultaneous Direction Method of Multipliers," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 2016.

[JI2] A. Alberdi Aramendi, A. Aztiria, and A. Basarab, "On the early diagnosis of Alzheimer's Disease from multimodal signals : A survey," *Artificial Intelligence in Medicine*, 2016.

[JI3] N. Zhao, Q. Wei, A. Basarab, N. Dobigeon, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Fast Single Image Superresolution using a New Analytical Solution for l2-l2 Problems," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 8, pp. 3683–3697, août 2016.

[JI4] N. Zhao, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Joint Segmentation and Deconvolution of Ultrasound Images Using a Hierarchical Bayesian Model based on Generalized Gaussian Priors," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 25, no. 8, pp. 3736–3750, août 2016.

[JI5] A. Alberdi Aramendi, A. Aztiria, and A. Basarab, "Towards an automatic early stress recognition system for office environments based on multimodal measurements : A review," *Journal of Biomedical Informatics*, vol. 59, pp. 49–75, février 2016. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/15050/

[JI6] T. Szasz, A. Basarab, and D. Kouamé, "Strong reflector-based beamforming in ultrasound medical imaging," *Ultrasonics*, vol. 66, pp. 111–124, mars 2016.

[JI7] Z. Chen, A. Basarab, and D. Kouamé, "Compressive deconvolution in medical ultrasound imaging," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 35, no. 3, pp. 728–737, mars 2016.

[JI8] A. Achim, A. Basarab, G. Tzagkarakis, P. Tsakalides, and D. Kouamé, "Reconstruction of ultrasound RF echoes modelled as stable random variables," *IEEE Transactions on Computational Imaging*, vol. 1, no. 2, pp. 86–95, juin 2015. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/14970/

[JI9] L. Wang, A. Basarab, P. Girard, P. Croisille, P. Clarysse, and P. Delachartre, "Analytic signal phase-based myocardial motion estimation in tagged MRI sequences by a bilinear model and motion compensation," *Medical Image Analysis*, vol. 24, no. 1, pp. 149–162, août 2015.

[JI10] R. Morin, A. Basarab, S. Bidon, and D. Kouamé, "Motion Estimation-Based Image Enhancement in Ultrasound Imaging," *Ultrasonics*, vol. 60, pp. 19–26, juillet 2015. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/14818/

[JI11] M. Ploquin, A. Basarab, and D. Kouamé, "Resolution enhancement in medical ultrasound imaging," *Journal of Medical Imaging*, vol. 2, no. 1, pp. 1–12, mars 2015.

[JI12] M. Alessandrini, A. Basarab, L. Boussel, X. Guo, A. Serusclat, D. Friboulet, D. Kouamé, O. Bernard, and H. Liebgott, "A New Technique for the Estimation of Cardiac Motion in Echocardiography Based

on Transverse Oscillations : a preliminary evaluation in silico and a feasibility demonstration in vivo," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 33, no. 5, pp. 1148–1162, mai 2014. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12909/

[JI13] M. Alessandrini, A. Basarab, H. Liebgott, and O. Bernard, "Myocardial Motion Estimation from Medical Images Using the Monogenic Signal," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 22, no. 3, pp. 1084–1095, mars 2013. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12331/

[JI14] C. Quinsac, A. Basarab, and D. Kouamé, "Frequency domain compressive sampling for ultrasound imaging," *Advances in Acoustics and Vibration, Advances in Acoustic Sensing, Imaging, and Signal Processing*, vol. 12, pp. 1–16, 2012. [Online]. Available : http://www.hindawi.com/journals/aav/2012/231317/

[JI15] A. Marion, W. Aoudi, A. Basarab, P. Delachartre, and D. Vray, "Blood flow evaluation in high-frequency, 40 MHz imaging : a comparative study of four vector velocity estimation methods," *Ultrasonics*, vol. 50, no. 7, pp. 683–690, juin 2010.

[JI16] H. Liebgott, A. Basarab, P. Gueth, D. Friboulet, and P. Delachartre, "Transverse oscillations for tissue motion estimation," *Ultrasonics*, vol. 50, no. 6, pp. 548–555, juin 2010.

[JI17] B. Touil, A. Basarab, P. Delachartre, O. Bernard, and D. Friboulet, "Analysis of motion tracking in echocardiographic image sequences : influence of system geometry and point-spread function," *Ultrasonics*, vol. 50, no. 3, pp. 373–386, mars 2010.

[JI18] F. Duboeuf, A. Basarab, H. Liebgott, E. Brusseau, P. Delachartre, and D. Vray, "Investigation of PVA cryogel Young's modulus stability with time, controlled by a simple reliable technique," *Medical Physics*, vol. 36, no. 2, pp. 656–661, février 2009.

[JI19] A. Basarab, A. Lyshchik, C. Grava, V. Buzuloiu, and P. Delachartre, "Ultrasound image sequence registration and its application for thyroid nodular disease," *Journal of Signal Processing Systems*, vol. 55, no. 1-3, pp. 127–137, avril 2009.

[JI20] A. Basarab, H. Liebgott, and P. Delachartre, "Analytic estimation of subsample spatial shift using the phases of multidimensional analytic signals," *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 18, no. 2, pp. 440–447, janvier 2009.

[JI21] A. Basarab, P. Gueth, H. Liebgott, and P. Delachartre, "Phase-based block matching applied to motion estimation with unconventional beamforming strategies," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, vol. 56, no. 5, pp. 945–957, mai 2009.

[JI22] A. Basarab, H. Liebgott, F. Morestin, A. Lyshchik, T. Higashi, R. Asato, and P. Delacharte, "A method for vector displacement estimation with ultrasound images and its application for thyroid nodular disease," *Medical Image Analysis*, vol. 12, no. 3, pp. 259–274, 2008.

[JI23] H. Liebgott, A. Basarab, P. Gueth, C. Cachard, and P. Delachartre, "Lateral RF image synthesis using a synthetic aperture imaging technique," *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, vol. 55, no. 9, pp. 2097–2103, septembre 2008.

Articles de journaux nationaux

[JN1] M. Alessandrini, O. Bernard, A. Basarab, and H. Liebgott, "Multiscale optical flow computation from the monogenic signal," *IRBM (Ingénierie et Recherche BioMédicale)*, vol. 34, pp. 33–37, février 2013. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12405/

[JN2] A. Basarab, P. Clarysse, T. Arts, C. Cachard, P. Croisille, and P. Delachartre, "Estimation de mouvement par décalage de phase et maillage déformable appliquée à des séquences cardiaques d'IRM marquées," *Traitement du Signal*, vol. 28, no. 6, pp. 643–663, 2011.

Chapitres de livre

[CH1] M. Alessandrini, A. Basarab, O. Bernard, and P. Delachartre, "Phase-Based Heart Motion Estimation in Multimodality Cardiac Imaging," in *Multi-Modality Cardiac Imaging*, C. Patrick and D. Friboulet, Eds. http ://www.wiley.com : John Wiley and Sons, juin 2015, p. (on line). [Online]. Available : http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/9781118574362.ch6/summary

[CH2] ——, "Estimation du mouvement du coeur basée sur la phase en imagerie cardiaque multimodalités," in *Traitement et analyse d'images cardiaques*, H. Science, Ed. http ://www.editions-hermes.fr/ : Lavoisier, 2015, pp. 221–248. [Online]. Available : http://editions.lavoisier.fr/medecine/traitement-et-analyse-d-images-cardiaques/clarysse/hermes-science-publications/traite-ic2/livre/9782746246843

[CH3] D. Vray, E. Brusseau, V. Detti, F. Varray, A. Basarab, O. Beuf, O. Basset, C. Cachard, H. Liebgott, and P. Delachartre, "Imagerie Ultrasonore," in *Imagerie Médicale à Base de Champs Magnétiques et d'Ultrasons*, H. Fanet, Ed. http ://www.editions-hermes.fr/ : Hermès, avril 2014, p. (en ligne). [Online]. Available : https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00976660/

[CH4] ——, "Ultrasound Medical Imaging," in *Medical Imaging Based on Magnetic Fields and Ultrasounds*, H. Fanet, Ed. http ://www.wiley.com : John Wiley and Sons, mars 2014, p. (on line). [Online]. Available : http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/9781118761236.ch1/summary

Articles de conférences internationales

[CI1] N. Zhao, Q. Wei, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Blind Deconvolution of Medical Ultrasound Images Using a Parametric Model for the Point Spread Function (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Tours, France, 18/09/2016-21/09/2016*, 2016.

[CI2] T. Szasz, A. Basarab, and D. Kouamé, "Beamforming of ultrasound images modelled as stable random variables (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Tours, France, 18/09/2016-21/09/2016*, 2016.

[CI3] J.-H. Kim, A. Basarab, P. Hill, D. Bull, D. Kouamé, and A. Achim, "Ultrasound image reconstruction from compressed measurements using approximate message passing (regular paper)," in *European Signal and Image Processing Conference (EUSIPCO), Budapest, Hungary, 29/08/2016-02/09/2016.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, 2016.

[CI4] P. Hill, J.-H. Kim, A. Basarab, D. Kouamé, D. Bull, and A. Achim, "Compressive imaging using approximate message passing and a Cauchy prior in the wavelet domain (regular paper)," in *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Phoenix, Arizona, USA, 25/09/2016-28/09/2016.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, 2016.

[CI5] N. Zhao, Q. Wei, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Super-resolution of medical ultrasound images using a fast algorithm (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, Prague, 13/04/2016-16/04/2016.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, avril 2016, pp. 473–476.

[CI6] T. Szasz, A. Basarab, M.-F. Vaida, and D. Kouamé, "Elastic-net based beamforming in medical ultrasound imaging (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, Prague, 13/04/2016-16/04/2016.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, avril 2016, pp. 477–480.

[CI7] Z. Chen, A. Basarab, and D. Kouamé, "Joint compressive sampling and deconvolution in ultrasound medical imaging (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Taipei, Taiwan, 21/10/2015-24/10/2015.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2015, pp. 1–4, (distinction décernée : Best student paper finalist).

[CI8] J. Michetti, A. Basarab, M. Tran, F. Diemer, and D. Kouamé, "Cone-Beam Computed Tomography contrast validation of an artificial periodontal phantom for use in endodontics (regular paper)," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference (EMBC), Milano, Italy, 25/08/2015-29/08/2015.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, août 2015, pp. 7905–7908.

[CI9] Z. Chen, A. Basarab, and D. Kouamé, "A simulation study on the choice of regularization parameter in l2-norm ultrasound image restoration (regular paper)," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*

Conference (EMBC), Milano, Italy, 25/08/2015-29/08/2015. http ://www.ieee.org/ : IEEE, août 2015, pp. 6346–6349.

[CI10] Z. Chen, N. Zhao, A. Basarab, and D. Kouamé, "Ultrasound compressive deconvolution with lp-norm prior (regular paper)," in *European Signal and Image Processing Conference (EUSIPCO), Nice, France, 31/08/2015-04/09/2015.* http ://www.eurasip.org/ : EURASIP, septembre 2015, pp. 2841–2845, (Conférencier invité).

[CI11] M. Alessandrini, A. Basarab, M. De Craene, M. Sermesant, H. Liebgott, O. Bernard, and J. D'Hooge, "The role of the image phase in cardiac imaging : recent advances and assessment of a new evaluation pipeline (regular paper)," in *European Signal and Image Processing Conference (EUSIPCO), Nice, France, 31/08/2015-04/09/2015.* http ://www.eurasip.org/ : EURASIP, septembre 2015, pp. 2846–2850, (Conférencier invité). [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/14906/

[CI12] N. Zhao, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Joint Bayesian Deconvolution And Point Spread Function Estimation For Ultrasound Imaging (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, New York, 16/04/2015-19/04/2015.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, avril 2015, pp. 235–238.

[CI13] A. Basarab, C. Quinsac, J.-M. Girault, and D. Kouamé, "Compressive-Sensing-based Multidimensional Doppler signal analysis for fetal activity monitoring (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Chicago, 03/09/2014-06/09/2014.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2014, pp. 1073–1076. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/13081/

[CI14] T. Szasz, A. Basarab, M. F. Vaida, and D. Kouamé, "Beamforming with sparse prior in ultrasound medical imaging (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Chicago, 03/09/2014-06/09/2014.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2014, pp. 1077–1080. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/13080/

[CI15] N. Zhao, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Restoration of Ultrasound Images Using A Hierarchical Bayesian Model with A Generalized Gaussian Prior (regular paper)," in *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Paris, France, 27/10/2014-30/10/2014.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2014, pp. 4577–4581.

[CI16] A. Achim, A. Basarab, G. Tzagkarakis, P. Tsakalides, and D. Kouamé, "Reconstruction of Compressively Sampled Ultrasound Images Using Dual Prior Information (regular paper)," in *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Paris, France, 27/10/2014-30/10/2014.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2014, pp. 1283–1286.

[CI17] A. Basarab, A. Achim, and D. Kouamé, "Medical ultrasound image reconstruction using compressive sampling and lp norm minimization (regular paper)," in *SPIE Medical Imaging, San Diego, USA, 15/02/2014-20/02/2014.* http ://spie.org : SPIE - Medical Imaging, février 2014, p. (electronic medium). [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12733/

[CI18] R. Morin, S. Bidon, A. Basarab, and D. Kouamé, "Semi-Blind Deconvolution for Resolution Enhancement in Ultrasound Imaging (regular paper)," in *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Melbourne, Australia, 15/09/2013-18/09/2013.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2013, pp. 1413–1417. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12460/

[CI19] M. Alessandrini, A. Basarab, H. Liebgott, and O. Bernard, "Cardiac motion assessement from echocardiographic image sequences by means of the structure multivector (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Prague, 21/07/13-25/07/13*. http ://www.ieee.org/ : IEEE, juillet 2013, pp. 1541–1544. [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12454/

[CI20] A. Basarab, H. Liebgott, O. Bernard, D. Friboulet, and D. Kouamé, "Medical ultrasound image reconstruction using distributed compressive sampling (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, San Francisco, 07/04/2013-11/04/2013*, and, Ed. http ://www.ieee.org/ : IEEE, avril 2013, pp. 628–631, (Conférencier invité). [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12355/

[CI21] M.-P. Garcia, M. Bardiès, H. Der Sarkissian, E. Mckay, L. Ferrer, H. Batatia, A. Basarab, J.-Y. Tourneret, and D. Kouamé, "TestDose : a SPECT image generator for clinical dosimetry studies (regular paper)," in *SPIE Medical Imaging, Orlando, 09/02/2013-14/02/2013*, and, Ed. http ://spie.org : SPIE - Medical Imaging, février 2013, p. (on line). [Online]. Available : http://dx.doi.org/10.1117/12.2007840-http://oatao.univ-toulouse.fr/12332/

[CI22] H. Liebgott, A. Basarab, D. Kouamé, O. Bernard, and D. Friboulet, "Compressive sensing in medical ultrasound (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Dresden, Germany, 07/10/2012-10/10/2012*. http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2012, pp. 1938–1943, (Conférencier invité).

[CI23] A. Basarab, R. Abbal, M.-C. Ureche, and D. Kouamé, "MR-ultrasound imaging registration using 2D spatial phase images (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Dresden, Germany, 07/01/2012-10/10/2012*. http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2012, pp. 1702–1705.

[CI24] A. Basarab, D. Vray, and D. Kouamé, "Monogenic orientation-based blood flow estimation in high-frequency ultrasound imaging (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonics Symposium, Dresden, Germany, 07/10/2012-10/10/2012*. http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2012, pp. 342–345.

[CI25] M. Alessandrini, H. Liebgott, A. Basarab, P. Clarysse, and O. Bernard, "Monogenic signal for cardiac motion analysis from tagged magnetic resonance image sequences (regular paper)," in *Computing in Cardiology, Cracovie, Pologne, 09/09/2012-12/09/2012*. http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2012, pp. 685–688.

[CI26] N. Dobigeon, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Regularized Bayesian compressed sensing in ultrasound imaging (regular paper)," in *European Signal and Image Processing Conference (EUSIPCO), Bucharest, Romania, 27/08/2012-31/08/2012*. http ://www.eurasip.org/ : EURASIP, août 2012, pp. 2600–2604.

[CI27] R. Abbal, A. Basarab, and D. Kouamé, "3D Transalation estimation using the monogenic orientation vector (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro , Barcelona, 02/05/2012-05/05/2012*. http ://www.ieee.org/ : IEEE, mai 2012, pp. 1591–1594.

[CI28] R. Morin, A. Basarab, and D. Kouamé, "Alternating Direction Method of Multipliers Framework for Super-Resolution in Ultrasound Imaging (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro , Barcelona, Spain, 02/05/2012-05/05/2012*. http ://www.ieee.org/ : IEEE, mai 2012, pp. 1595–1598.

[CI29] R. Morin, A. Basarab, M. Ploquin, and D. Kouamé, "Post-Processing Multiple-Frame Super-Resolution in Ultrasound Imaging (regular paper)," in *SPIE Medical Imaging, Town and Country Resort and Convention*

Center (San Diego), California, USA, 04/02/2012-09/02/2012, vol. 8320. http ://spie.org : SPIE - Medical Imaging, février 2012, p. (on line). [Online]. Available : http://dx.doi.org/10.1117/12.910711

[CI30] C. Quinsac, N. Dobigeon, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret, "Bayesian compressed sensing in ultrasound imaging (regular paper)," in *IEEE International Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP), Puerto Rico, 13/12/2011-16/12/2011.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, décembre 2011, pp. 101–104, (Conférencier invité).

[CI31] F. Douziech, H. Liebgott, O. Bernard, and A. Basarab, "Affine phase based motion estimation applied to echocardiography (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, Orlando, 18/10/2011-21/10/2011.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2011, pp. 736–739.

[CI32] C. Quinsac, F. De Vieilleville, A. Basarab, and D. Kouamé, "Compressed sensing of ultrasound single-orthant analytical signals (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, Orlando, 18/10/2011-21/10/2011.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2011, pp. 1419–1422.

[CI33] A. Basarab, F. Vidal, R. Abbal, P. Delachartre, C. Vayssiere, P. Léguevaque, and D. Kouamé, "Motion estimation in ultrasound imaging applied to the diagnostic of pelvic floor disorders (regular paper)," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference (EMBC), Boston, 30/08/2011-03/09/2011.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, août 2011, pp. 8058–8061.

[CI34] M. Djeddi, A. Ouahabi, H. Batatia, A. Basarab, and D. Kouamé, "Discrete wavelet for multifractal texture classification : application to medical ultrasound imaging (regular paper)," in *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Hong Kong, 26/09/2010-29/09/2010.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2010, pp. 637–640.

[CI35] J. Olivier, A. Basarab, A. Lyshchik, and P. Delachartre, "A 2D least square differentiation filter for tensorial elastography (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, San Diego, 11/01/2010-14/10/2010.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2010, pp. 1624–1627.

[CI36] C. Quinsac, A. Basarab, J.-M. Gregoire, and D. Kouamé, "3D compressed sensing ultrasound imaging (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, San Diego, 11/10/2010-14/10/2010.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2010, pp. 363–366.

[CI37] F. De Vieilleville, A. Basarab, D. Kouamé, and V. Lobjois, "Lightsheet fluorescence microscopy images deblurring with background estimation (regular paper)," in *IEEE Workshop on Signal Processing Systems, San Francisco, 06/10/2010-08/10/2010.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2010, pp. 254–259.

[CI38] C. Quinsac, A. Basarab, J.-M. Girault, and D. Kouamé, "Compressed sensing of ultrasound images : sampling of spatial and frequency domains (regular paper)," in *IEEE Workshop on Signal Processing Systems, San Francisco, 06/10/2010-08/10/2010.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2010, pp. 231–236.

[CI39] T. Maltaverne, P. Delachartre, and A. Basarab, "Motion estimation using the monogenic sinal applied to ultrasound elastography (regular paper)," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference (EMBC), Buenos aires, 01/09/2010-04/09/2010.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2010, pp. 33–36.

[CI40] A. Marion, W. Aoudi, A. Basarab, P. Delachartre, and D. Vray, "A comparative study of four vector velocity estimation methods applied to flow imaging (regular paper)," in *International Congress on Ultrasonics (ICU), Santiago (Chile), 11/01/2009-17/01/2009*, vol. 3, no. 1, janvier 2009, pp. 225–233, (Conférencier invité).

[CI41] H. Liebgott, A. Basarab, P. Gueth, D. Friboulet, and P. Delachartre, "Transverse oscillations for tissue motion estimation (regular paper)," in *International Congress on Ultrasonics (ICU), Santiago (Chile), 11/01/2009-17/01/2009*, vol. 3, no. 1, janvier 2009, pp. 235–244, (Conférencier invité).

[CI42] G. Zahnd, A. Basarab, H. Liebgott, O. Basset, and P. Delachartre, "Real-time specific beamforming applied to motion trajectory estimation in ultrasound imaging (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, Rome, 21/09/2009-23/09/2009.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2009, pp. 1–4.

[CI43] B. Touil, A. Basarab, O. Bernard, and D. Friboulet, "Influence of system geometry on motion tracking in echocardiographic image sequences (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro , Massachussetts, 28/06/2009-01/07/2009.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, juillet 2009, pp. 1150–1153.

[CI44] H. Liebgott, A. Ben Salem, A. Basarab, H. Gao, P. Claus, J. D'Hooge, P. Delachartre, and D. Friboulet, "Tangential sound field oscillations for 2D motion estimation in echocardiography (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, Rome, 23/09/2009-25/09/2009.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, septembre 2009, pp. 498–501.

[CI45] H. Liebgott, A. Basarab, S. Marincas, O. Bernard, and D. Friboulet, "Tangential oscillations for motion estimation in echocardiography (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, Beijing, 02/11/2008-05/11/2008.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, novembre 2008, pp. 1761–1764.

[CI46] A. Basarab, A. Lyshchik, and P. Delachartre, "Multi-frame motion estimation for freehand elastography and its application to thyroid tumor imaging (regular paper)," in *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro , Paris, 14/05/2008-17/05/2008.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, mai 2008, pp. 532–535.

[CI47] P. Gueth, A. Basarab, H. Liebgott, and P. Delachartre, "Beamforming techniques for motion estimation in ultrasound elastography (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, New York, 28/10/2007-31/10/2007.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2007, pp. 1953–1956.

[CI48] F. Duboeuf, H. Liebgott, A. Basarab, E. Brusseau, P. Delachartre, and D. Vray, "Static mechanical assessment of elastic Young's modulus of tissue mimicking materials used for medical imaging (regular paper)," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference (EMBC), Lyon, 23/08/2007-26/08/2007.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, août 2007, pp. 3450–3453.

[CI49] A. Basarab, P. Gueth, H. Liebgott, and P. Delachartre, "Two-dimensional least-squares estimation for motion tracking in ultrasound elastography (regular paper)," in *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference (EMBC), Lyon, 23/08/2007-26/08/2007.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, août 2007, pp. 2155–2158.

[CI50] A. Basarab, A. Walid, H. Liebgott, D. Vray, and P. Delachartre, "Parametric deformable block matching for ultrasound imaging (regular paper)," in *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), San Antonio, 16/09/2007-19/09/2007.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, novembre 2007, pp. 429–432.

[CI51] H. Liebgott, A. Basarab, D. Loizeau, J. Wilhjelm, J. Jensen, and P. Delachartre, "Improved Beamforming for Lateral Oscillations in Elastography Using Synthetic Aperture Imaging (regular paper)," in *IEEE International Ultrasonic Symposium, Vancouver, 03/10/2006-06/10/2006.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, octobre 2006, pp. 2168–2171.

[CI52] A. Basarab, H. Liebgott, C. Grava, and P. Delachartre, “Two-dimensional sub-sample estimation using plane phase fitting (regular paper),” in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), Toulouse, 15/05/2006-19/05/2006.* http ://www.ieee.org/ : IEEE, mai 2006, pp. 1152–1155.

Articles de conférences nationales

[CN1] T. Szasz, A. Basarab, and D. Kouamé, "Formation de voies avec renforcement des échos forts en imagerie ultrasonore (regular paper)," in *Groupe de Recherche et d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI), Lyon, 08/09/2015-11/09/2015.* http ://www.traitementdusignal.fr/ : GRETSI CNRS, septembre 2015, p. (support électronique).

[CN2] R. Morin, S. Bidon, A. Basarab, and D. Kouamé, "Amélioration de la résolution des images ultrasonores en mode B par déconvolution semi-aveugle (regular paper)," in *Groupe de Recherche et d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI), Brest, 03/09/2013-06/09/2013.* http ://www.traitementdusignal.fr/ : GRETSI CNRS, septembre 2013, p. (support électronique). [Online]. Available : http://oatao.univ-toulouse.fr/12468/

[CN3] C. Quinsac, N. Dobigeon, A. Basarab, J.-Y. Tourneret, and D. Kouamé, "Echantillonnage compressé Bayésien en imagerie ultrasonore (regular paper)," in *Groupe de Recherche et d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI), Bordeaux, France, 05/09/2011-08/09/2011.* http ://www.traitementdusignal.fr/ : GRETSI CNRS, 2011, p. (support électronique).

[CN4] R. Abbal, A. Basarab, and D. Kouamé, "Estimation de décalages subpixéliques en imagerie ultrasonore (regular paper)," in *Symposium sur l'Ingénierie de l'Information Médicale, Toulouse, 09/06/2011-10/06/2011.* http ://www.irit.fr : IRIT Press, 2011, p. (en ligne). [Online]. Available : http://www.irit.fr/SIIM/SIIM2011-10.pdf

[CN5] A. Basarab, C. Grava, V. Buzuloiu, and P. Delachartre, "Estimation de décalages subpixéliques par ajustement de la phase des signaux complexes (regular paper)," in *Groupe de Recherche et d'Etudes du Traitement du Signal et des Images (GRETSI), Troyes, 11/09/2007-14/09/2007.* http ://www.traitementdusignal.fr/ : GRETSI CNRS, septembre 2007, pp. 149–152.

Deuxième partie

Résumé des travaux de recherche

Cadre général des travaux

1.15 Travaux de thèse

Cette partie est consacrée à une courte description des travaux qui m'ont été confiés lors de ma thèse soutenue en octobre 2008 et dirigée par Philippe Delachartre. Ce travail de thèse effectué au laboratoire Creatis de l'INSA de Lyon a concerné la mise en oeuvre de méthodes d'estimation du mouvement tissulaire appliquée à l'élastographie ultrasonore.

L'objectif de l'élastographie est de fournir aux cliniciens des informations quantitatives sur l'élasticité des tissus, généralement accessibles uniquement qualitativement par simple palpation. Son principe consiste à appliquer une contrainte mécanique sur les tissus examinés, à travers la propagation d'ondes de cisaillement ou en les compressant directement avec la sonde échographique. Le deuxième cas, qui a fait l'objet de mes travaux de thèse, fait l'objet de l'élastographie statique.

Une série temporelle d'images ultrasonores est acquise pendant le processus de déformation des tissus. Afin de remonter aux propriétés locales d'élasticité, une étape d'estimation du mouvement tissulaire est nécessaire et constitue une tâche difficile à cause de la complexité des déformations et de la finesse d'estimation nécessaire. Nous avons proposé deux approches complémentaires pour l'analyse des ces séries temporelles d'images. La première approche consiste à utiliser un modèle bilinéaire pour localement contrôler la déformation des tissus [BLM+08]. Cette méthode, étendue à un modèle spatio-temporel en [BLG+09], a été appliquée avec succès sur des séries d'images échographiques *in vivo* acquises sur des patients présentant des tumeurs thyroïdiennes.

Notre deuxième contribution a consisté à exploiter la phase spatiale des images ultrasonores. Ceci nous a permis d'estimer, à partir de signaux faiblement échantillonnés, des déplacements très faibles avec une précision sub-pixélique [BLD09, BGLD09]. Cet axe de recherche a été poursuivi après la thèse en exploitant d'autres approches d'extraction de la phase spatiale, dans un cadre applicatif différent.

1.16 Thématiques de recherche actuelle

Suite à mes travaux de thèse et à un séjour postdoctoral à l'Université Catholique de Leuven, j'ai poursuivi mes activités de recherche en imagerie médicale, essentiellement en imagerie ultrasonore et dans une moindre mesure en imagerie par résonance magnétique et en tomographie par rayons X. Ces activités s'inscrivent au laboratoire IRIT dans l'équipe Traitement et Compréhension d'Images. Les algorithmes de traitement développés concernent l'ensemble de la chaine de formation des images ultrasonores, des données brutes issues des capteurs (la sonde échographique) aux flux vidéos d'images mode B disponibles sur tout échographe et analysés en routine médicale.

Mes domaines de recherche sont organisés autour de deux sujets. Le premier concerne l'estimation du mouvement cardiaque avec comme spécificité la prise en compte de la phase spatiale des images. Il se place ainsi dans la continuité

des travaux de thèse et de post-doctorat. Le Chapitre 2 regroupe les principales méthodes proposées, validées par des résultats sur des données de simulation et *in vivo*.

La reconstruction d'images représente le deuxième sujet de recherche auquel je m'intéresse. Il concerne principalement la résolution de problèmes inverses rencontrés en imagerie ultrasonore. Ces problèmes se posent lorsqu'une grandeur d'intérêt (dans notre cas une image) $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N\times 1}$ n'est pas directement observable mais doit être estimée à partir de mesures $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{M\times 1}$ qui sont généralement bruitées en pratique. Avant d'inverser le problème, *i.e.* estimer $\mathbf{x}$ à partir de $\mathbf{y}$, un modèle direct qui lie les observations aux grandeurs d'intérêt doit être établi. Cette transformation, notée T en (1.1), permet de modéliser le processus physique qui conduit aux mesures.

$$\mathbf{y} = T(\mathbf{x}) \tag{1.1}$$

Dans le cas où T est connue, les problèmes inverses rencontrés en reconstruction d'images sont souvent mal posés et n'admettent par conséquent pas une solution unique. Si T est partiellement connue, à travers par exemple d'un modèle paramétrique, le problème d'estimation est appelé myope ou semi-aveugle. En absence d'un tel modèle, l'estimation est appelée aveugle et représente le cas le plus défavorable. Alors que nous avons abordé les trois cas de figures, nous avons essentiellement concentré nos efforts sur la résolution de problèmes inverses dans le cas où T est connue ou peut être pré-estimée à partir des mesures en englobant des connaissances *a priori* sur l'imageur.

Les Chapitres 3 et 4 résument nos contributions en reconstruction d'images ultrasonores. En fonction de l'objectif visé et du niveau où se place le problème de reconstruction dans la chaine de formation des images ultrasonores, le modèle direct a été formalisé de plusieurs façons différentes.

Afin de permettre une réduction des données et/ou d'accélérer la cadence d'images, nous avons eu recours à l'échantillonnage compressif. Ces travaux résumés dans le Chapitre 3 reposent sur une transformée T correspondant à la multiplication par une matrice rectangulaire ($M << N$) formée de vecteurs aléatoires.

Le Chapitre 4 regroupent nos travaux sur l'amélioration de la qualité des images ultrasonores. Deux domaines de recherche ont été abordés. Le premier concerne la formation des images radiofréquences à partir des signaux multi-dimensionnels fournis par les capteurs multi-éléments constituant la sonde échographique. Dans ce contexte, nous avons proposé un modèle direct modélisant la formation des voies en imagerie ultrasonore, et l'avons inversé en utilisant des *a priori* statistiques de parcimonie. La deuxième recherche part du principe que la qualité des images ultrasonores est limitée par les défauts physiques liés à l'imageur et à la physique de propagation des ondes. Ces défauts ont été modélisés par la convolution avec une réponse impulsionnelle spatialement invariante. Afin d'inverser le modèle direct résultant, très répandu en traitement d'images, nous avons proposé des méthodes innovantes adaptées à l'imagerie ultrasonore.

Dans tous les cas, la reconstruction d'images a été formalisée comme un problème d'optimisation numérique, que nous avons résolu par des approches variationnelles ou par inférence Bayésienne. Une des spécificité de nos travaux a été de considérer conjointement des problèmes d'inversion distinctes, comme par exemple l'échantillonnage compressif et la déconvolution ou la déconvolution conjointe à la segmentation d'images. Nous avons pu ainsi montrer que la dépendance mutuelle de ces problèmes est mieux exploitée en les résolvant conjointement que séquentiellement ou séparément.

Chapitre 2

Estimation du mouvement tissulaire

2.1 Introduction

L'estimation du mouvement tissulaire est un sujet de recherche très actif, avec de nombreuses applications telles que l'élastographie, dont l'objectif est de proposer aux cliniciens des informations quantitatives sur l'élasticité des tissus, l'estimation ou la compensation du mouvement respiratoire ou l'analyse et le traitement d'images du cœur dans diverses modalités.

Alors que ma thèse de doctorat a porté sur l'élastographie statique de la thyroïde [Bas08], j'ai depuis poursuivi cet axe de recherche dans un cadre applicatif différent, à savoir l'imagerie dynamique du cœur. Toujours un des domaines d'application les plus actifs en imagerie médicale, l'imagerie cardiaque multitemporelle se propose de répondre à des questions encore ouvertes sur le fonctionnement normal du cœur et sur les modifications engendrées par des pathologies. L'estimation automatique du mouvement du myocarde, et *a fortiori* de sa déformation locale au cours d'un cycle cardiaque, est notamment un des principaux indicateurs sur les maladies cardiaques. Plus précisément, il s'agit, pour une série d'images acquises au cours du temps, d'estimer le mouvement spatial de chaque pixel. En utilisant un développement en série Taylor à l'ordre 1, rendu possible par l'hypothèse de conservation de l'intensité lumineuse d'un pixel au cours du temps et en considérant des faibles déplacements entre deux instants d'acquisition successifs, le modèle direct permettant de modéliser les champs de mouvement s'écrit :

$$\begin{aligned} i(x,y,t) &= i(x+d_1(x,y), y+d_2(x,y), t+d_t) \\ &= i(x,y,t) + d_1(x,y)\frac{\partial i}{\partial x} + d_2(x,y)\frac{\partial i}{\partial y} + d_t\frac{\partial i}{\partial t} \\ &\Leftrightarrow d_1(x,y)\frac{\partial i}{\partial x} + d_2(x,y)\frac{\partial i}{\partial y} + d_t\frac{\partial i}{\partial t} = 0 \end{aligned} \tag{2.1}$$

avec $i(x,y,t)$ l'amplitude (l'intensité) du pixel à la position (x,y) et à l'instant t, $d_1(x,y)$ et $d_2(x,y)$ les déplacements du pixel à la position (x,y) et d_t le pas d'échantillonnage temporel, considéré génériquement égal à 1 dans la suite de ce chapitre. Etant donné qu'une seule équation est disponible en chaque pixel, pour deux inconnues, le modèle 2.1, également appelé flux optique, nécessite une régularisation spatiale afin d'être inversé. Classiquement, deux types de régularisation sont utilisées : locale, en considérant que le mouvement d'un bloc de pixels voisins suit le même modèle paramétrique (comme par exemple un modèle affine), ou globale, en lissant les champs de mouvement sur toute l'image, en utilisant par exemple un lissage quadratique de Tikhonov. En imagerie médicale, et plus particulièrement en imagerie cardiaque, la pertinence du modèle 2.1 est remise en cause par les variations de l'intensité des pixels au cours du temps. Ce non respect de l'hypothèse de conservation temporelle de l'intensité lumineuse des pixels est lié aux phénomènes physiques exploités par l'acquisition des images. Par exemple, en échocardiographie, la luminosité locale varie au cours du temps à cause des changements d'angle entre les fibres du myocarde et la direction de propagation de l'onde ultrasonore ou à cause du mouvement hors le plan d'acquisition [NB06]. En

imagerie par résonance magnétique (IRM), l'inhomogénéité des champs magnétiques est principalement responsable des variations temporelles d'intensité [MBP95], alors qu'en IRM marquée l'intensité du marquage tissulaire diminue exponentiellement au cours du temps [QLMA11].
La suite de ce chapitre présente nos contributions récentes en estimation du mouvement cardiaque, avec comme principal objectif de proposer des méthodes robustes à la non conservation de l'intensité lumineuse des pixels au cours du cycle cardiaque.

2.2 Contributions

L'idée commune des méthodes proposées repose sur l'utilisation dans le modèle 2.1 d'une information structurelle sur les images au lieu des intensités des pixels. Cette information structurelle, insensible aux variations locales des niveaux de gris au cours du temps, nous permettra de nous affranchir des changements temporelles d'intensité, et par conséquence d'obtenir des méthodes plus robustes que celles classiquement utilisées en imagerie cardiaque.
Afin d'obtenir cette information structurelle sur les images, nous avons basées nos études sur l'utilisation de signaux analytiques multidimensionnels et sur le signal monogène. Ceux-ci représentent des généralisations à des images du signal analytique 1D de Gabor. Le signal analytique associe à un signal réel un signal complexe ayant comme partie réelle le signal réel et comme partie imaginaire sa transformée de Hilbert. Cette représentation complexe, qui se traduit dans le domaine de Fourier par l'annulation de la partie correspondant aux fréquences négatives, donne accès à des informations locales comme l'amplitude, la phase et la fréquence instantanées. Nous tenons à souligner la différence fondamentale entre la phase du signal analytique et la phase spectrale. Alors que la deuxième représente une information angulaire pour une fréquence donnée, la première donne une information structurelle sur le signal pour une position temporelle donnée.
La généralisation du signal analytique 1D aux images a intéressé plusieurs équipes de recherche pendant de nombreuses années. Parmi les solutions proposées, nous nous sommes particulièrement intéressés aux signaux analytiques multidimensionnels et au signal monogène. Nous avons ainsi montré leur intérêt en estimation du mouvement cardiaque, à la fois en imagerie ultrasonore et en IRM avec ou sans marquage tissulaire.

2.2.1 Estimation du mouvement basée sur la phase des signaux analytiques multidimensionnels

La plupart des travaux présentés dans cette section ont été réalisés en collaboration avec Martino Alessandrini, postdoctorant dans le cadre du projet ANR JCJC US-tagging.

2.2.1.1 Signaux analytiques multidimensionnels

Avant de présenter les détails des méthodes d'estimation du mouvement proposées, nous commençons par donner les définitions des signaux analytiques multidimensionnels utilisés. Par analogie avec le cas 1D, ces signaux complexes sont obtenus en combinant l'image originale avec ses transformées de Hilbert 2D totales ou partielles [Hah92, BS01].
Afin de faciliter l'écriture en 2D, nous donnons les expressions de ces transformées de Hilbert dans le domaine de Fourier. Ainsi, pour une image à valeurs réelles, notée $i(\mathbf{x})$ (où $\mathbf{x} = [x, y]^T$), dont la transformée de Fourier 2D est définie par $I(\boldsymbol{\omega})$ (où $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x, \omega_y]^T$), les transformée de Hilbert 2D sont définies par :
Totale :

$$I_H(\boldsymbol{\omega}) = -\mathrm{sgn}(\omega_x)\mathrm{sgn}(\omega_y)I(\boldsymbol{\omega}) \tag{2.2}$$

Partielles :

$$I_H^1(\boldsymbol{\omega}) = -j\text{sgn}(\omega_x)I(\boldsymbol{\omega}) \tag{2.3}$$

$$I_H^2(\boldsymbol{\omega}) = -j\text{sgn}(\omega_y)I(\boldsymbol{\omega}) \tag{2.4}$$

où $sgn(\cdot)$ est la fonction *signe* avec sa définition habituelle.

$$sgn(r) = \begin{cases} 1 & pour \;\; r > 0 \\ 0 & pour \;\; r = 0 \\ -1 & pour \;\; r < 0 \end{cases} \tag{2.5}$$

Les deux transformées de Hilbert partielles données ci-dessus correspondent aux deux directions verticale et horizontale. Nous verrons plus tard qu'elles sont bien adaptées aux images que nous utiliserons pour estimer le mouvement cardiaque. Cependant, nous notons qu'elles peuvent être définies dans n'importe quelle direction de l'espace, comme originalement proposé en [Hah92].

En combinant l'image originale et ses transformée de Hilbert 2D, Bulow *et al.* a introduit en [BS01] la notion de signal analytique simple-orthant, qui consiste à annuler trois des quatre quadrants du domaine de Fourier. Alors que pour des images 2D quatre signaux analytiques de ce type peuvent être calculés, compte tenu de la symétrie de la transformée de Fourier 2D, ils contiennent deux par deux des informations redondantes. Pour cette raison, nous n'en retenons que deux, définis dans le domaine de Fourier par :

$$I_1(\boldsymbol{\omega}) = I(\boldsymbol{\omega}) - I_H(\boldsymbol{\omega}) + j\left(I_H^1(\boldsymbol{\omega}) + I_H^2(\boldsymbol{\omega})\right) \tag{2.6}$$

$$I_2(\boldsymbol{\omega}) = I(\boldsymbol{\omega}) + I_H(\boldsymbol{\omega}) + j\left(I_H^2(\boldsymbol{\omega}) - I_H^1(\boldsymbol{\omega})\right) \tag{2.7}$$

Dans ce qui suit, nous noterons par $i_1(x, y)$ et $i_2(x, y)$ leurs versions spatiales, calculées par transformée de Fourier 2D inverse à partir de $I_1(\boldsymbol{\omega})$, respectivement $I_2(\boldsymbol{\omega})$.

2.2.1.2 Méthode d'estimation du mouvement

Comme nous l'avons évoqué précédemment, un des problèmes majeurs rencontrés en estimation du mouvement tissulaire en échographie est lié au fait qu'un même tissu peut interagir différemment avec l'onde ultrasonore, résultant en une perte de la conservation des niveaux de gris des pixels au cours du temps. Pour cette raison, nous proposons de remplacer le modèle du flux optique classique par deux modèles linéaires exprimant la conservation temporelle de la phase des signaux analytiques simple-orthant. Cette double conservation temporelle des deux phases s'exprime par :

$$\begin{pmatrix} \Phi_1(x, y, t+1) \\ \Phi_2(x, y, t+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \Phi_1(x + d_1(x, y), y + d_2(x, y), t) \\ \Phi_{s2}(x + d_1(x, y), y + d_2(x, y), t) \end{pmatrix}, \tag{2.8}$$

avec $\Phi_1(x, y, t)$ et $\Phi_2(x, y, t)$ les arguments, calculés pixel par pixel, des signaux analytiques $i_1(x, y)$ et $i_2(x, y)$ à l'instant t. En supposant des faibles déplacements entre deux images acquises à deux instants consécutifs, nous pouvons utiliser un développement en série Taylor à l'ordre 1, qui nous permet de remplacer les égalités en 2.8 par :

$$\begin{pmatrix} \Phi_1^{(t)}(x, y) \\ \Phi_2^{(t)}(x, y) \end{pmatrix} \approx \mathbf{J} \cdot \begin{pmatrix} d_1(x, y) \\ d_2(x, y) \end{pmatrix}, \tag{2.9}$$

avec $\Phi_1^{(t)}(x,y)$ et $\Phi_2^{(t)}(x,y)$ les dérivées temporelles de Φ_1 respectivement Φ_2 et $\mathbf{J}$ la matrice Jacobienne du vecteur $[\Phi_1, \Phi_2]^T$.

Dans nos travaux en échocardiographie, la matrice Jacobienne est disponible sous forme analytique, grâce à un modèle *a priori* des images. Ce modèle doublement oscillatoire dans les deux dimensions de l'espace, comme le montre l'équation (2.10), est obtenu grâce à une technique spécifique de formation de voies en imagerie ultrasonore [GLF15, ABB+14].

$$i(x,y,t) = w_s(x,y,t)\cos(2\pi x/\lambda_x)\cos(2\pi y/\lambda_y), \tag{2.10}$$

avec λ_x et λ_y les longueurs d'onde dans les deux directions de l'espace. Etant donné le modèle en (2.10) et la forme des signaux analytique simple-orthant, la matrice Jacobienne peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{J}(x,y,t) = 2\pi \begin{pmatrix} 1/\lambda_x & 1/\lambda_y \\ -1/\lambda_x & 1/\lambda_y \end{pmatrix} \tag{2.11}$$

Contrairement au modèle de flux optique classique qui résulte pour chaque pixel en une équation avec deux inconnues, notre modèle 2.9 permet en théorie une estimation indépendante en chaque pixel des deux composantes du vecteur mouvement, sans besoin de régularisation. Cependant, une telle solution ne s'avère pas robuste compte tenu du faible rapport signal sur bruit en imagerie ultrasonore. Pour cette raison, nous considérons un modèle affine supposé valable localement, pour un block de N pixels. L'estimation locale du mouvement est alors équivalente à l'estimation des six paramètres du modèle affine, pour chaque bloc de pixels considéré séparément. Sans perte de généralité, nous considérons dans ce qui suit un bloc rectangulaire de N pixels, centré sur la position $(x_0, y_0) = (0,0)$. Le déplacement des pixels de ce bloc peut alors s'exprimer sous la forme :

$$\mathbf{d}(x,y) = \mathbf{A}(x,y)\mathbf{u}, \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & x & y & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & x & y \end{bmatrix}, \tag{2.12}$$

avec $\mathbf{u} = [d_{10}, d_{20}, d_{1x}, d_{1y}, d_{2x}, d_{2y}]^T$ le vecteur des paramètres affines : d_{10} et d_{20} correspondent aux translations rigides et $d_{ik} = \partial_k d_i$.

En remplaçant en (2.9) le mouvement par son expression affine, nous obtenons deux systèmes linéaires surdéterminés, avec N équations et respectivement trois inconnues, trois des six paramètres de la transformation affine.

$$\begin{aligned} \frac{\lambda_x}{4\pi} \begin{pmatrix} \Phi_1^{(t)}(x_0,y_0) + \Phi_2^{(t)}(x_0,y_0) \\ \dots \\ \Phi_1^{(t)}(x_{N-1},y_{N-1}) + \Phi_2^{(t)}(x_{N-1},y_{N-1}) \end{pmatrix} &= \\ = \begin{pmatrix} 1 & x_0 & y_0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{N-1} & y_{N-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_{10} \\ d_{1x} \\ d_{1y} \end{pmatrix} \end{aligned} \tag{2.13}$$

et

$$\frac{\lambda_z}{4\pi}\begin{pmatrix} \Phi_1^{(t)}(x_0,y_0) - \Phi_2^{(t)}(x_0,y_0) \\ \dots \\ \Phi_1^{(t)}(x_{N-1},y_{N-1}) - \Phi_2^{(t)}(x_{N-1},y_{N-1}) \end{pmatrix} = \\ = \begin{pmatrix} 1 & x_0 & y_0 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{N-1} & y_{N-1} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} d_{20} \\ d_{2x} \\ d_{2y} \end{pmatrix} \tag{2.14}$$

où (x_k, y_k) $(k = 0, 1, \cdots, N-1)$ représentent les coordonnées du k-ième pixel du bloc.

Ces deux systèmes sont inversés classiquement en utilisant la méthodes des moindres carrés.

2.2.1.3 Résultats d'estimation du mouvement en imagerie échocardiographique

Pour illustrer l'intérêt de la méthode proposée, nous l'avons comparée avec trois méthodes de l'état de l'art : la mise en correspondance de blocs (voir par exemple [YCK09]), qui est l'approche la plus répandue en imagerie cardiaque, une méthode qui exploite également la phase des signaux analytiques multidimensionnels [BLD09, BGLD09] et une méthode basée sur la phase de la corrélation complexe [PPKE99]. Alors que la méthode proposée ainsi que les deux approches existantes exploitant la phase des signaux sont bien adaptées aux images ultrasonores marquées, présentant une modulation d'amplitude dans les deux directions de l'espace comme le montre le modèle en (2.10), la méthode par mise en correspondance de blocs a été conçue pour être appliquée sur des images radiofréquence (RF) standard. Nous montrons sur la Figure 2.1 la différence entre les deux types d'images, correspondant au même instant du cycle cardiaque. Nous pouvons ainsi remarquer la différence d'apparence entre le bruit de speckle présent dans les deux images. La double modulation spatiale présente dans les images ultrasonores avec marquage tissulaire est clairement mise en évidence dans le domaine de Fourier par la Figure 2.2, sur laquelle nous pouvons observer la fréquence d'émission de la sonde (f_0) et la longueur d'onde des oscillations transverses (λ_x).

Afin de comparer objectivement les quatre méthodes, nous les avons toutes testées sur plusieurs séquences d'images de simulation correspondant aux vues apicale 4 chambres et parasternale petit axe[ABB+14], ce qui nous a permis d'avoir accès aux vrais champs de mouvement. Nous avons cependant suivi un protocole de simulation ultra réaliste, proposé dans le cadre du même projet que celui qui a donné lieu à ces travaux. Ces simulations nous ont permis d'une part d'obtenir des images visuellement et statistiquement très proches des vraies images, et d'autres part d'imposer des champs de mouvement spatio-temporels préalablement estimés sur des séquences d'images *in vivo* [ALFB12, ADCB+15].

Afin de quantifier les erreurs, nous avons utilisé les erreurs absolues entre les champs de mouvements vrais et estimés par chaque méthode, séparément pour la direction axiale et latérale. Nous avons également utilisé l'erreur quadratique entre les champs de mouvement après conversion en coordonnées cartésiennes [ON94], qui prend donc en compte les deux composantes des vecteurs de mouvement. Nous pouvons observer sur la Figure 2.3 le gain en précision apporté par la méthode proposée, essentiellement dans la direction latérale.

Un exemple de champs de vecteurs estimés avec notre méthode pendant la systole, respectivement la diastole, est donné sur la Figure 2.4. Nous pouvons ainsi remarquer la cohérence des champs estimés avec les phase de contraction et de dilatation du myocarde.

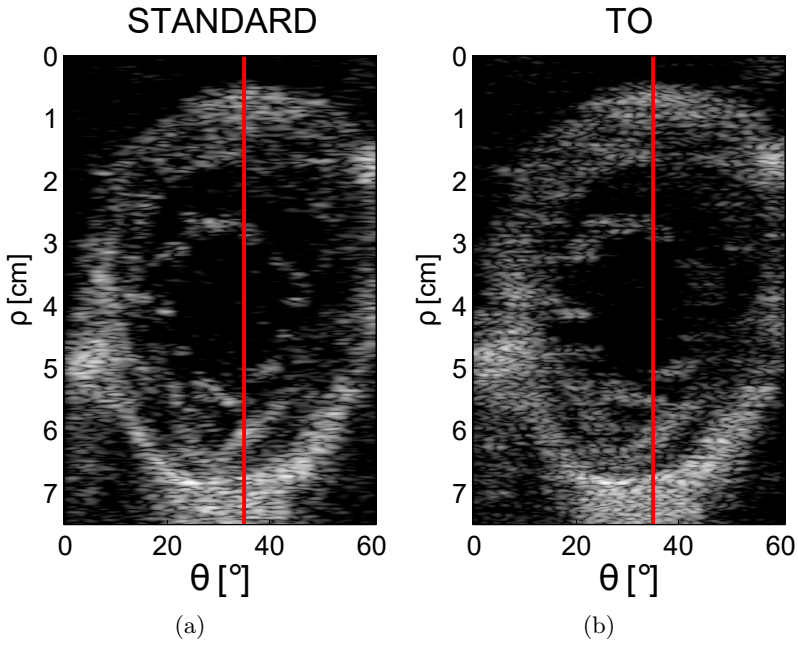


Figure 2.1 – Comparaison entre deux images cardiaques obtenues avec une méthode de formation de voies classique et avec marquage tissulaire : (a) et (b) compare les images correspondant au même instant du cycle cardiaque.

2.2.1.4 Estimation de trajectoires de mouvement en IRM marqué

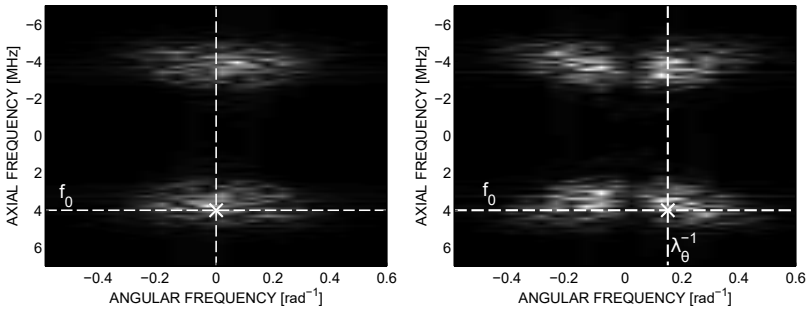
La méthode d'estimation du mouvement présentée précédemment a été étendue en [WBG+15] à l'estimation de trajectoires au cours du cycle cardiaque. *Ce travail a été effectué en collaboration avec Liang Wang, doctorant sous la direction de Philippe Delacharte au laboratoire Creatis.* Nous avons ainsi montré l'intérêt que ces trajectoires estimées sur des séquences d'IRM marquées pourraient avoir pour diagnostiquer des maladies cardiaques. Nous avons notamment mis en évidence, sur une dizaine de patients, la corrélation qui existent entre le taux de déformation locale du myocarde et la longueur de ces trajectoires. Nous comparons sur la Figure 2.5 les trajectoires obtenues pour un volontaire et une personne présentant une insuffisance cardiaque. Nous pouvons observer que si les trajectoires sont homogènes pour la personne saine, elles sont largement réduites pour la personne malade dans les secteurs affectés du myocarde.

2.2.2 Estimation du mouvement basée sur le signal monogène

La plupart des travaux présentés dans cette section ont été réalisés en collaboration avec Martino Alessandrini, postdoctorant dans le cadre du projet ANR JCJC US-tagging, et dans le cadre de la thèse de doctorat de Rémi Abbal que j'ai co-encadrée avec Denis Kouamé.

2.2.2.1 Signal monogène

Le signal monogène, introduit en 2001 par Felsberg et Sommer [FS01], est une généralisation du signal analytique 1D. Ayant la forme d'un quaternion incomplet, le signal monogène combine l'image originale et sa transformée de Riesz, une généralisation de la transformée de Hilbert pour les vecteurs [USVDV09]. Le modèle local de l'image sur



(a) (b)

Figure 2.2 – Spectres d'amplitude des images ultrasonores montrées sur les Figures 2.1(a) et (b).

lequel se base la théorie du signal monogène est celui classiquement adopté en traitement d'images de phase :

$$i(\mathbf{x}) = A(\mathbf{x})cos(\phi(\mathbf{x})), \tag{2.15}$$

avec $\mathbf{x} = (x, y)$ le vecteur des coordonnées spatiales, $A(\mathbf{x})$ *l'amplitude locale* et $\phi(\mathbf{x})$ *la phase locale.*

Une hypothèse supplémentaire est considérée, à savoir que les images suivent localement un modèle de dimension intrinsèque 1 (i1d) [Fel07]. Plus précisément, selon ce modèle, les structures locales de l'image i se dirigent le long d'une seule direction, appelée orientation locale $\theta(\mathbf{x})$.

Les trois composantes du signal monogène sont obtenues à partir de la réponse de filtres quadratiques sphériques 2D : un filtre passe-bande pair $b_e(\mathbf{x}; \lambda_0)$ invariant par rotation et deux filtres passe bande impairs $b_{o1}(\mathbf{x}; \lambda_0)$ et $b_{o2}(\mathbf{x}; \lambda_0)$, avec λ_0 l'inverse de la fréquence centrale normalisée du filtre. Afin de faciliter la lecture des équations la dépendance des filtres à la fréquence centrale ne sera explicitement montrée dans ce qui suit. Les deux filtres impaires sont obtenus à partir de la transformée de Riesz du filtre paire, ce que donne dans le domaine fréquentiel :

$$B_{o1}(\boldsymbol{\omega}) = -\frac{j\omega_x}{|\boldsymbol{\omega}|} \cdot B_e(\boldsymbol{\omega}), \quad B_{o2}(\boldsymbol{\omega}) = -\frac{j\omega_y}{|\boldsymbol{\omega}|} \cdot B_e(\boldsymbol{\omega}), \tag{2.16}$$

Alors que plusieurs familles de filtres passe-bande ont été exploitées dans la littérature, le filtre de type Poisson a été utilisé dans ce travail.

Les trois composantes du signal monogène sont donc obtenues comme suit :

$$p(\mathbf{x}) = (i * b_e)(\mathbf{x}) \tag{2.17}$$

$$q_1(\mathbf{x}) = (i * b_{o1})(\mathbf{x}) \tag{2.18}$$

$$q_2(\mathbf{x}) = (i * b_{o2})(\mathbf{x}), \tag{2.19}$$

où $*$ représente le produit de convolution 2D et i l'image initiale.

Pour chaque pixel de l'image, il est possible d'estimer à partir du signal monogène une information d'orientation, de phase et d'amplitude.

$$\begin{aligned} \theta(\mathbf{x}) &= \arctan\left(\frac{q_2(\mathbf{x})}{q_1(\mathbf{x})}\right) \\ \phi(\mathbf{x}) &= \arctan\left(\frac{|\mathbf{q}(\mathbf{x})|}{p(\mathbf{x})}\right) \\ A(\mathbf{x}) &= \sqrt{p^2(\mathbf{x}) + |\mathbf{q}(\mathbf{x})|^2} \end{aligned} \tag{2.20}$$

où $\mathbf{q}(\mathbf{x}) = [q_1(\mathbf{x}), q_2(\mathbf{x})]^T$. En combinant la phase locale avec le vecteur orientation, défini par $\mathbf{n}(\mathbf{x}) = [\cos(\theta(\mathbf{x})), \sin(\theta(\mathbf{x}))]^T$, nous obtenons le vecteur phase $\mathbf{r}(\mathbf{x}) = [r_1(\mathbf{x}), r_2(\mathbf{x})] = \phi(\mathbf{x}) \cdot \mathbf{n}(\mathbf{x})$. En projetant la dérivée spatiale de la phase sur le vecteur d'orientation $\mathbf{n}$, il est également possible d'obtenir, pour chaque pixel, une information de fréquence locale (la dépendance est implicite dans les équations ci-dessous), qui peut également s'exprimer directement à partir des composantes du signal monogène. En pratique, cette propriété est très importante car elle permet d'éviter le calcul numérique des dérivées, sensible au bruit et au problème classique lié aux sauts de phase.

$$f = \frac{p\nabla^T\mathbf{q} - \mathbf{q}^T\nabla p}{p^2 + |\mathbf{q}|^2}, \tag{2.21}$$

avec $\nabla = [\partial_x, \partial_y]^T$ le gradient spatial.

2.2.2.2 Estimation du mouvement affine multi-échelle

Notre méthode d'estimation du mouvement exploitent les informations locales de phase, d'orientation et de fréquence extraites à l'aide du signal monogène. Son principe est similaire à l'approche présentée dans le paragraphe 2.2.1.2 : elle utilise une transformée affine afin de modéliser les déformations locales du myocarde et remplace dans l'équation du flux optique l'intensité des pixels par le vecteur phase correspondant [Fel07]. Une des limitations bien connues des méthodes travaillant par blocs est le compromis à trouver entre la taille des blocs et la complexité du modèle de mouvement considéré. Alors qu'une taille de blocs trop petite peut engendrer des ambiguïtés de mouvement (également connus sous le nom de problème d'ouverture), une taille trop importante risque d'englober des déformations trop complexes pour être modélisées par une transformation affine. Afin de s'affranchir de ce problème, nous avons exploité la nature multi-échelle intrinsèque du signal monogène, en la combinant avec une stratégie locale adaptative permettant de trouver une valeur optimale de taille de blocs [SAJ+05].
Après un développement en série Taylor à l'ordre 1, la conservation temporelle du vecteur phase se traduit, pour un bloc de pixels noté w et centré sur le pixel de coordonnées $(0, 0)$, en un système linéaire avec six inconnues (*i.e.* les paramètres du modèle affine) :

$$\langle \mathbf{M} \rangle_w \mathbf{u} = \langle \mathbf{b} \rangle_w , \tag{2.22}$$

avec $\mathbf{b} = -\left\langle \mathbf{A}^T\mathbf{J}^T\mathbf{r}_t \right\rangle_w$ et $\mathbf{M} = \left\langle \mathbf{A}^T\mathbf{J}^T\mathbf{J}\mathbf{A} \right\rangle_w$. $\mathbf{J}$ est la matrice Jacobienne du vecteur phase $\mathbf{r}$, $\mathbf{r}_t$ est la dérivée temporelle de $\mathbf{r}$, A et bfu représentent le modèle affine tel qu'il a été défini en 2.12. On peut montrer que les composantes de $\mathbf{M}$ et $\mathbf{b}$ sont les moments locaux d'ordre zéros et deux des dérivées spatiales et temporelles de r_1 et r_2 [SAJ+05]. Il est intéressant de noter que la Jacobienne $\mathbf{J}$ et $\mathbf{r}_t$ peuvent être exprimés directement à partir de l'information d'orientation, respectivement des trois composantes du signal monogène aux instants t et $t+1$:

$$\mathbf{J} = f\mathbf{n}\mathbf{n}^T = f \begin{bmatrix} cos^2(\theta) & sin(\theta)cos(\theta) \\ sin(\theta)cos(\theta) & sin^2(\theta) \end{bmatrix} \tag{2.23}$$

$$\mathbf{r}_t = \frac{p_t\mathbf{q}_{t+1} - \mathbf{q}_t p_{t+1}}{|p_t\mathbf{q}_{t+1} - \mathbf{q}_t p_{t+1}|} \arctan\left(\frac{|p_t\mathbf{q}_{t+1} - \mathbf{q}_t p_{t+1}|}{p_t p_{t+1} + \mathbf{q}_t^T\mathbf{q}_{t+1}}\right) \tag{2.24}$$

Nous notons également que pour obtenir une estimation de l'orientation locale plus robuste au bruit, elle n'est pas calculée indépendamment pour chaque pixel, mais suit la procédure de régularisation locale proposée en [USVDV09]. Le système d'équation en 2.22 est inversé classiquement par moindres carrés. L'algorithme complet de notre méthode

d'estimation du mouvement, englobant l'estimation locale affine à partir du vecteur phase monogène, l'approche multi-échelle et la compensation du mouvement entre deux échelles consécutives est donné ci-dessous [ABLB13].

Algorithm 1: Flux optique multi-échelle à partir de la phase monogène

Input: deux images consécutives : i_1, i_2
Paramètres : λ_0, J_f, J_c, N_p, k, σ.
Output: déplacement entre i_1 et i_2 : $\mathbf{d}$

$\mathbf{d} = 0$;
for $i = 1 : N_p$ **do**
  $[B_e,B_{o1},B_{o2}]$ = `CalculFQS(`λ_0`)` ;
  $[p_1,\mathbf{q}_1]$ = `SignalMonogène(`i_1,B_e,B_{o1},B_{o2}`)`
  $[p_2,\mathbf{q}_2]$ = `SignalMonogène(`i_2,B_e,B_{o1},B_{o2}`)`
  f = `FréquenceMonogène(,`$\mathbf{q}$`)` ;
  θ = `OrientationMonogène(`$\mathbf{q},\sigma$`)` ;
  $\mathbf{r}_t$ = `DérivéeTemporelle(`$p_1,p_2,\mathbf{q}_1,\mathbf{q}_2$`)` ;
  $\mathbf{J}$ = `MatriceJacobienne(`f,θ`)` ;
  $\Delta\mathbf{d}$ = `OFMultiEchelle(`$\mathbf{J},\mathbf{r}_t,J_c,J_f$`)` ;
  $\mathbf{d} = \mathbf{d} + \Delta\mathbf{d}$;
  i_2 = `ImageCompensée(`$i_2,\mathbf{d}$`)` ;
  $\lambda_0 = \lambda_0/k$;

2.2.2.3 Résultats d'estimation du mouvement en imagerie échocardiographique

L'intérêt de notre méthode d'estimation du mouvement cardiaque a été montré en [ABLB13], en imagerie ultrasonore standard et en IRM marqué. En échocardiographie, nous avons notamment comparé notre méthode avec trois autre méthodes de la littérature : la méthode en [SAJ+05] qui a fait l'objet d'une évaluation clinique poussée en [SJA+04], l'algorithme initialement proposé par Felsberg en [Fel04] et appliqué en imagerie ultrasonore en [MDB10] et l'algorithme de flux optique proposé en citeZang-2007 qui exploite une extension du signal monogène adapté aux structures intrinsèquement 2D.

L'évaluation des quatre méthodes a été faites sur des séquences d'images ultrasonores obtenues avec le protocole de simulation ultra-réaliste en [ALFB12]. L'erreur quadratique entre les champs de mouvements vrais et estimés a été utilisée pour obtenir une analyse quantitative des résultats. Nous rapportons dans le Tableau 2.1 les résultats obtenus pour deux séquences d'images, correspondant à une vue apicale 4 chambres respectivement parasternale petit axe. Pour chacune des méthodes, les paramètres nécessaires ont été fixés afin d'obtenir les meilleurs résultats possibles.

Table 2.1 – Erreur quadratique : moyennes et écarts-types moyens obtenus pour chaque séquence d'images.

	Apicale	Parasternale
Suhling	0.395 ± 0.338	0.396 ± 0.346
Felsberg	0.315 ± 0.257	0.364 ± 0.293
Zang	0.294 ± 0.217	0.324 ± 0.256
Notre méthode	**0.264 ± 0.190**	**0.313 ± 0.242**

La Figure 2.6 montre les champs de mouvements estimés par notre méthode, pour les deux vues simulées et pour les deux phases de diastole et de systole.

2.3 Conclusion

L'analyse quantitative du mouvement cardiaque sur des séquences d'images ultrasonores et par résonance magnétique fournit d'importantes mesures mécaniques telles que la déformation ou la torsion du myocarde ou l'épaisseur du muscle [MYS07]. Pour cette raison, la littérature des méthodes d'estimation du mouvement en imagerie cardiaque est très vaste et continue à occuper un bon nombre de chercheurs. Les principales difficultés viennent d'une part de la complexité de la déformation du myocarde au cours du cycle cardiaque, et d'autre part de la qualité des séquences d'images, dégradées par un faible rapport signal sur bruit (notamment en imagerie ultrasonore à cause du bruit de speckle) ou par une cadence d'images limitée (essentiellement en IRM et en échocardiographie 3D).
La plupart des méthodes existantes basent leur principe sur la conservation des niveaux de gris des pixels au cours du temps. Cette hypothèse n'est malheureusement pas respectée en imagerie médicale, ce qui peut provoquer des erreurs d'estimation importantes. Nos contributions ont eu comme principal objectif de palier ce problème. Elles se basent sur l'exploitation de représentations complexes et hypercomplexes des images, telles que les signaux analytiques multidimensionnels et le signal monogène.
Dans notre travail, nous avons principalement suivi deux axes de recherche. Le premier a consisté à optimiser la formation des images à notre application et à proposer des estimateurs de mouvement adaptés à ces images non conventionnelles. Nous avons ainsi exploité la notion d'images utrasonores marquées, par analogie avec l'IRM marqué. Ces images présentent une double modulation spatiale, dans les deux directions de l'espace, ce qui donne accès à une information de phase linéaire bidimensionnelle calculée à l'aide de signaux analytiques multidimensionnels.
Le deuxième axe de recherche a consisté à travailler sur des images conventionnelles. Dans ce cas, des informations de phase, orientation et fréquence locales issues du signal monogène ont été exploitées pour concevoir un estimateur du mouvement très robuste.
Dans les deux cas, les méthodes proposées ont estimé localement les paramètres d'un modèle affine, bien adapté à modéliser les déformations locales du myocarde. Nous avons pu montrer, à travers des résultats de simulation ultra réaliste et *in vivo*, la robustesse de nos méthodes comparée à des méthodes existantes, ainsi que leur flexibilité par rapport aux deux modalités d'imagerie explorée.

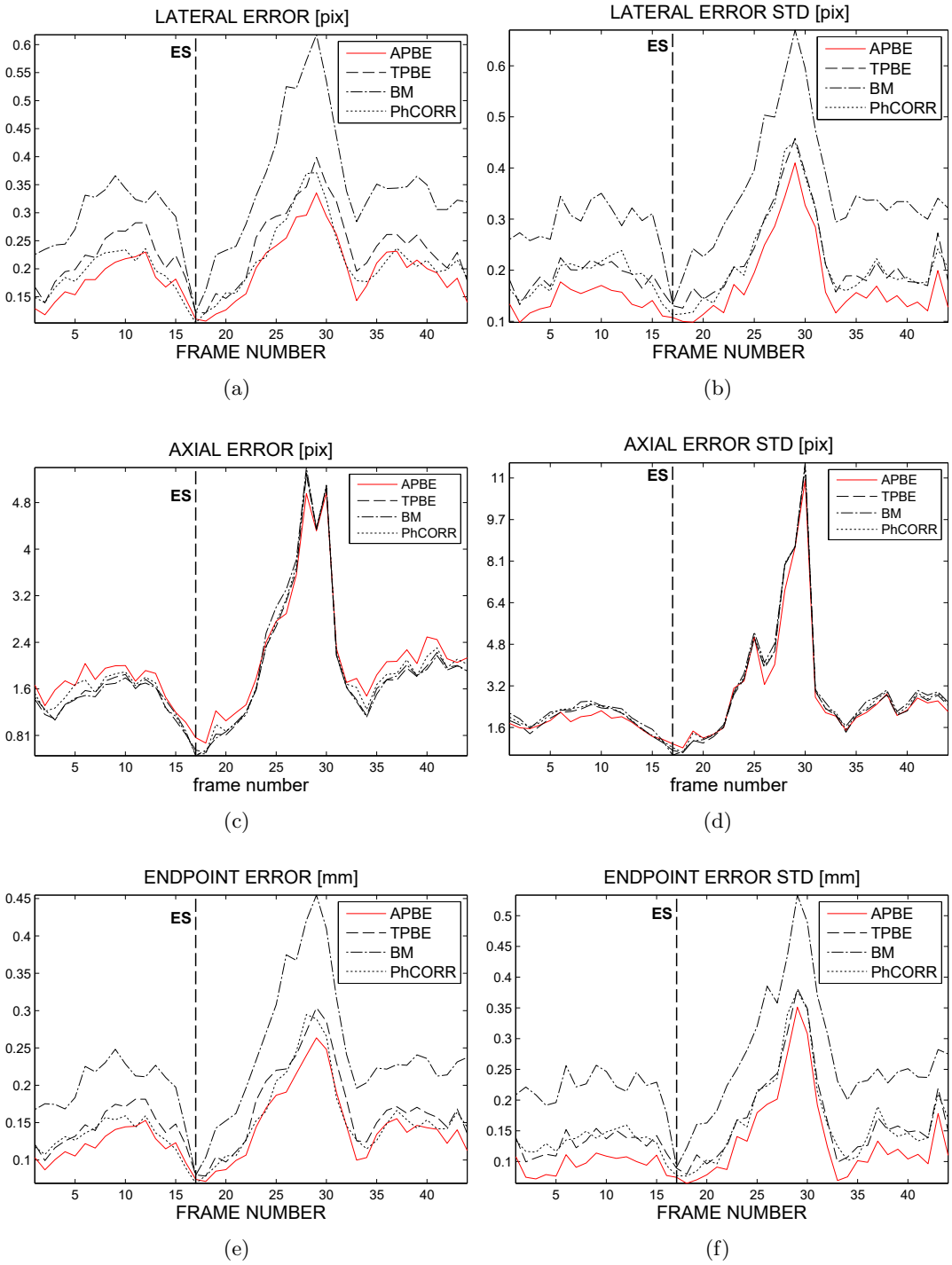


Figure 2.3 – Erreurs d'estimation du mouvement exprimées : (a) et (b) valeurs moyennes et écarts-type de l'erreur latérale en pixels, (c) et (d) valeurs moyennes et écarts-type de l'erreur axiale en pixels, (e) et (f) valeurs moyennes et écarts-type en mm de l'erreur après conversion en coordonnées cartésiennes. ES - fin de systole, APBE - affine phase-based estimator (méthode proposée), BM - mise en correspondance de blocs, TPBE - méthode proposée en [BLD09, BGLD09], PhCORR - méthode exploitant la phase de la corrélation complexe [PPKE99].

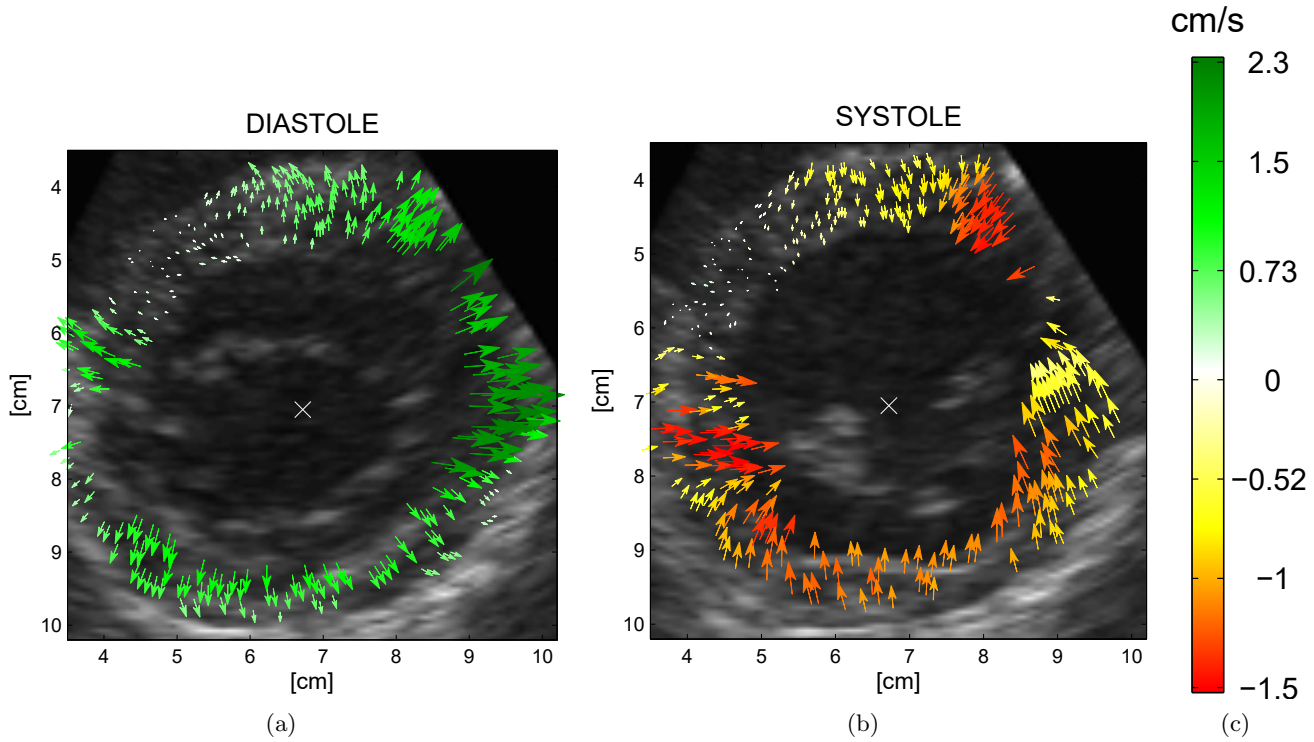


Figure 2.4 – Exemple de champs de mouvement estimés pendant (a) la diastole et (b) la systole. Le code de couleurs décrit la vitesse radiale estimée.

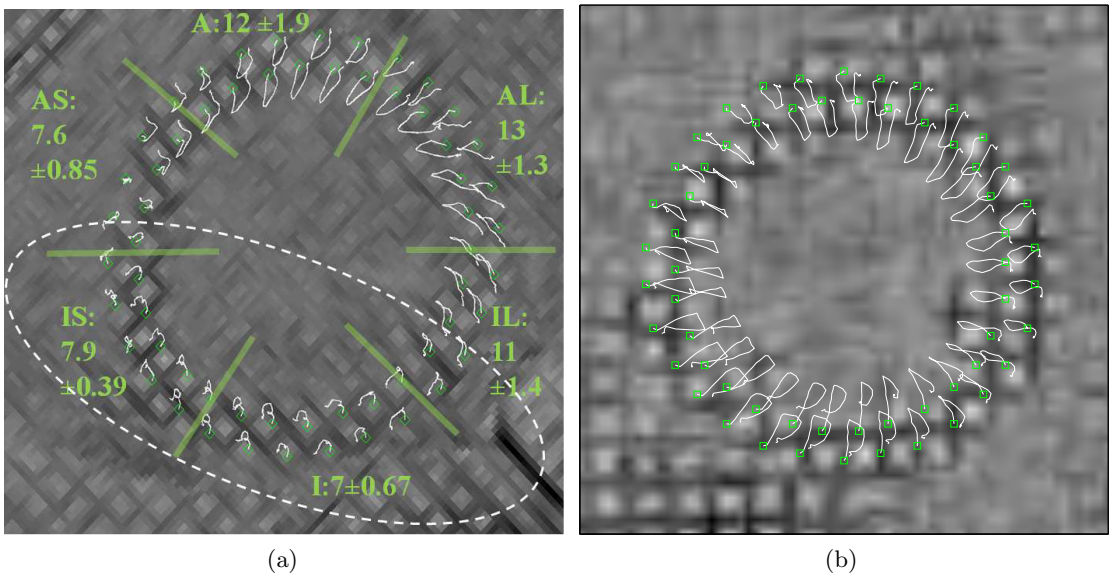


Figure 2.5 – Trajectoires de mouvement au cours d'un cycle cardiaque. Trace of the myocardium local points on short-axis image sequence in millimeters : (a) patient présentant une maladie cardiaque qui affecte essentiellement les secteurs IS et I, (b) volontaire sain.

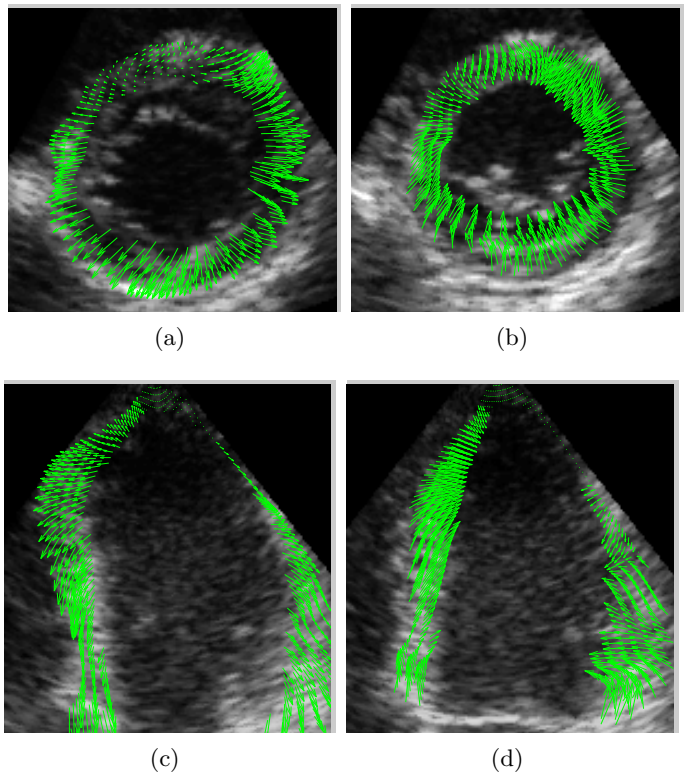


Figure 2.6 – Images correspondant aux phases de fin de diastole et fin de systole en vue (a), (b) parasternale petit axe et (c), (d) apicale 4 chambres. Le mouvement estimé par notre méthode est représenté par les flèches vertes.

Chapitre 3

Acquisition comprimée en imagerie ultrasonore

3.1 Introduction

La rapidité d'acquisition est un des atouts majeurs de l'imagerie ultrasonore par rapport aux autres modalités d'imagerie médicale. Cependant, les développements technologiques récents, notamment l'apparition de l'échographie 3D et l'émergence des sondes ultrasonores matricielles, nécessitent des capacités de plus en plus importantes de transfert, de traitement et de stockage des données. De plus, les schémas d'acquisition classiques peuvent être une limitation importante pour de nombreuses applications telles que l'imagerie cardiaque ou l'élastographie dynamique [Nig11] pour lesquelles la cadence d'acquisition des images est un facteur crucial. Les principaux verrous générés par l'imagerie ultrasonore de dernière génération sont essentiellement liés au : i) nombre important de tirs ultrasonores (de l'ordre de quelques dizaines voire centaines pour l'acquisition d'une image 2D), ii) nombre important d'éléments piézoélectriques constituant une sonde matricielle (de l'ordre de quelques milliers), et iii) à la taille des données acquises (de l'ordre de quelques milliers d'échantillons par ligne RF).

Afin de surmonter les limitations actuelles, des schémas d'acquisition innovants ont vu le jour. Parmi les plus explorés, nous pouvons citer les émissions d'ondes planes ou divergentes [TF14], qui remplacent les émissions focalisées successives utilisées par la plupart des échographes. Dans ce contexte, notre équipe de recherche a été parmi les premières au monde à explorer l'applicabilité de la théorie de l'échantillonnage compressif (EC) en imagerie ultrasonore. Introduit en 2006 par Donoho [Don06] et Candès *et al.* [CRT06], l'EC a connu un succès remarquable, suscitant de nombreux travaux théoriques autour du traitement et de la reconstruction des signaux parcimonieux et trouvant application dans des domaines très variés, notamment en imagerie médicale (la première application médicale de l'EC a été en IRM [LDP07]).

L'idée principale de l'EC est de proposer un cadre théorique pour la reconstruction de signaux ou d'images à partir d'un faible nombre d'échantillons. Classiquement, le théorème de Shannon représente la base du traitement du signal numérique, fixant le pas d'échantillonnage minimal nécessaire afin de numériser sans perte d'information des signaux à bande limitée. Cependant, dans de nombreuses applications, le respect de la fréquence de Nyquist se traduit par une quantité de données acquises très importante, qui nécessitent d'être compressées afin de faciliter leur transfert et/ou leur stockage. Du point de vue pratique, l'EC se propose de répondre à une interrogation très simple : est-il possible d'acquérir uniquement la partie des données qui sera gardée après la compression ? [Don06] La réponse est oui, mais sous un certain nombre de conditions, dont les plus importantes sont : le signal (ou l'image) doit pouvoir être représenté sous une forme parcimonieuse dans une base connue et la base d'échantillonnage et celle qui assure la parcimonie doivent être incohérentes. Autrement dit, un vecteur de la base d'échantillonnage ne doit pas avoir une représentation parcimonieuse dans la base de parcimonie et vice versa. Des exemples classiques assurant une incohérence maximale sont la base canonique et celle de Fourier, ou une famille de vecteurs aléatoires et une base

déterministe quelconque.

Le formalisme de l'EC est le suivant. Soit un vecteur $\mathbf{x}$ constitué de N éléments, ayant une représentation parcimonieuse dans une base Ψ (*i.e.* $\mathbf{a} = \Psi^{-1}\mathbf{x}$ ne contient que $S << N$ éléments différents de 0). Soit $\mathbf{y}$ un vecteur contenant $M << N$ combinaisons linéaires des éléments de $\mathbf{x}$, obtenu par $\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x}$, avec Φ appelée matrice de mesure. A partir des mesures $\mathbf{y}$, le vecteur $\mathbf{a}$ peut être retrouvé en cherchant la solution la plus parcimonieuse du système sous déterminé $\mathbf{y} = \Phi\Psi\mathbf{a}$. La parcimonie d'un vecteur est généralement représentée par la valeur de sa pseudo norme ℓ_0. Cependant, minimiser la pseudo norme ℓ_0 conduirait à un problème d'optimisation combinatoire, nécessitant un algorithme NP-difficile. Un résultat remarquable de l'EC est qu'il permet de remplacer la ℓ_0 par la norme ℓ_1, ce qui en pratique facilite la reconstruction du vecteur $\mathbf{a}$ qui devient :

$$\hat{\mathbf{a}} = \min \|\mathbf{a}\|_1 \quad \text{tel que} \quad \Phi\Psi\mathbf{a} = \mathbf{y}. \tag{3.1}$$

En pratique, la fidélité aux données $\Phi\Psi\mathbf{a} = \mathbf{y}$ peut être remplacée par $\|\Phi\Psi\mathbf{a} - \mathbf{y}\|_2 < \epsilon$ pour prendre en compte le bruit de mesure. Il est important de noter que le choix de la matrice de mesure Φ est déterminant afin de garantir que la solution de 3.1 est égale au vecteur $\mathbf{a}$ recherché. La façon la plus classique de formuler cette condition sur Φ est appelée *restricted isometry property* (RIP) [CT05]. La matrice Φ respecte RIP à l'ordre S si pour tout vecteur $\mathbf{a}$ S-parcimonieux, il existe un δ entre 0 et 1 tel que :

$$(1-\delta)\|\mathbf{a}\|_2 \leq \|\Phi\Psi\mathbf{a}\|_2 \leq (1+\delta)\|\mathbf{a}\|_2 \tag{3.2}$$

La constante δ a suscité beaucoup d'intérêt, alors que sa valeur peut jouer un rôle majeur dans des applications pratiques, étant donnée qu'elle est liée à une autre constante remarquable en EC. Cette constante, que nous notons par C, intervient dans la formule qui fixe le nombre minimal de mesures nécessaires pour une *reconstruction parfaite* ($M \geq C \cdot S \cdot \log(N)$).

Compte tenu du cadre théorique de l'EC, son application en imagerie ultrasonore n'est pas triviale, mais nécessite des solutions adaptées notamment en termes de parcimonie, d'échantillonnage aléatoire et de techniques de reconstruction non linéaires. Nos contributions concernent ces trois aspects et seront détaillés dans la suite de ce chapitre, avec des illustrations sur des images de simulation et expérimentales, en deux et trois dimensions.

3.2 Schémas d'acquisition aléatoires en imagerie ultrasonore

La plupart des travaux présentés dans cette section ont été réalisés en collaboration avec Céline Quinsac, postdoctorante au laboratoire IRIT entre octobre 2009 à septembre 2011.

Une des hypothèses qui conditionnent la réussite de l'EC est l'incohérence entre les bases d'échantillonnage et de parcimonie. Pour mieux décrire cette notion d'incohérence, nous décomposons la matrice d'échantillonnage Φ en un produit de deux matrices, R et Ω ($\Phi = R\Omega$) [CW08]. Ω est une matrice de taille N par N qui représente la base d'échantillonnage - les mesures ou les éléments de $\mathbf{y}$ sont donc les résultats de produits scalaires entre le vecteur $\mathbf{x}$ et les lignes de Ω. Parmi les N mesures possibles, le principe de l'EC est d'en conserver M. Le choix des M mesures est imposé par la matrice R de taille M par N éléments. Tous les éléments de R sont égaux à 0, sauf un élément par ligne qui est égal à 1, correspondant au choix d'une mesure. La propriété d'incohérence (μ) entre deux bases

orthonormales Ψ et Ω est liée à la corrélation maximale entre les vecteurs Ω_k de Ω et les vecteurs Ψ_k de Ψ :

$$\mu(\Omega, \Psi) = \sqrt{N} \max_{1 \leq k,j \leq n} | \langle \Omega_k, \Psi_j \rangle | \tag{3.3}$$

où $\langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle$ représente le produit scalaire entre les vecteurs $\mathbf{x}$ et $\mathbf{y}$. Nous pouvons remarquer que μ est compris dans l'intervalle $[1, \sqrt{N}]$. Une incohérence maximale correspond donc à une valeur de 1.

Il existe deux choix possibles pour la base d'échantillonnage Ω, les deux étant non adaptatifs, *i.e.* ses lignes sont fixées *a priori* et ne dépendent pas des mesures précédentes. Le premier consiste à considérer Ω une matrice aléatoire, avec des éléments indépendants et identiquement distribués (selon une densité de probabilité Gaussienne par exemple). Ce choix implique une incohérence maximale avec n'importe quelle base déterministe de parcimonie, quelque soit la matrice R qui choisit M mesures parmi les N possibles. Le deuxième choix est de considérer Ω une matrice structurée [DE11]. Dans ce cas, la réussite de l'EC est conditionnée au choix de la matrice de restriction R. Elle doit choisir aléatoirement (selon une distribution uniforme par exemple) les M mesures.

Etant données les considérations ci-dessus, notre contribution a été de proposer une façon d'échantillonner les données ultrasonores adaptée à l'EC et qui puisse d'une part diminuer la taille des données et d'autre part accélérer l'acquisition. Si les avancées instrumentales ont déjà permis des améliorations notables dans ce domaine, elles se heurtent à des limitations physiques telles que la vitesse de propagation des ultrasons. Pour une profondeur d'exploration donnée, le temps de propagation entre l'émission de l'onde et l'acquisition des échos les plus profonds est effectivement incompressible. De plus, en imagerie ultrasonore standard, plusieurs tirs ultrasonores sont nécessaires afin de former une image. Pour simplifier, nous pouvons considérer qu'un tir ultrasonore sert à reconstruire une ligne RF, qui représente une colonne de l'image finale. Afin de diminuer le nombre de tirs ultrasonores, et donc en conséquence du temps d'acquisition, nous avons proposé un schémas de décimation qui échantillonne aléatoirement uniquement une partie des colonnes de l'image, le choix de ces colonnes étant lui même aléatoire uniform [QBK12a]. Nous montrons sur la Figure 3.1 un exemple d'échantillonnage aléatoire 2D, avec et sans prise en compte de toutes les colonnes de l'image. Si notre proposition est davantage adaptée à l'imagerie ultrasonore, elle est tout de même moins incohérente avec une base de parcimonie déterministe comme par exemple la transformée en ondelettes. Cette diminution de l'incohérence est mise en évidence par la Figure 3.2 qui montre la fonction d'étalement d'un point transformé (voir [LDP07] pour sa définition). Nous pouvons ainsi observer que les deux schémas d'échantillonnage aléatoire produisent des interférences aléatoires, mais qui deviennent légèrement cohérentes quand on élimine des colonnes entières.

Sur le même principe, nous avons étendu ces schémas d'échantillonnage au cas 3D. Nous illustrons sur la Figure 3.3 trois façons d'échantillonner aléatoirement un volume 3D. Alors que le premier schéma est le plus adapté à l'EC (aléatoire dans les trois directions de l'espace), les deux autres sont davantage adaptés à l'imagerie ultrasonore. Ils offrent notamment la possibilité de diminuer le nombre de tirs ultrasonores, en ne considérant qu'une partie des lignes RF, choisies aléatoirement ou en imposant que des plans dans la direction axiale-azimutal ne soient pas échantillonnés du tout.

3.3 Représentations parcimonieuses des images ultrasonores

Trouver un espace de représentation parcimonieux des images est indispensable à la réussite de l'acquisition comprimée par EC en imagerie ultrasonore. Dans nos travaux, nous avons abordé la notion de parcimonie en deux temps.

(a) (b)

Figure 3.1 – Matrices de décimation (a) aléatoire dans les deux directions de l'espace, (b) adaptée à l'imagerie ultrasonore, en n'échantillonnant aléatoirement qu'une partie des colonnes de l'image.

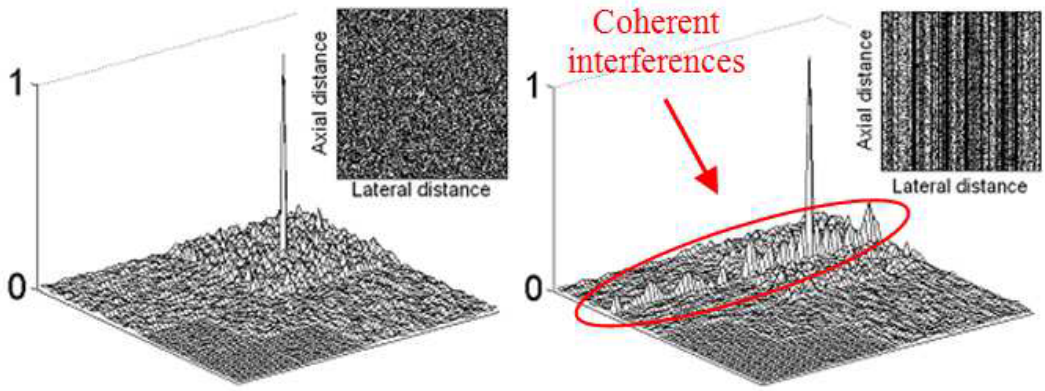
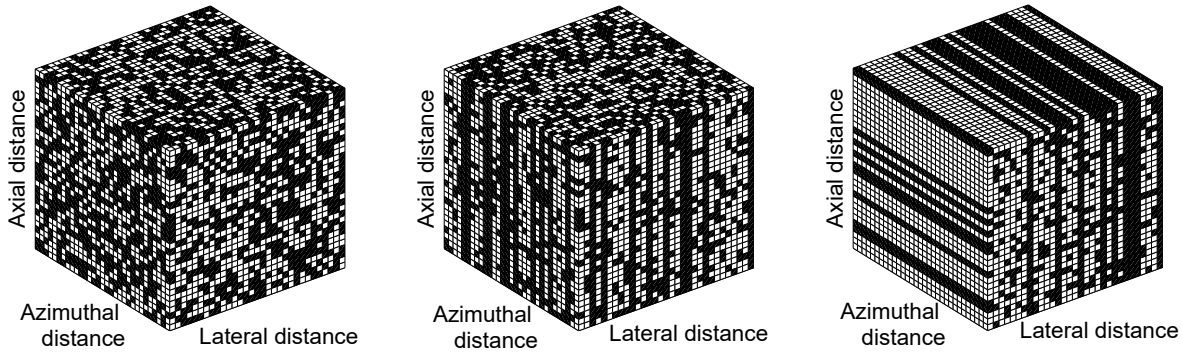


Figure 3.2 – Fonction d'étalement d'un point transformée calculée entre une transformée en ondelettes 2D et les deux schémas d'échantillonnage.

Premièrement, nous avons mené une étude sur la parcimonie des images RF via des transformées classiquement utilisées en compression d'images. Nous avons pu ainsi constaté la compressibilité des images RF via la transformée de Fourier 2D (que nous avons retenue dans la plupart de nos travaux) ou la transformée en ondelettes. Deuxièmement, nous avons proposé deux modèles statistiques pour favoriser, lors de la phase de reconstruction, la parcimonie des images.

3.3.1 Modèle Bernoulli-Gaussien

Ce premier modèle statistique a comme objectif d'imposer la parcimonie des images US dans le domaine de la transformée de Fourier 2D. Il est basé sur trois hypothèses : i) les statistiques des images US RF sont gaussiennes [WIB87], ii) la transformée de Fourier 2D des images US est parcimonieuse, iii) les coefficients de Fourier non nuls sont regroupés autour de la fréquence centrale de la sonde, étant donné que les US sont à bande limitée. Les deux premières hypothèses nous ont conduit à utiliser un modèle statistique Bernoulli-Gaussian [DHT09] pour les coefficients de Fourier. Avec $\mathbf{X}$ la transformée 2D d'une image $\mathbf{x}$ et X_i un élément de $\mathbf{X}$, ce modèle *a priori* est un



(a) (b) (c)

Figure 3.3 – Schémas d'échantillonnage 3D : (a) aléatoires, (b) avec des colonnes non échantillonnées, (c) avec des tranches verticales non échantillonnées.

mélange d'une distribution Gaussienne $\mathcal{CN}\left(0, \sigma_X^2\right)$ et une masse en zéro :

$$p(X_i|w, \sigma_X^2) = (1-w)\delta(|X_i|) + \left(\frac{w}{\pi\sigma_X^2}\right)\exp\left(-\frac{|X_i|^2}{\sigma_X^2}\right) \tag{3.4}$$

avec w la probabilité qu'un coefficient de Fourier soit égal à 0. Nous pouvons remarquer qu'un tel modèle statistique considère les coefficients de Fourier *a priori* indépendants [QDB+11]. En pratique, les coefficients non nuls sont cependant regroupés autour de la fréquence centrale de la sonde [DBKT12]. Afin de prendre en compte cette troisième hypothèse, nous avons modifié le modèle en (3.4) afin de forcer les coefficients non nuls d'appartenir à des régions homogènes. La stratégie que nous avons adoptée est d'introduire des corrélations entre les pixels non nuls. Pour ceci nous avons réécrit le modèle statistique en (3.4) en introduisant une variable binaire cachée qui indique si un pixel est nul ou pas [DT10] :

$$p(X_i|w, \sigma_X^2) = \sum_{\epsilon\in\{0,1\}} p(X_i|q_i = \epsilon, \sigma_X^2)\mathrm{P}\left[q_i = \epsilon|w\right] \tag{3.5}$$

avec

$$q_i = \begin{cases} 1, & \text{si } X_i \neq 0\,; \\ 0, & \text{sinon.} \end{cases}$$

Nous pouvons remarquer que les distributions conditionnelles de X_i données en (3.4) et (3.5) sont équivalentes si les variables q_i sont indépendamment distribuées selon une loi de Bernoulli de paramètre w. Afin de forcer les coefficients non nuls à se regrouper, nous avons modélisé le vecteur $\mathbf{q} = [q_1, \ldots, q_n]$ par un champ aléatoire de Markov, *i.e.* le modèle d'Ising suivant :

$$p\left(\mathbf{q}|\beta\right) \propto \exp\left[\beta\sum_{i=1}^{N}\sum_{j\in\mathcal{V}_i}\kappa(q_i - q_j)\right] \tag{3.6}$$

avec β un paramètre de granularité qui fixe le degré d'homogenité des régions, $\kappa(\,\cdot\,)$ la fonction de Kronecker et $\mathcal{V}_i$ le voisinage spatial de X_i.

3.3.2 Modèle α-stable

La modélisation statistique des images RF a fait l'objet de nombreux travaux en imagerie ultrasonore. Alors que pendant une longue période le modèle Gaussien a été largement exploré par la grande majorité des travaux, il a été remis en cause par [KPP01] au début des années 2000. Ainsi, il a été montré, d'abord empiriquement et plus tard par [PB12] en s'appuyant sur le théorème central limite généralisé, que les distributions à queue lourde telle que la distribution α-stable sont bien adaptées pour modéliser les signaux RF.
Par définition, une variable aléatoire est appelée α-stable si sa fonction caractéristique est de la forme :

$$\varphi(\omega) = \exp(j\delta\omega - \gamma|\omega|^{\alpha}), \tag{3.7}$$

avec α $(0 < \alpha \leq 2)$, δ $(-\infty < \delta < \infty)$ et γ $(\gamma > 0)$ trois paramètres qui définissent la forme de la fonction caractéristique. En toute généralité, pour ces variables, les moments d'ordre supérieur ou égal à 2 sont infinis. Pour α dans l'intervalle $(1, 2]$, le paramètre δ correspond à la moyenne de la distribution, alors que pour $0 < \alpha \leq 1$, il en est sa valeur médiane. Le paramètre γ détermine la dispersion de la distribution autour du paramètre de localisation δ, étant donc l'équivalent de la variance pour une distribution Gaussienne. Nous montrons sur la Figure 3.4 plusieurs distributions α-stable pour différentes valeurs de α, y compris une distribution de Cauchy $(\alpha = 1)$ et une distribution Gaussienne $(\alpha = 2)$. Nous pouvons ainsi remarquer l'influence du paramètre α, dont les petites valeurs favorisent des distributions à queues lourdes adaptées aux problèmes impliquant la parcimonie.

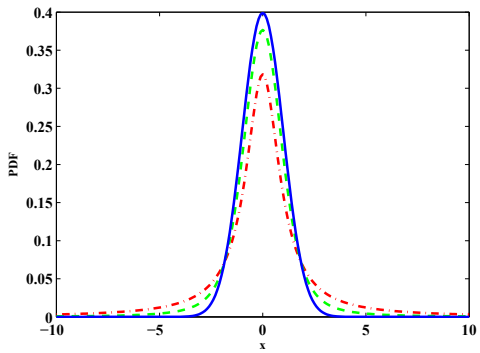


Figure 3.4 – Exemples de densités de probabilité α pour $\alpha = 1$ (Cauchy, en pointillée rouge), $\alpha = 1,5$ (en traitillée vert) et $\alpha = 2$ (Gaussienne, en trait plein bleu). Pour les trois exemples le paramètre γ est égal à 1.

Dans une partie de nos travaux sur l'application de l'EC en imagerie ultrasonore, nous nous sommes appuyés sur cette modélisation statistique, mais dans le domaine de Fourier [ABT+15]. Ce choix a été dicté par nos observations liées à la parcimonie des images RF via la transformée de Fourier. Cette parcimonie peut également être mise en évidence par les valeurs de α obtenues en modélisant les signaux RF et leurs transformées de Fourier par des distributions α-stables. Un exemple de résultat d'une telle modélisation est donné sur la Figure 3.5. Nous pouvons ainsi remarquer que les valeurs de α, généralement plus petites que 1, dans le domaine fréquentiel, sont inférieures à celles du domaine temporel. Cette observation s'explique par la nature non-aléatoire des signaux RF, dont la structure dépende des tissus imagés. La même observation ne serait pas vraie dans le cas d'un signal aléatoire synthètique distribué selon une α-stable.
En plus de la compressibilité des signaux RF dans le domaine de Fourier, ce dernier présente un deuxième avantage,

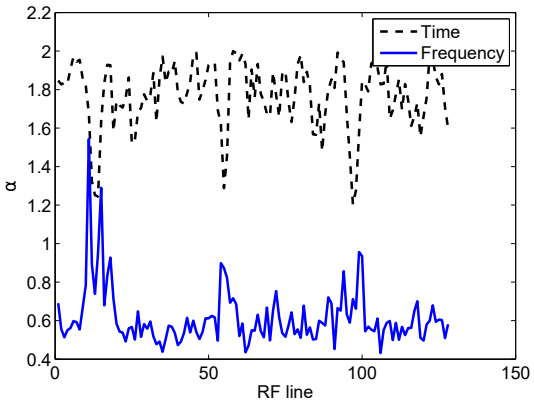


Figure 3.5 – Paramètre α, estimé en temps et en fréquence pour des lignes RF successives extraite d'une image ultrasonore.

déjà exploité dans le paragraphe précédent. La connaissance *a priori* de la fréquence centrale et de la largeur de bande de la sonde ultrasonore, nous permettent de considérer connu le support des coefficients non nuls dans le domaine de Fourier 1D. L'exploitation de cette information *a priori* est évidemment très précieuse lors de la phase de reconstruction. La façon dont nous l'avons prise en considération sera détaillée dans le sous-chapitre suivant.

3.4 Algorithmes de reconstruction

Il existe dans la littérature une large diversité d'algorithmes d'optimisation numérique capables de reconstruire une image à partir d'un ensemble de mesures linéaires, en minimisant (3.1). Dans ce chapitre nous nous restreignons à la description de deux algorithmes que nous avons proposés et qui ont un lien direct avec les deux modèles de parcimonie introduits dans le paragraphe 3.3.

3.4.1 Reconstruction d'image par une approche Bayésienne

Le premier algorithme de reconstruction que nous présentons dans ce document a comme objectif de retrouver la transformée de Fourier 2D d'une image ultrasonore à partir de mesures comprimées de cette image. Plus précisément, le schéma d'acquisition considéré correspond à une prise aléatoire d'échantillons de l'image, imposée par les matrices de décimation sur la Figure 3.1. L'information *a priori* considérée lors du processus de reconstruction est celle décrite en 3.3.1, *i.e.* la transformée de Fourier 2D suit une loi statistique Bernoulli-Gaussien favorisant sa parcimonie, avec les coefficients non-nuls regroupés autour de la fréquence centrale de la sonde. Le modèle direct résultant s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{x} + \mathbf{n} = \Phi\mathcal{F}^{-1}\mathbf{X} + \mathbf{n}, \tag{3.8}$$

avec $\mathbf{y} = (y_1, ..., y_M)^T \in \mathbb{C}^M$ le vecteur des mesures, $\mathbf{x} = (x_1, ..., x_N)^T \in \mathbb{C}^N$ et $\mathbf{X} = (X_1, ..., X_N)^T \in \mathbb{C}^N$ l'image ultrasonore respectivement sa transformée de Fourier 2D, $\mathbf{n} = (n_1, ..., n_M)^T \in \mathbb{C}^M$ un bruit additif Gaussien de moyenne nulle représentant les erreurs d'instrumentation et $\mathcal{F}$ la transformée de Fourier 2D.

L'algorithme que nous avons proposé utilise une méthode Monte Carlo par chaine de Markov (MCMC, également connue sous le nom d'échantillonneur de Gibbs) qui génère des vecteurs asymptotiquement distribués selon la loi

a posteriori. La distribution *a posteriori* correspondant à notre structure Bayésienne hiérarchique s'écrit sous la forme :

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{q}, \sigma^2, \sigma_X^2|\mathbf{y}) \propto p\left(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \sigma^2\right) p(\sigma^2) p(\mathbf{X}|\mathbf{q}, \sigma_X^2) p(\mathbf{q}|\beta) p(\sigma_x^2), \tag{3.9}$$

$\mathbf{q}$ le vecteur contenant les étiquettes indiquant si un coefficient de Fourier est nul ou pas, σ^2 la variance du bruit additif Gaussian, σ_X^2 la variance de la composante Gaussienne attribuée à $\mathbf{X}$ et β le paramètre de granularité supposé connu. Pour rappel, la loi *a priori* du vecteur $\mathbf{q}$ a été donnée en (3.6), ayant comme objectif de favoriser la parcimonie structurée de $\mathbf{X}$, dont la distribution *a priori* est donnée en (3.4) et (3.5). De manière classique, nous attribuons une loi de Jeffreys comme distribution *a priori* de la variance du bruit

$$f(\sigma^2) \propto \frac{1}{\sigma^2}$$

et une distribution inverse-gamma avec les paramètres α_0 and α_1 pour la variance des coefficients non nuls de $\mathbf{X}$

$$\sigma_X^2 \sim \mathcal{IG}(\alpha_0, \alpha_1).$$

Les hyperparamètres α_0 et α_1 sont fixés à des valeurs qui garantissent le caractère non informatif de la loi inverse-gamma.

Etand donné le modèle en (3.8), la fonction de vraisemblance associée à notre problème s'écrit sous la forme :

$$p\left(\mathbf{y}|\mathbf{X}, \sigma^2\right) = \left(\pi\sigma^2\right)^{-N} \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \parallel \mathbf{y} - \Phi\mathcal{F}^{-1}\mathbf{X} \parallel_2^2\right), \tag{3.10}$$

où $\|x\|_2 = \sqrt{x^T x}$ représente la norme ℓ_2 d'un vecteur.

Afin de générer des échantillons asymptotiquement distribués selon la loi *a posteriori* en (3.9), la méthode MCMC échantillonne itérativement chacune des variables selon sa distribution conditionnelle. Les lois conditionnelles associées à chacune des variables sont données ci-dessous.

Echantillonner selon $p\left(X_i|\mathbf{X}_{\setminus i}, q_i, \sigma^2, \sigma_X^2, \mathbf{y}\right)$

La loi conditionnelle de chaque coefficient de Fourier X_i étant donné $\mathbf{X}_{\setminus i}$ ($\mathbf{X}_{\setminus i}$ représente le vecteur $\mathbf{X}$ sans l'i-ème élément) dépend de l'étiquette q_i correspondante :

$$\begin{aligned} X_i|q_i = 0 \qquad & \sim \delta\left(|X_i|\right) \\ X_i|q_i = 1, \mathbf{X}_{\setminus i}, \sigma^2, \sigma_X^2 \quad & \sim \mathcal{CN}\left(\mu_i, \eta_i^2\right) \end{aligned} \tag{3.11}$$

avec

$$\begin{cases} \eta_i^2 & = \left(\frac{1}{\sigma_X^2} + \frac{\|\mathbf{t}_i\|^2}{\sigma^2}\right)^{-1} \\ \mu_i & = \mathbf{t}_i^H \mathbf{e}_i \frac{\eta_i^2}{\sigma^2} \\ \mathbf{e}_i & = \mathbf{y} - \sum_{j \neq i} X_i \mathbf{t}_i \end{cases},$$

où $\mathbf{t}_i$ est l'i-ème colonne de $T = \Phi\mathcal{F}^{-1}$.

Echantillonner selon $f\left(q_i|\mathbf{q}_{\setminus i}, X_i, \sigma^2, \sigma_X^2, \mathbf{y}\right)$

La probabilité conditionnelle de l'étiquette q_i est :

$$\mathrm{P}\left[q_i = 1|\mathbf{q}_{\setminus i}, X_i, \sigma_X^2\right] \propto w_i^{(1)} \triangleq \frac{1}{\pi\sigma_X^2} \exp\left[\sum_{j \in \mathcal{V}_i} \beta\kappa\left(1 - q_j\right) - \frac{|X_i|^2}{\sigma_X^2}\right] \tag{3.12}$$

et

$$\mathrm{P}\left[q_i = 0|\mathbf{q}_{\setminus i}\right] \propto w_i^{(0)} \triangleq \exp\left[\sum_{j\in\mathcal{V}_i} \beta\kappa\left(1-q_j\right)\right]. \tag{3.13}$$

Les deux probabilités ci-dessous peuvent être regroupées en une distribution de Bernoulli $\mathcal{B}e\left(\tilde{w}_i^{(1)}\right)$ avec $\tilde{w}_i^{(1)} = \frac{w_i^{(1)}}{w_i^{(1)}+w_i^{(0)}}$.

Echantillonner selon $f\left(\sigma^2|\mathbf{X},\mathbf{q},\sigma_X^2,\mathbf{y}\right)$

La loi conditionnelle de la variance du bruit suit une distribution inverse-gamma :

$$\sigma^2|\mathbf{X},\mathbf{y} \sim \mathcal{IG}\left(M, \left\|\mathbf{y}-\Phi\mathcal{F}^{-1}\mathbf{X}\right\|_2^2\right). \tag{3.14}$$

Echantillonner selon $f\left(\sigma_X^2|\mathbf{X},\sigma^2,\mathbf{q},\mathbf{y}\right)$

La loi conditionnelle de la variance des coefficients non nuls de $\mathbf{X}$ est également une distribution inverse-gamma :

$$\sigma_X^2|\mathbf{X} \sim \mathcal{IG}\left(\|\mathbf{X}\|_0+\alpha_0, \|\mathbf{X}\|_2^2+\alpha_1\right), \tag{3.15}$$

où $\|\mathbf{X}\|_0$ représente le nombre d'éléments non nuls de $\mathbf{X}$.

Les échantillons générés itérativement selon les lois conditionnelles ci-dessus sont utilisés après un nombre d'itérations prédéfini pour construire les estimateurs Bayésiens classiques tels que le maximum *a posteriori* (MAP) ou d'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE).

3.4.2 Reconstruction d'image par minimisation d'une norme ℓ_p

Généralement, les algorithmes de reconstruction de signaux ou d'images parcimonieux à partir de mesures comprimées (au sens de l'EC) utilisent une relaxation ℓ_1 de la pseudo norme ℓ_0 qui imposerait naturellement un nombre minimal de coefficients non nuls. Cependant, des méthodes de reconstruction alternatives basées sur la pseudo norme ℓ_p, avec $0 < p < 1$, ont été proposées afin de mieux approximer le cas idéal ℓ_0 [Cha07, CY08, TD06]. Avec ce type d'approche, le problème d'optimisation classiquement résolu en EC donné en (3.1) devient :

$$\hat{\mathbf{x}} = \min \|\mathbf{x}\|_p \quad \text{tel que} \quad \Phi\mathbf{x} = \mathbf{y}. \tag{3.16}$$

Dans nos travaux, nous nous sommes intéressés au choix optimal de p et plus particulièrement au lien entre la minimisation de la pseudo norme ℓ_p et les statistiques α-stable du signal ou de l'image à reconstruire [ABT+15]. Pour rappel, une variable aléatoire α-stable est définie par une fonction caractéristique en (3.7). Etant donné que les moments d'ordre deux et supérieurs à deux sont infinis pour une distribution α-stable, il a été montré que le critère de la dispersion minimale constitue une alternative à l'erreur quadratique moyenne minimale pour des signaux Gaussiens [SN93, Kur02]. Ceci implique une équivalence naturelle entre la méthode des moindres carrés (appliquée aux signaux Gaussiens) et la méthode de moindre norme ℓ_p qui rend plus robuste la reconstruction des signaux distribués selon des lois de probabilité à queue lourde telle que l'α-stable. Alors qu'un certain nombre de travaux suggèrent un choix de p le plus proche possible de 0, afin de mieux approcher la pseudo norme ℓ_0, ou propose une relation de dépendance entre p et α [Tza09], nous avons montré à travers de simulations Monte Carlo que les meilleures reconstructions ultrasonores sont obtenues pour des valeurs de p plus petites mais proches de α. A noter que le paramètre α est estimé directement à partir des mesures aléatoires compressées. Cette estimation se base sur

le fait que les mesures sont des combinaisons linéaires aléatoires des échantillons du signal à reconstruire et sur la propriété de stabilité des variables aléatoires stables [SN93]. Cependant, en pratique, pour des matrices de mesures Φ aléatoires Gaussiennes, les mesures peuvent également être considérées comme des combinaisons linéaires de variables aléatoires Gaussiennes. Pour cette raison, l'estimation du paramètre α peut donner dans certains cas des valeurs proches de 2. Afin de contourner ce problème, nous avons considéré dans nos approches une série de plusieurs signaux RF adjacents et fait l'hypothèse qu'ils sont caractérisés par le même paramètre α. Cette hypothèse est raisonnable en pratique, étant donnée la corrélation spatiale entre des lignes RF voisines que nous avons également exploitée dans d'autres travaux similaires [BLB+13]. Afin de résoudre le problème d'optimisation (3.16), qui dans notre cas s'avère non convexe à cause du choix de p souvent inférieur à 1, nous avons utilisé l'algorithme IRLS ("iteratively reweighted least squares") [CY08]. Cet algorithme itératif approche la pseudo norme ℓ_p par une norme ℓ_2 pondérée par des poids notés ω_k mis à jour à chaque itération. Les principales étapes de l'algorithme d'optimisation sont données en Algo. 2.

Algorithm 2: Algorithme de reconstruction d'une ligne RF basé sur l'IRLS et sur l'hypothèse de signal distribué selon une α-stable.

1. Initialisation ($n = 0$) : $\hat{x}^{(0)} = \min \|y - \Phi x\|^2$. Fixer le facteur d'amortissement $\epsilon = 1$.
2. Estimer α à partir de y [ABT+15].
3. Fixer p à $p = \alpha - 0.01$.
4. **Tant que** ϵ est supérieur à un seuil prédéfini **faire**
   (a) $n = n + 1$
   (b) Trouver les poids $w_k = \left(\left(x_k^{(n-1)}\right)^2 + \varepsilon\right)^{\frac{p}{2}-1}$
   (c) Définir la matrice diagonale Q_n dont les éléments de la diagonale principale sont $\frac{1}{w_i}$
   (d) Mettre à jour $\hat{x}$

$$\hat{x}^{(n)} = Q_n \Phi^T \left(\Phi Q_n \Phi^T\right)^{-1} y, \tag{3.17}$$

   (e) **Si** la norme du résidu, $\left\|\hat{x}^{(n)} - \hat{x}^{(n-1)}\right\|^2$, a été réduite par un facteur prédéfini, **alors** diminuer ϵ.
   (f) $\hat{x}^{(n-1)} = \hat{x}^{(n)}$

3.5 Résultats de reconstruction à partir de données comprimées

Nos algorithmes de reconstruction d'images ultrasonores à partir de données comprimées ont été validés sur des données de simulation et expérimentales. Toutes les simulations ont été obtenues avec le programme Field II [JS92], qui fait office d'état de l'art dans la simulation d'images ultrasonores médicales. Les images expérimentales ont été acquises sur des objets tests ou *in vivo* avec des échographes modifiés pour la recherche, donnant accès aux signaux RF après formation des voies.

Dans toutes les expériences, les données comprimées ont été générées *a posteriori*, en projetant les images acquises ou simulées classiquement sur des matrices aléatoires correspondant aux schémas d'acquisition introduits en 3.2. Cette façon de générer les mesures peut représenter une limitation de notre travail, car elle ne se base pas sur une implémentation pratique d'un schéma d'acquisition capable de générer ces données comprimées respectant les

contraintes imposées par l'EC. Alors que nos efforts ont porté essentiellement sur les algorithmes de reconstruction, d'autres équipes de recherche ont proposé des cadres applicatifs de l'EC en imagerie ultrasonore. Parmi elles, nous pouvons citer les travaux de l'équipe du Pr. Georg Schmitz qui s'est basé sur des acquisitions en onde plane [SS14] ou du Pr. Yonina Eldar qui a adapté la théorie du Xampling [MEE11], proposé par le même groupe, à l'échocardiographie 2D et 3D [CE14]. Alors que la première stratégie a l'avantage de diminuer le nombre de tirs ultrasonores, la deuxième, combinée avec une technique de formation de voies dans le domaine fréquentiel, permet de diminuer la quantité de données acquises tout en gardant une qualité d'image équivalent aux schémas d'acquisition classiques.

Dans ce qui suit, trois résultats sont rapportés afin de mettre en évidence nos contributions dans ce domaine.

Le premier résultat montre une première tentative d'application de l'EC en imagerie ultrasonore 3D, basé sur les schémas d'échantillonnage aléatoires montrés sur la Figure 3.3. Ces schémas d'acquisitions ont également inspiré d'autres équipes de recherche, comme celle du laboratoire Creatis (Lyon, France) qui les as utilisés en [LLA+15] pour montrer l'intérêt de l'apprentissage en EC appliqué en ultrasons. Dans notre exemple, les données RF initialement échantillonnées à 80 MHz ont été acquises sur un embryon de souris avec un échographe SHERPA commercialisé par Atys Medical (Lyon, France), muni d'une sonde uni-élément. La fréquence centrale d'émission a été de 22 MHz, la cadence d'images de 10 fps et la largeur et la profondeur d'exploration de 16, respectivement $7,8$ mm). La figure 3.6 montre le volume originale, les mesures aléatoires correspondant aux schémas de décimation aléatoire proposés (50% des échantillons sont gardés dans cet exemple) et les volumes reconstruits. Les reconstructions ont été obtenues en considérant les images parcimonieuses dans le domaine fréquentiel et, par conséquent en résolvant le problème d'optimisation suivant :

$$\hat{\mathbf{a}} = \min \left\|\mathbf{y} - \Phi\mathcal{F}^{-1}\mathbf{a}\right\|_2 + \lambda \left\|\mathbf{a}\right\|_1 \tag{3.18}$$

où $\mathcal{F}$ représente l'opérateur de Fourier, λ est un hyperparamètre qui pondère l'importance de l'*a priori* par rapport à l'attache aux données et les autres notations sont les mêmes que dans les paragraphes précédents. Pour résoudre le problème d'optimisation 3.18, nous avons utilisé un algorithme classique de gradient conjugué. Afin de s'affranchir d'un ajustement manuel de λ, nous avons utilisé la méthode proposée en [CWB08] qui, par l'intermédiaire d'une approche itérative, met automatiquement à jour ce paramètre.

Etant donnée la façon dont on génère les mesures aléatoires (prise aléatoire d'une partie des échantillons), une comparaison avec une interpolation cubique a été effectuée. L'interpolation a été réalisée à partir du même nombre d'échantillons, mais pris de manière régulière. L'erreur quadratique moyenne entre les volumes reconstruit par EC, respectivement par interpolation, et les volumes initiaux a été calculée pour différents taux de décimation. Les résultats obtenus, qui montrent la supériorité de l'EC, sont regroupés dans le Tableau 3.1.

Table 3.1 – Erreur quadratique moyenne entre les volumes ultrasonores reconstruits par EC, respectivement par interpolation, et les données RF initiale.

Taux de décimation	25%	33%	50%
Echantillonnage compressé	0.69	0.57	0.40
Interpolation cubique	1.09	1.02	0.83

Le deuxième résultat, extrait de [DBKT12], présente une image de simulation 2D obtenue avec l'outil de simulation Field II. Il s'agit d'un des exemples fournis par Field II, représentant un vaisseau sanguin. L'objectif de cet exemple est de montrer la supériorité de la méthode de reconstruction Bayésienne présentée dans le paragraphe 3.4.1 par

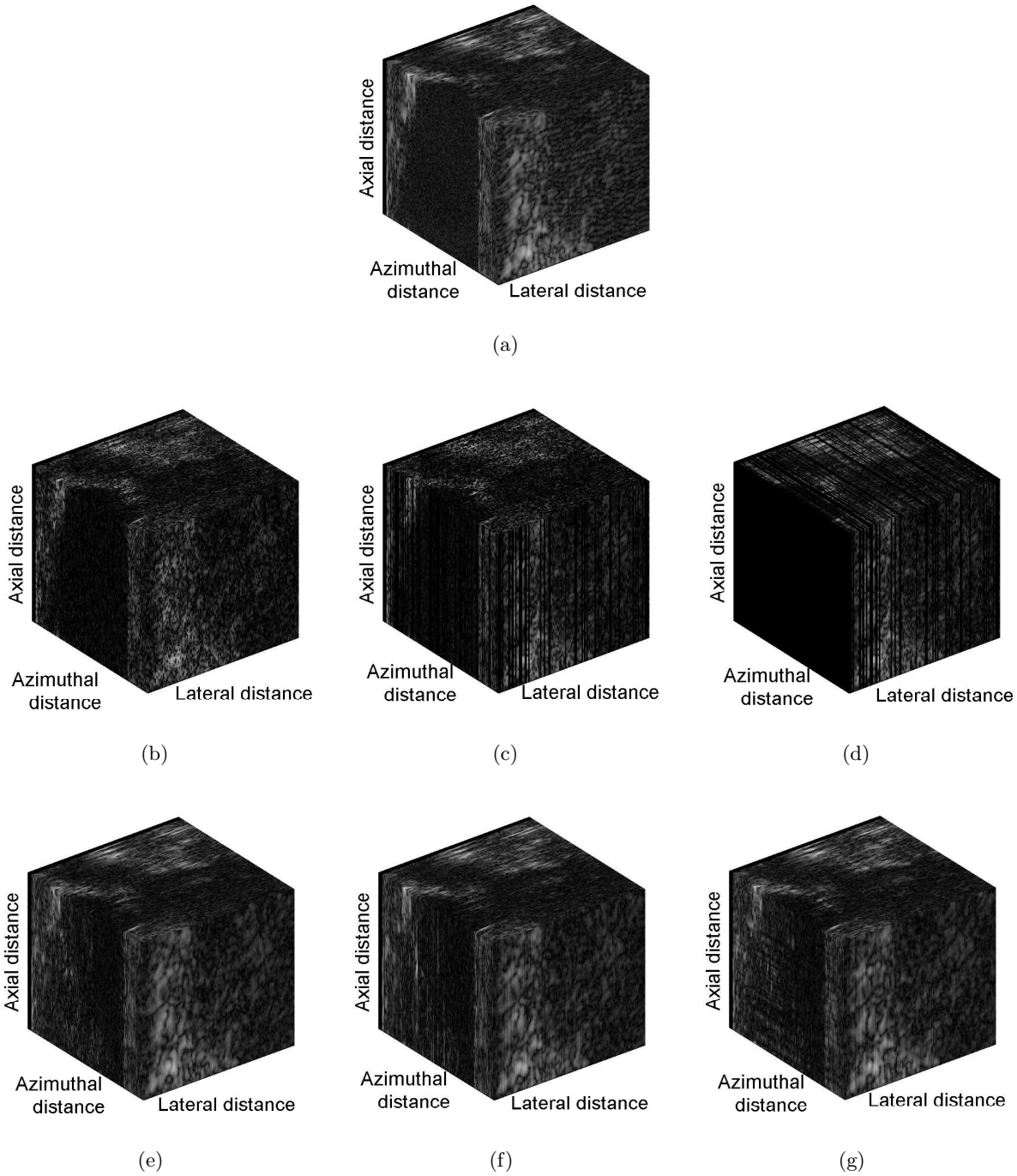
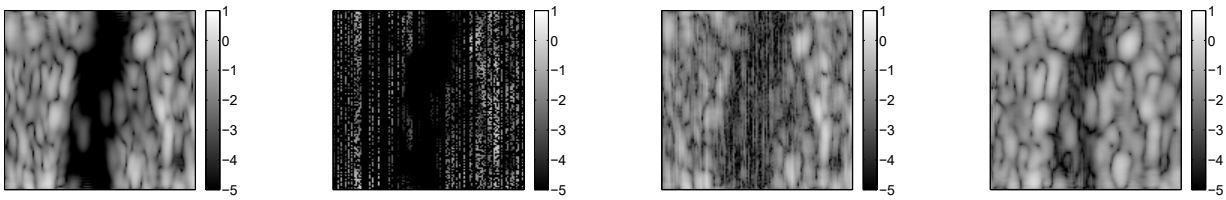


Figure 3.6 – Reconstruction 3D d'un volume ultrasonore représentant un rein de souris à partir de mesures aléatoires représentant 50% des échantillons initialement acquis. Le volume initial est donné en (a). Les échantillons mesurés sont donnés en (b), (c) et (d) et les volumes reconstruits en (e), (f) et (g).

rapport à une reconstruction par optimisation variationnelle minimisant la norme ℓ_1. Les données comprimées ont été générées à l'aide d'un masque de décimation 2D qui garde aléatoirement des échantillons d'un sous ensemble aléatoire des lignes RF (colonnes de l'image RF). L'image initiale, les données comprimées représentant 10% des pixels (33% des lignes RF, prises aléatoirement, ont été décimées aléatoirement avec un taux de sous-échantillonnage de 33%), la reconstruction par minimisation de la norme ℓ_1 dans le domaine fréquentiel 2D (une méthode classique

de gradient conjuguée a été employée), ainsi que le résultat avec notre approche Bayésienne sont montrés sur la Figure 3.7. Une comparaison au sens de l'erreur quadratique moyenne normalisée entre les deux méthodes de reconstruction pour différents taux de décimation est données sur la Figure 3.8. Elle confirme la supériorité de l'approche Bayésienne, surtout pour des faible taux d'échantillonnage.



(a) (b) (c) (d)

Figure 3.7 – (a) Image initiale, (b) mesures comprimées aléatoires, (c) image reconstruite par minimisation de la norme ℓ_1 dans le domaine fréquentiel 2D et (d) image reconstruite par l'approche Bayésienne proposée.

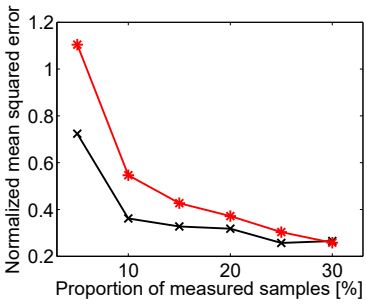


Figure 3.8 – Erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE) en fonction du taux de décimation pour la reconstruction ℓ_1 (en rouge) and la reconstruction Bayésienne (en noir)).

La troisième série de résultats porte sur la reconstruction d'images ultrasonores à partir de données comprimées présentée dans le paragraphe 3.4.2. Nous rappelons que la contribution majeure de ce travail a été de remplacer dans le processus de reconstruction la norme ℓ_1 par une pseudo norme ℓ_p et surtout de fixer automatiquement le paramètre p en le reliant aux statistiques α-stable des images. La figure 3.9 montre le résultat d'une simulation Monte Carlo dont l'objectif était de confirmer que le choix p plus petit mais proche de α permet d'obtenir les meilleures reconstruction. Cette simulation consiste à générer des vecteurs distribués selon une loi α-stable et de les projeter sur des vecteurs Gaussiens afin d'obtenir les données comprimées. Pour chaque valeur de α, 20 simulations ont été effectuées en re-générant à chaque fois les données comprimées. Les erreurs quadratiques moyennes normalisées entre le vecteur reconstruit et sa valeur initiale, obtenues pour chaque essai, ont été moyennées pour des valeurs de α comprises entre $0,5$ et $1,6$. Chaque reconstruction a été effectuée avec l'algorithme IRLS présenté en 3.4.2, avec un nombre d'itération très important (10000) afin de ne pas biaiser les résultats. Les erreurs obtenues, regroupées dans la Figure 3.9, confirme que le meilleur choix pour p est légèrement inférieur à α. Par ailleurs, nous observons que pour des valeurs de α inférieures à 1 (ce qui est le cas en imagerie ultrasonore quand la reconstruction est faite dans le domaine fréquentie, voir Figure 3.5), le choix de p n'est pas très restrictif, les erreurs étant similaires pour une plage de valeurs $p < \alpha$ relativement importante.

L'algorithme 2 a été appliqué sur une série de six images de thyroïde, acquises avec un échographe Siemes Sonoline

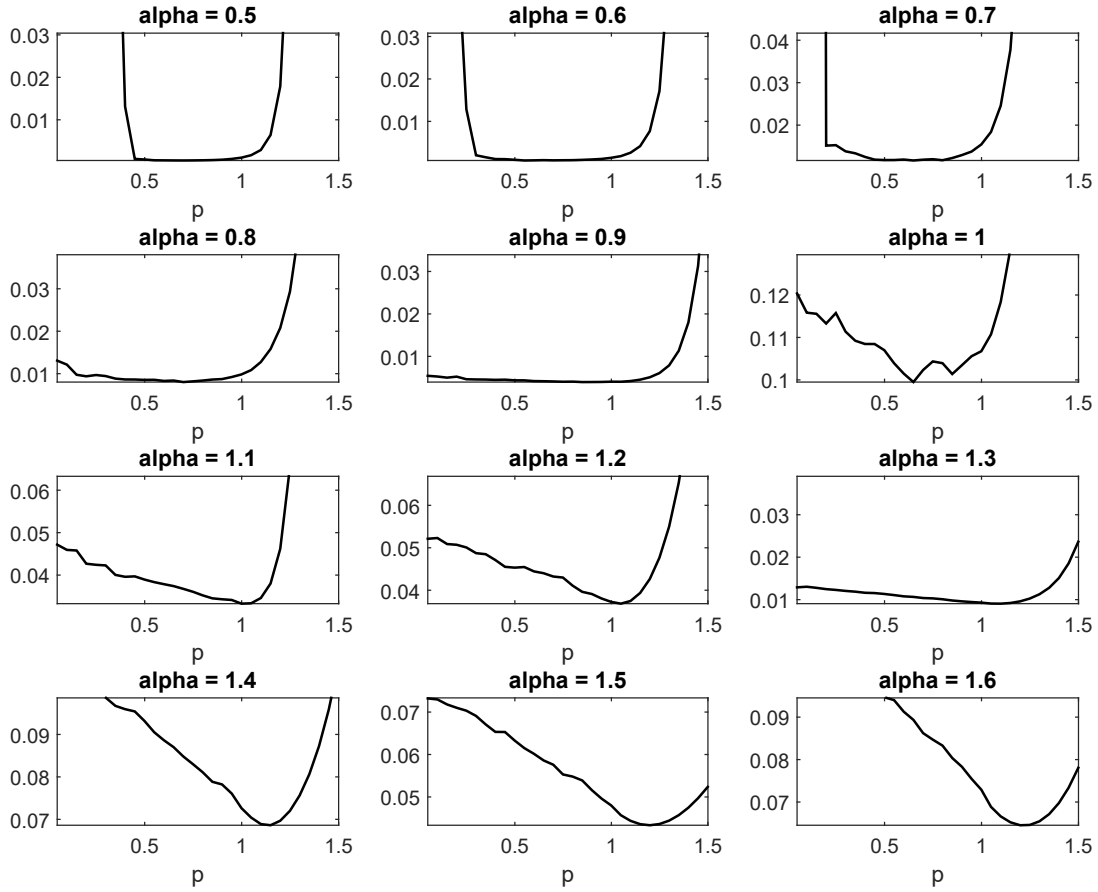


Figure 3.9 – Simulation Monte Carlo qui montre que généralement les erreurs de reconstruction errors sont minimisées pour p plus petit mais prôche de α.

Elegra doté d'une sonde de fréquence centrale $7,5$ MHz échantillonnant les signaux à 50 MHz [ABT+15]. Plusieurs résultats de reconstruction ont été comparés : obtenu en minimisant la norme ℓ_1 avec un algorithme de type Lasso et appliquant notre algorithme de trois façon différentes (dans le domaine spatial et dans le domaine fréquentiel avec ou sans tenir compte de la connaissance *a priori* de la bande passante de la sonde). Dans l'ordre, ces quatre méthodes sont désignées par : Lasso, SαS-IRLS, FD-SαS-IRLS et IRLS-DP. En plus de l'erreur quadratique moyenne, nous avons utilisé une deuxième mesure pour quantifier les résultats. Il s'agit de l'index de similarité structurelle (SSIM) qui est est connu pour être davantage représentatif de la perception visuelle que les métriques basées sur l'erreur quadratique. Le SSIM est défini par

$$\mathrm{SSIM} = \frac{(2\mu_{\mathrm{I}}\mu_{\hat{\mathrm{I}}} + c_1)(2\sigma_{\mathrm{I}\hat{\mathrm{I}}} + c_2)}{(\mu_{\mathrm{I}}^2 + \mu_{\hat{\mathrm{I}}}^2 + c_1)(\sigma_{\mathrm{I}}^2 + \sigma_{\hat{\mathrm{I}}}^2 + c_2)} \ , \tag{3.19}$$

où μ_{I}, σ_{I} sont les valeurs moyennes et les écart-types de I (même notation pour $\hat{\mathrm{I}}$), $\sigma_{\mathrm{I}\hat{\mathrm{I}}}$ est le coefficient de corrélation entre les deux images et c_1, c_2 sont des constantes qui empêchent les problèmes de stabilité numérique en cas de faibles dénominateurs. Concrètement, le SSIM est égal à 0 si les deux images sont complètement différentes, et il est égal à 1 si les deux images sont identiques.

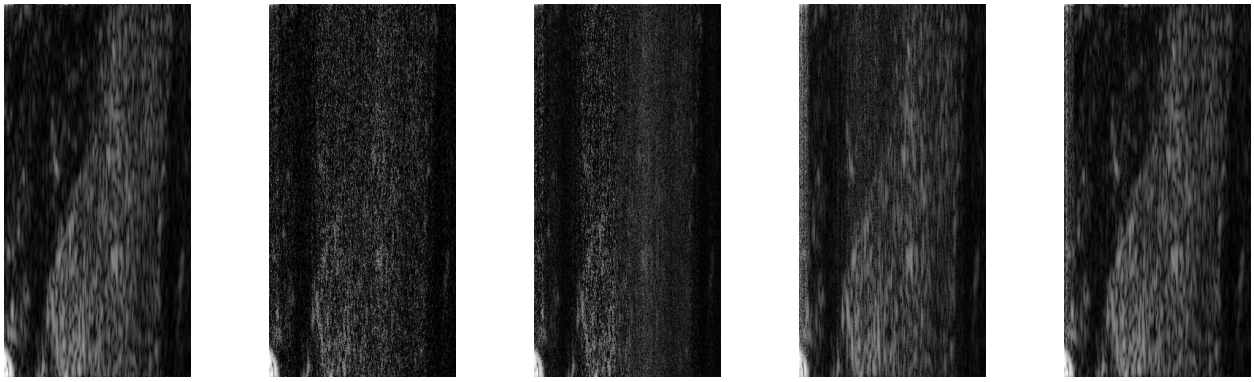
Image	$\frac{M}{N}\%$	Critère	Méthode			
			Lasso	$S\alpha S$-IRLS	FD-$S\alpha S$-IRLS	IRLS-DP
Thyroïde 1	33	NRMSE	0.666	0.632	0.439	0.148
		SSIM	0.186	0.234	0.638	0.902
	50	NRMSE	0.519	0.482	0.224	0.098
		SSIM	0.328	0.380	0.835	0.949
Thyroïde 2	33	NRMSE	0.658	0.656	0.438	0.165
		SSIM	0.153	0.186	0.561	0.863
	50	NRMSE	0.447	0.432	0.236	0.103
		SSIM	0.283	0.322	0.774	0.914
Thyroïde 3	33	NRMSE	0.770	0.752	0.460	0.218
		SSIM	0.160	0.197	0.568	0.858
	50	NRMSE	0.581	0.559	0.247	0.129
		SSIM	0.298	0.342	0.784	0.914
Thyroïde 4	33	NRMSE	0.890	0.789	0.397	0.110
		SSIM	0.140	0.181	0.595	0.907
	50	NRMSE	0.747	0.653	0.181	0.070
		SSIM	0.274	0.330	0.814	0.951
Thyroïde 5	33	NRMSE	0.923	0.808	0.403	0.113
		SSIM	0.145	0.191	0.631	0.928
	50	NRMSE	0.788	0.685	0.187	0.071
		SSIM	0.276	0.337	0.852	0.966
Thyroïde 6	33	NRMSE	0.923	0.812	0.401	0.103
		SSIM	0.141	0.185	0.624	0.935
	50	NRMSE	0.779	0.684	0.186	0.071
		SSIM	0.270	0.329	0.843	0.968

Table 3.2 – Evaluation quantitative des quatre méthodes de reconstruction pour des mesures comprimées représentant 33% et 50% du nombre d'échantillons des images originales.

Le Tableau 3.2 regroupe les résultats obtenus avec les quatre méthodes de reconstruction évoquées ci-dessus. Nous pouvons observer l'intérêt de l'utilisation d'une pseudo norme ℓ_p, ainsi que l'amélioration des résultats quand la reconstruction est effectuée dans le domaine fréquentiel, *a fortiori* quand la bande passante de la sonde est supposée connue. La Figure 3.10 donne un aperçu visuel sur les images reconstruites à partir de 33% des échantillons de l'image originale.

3.6 Conclusion

L'imagerie ultrasonore a connu plusieurs progrès technologiques remarquables qui lui permettent de rester la modalité de référence dans de nombreuses applications médicales. Parmi les avancées instrumentales notables, nous pouvons citer : i) l'imagerie haute résolution utilisant des transducteurs à des fréquences au-delà de 20 MHz, qui permet d'imager des organes comme les couches de la peau, la rétine ou les petits vaisseaux appartenant à la microcirculation [CRC+03], ii) l'imagerie ultra rapide qui, grâce à des émissions d'ondes planes ou divergentes, permet d'obtenir des fréquences d'acquisition de l'ordre de quelques dizaines de kHz [TF14] ou iii) l'échographie 3D à l'aide d'un balayage mécanique (sondes 1D) ou électronique (sondes matricielles). Malgré ces nouvelles technologies, des limitations subsistent, notamment liées à la grande taille de données acquises ou aux compromis inhérents provoqués par la physiques, i.e. la propagation des ondes ultrasonores ou les matériaux piézoélectriques utilisés pour fabriquer



(a) (b) (c) (d) (e)

Figure 3.10 – Résultats de reconstruction d'une image représentant une thyroïde à partir de 33% des échantillons de l'image originale : (a) image originale, images reconstruites avec (b) LASSO, (c) αS-IRLS, (d) D-$S\alpha S$-IRLS et (e) IRLS-DP. Toutes les images sont représentées en format mode B.

les transducteurs.

Dans ce contexte, nous avons été la première équipe de recherche [QBGK10] à envisager l'applicabilité de l'échantillonnage compressif (EC) en imagerie ultrasonore. Depuis, plusieurs travaux proposés par différents groupes ont vue le jour et ont permis de rassembler une communauté de recherche autour de ce sujet. Nos premiers travaux se sont essentiellement proposés de montrer la faisabilité d'une telle approche [QBK12b]. Basées sur des techniques de reconstruction existantes, nos premières contributions ont concerné des schémas d'échantillonnage ayant un potentiel d'accélération de la cadence des images (i.e., diminution du nombre de tirs ultrasonores nécessaires pour former une image) et l'analyse de la parcimonie des images ultrasonores via des transformées classiques telles que Fourier 2D ou ondelettes.

Malgré des résultats encourageants, il nous est apparu évident que l'application de l'EC en imagerie ultrasonore, compte tenu des spécificités de celle-ci, nécessitait le développement de nouvelles méthodes dédiées. Nous nous sommes particulièrement intéressés aux modèles parcimonieux des images et aux techniques de reconstruction associées. Notons que ces deux aspects jouent un rôle essentiel, influençant notamment la qualité des images reconstruites pour un nombre donné de mesures, ou inversement la quantité de données nécessaires pour une qualité d'images donnée. Dans ce contexte, nous avons montré l'intérêt d'une combinaison entre la prise en compte de la parcimonie par le biais de lois statistiques à queue lourde et des méthodes d'optimisation non convexes visant à minimiser une somme entre une attache aux données quadratique et une pseudo norme ℓ_p. De plus, nous avons montré, à travers des simulations Monté Carlo, qu'un choix optimal de paramètre p s'impose, notamment lié au paramètre α de la distribution α-stable considérée. A travers des résultats de simulation et expérimentaux, nous avons montré l'avantage de cette méthode comparée à des techniques classiques de type Lasso, que la plupart des méthodes emploient quand il s'agit d'appliquer l'EC en imagerie ultrasonore.

Chapitre 4

Amélioration de la résolution et du contraste en imagerie ultrasonore

4.1 Introduction

La technologie ultrasonore a connu des énormes progrès depuis les années 1970 et ses débuts en tant que modalité d'imagerie médicale. Alors que les premières sondes étaient uni-élément, permettant d'acquérir des signaux RF individuels, le développement des barrettes ultrasonores, i.e. des sondes formées de plusieurs éléments piézoélectriques disposés linéairement ou sectoriellement, a permis l'acquisition des premières images bi-dimensionnelles. Utilisées dans un premier temps pour visualiser les fétus et suivre ainsi le déroulement des grossesses, ces images appelées mode B (brillance) résultent de la juxtaposition horizontale de plusieurs signaux acquis individuellement. Au fil du temps, l'imagerie US médicale a bénéficié des avancées technologiques en électronique et en informatique. Parmi les plus majeures, nous pouvons citer les DSPs qui ont permis dans les années 1980 l'apparition de l'imagerie Doppler, dont l'objectif est de mettre à disposition des médecins des cartographies de la vitesses du sang, les convertisseurs analogique-numériques à bas coût qui ont facilité le développement de l'imagerie à composition spatiale (compound imaging) dans les années 1990 ou la programmation parallèle (processeur multi-cœurs et GPUs) qui joue un rôle essentiel dans l'imagerie ultra-rapide [TF14].

L'imagerie US est également passée à l'ère du numérique. Le début des années 2000 a marqué ce passage au numérique, et depuis, la majorité, si ce n'est la totalité des échographes, numérisent les échos US reçus par les capteurs dès leur acquisition. Aujourd'hui, toute la chaine de formation de l'image, à partir de la formation des voies jusqu'aux post-traitements comme la démodulation d'amplitude, est effectuée numériquement.

Alors que ces progrès instrumentaux ont engendré d'énormes améliorations de qualité des images US et vont surement continuer à le faire, ils se heurtent à des limitations physiques qui peuvent se montrer infranchissables. A titre d'exemple, nous pouvons citer le compromis imposé par la physique de propagation des ultrasons entre la résolution des images et la profondeur d'exploration. Alors que des fréquences d'émissions élevées permettraient d'améliorer la résolution spatiale, elles limitent également la profondeur d'exploration à cause de la forte atténuation des ultrasons.

Pour ces raisons, nous considérons que les méthodes de traitement du signal et de l'image ont un rôle essentiel à jouer afin d'exploiter de manière optimale la richesse des données rendues accessibles par les nouvelles technologies échographiques. Pourtant, l'attention portée par la communauté de recherche en imagerie US à ce genre de méthodes a été moins importante que dans d'autres modalités d'imagerie médicale comme l'IRM ou la tomographie. Afin d'appuyer ce constant, prenons, à titre d'exemple, la formation de voies, qui est la première étape et une des plus importantes dans la chaine de fabrication des images US. Elle joue en effet un rôle majeur sur la résolution, le contraste et le rapport signal sur bruit des images. Pour rappel, plusieurs techniques d'émission existent. La plus classique consiste à émettre une sérié d'ondes focalisées, dont les échos réfléchis par les tissus sont reçus par plusieurs éléments piézoélectriques. La formation de voies en réception consiste à *combiner* ces signaux RF reçus pour chaque

émission afin de former une ligne RF (i.e. une colonne de l'image). Actuellement, les échographes utilisent pour cela une approche classique par retard et somme, constituée de deux étapes : une première de focalisation (compensation des retards provoqués par les différences de temps de vol) et une deuxième de sommation après pondération des signaux par des coefficients approchant la directivité de l'antenne. Alors que ces coefficients, qui forment la fenêtre d'apodization en réception, sont habituellement fixés *a priori* (par exemple une fenêtre de Hanning), il a fallu attendre 2005 pour voir publiés les premiers travaux sur des méthodes adaptatives [VW05], inspirés du filtre de Capon [Cap69]. Depuis, de nombreuses versions de formation de voies adaptatives, communément appelées à variance minimale, ont été proposées et visent essentiellement à s'affranchir de la corrélation des données et de leur nature large bande.

Les modes d'émission plus récents, comme par exemple les ondes planes, ont également fait appel à des techniques classiques de formation de voies ou à la composition spatiale qui représente une moyenne des images obtenues pour différents angles d'incidence en émission [MTB+09].

Nos travaux de recherche visent à proposer des méthodes de traitement du signal et de l'image capables, par post-traitement, d'améliorer la qualité des images US. Pour cela, nous nous sommes intéressés à deux approches différentes qui, à terme, mériteraient d'être combinées afin de fusionner toute la chaine de fabrication des images. Le premier problème que nous avons abordé concerne la formation de voies. Dans le deuxième cas, nos méthodes prennent comme entrée l'image obtenue après le formateur de voies. Elles se proposent d'améliorer sa qualité principalement en enlevant l'effet de la réponse impulsionnelle de l'imageur. Alors que dans le premier cas l'originalité de notre approche réside dans le modèle direct que nous avons établi, dans le deuxième elle repose sur les techniques d'optimisation numérique capable d'inverser le modèle direct convolutif. Enfin, nous avons également introduit le concept de déconvolution comprimée en imagerie ultrasonore, qui se propose de déconvoluer une image à partir de mesures aléatoires obtenues comme vu dans le chapitre précédent. Dans ce qui suit, chacune de ces trois problématiques sera présentée dans un sous-chapitre dédié.

4.2 Formation de voies en imagerie ultrasonore

La plupart des travaux concernant la fomation de voies ont été réalisés dans le cadre de la thèse de doctorat de Teodora Szasz, que j'ai co-encadrée avec Denis Kouamé.

4.2.1 Modèle d'acquisition et formateurs de voies existants

Avant de présenter brièvement les méthodes de formation les plus répandues dans la littérature, nous introduisons les notations utilisées dans ce sous-chapitre. Nous considérons une sonde échographiques formée de M éléments piézoélectriques, qui émet séquentiellement P ondes ultrasonores vers le milieu imagé. A noter que les ondes émises peuvent être focalisées, planes ou divergentes. Nous considérons que pour chaque émission p, avec $1 \leq p \leq P$, M_p parmi les M éléments de la sonde sont actifs en réception. Dans ce qui suit, sauf autrement spécifié, nous allons nous focaliser sur une profondeur donnée, notée n, avec $1 \leq n \leq N$, où N dépend de la profondeur d'exploration et de la fréquence d'échantillonnage. Pour une profondeur n et après compensation des différences de temps de vol (focalisation des échos reçus), les mesures générées par les M_p capteurs, correspondant à l'émission p, peuvent être rangés dans une matrice $\boldsymbol{y}_p \in \mathbb{C}^{M_p \times 1}$.

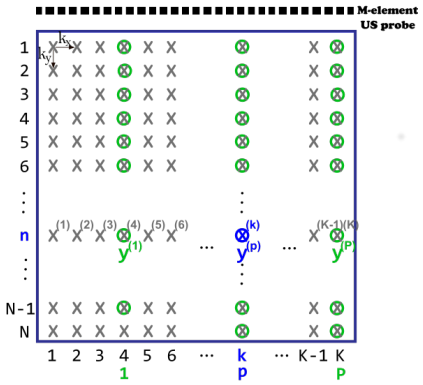


Figure 4.1 – Vue schématique du modèle de formation de voies proposé.

La méthode la plus classique de formation de voies, par retard est somme (notée DAS dans ce qui suit), s'écrit alors comme :

$$\boldsymbol{y}^{(p)} = \boldsymbol{w}_{DAS}^T \boldsymbol{y}_p, \tag{4.1}$$

$\boldsymbol{w}_{DAS}$ représente la fenêtre d'apodisation et $\boldsymbol{y}^{(p)}$ est le p^{ime} échantillons du signal RF formé par DAS, $\boldsymbol{y} \in \mathbb{C}^{P\times 1}$. A noter que nous considérons ici, sans perte de généralité, qu'un signal RF est formé pour chaque émission. La fenêtre d'apodisation utilisée par DAS, indépendante des données, vérifie :

$$\min_{\boldsymbol{w}} \boldsymbol{w}^H \boldsymbol{w}, \text{ sous réserve que } \boldsymbol{w}^H \mathbf{1} = 1, \tag{4.2}$$

où $\mathbf{1}$ est une vecteur de longueurs M_p avec tous les éléments égaux à 1, étant donné que les différences de temps de vols sont préalablement compensées. La solution de (4.2) est :

$$\boldsymbol{w}_{DAS} = \frac{\mathbf{1}}{M_p}. \tag{4.3}$$

En pratique, afin de diminuer les lobes secondaires, d'autres fenêtres comme par exemple Hanning sont habituellement utilisées.

Une alternative du DAS très répandue en imagerie ultrasonore est de ne pas considérer $\boldsymbol{w}$ fixé à l'avance, mais de l'estimer à partir des données acquises. Ces méthodes se basent sur le principe du filtre de Capon [Cap69], qui consiste à minimiser la puissance de la contribution des sources qui ne sont pas situées dans la direction scrutée par l'antenne. Autrement dit, en adaptant la fenêtre d'apodisation aux données reçues, le filtre de Capon se propose de minimiser les lobes secondaires et de palier à la limitation en résolution du formateur de voies. En imagerie ultrasonore, ces méthodes sont généralement connues sous le nom de formateurs de voies par variance minimum. La fenêtre d'apodization $\boldsymbol{w}$ devient le résultat d'un problème d'optimisation exprimé par :

$$\min_{\boldsymbol{w}} \boldsymbol{w}^H \boldsymbol{R}_p \boldsymbol{w}, \text{ sous réserve que } \boldsymbol{w}^H \boldsymbol{a} = 1, \tag{4.4}$$

avec $\boldsymbol{R}_p$ la matrice de covariance et $\boldsymbol{a}$ le vecteur de pointage. Généralement, l'optimisation est faite en utilisant les données focalisées en réception, ce qui implique que $\boldsymbol{a}$ ne contient que des 1. Comme en pratique la matrice de covariance n'est pas connue, elle est estimée directement à partir des données $\boldsymbol{y}_p$. Nous notons par $\hat{\boldsymbol{R}}_p$ l'estimation

de la matrice de covariance $\boldsymbol{R}_p$. La solution du problème d'optimisation en (4.4) comporte une solution analytique, donnée par :

$$\hat{\boldsymbol{w}} = \frac{\hat{\boldsymbol{R}_p}^{-1}\boldsymbol{a}}{\boldsymbol{a}^H\hat{\boldsymbol{R}_p}^{-1}\boldsymbol{a}}, \tag{4.5}$$

où $(\,\cdot\,)^H$ représente l'opérateur de conjugaison.

La littérature concernant les formateurs de voies par variance minimum en imagerie ultrasonore est très riche. Les deux verrous principaux sont liés à la nature large bande des signaux US et au fait que les données acquises sont corrélées. Pour palier le premier problème, il a été proposé, par exemple, en [HGJ09], d'effectuer la formation de voies dans le domaine fréquentiel, fréquence par fréquence. La corrélation des données génère en pratique des matrices de covariance mal conditionnées. Pour surmonter ce problème, plusieurs méthodes ont été proposées dans la littérature, basées sur des moyennages des données brutes dans une ou les deux directions de l'espace [SAH07, SAH09], ou sur des approches itératives [JA14], en plus de la technique classique de chargement de la diagonale permettant de stabiliser l'inversion de $\hat{\boldsymbol{R}}_p$ dans (4.5).

Il faut noter que des formateurs de voies spécifiques aux émissions en onde plane ont été également proposés, utilisant un *mapping* spécifique de la transformée de Fourier 2D des données acquises, permettant de trouver par interpolation la transformée de Fourier 2D de l'image US [Lu97, GTM+13]. Ces formateurs de voies n'ont cependant pas été considérés pour comparer les performances de nos méthodes, étant donnée leur spécificité aux ondes planes.

4.2.2 Contributions

Notre contribution dans ce domaine a été de formaliser la formation des voies comme un problème directe linéaire, inversé en utilisant des approches classiques d'optimisation numérique. Cette formulation en tant que problème inverse nous a permis de prendre explicitement en compte les distributions statistiques des images ultrasonores. Il faut noter qu'en parallèle avec nos travaux, d'autres groupes de recherche se sont intéressés au même problème. En [BZV+14, ZBC+15, CBZ+15] les auteur ont proposé un modèle qui permet de formuler la formation de voies en un problème de reconstruction tomographique dans le domaine fréquentiel. Le formateur de voies a été également combiné avec des techniques d'échantillonnage comprimé, donnant lieu à la notion de formation de voies comprimée, dans le domaine fréquentiel [WEF12, CE14] ou spatial [DRZL15].

4.2.2.1 Formateur de voies proposé

Notons par $\boldsymbol{x}$ le signal désiré, après le formateur de voies, de longueur K. Comme le montre la Figure 4.1, nous considérons $K > P$, ce qui implique que l'échantillonnage horizontal (latéral) de l'image après formateur de voies est plus fin que la grille d'émission ultrasonore. En effet, dans notre modèle, le nombre d'éléments piézoélectrique M, le nombre d'émissions P est la taille latérale K de la grille après formateur de voies sont totalement indépendants. En tenant compte des notations ci-dessous et du modèle d'acquisition présenté dans le paragraphe 4.2.1, nous avons établi un modèle linéaire qui relie $\boldsymbol{x}$ aux données $\boldsymbol{y}_p$:

$$\boldsymbol{y}_p = (\boldsymbol{A}_p^H\boldsymbol{A}_T)\boldsymbol{x} + \boldsymbol{n}_p, \tag{4.6}$$

avec $\boldsymbol{A}_p \in \mathbb{C}^{M\times M_p}$ et $\boldsymbol{A}_T \in \mathbb{C}^{M\times K}$ sont des matrices de pointages classiques, formées par des vecteurs de pointage entre d'une part les capteurs et les directions d'émission et d'autre part la grille de l'image est les capteurs. $\boldsymbol{n}_p$ est

un bruit Gaussien additif et indépendant. Dans ce qui suit, sans perte de généralité, nous considérons que tous les éléments de la sonde sont actifs en réception, i.e., $\boldsymbol{A}_1 = \boldsymbol{A}_2 = \cdots = \boldsymbol{A}_p = \boldsymbol{A}$.

Le modèle en (4.6) nous permet donc, pour chaque profondeur donnée, d'avoir une relation linéaire entre les données brutes reçues par les capteurs et le signal désiré. Nous pouvons cependant observer que, en fonction du nombre d'émissions considéré, le nombre d'équation de ce système peut devenir très important. Afin de diminuer la dimensionnalité du problème, nous avons utilisé un outil bien connu dans la littérature en formation de voies, i.e. *beamspace processing* [MCW05], également utilisé en imagerie US par d'autres auteurs [NH09, JA12]. Il faut noter qu'une telle approche permet également, comme montré par plusieurs études, d'améliorer le rapport signal sur bruit notamment en formation de voies [MCW05]. Dans notre cas, le "beamspace processing" se traduit par l'utilisation, à la place des données brutes, des signaux formés par DAS. Pour rappel, un signal RF est formé par DAS pour chaque émission. Par conséquent, le système d'équation en (4.6) réduit à une seule équation pour chaque émission p. En assemblant les P équations résultantes en un sytème écrit sous forme matricielle, nous obtenons :

$$\boldsymbol{y} = (\boldsymbol{A}^H \boldsymbol{A}_T)\boldsymbol{x} + \boldsymbol{n}, \tag{4.7}$$

où $\boldsymbol{A}_T \in \mathbb{C}^{M\times K}$, $\boldsymbol{A} \in \mathbb{C}^{M\times P}$, $\boldsymbol{x} \in \mathbb{C}^{K\times 1}$, et $\boldsymbol{n} \in \mathbb{C}^{K\times 1}$ sont définis de la même manière qu'en (4.6).

Afin de résoudre le problème inverse en (4.7), nous avons utilisé plusieurs façons classiques de régulariser la solution, comme les normes ℓ_1 ou ℓ_2 ou une combinaison linéaire entre les deux (connue sous le nom d'*elastic net*). Nous avons cependant montré, de la même manière qu'en échantillonnage comprimé, que la prise en compte d'une distribution α-stable dans la modélisation statistique de $\boldsymbol{x}$ aboutit à des meilleurs résultats. Dans ce cas, l'estimation de $\boldsymbol{x}$ est obtenue en minimisant la somme d'un terme quadratique d'attache aux données et de la pseudo norme ℓ_q de $\boldsymbol{x}$, avec q relié au paramètre α. Ce dernier est automatiquement estimé à partir de $\boldsymbol{y}$.

4.2.2.2 Résultats

Les performances du modèle de formation de voies que nous avons proposé ont été évaluées sur des données de simulation obtenues avec Field II [Jen91, JL94] et sur des données *in vivo*. Les résultats rapportés ci-dessous ont été obtenus avec régularisations différentes : norme ℓ_2 (LS) et pseudo norme ℓ_p (α-stable). Nous avons comparé nos résultats avec ceux obtenus par DAS et par le formateur de voies à variance minimale (MV). Dans tous les cas, notre méthode a utilisé 5 fois moins de tirs US que DAS ou MV.

En plus du rendu visuel, nous avons utilisé trois paramètres quantitatifs pour comparer les images formées : le contraste (CR), le contraste sur bruit (CNR) et le rapport signal sur bruit (SNR) [GC13] :

$$CR = |\mu_{R_1} - \mu_{R_2}|; CNR = \frac{|\mu_{R_1} - \mu_{R_2}|}{\sqrt{\sigma_{R_1}^2 + \sigma_{R_2}^2}}; SNR = \frac{\mu_{R_1}}{\sigma_{R_1}} \tag{4.8}$$

où μ_{R_1}, μ_{R_2}, σ_{R_1} et σ_{R_2} sont les valeurs moyennes respectivement les écart-types de deux blocs de pixels R_1 et R_2 appartenant à deux structures différentes.

Les résultats de simulation sont regroupés dans la Figure 4.2. Nous pouvons ainsi observer, grâce aux zooms, le gain en résolution de notre méthode, surtout quand elle exploite les statistiques α-stables. Le gain en résolution et l'atténuation des lobes secondaires sont également mis en évidence sur la Figure 4.3, qui montre des profils latéraux passant passant par les trois réflecteurs ponctuels. Les largeurs à mi-hauteur des lobes principaux (FWHM), rapportées dans le Tableau 4.1 confirment le gain en résolution de notre méthode. Les autres résultats numériques

Table 4.1 – CR, CNR, SNR et FWHM obtenus pour les images de simulation

Méthode	**CR[dB]**	**CNR**	**SNR**	**FWHM**
DAS	58.22	6.40	1.03	1.55
MV	66.90	5.98	0.61	0.92
LS	56.41	6.08	**1.47**	1.29
α-stable	**69.74**	**7.65**	0.44	**0.32**

Table 4.2 – CR, CNR, and SNR values for the *in vivo* thyroid beamformed images in Fig. 4.4

BF Method	**CR[dB]**	**CNR**	**SNR**
DAS	2.9765	0.1648	0.1849
LS	2.7226	0.2168	0.5328
α-stable	4.2557	0.2374	0.2464

sont également donnés dans le Tableau 4.1. Ils montrent le gain en contraste (α-stable) et en rapport signal sur bruit (LS) de notre méthode.

Les mêmes méthodes ont été appliquées sur des données acquises *in vivo*, sur un patient présentant une tumeur thyroïdienne. Il faut noter que l'image par MV n'a pas pu être calculée dans ce cas, étant donné que les images ont été acquises avec un imageur clinique ne donnant pas accès aux données brutes reçues par chaque capteur. Les trois images obtenues sont montrées sur la Figure 4.4 et les résultats numériques correspondants regroupés dans le Tableau 4.2. Nous pouvons ainsi remarquer, en plus du retour visuel, que la méthode α-stable offre le meilleur compromis entre le contraste (ici entre la tumeur et la partie saine e la thyroïde) et le rapport signal sur bruit.

4.2.2.3 Conclusion

Dans ce sous-chapitre, nous avons présenté une partie de nos travaux récents en formation de voies ultrasonore, qui ont fait l'objet d'une partie de la thèse de doctorat de Teodora Szasz, débutée en 2013. Notre première contribution a été de proposer, pour une distance donnée de la sonde, un nouveau modèle directe entre les données brutes reçues par les capteurs US et le signal désiré. Ceci nous a permis de formuler la formation de voies ultrasonore comme un problème inverse que nous avons résolu en régularisation la solution. Notre deuxième contribution, similaire à celle proposée précédemment en échantillonnage comprimé, a été de s'appuyer sur les statistiques α-stable des signaux US pour obtenir un terme de régularisation adapté. En plus de sa supériorité par rapport à des régularisations classiques telles que ℓ_1, ℓ_2 ou *elastic net*, notre approche a l'avantage d'être automatique, ne faisant recours à aucun ajustement manuel d'hyperparamètre.

Nous avons testé nos méthodes sur des données de simulation réalistes, obtenues avec le simulateur Field II, et également sur des images expérimentales, acquises sur des objets tests ou *in vivo*. Nous avons pu ainsi montré les avantages de nos approches par rapport à la technique classique, DAS, implantée sur tous les échographes commerciaux. Nous nous sommes également comparés à d'autres méthodes issues de la littérature, comme le formateur de voies par variance minimale.

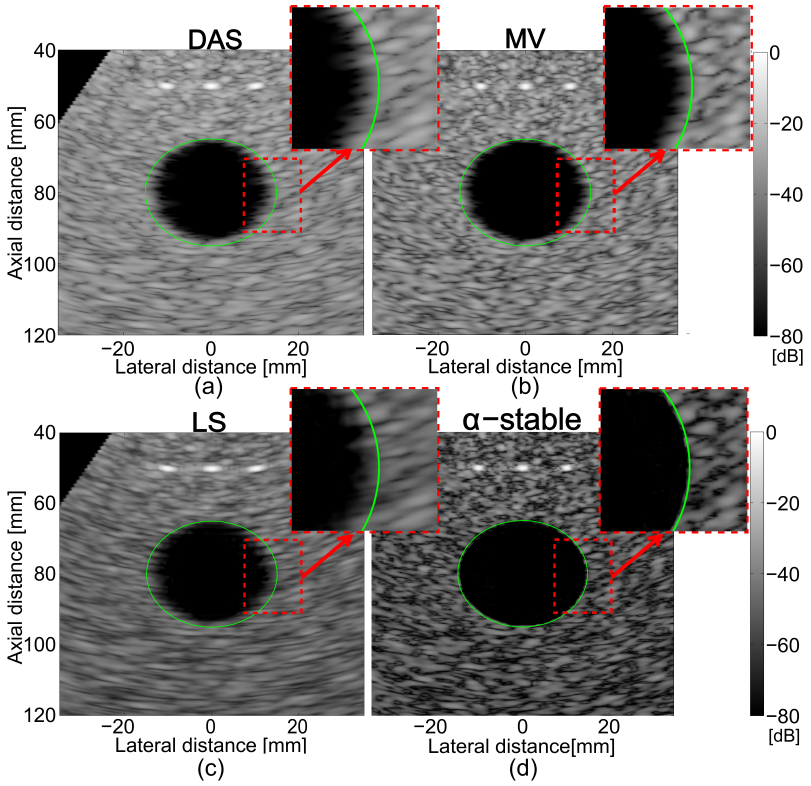


Figure 4.2 – Images obtenues avec les formateurs de voies (a) DAS, (b) MV et avec la méthode proposée (c) LS et (d) α-stable.

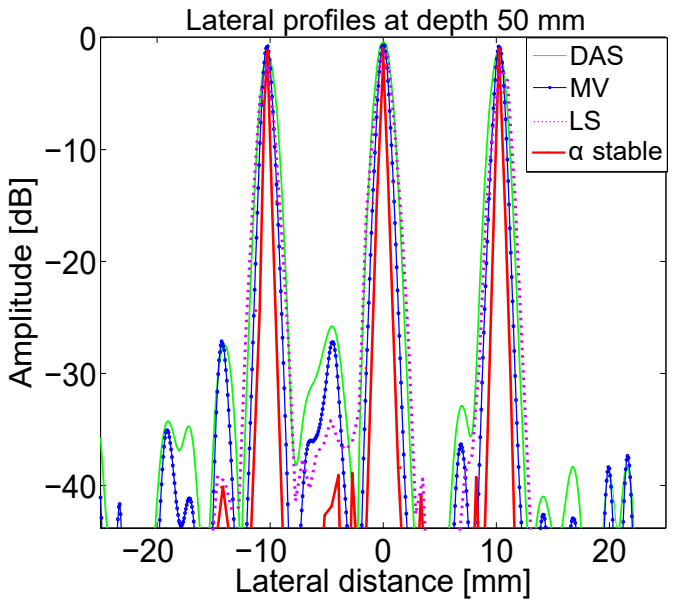


Figure 4.3 – Profils latéraux correspondant à une profondeur de 50 mm extraits des images DAS, MV, LS, et α-stable.

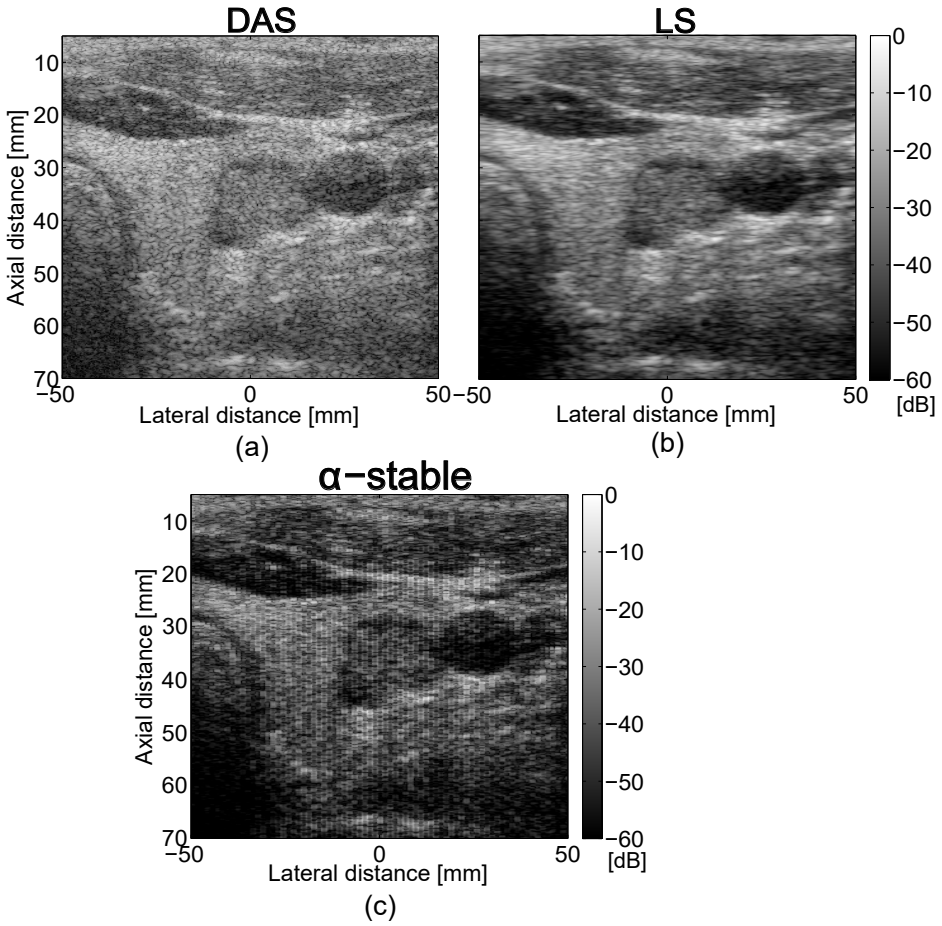


Figure 4.4 – Images obtenues avec les formateurs de voies (a) DAS, (b) LS et (d) α-stable.

Etant donné notre formulation du formateur de voies sous la forme d'un problème inverse, une prolongation logique de ce travail serait de le coupler avec d'autres problèmes inverses que nous avons traités en imagerie ultrasonore. Une idée, déjà abordée par d'autres groupes de recherche, serait d'intégrer le formateur de voies dans une technique d'acquisition comprimée. Une autre, encore plus originale, serait d'intégrer les méthodes de déconvolution et super-résolution, qui font l'objet du reste de ce chapitre, dans le formateur de voies.

4.3 Méthodes post-formateur de voies

La plupart des travaux concernant les travaux présentés dans cette section ont été réalisés dans le cadre des thèses de doctorat de Zhouye Chen, Ningning Zhao et Renaud Morin.

4.3.1 Positionnement du problème

Dans le reste de ce chapitre, nous nous intéresserons à des méthodes de post-traitement appliquées aux images RF après le formateur de voies. L'objectif majeur de ces méthodes sera d'améliorer la qualité des images échographiques uniquement à l'aide de traitements d'images, sans avoir recours à des modifications instrumentales sur les imageurs. Le point commun de toutes les méthodes que nous avons proposées est la prise en compte de la fonction d'étalement (PSF, comme *point spread function*) de l'échographe. De la même manière que pour tout système d'imagerie, la résolution spatiale des échographes est limitée par la physique et la bande passante des capteurs. Cette perte de résolution peut être considérée, en se basant sur une approximation de Born à l'ordre 1 et sur l'hypothèse de diffusion simple généralement valable pour les tissus mous [JMGS93a], par un modèle convolutif entre la PSF et une image super-résolue, qu'on appellera carte de réflectivité tissulaire (TRF, comme *tissue refectivity function)* [JMGS93a, Tax95, MT07, NPK+07, AMP+11].
Ce modèle linéaire, qui n'est pas spécifique à l'imagerie ultrasonore étant donnée sa large utilisation dans de nombreux autres domaines applicatifs tels que la télédétection [MBD15], la vidéo surveillance [YWHM10a] où l'imagerie hyperspectrale [AAM05], s'écrit sous la forme :

$$\mathbf{y} = \mathbf{SHx} + \mathbf{n}, \tag{4.9}$$

où $\mathbf{x}$ est un vecteur de taille N correspondant à la TRF mise en ordre lexicographique, $\mathbf{y}$ de taille $M \leq N$ contient les données US et $\mathbf{n}$ est un bruit additif Gaussien. La matrice $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ est une matrice de très grande dimension associée à la PSF 2D de l'imageur. Pour des raisons d'efficacité de calcul, et malgré aucun fondement pratique, nous avons considéré dans nos travaux le cas d'une convolution 2D cyclique. Ceci implique d'une part une structure particulière de la matrice $\mathbf{H}$, circulante par blocs circulants (BCCB, comme *block circulant with circulant blocks*), et d'autre part la possibilité d'effectuer la convolution dans le domaine fréquentiel, sans la nécessité d'explicitement définir $\mathbf{H}$. Il faut noter que la grande majorité des méthodes de déconvolution utilise la même hypothèse. Enfin, la matrice $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ est une matrice de sous-échantillonnage. Dans nos travaux, nous avons considéré trois cas de figure différents : i) $\mathbf{S}$ est la matrice identité, au cas où $M = N$ et on parlera dans la suite de méthodes de déconvolution, ii) $\mathbf{S}$ est une matrice de sous-échantillonnage uniforme, au cas où on parlera de super-résolution, et iii) $\mathbf{S}$ est une matrice aléatoire satisfaisant les conditions de l'échantillonnage comprimé, ce qui donnera des méthodes de déconvolution comprimée.

Sauf mention particulière, nous avons considéré la PSF connue. Alors que cette hypothèse est tenable en simulation, elle ne l'est évidemment pas sur des images expérimentales. Dans le deuxième cas, nous avons utilisé une méthode existante pour estimer la PSF, directement à partir des données RF, lors d'une phase de pré-traitement [JMGS93b]. Le principe de cette méthode repose sur l'hypothèse de séparation entre la PSF et la TRF dans le domaine cepstral. L'enveloppe de la PSF est alors estimé par filtrage passe-bas du cepstre de l'image RF, alors que sa phase est retrouvée à partir de l'enveloppe en considérant qu'il s'agit d'un système à phase minimale (i.e. l'enveloppe est la phase sont reliées par la transformée de Hilbert).
Dans nos travaux, nous avons fait une deuxième hypothèse, utilisée par la plupart des travaux dans ce domaine, qui consiste à considérer la PSF spatialement invariante. En imagerie US, cette condition n'est pas totalement respectée, à cause, entre autres, de la focalisation des ondes en émission. Ceci introduit une variation de la PSF surtout dans la direction axiale (de propagation des ondes). Afin de s'affranchir de cette limitation, dans le cas d'images correspondant à des profondeurs de pénétration importantes, la solution communément utilisée est de partager l'image en plusieurs régions et de considérer la PSF stationnaire dans chacune de ces régions.
Dans la suite de ce chapitre, nous présenterons nos principales contributions en déconvolution, super-résolution et déconvolution comprimée.

4.3.2 Méthodes de déconvolution

4.3.2.1 Modèle

Comme nous l'avons expliqué précédemment, le modèle correspondant à la déconvolution est obtenu en remplaçant la matrice $\mathbf{S}$ en (4.9) par la matrice identité, ce qui nous donne :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \tag{4.10}$$

avec $\mathbf{x}$, $\mathbf{y}$ et $\mathbf{n}$ des vecteurs de longueur N et la matrice $\mathbf{H}$ définie comme précédemment.
Estimer la TRF $\mathbf{x}$ à partir de l'image RF $\mathbf{y}$ est un problème mal-posé classique qui nécessite une contrainte de régularisation lors de son inversion. En imagerie ultrasonore, les termes de régularisation les plus répandus sont les normes ℓ_1 et ℓ_2, imposant ainsi des statistiques Laplacienne [JT08] ou Gaussienne [MT07], [YZX12] sur $\mathbf{x}$.
La modélisation statistique des images US a fait l'objet de multiples études, principalement à des fins de caractérisation tissulaire ou de segmentation. En plus des distributions Laplacienne et Gaussienne, d'autres modélisations ont été proposées, basées par exemple sur des lois statistiques K [HO09], Nakagami [LN11], α-stable [PDBT12] ou Gaussienne généralisée (GGD, comme *generalized Gaussian distribution*) [BTDF07]. Cette dernière a été également exploitée en déconvolution d'images US en [APMS11, AMP+11]. Compte tenu des résultats intéressants obtenus en [AMP+11], la plupart des méthodes de déconvolution que nous avons proposées ont également exploité une modélisation GGD de la TRF. Cependant, les auteurs ont utilisé en [AMP+11] un algorithme EM (*expectation maximization*) pour résoudre le problème d'optimisation résultant, qui a comme principal inconvénient le risque de converger vers des minimas locaux dans le cas des fonctionnelles non convexes. De plus, leur algorithme est appliqué sur des régions statistiquement homogènes. Ainsi, dans le cas des images représentant plusieurs tissus résultant en plusieurs régions distribuées selon la même loi (GGD) mais de paramètres différents, la méthode en [AMP+11] doit connaître le masque de segmentation pour déconvoluer indépendamment chacune de ces régions.
La méthode que nous présenterons dans ce sous-chapitre se propose d'améliorer l'algorithme en [AMP+11] en utilisant un modèle hiérarchique Bayésien et une méthode MCMC (*Markov Chain Monte Carlo*) pour estimer

toutes les inconnues du problème [ZBKT16]. Un des points forts de notre méthode est d'être capable de déconvoluer et segmenter conjointement l'image.

Afin d'adapter le modèle au fait que plusieurs tissus peuvent être présents dans l'image, nous considérons dans notre modèle que la TRF $\mathbf{x} = (x_1, \cdots, x_N)^T$ peut être partagée en K régions statistiquement homogènes, notée par $\{\mathcal{R}_1, ..., \mathcal{R}_K\}$, et nous introduisons une variable cachée $\mathbf{z} = (z_1, \cdots, z_N)^T \in \mathbb{R}^N$ qui labellise les pixels de $\mathbf{x}$. Plus concrètement, $z_i = k$ si et seulement si le pixel x_i appartient à la région $\mathcal{R}_k$, avec $k \in \{1, \cdots, K\}$ et $i \in \{1, \cdots, N\}$. La distribution conditionnelle de x_i est alors définie par

$$x_i | z_i = k \sim \mathcal{GGD}(\xi_k, \gamma_k), \tag{4.11}$$

avec ξ_k et γ_k les paramètres de forme et d'échelle de la GGD associée à la région $\mathcal{R}_k$. Pour rappel, la densité de probabilité d'une GGD est :

$$p(x) = \frac{1}{2\gamma^{1/\xi}\Gamma(1+1/\xi)} \exp\left(-\frac{|x|^\xi}{\gamma}\right), \quad x \in \mathbb{R}. \tag{4.12}$$

En considérant les pixels de l'image indépendants, conditionnés à l'appartenance à une classe, nous en déduisons que la TRF est distribuée selon un mélange de GGDs, correspondant à la densité de probabilité suivante :

$$p(x_i) = \sum_{k=1}^{K} w_k \mathcal{GGD}(\xi_k, \gamma_k) \ \text{ with } \ w_k = P(z_i = k). \tag{4.13}$$

En utilisant le théorème de Bayes, la *posterior* de notre problème peut s'écrire sous la forme

$$p(\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}, \mathbf{z}|\mathbf{y}) \propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \boldsymbol{\theta}) p(\mathbf{x}|\mathbf{z}, \boldsymbol{\theta}) p(\mathbf{z}|\boldsymbol{\theta}) \tag{4.14}$$

où l'opérateur $\propto$ veut dire "proportionnel à" et $\boldsymbol{\theta}$ est un vecteur contenant tous les paramètres et hyperparamètres à l'exception de $\mathbf{x}$ et $\mathbf{z}$ (la variance du bruit, les paramètres d'échelle et de forme des GGDs).

Dans ce qui suit, nous allons expliciter la vraisemblance et les distributions *a priori* associés inconnues de notre problème de décovolution-segmentation conjointe.

Fonction de vraisemblance

Compte tenu du modèle de bruit en (4.10), supposé indépendant Gaussien, et en notant σ_n^2 sa variance, la fonction de vraisemblance est égale à

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \sigma_n^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma_n^2)^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2}\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2.\right) \tag{4.15}$$

Distributions de probabilité *a priori*

Carte de réflectivité tissulaire $\mathbf{x}$

Les pixels de la TRF sont indépendants et distribués, conditionnellement à leur label, selon une GGD. Nous obtenons donc la loi *a priori* suivante :

$$
\begin{aligned}
p(\mathbf{x}|\mathbf{z},\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma}) &= \prod_{k=1}^{K}\prod_{i=1}^{N_k} \frac{1}{2\gamma_k^{1/\xi_k}\Gamma(1+1/\xi_k)} \exp\left(-\frac{|x_i|^{\xi_k}}{\gamma_k}\right) \\
&= \prod_{k=1}^{K} \frac{1}{\left[2\gamma_k^{1/\xi_k}\Gamma(1+1/\xi_k)\right]^{N_k}} \exp\left(-\frac{\sum_{i=1}^{N_k}|x_i|^{\xi_k}}{\gamma_k}\right) \\
&= \prod_{k=1}^{K} \frac{1}{\left[2\gamma_k^{1/\xi_k}\Gamma(1+1/\xi_k)\right]^{N_k}} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_k\|_{\xi_k}^{\xi_k}}{\gamma_k}\right),
\end{aligned} \tag{4.16}
$$

avec $\boldsymbol{\xi} = (\xi_1, \cdots, \xi_K)^T$ et $\boldsymbol{\gamma} = (\gamma_1, \cdots, \gamma_K)^T$, ξ_k et γ_k étant les paramètres de forme et d'échelle de la k-ième region $\mathcal{R}_k$, N_k est le nombre de pixels appartenant à la région $\mathcal{R}_k$, $\mathbf{x}_k$ est un vecteur contenant tous les pixels de $\mathcal{R}_k$, $\Gamma(\cdot)$ est la fonction gamma et $\|\mathbf{x}_k\|_\xi = (\sum_{i=1}^{N_k}|x_i|^\xi)^{1/\xi}$ représente la norme ℓ_ξ.

Variance du bruit σ_n^2

En présence de bruit blanc additif Gaussien, il est classique d'associer à sa variance une distribution inverse-gamma :

$$
\begin{aligned}
p(\sigma_n^2) \sim& \mathcal{IG}(\alpha,\nu) \\
=& \frac{\nu^\alpha}{\Gamma(\alpha)}(\sigma_n^2)^{-\alpha-1}\exp\left(-\frac{\nu}{\sigma_n^2}\right)\mathcal{I}_{\mathbb{R}+}(\sigma_n^2),
\end{aligned} \tag{4.17}
$$

avec $\mathcal{I}_A$ la fonction indicatrice sur l'ensemble A. Il faut noter que cette distribution dépend de deux paramètres α et ν qui la rend flexible et convenable à la plupart des modèles similaires au nôtre. Dans notre cas, nous les avons fixés, par validation croisée, à $(\alpha,\nu) = (0.1, 0.1)$.

Les labels $\mathbf{z}$

L'objectif de la distribution *a priori* des labels $\mathbf{z}$ est de régulariser le résultat de segmentation obtenu par notre méthode. L'idée derrière cette régularisation est d'introduire des dépendances spatiales entre des pixels voisins [PDBT12, PDBT13]. Pour cela, nous avons eu recours à un champ de Markov associé à un modèle de Potts (une généralisation du modèle d'Ising) [MGM06, PDBT13]. Nous avons ainsi pu renforcer la probabilité que des pixels voisins appartiennent à la même classe. La loi conditionnelle du label z_n, associé au pixel x_n, est définie alors par

$$
p(z_n|\mathbf{z}_{-n}) = p(z_n|\mathbf{z}_{\mathcal{V}(n)}) \tag{4.18}
$$

avec $\mathbf{z}_{-n} = (z_1, ..., z_{n-1}, z_{n+1}, ..., z_N)$ et $\mathcal{V}(n)$ le voisinage à l'ordre 1 de z_n, i.e. un voisinage classique à 4 voisins. En utilisant le théorème de Hammersley-Clifford theorem [Bes74], nous obtenons que la distribution *a priori* de $\mathbf{z}$ peut être exprimée comme une distribution de Gibbs :

$$
p(\mathbf{z}) = \frac{1}{C(\beta)}\exp\left[\sum_{n=1}^{N}\sum_{n'\in\mathcal{V}(n)}\beta\delta(z_n - z_{n'})\right] \tag{4.19}
$$

où β est un hyper-paramètre de lissage, $\delta(\cdot)$ est le produit de Kronecker et $C(\beta)$ est une constante de normalisation.

Les paramètres de forme et d'échelle bsxi et $\boldsymbol{\gamma}$

Afin de ne pas imposer de fortes contraintes sur ces paramètres, nous leur avons associé des distributions *a priori* qui imposent uniquement leurs bornes minimales et maximales :

$$p(\boldsymbol{\xi}) = \prod_{k=1}^{K} p(\xi_k) = \prod_{k=1}^{K} \frac{1}{3}\mathcal{I}_{[0,3]}(\xi_k) \tag{4.20}$$

$$p(\boldsymbol{\gamma}) = \prod_{k=1}^{K} p(\gamma_k) = \prod_{k=1}^{K} \frac{1}{\gamma_k}\mathcal{I}_{\mathbb{R}+}(\gamma_k). \tag{4.21}$$

Il faut noter que le choix de l'intervalle $[0, 3]$ est suffisant pour couvrir toutes les valeurs que le paramètres ξ_k peut prendre en pratique [AMP+11].

Distribution de probabilité *a posteriori*

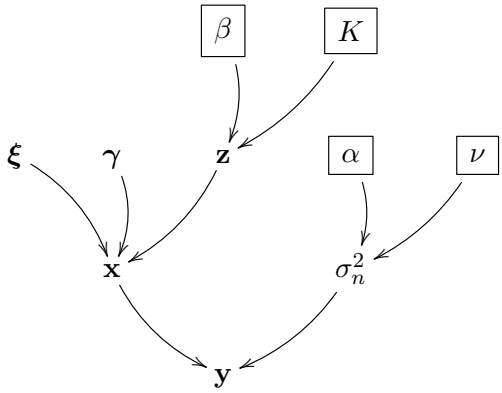


Figure 4.5 – Modèle Bayésien hiérarchique correspondant à notre problème de déconvolution. Les variables encadrées par des rectangles sont fixées à l'avance, sans être estimées.

La Figure 4.5 montre le modèle Bayésien hiérarchique résultant sous la forme d'un graphe orienté acyclique. La loi *a posteriori* des variables inconnues $\mathbf{x}, \sigma_n^2, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{z}$ s'écrit sous la forme

$$\begin{aligned}
p(\mathbf{x}, \sigma_n^2, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{z}|\mathbf{y}) &\propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \sigma_n^2, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{z})p(\mathbf{x}, \sigma_n^2, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{z}) \\
&\propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x}, \sigma_n^2, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{z})p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\gamma}, \mathbf{z})p(\sigma_n^2) \\
&\quad \times p(\boldsymbol{\xi})p(\boldsymbol{\gamma})p(\mathbf{z}) \\
&\propto \frac{1}{(2\pi\sigma_n^2)^{N/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_n^2}\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2\right) \\
&\quad \times \frac{1}{(\sigma_n^2)^{\alpha+1}} \exp\left(-\nu/\sigma_n^2\right) \\
&\quad \times \prod_{k=1}^{K} \left\{ a_k^{N_k} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_k\|_{\xi_k}^{\xi_k}}{\gamma_k}\right) \right. \\
&\quad \times \exp\left[\sum_{n=1}^{N} \sum_{n' \in \mathcal{V}(n)} \beta\delta(z_n - z_{n'})\right] \\
&\quad \left. \times \frac{1}{3}\mathcal{I}_{[0,3]}(\xi_k)\frac{1}{\gamma_k}\mathcal{I}_{\mathbb{R}+}(\gamma_k) \right\},
\end{aligned} \tag{4.22}$$

avec $a_k = \frac{1}{2\gamma_k^{1/\xi_k}\Gamma(1+1/\xi_k)}$. Il faut noter que tous les paramètres et les hyperparamètres sont considérés indépendants *a priori*.

4.3.2.2 Optimisation numérique

Compte tenu de la complexité de la distribution *a posteriori* en (4.22), il est évidemment très compliqué, voire impossible, de trouver des solutions analytiques pour les estimateurs MAP ou MMSE des inconnues de notre problème. De plus, nous pouvons également remarquer que parmi les inconnues nous comptons des variables continues et discrètes (les labels $\mathbf{z}$). Ceci rend difficile l'utilisation de méthodes d'optimisation variationnelles. Pour ces raisons, nous avons opté pour un algorithme de type MCMC, dont le principe repose sur la génération d'échantillons asymptotiquement distribués selon notre *posterior* et de les utiliser afin de construire des estimateurs Bayésiens de nos inconnues. Plus précisément, nous avons utilisé un échantillonneur de Gibbs pour générer des échantillons selon (4.22). Pour cela, des échantillons de chaque variable sont générés selon les lois conditionnelles correspondantes. Dans ce qui suit, nous donnons ces distributions conditionnelles pour chaque inconnue de notre problème. Plus de détails sur la dérivation analytique de ces lois peuvent être trouvés en [ZBKT16].

Echantillonner selon $p(\sigma_n^2|\mathbf{y},\mathbf{x},\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})$

$$\begin{aligned} p(\sigma_n^2|\mathbf{y},\mathbf{x},\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z}) &\propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\sigma_n^2) \\ &= \mathcal{IG}\left(\alpha + N/2, \theta + \frac{1}{2}\|\mathbf{y}-\mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2\right). \end{aligned} \tag{4.23}$$

Générer des échantillons selon (4.23) ne présente aucune difficulté.

Echantillonner selon $p(\boldsymbol{\xi}|\mathbf{y},\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})$

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\xi}|\mathbf{y},\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z}) &\propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\boldsymbol{\xi}) \\ &\propto p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\boldsymbol{\xi}) \end{aligned} \tag{4.24}$$

En considérant les paramètres de forme indépendants *a priori*, nous obtenons :

$$\begin{aligned} p(\xi_k|\mathbf{x},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z},\boldsymbol{\xi}_{-k}) &\propto p(\mathbf{x}_k|\xi_k,\gamma_k,\mathbf{z}_k)p(\xi_k) \\ &\propto a_k^{N_k}\exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_k\|_{\xi_k}^{\xi_k}}{\gamma_k}\right)\mathcal{I}_{[0,3]}(\xi_k), \end{aligned} \tag{4.25}$$

où $\boldsymbol{\xi}_{-k} = (\xi_1,...,\xi_{k-1},\xi_{k+1},...,\xi_K)$, avec $k \in \{1,...,K\}$, le vecteur $\mathbf{x}_k$ contient tous les pixels appartenant à la classe k et $\mathbf{z}_k$ contient les labels correspondants.

Compte tenu de la forme de cette loi conditionnelle, il n'est pas aisé de directement en générer des échantillons. Nous avons ainsi utilisé un algorithme de Metropolis-Hastings à marche aléatoire (RWMH) [Has70] pour échantillonner les paramètres de forme.

Echantillonner selon $p(\boldsymbol{\gamma}|\mathbf{y},\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\mathbf{z})$

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\gamma}|\mathbf{y},\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\mathbf{z}) &\propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\boldsymbol{\gamma}) \\ &\propto p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\boldsymbol{\gamma}) \end{aligned} \tag{4.26}$$

En supposant les paramètres d'échelle indépendants *a priori*, nous obtenons :

$$\begin{aligned} p(\gamma_k|\mathbf{x},\boldsymbol{\xi},\mathbf{z},\boldsymbol{\gamma}_{-k}) &\propto p(\mathbf{x}_k|\xi_k,\gamma_k,\mathbf{z}_k)p(\gamma_k) \\ &\propto \mathcal{IG}\left(\frac{N_k}{\xi_k}, \|\mathbf{x}_k\|_{\xi_k}^{\xi_k}\right) \end{aligned} \tag{4.27}$$

où $\boldsymbol{\gamma}_{-k} = (\gamma_1, ..., \gamma_{k-1}, \gamma_{k+1}, ..., \gamma_K)$ pour $k \in \{1, ..., K\}$. Générer des échantillons selon (4.27) ne présente aucune difficulté.

Echantillonner selon $p(\mathbf{z}|\mathbf{y},\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma})$

$$\begin{aligned} p(\mathbf{z}|\mathbf{y},\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma}) &\propto p(\mathbf{y}|\mathbf{x},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\mathbf{z}) \\ &\propto p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})p(\mathbf{z}). \end{aligned} \tag{4.28}$$

Etant donnée la dépendance entre le label d'un pixel et ceux de ses 4 voisins, la distribution conditionnelle d'un label z_n (correspondant au pixel x_n) s'écrit sous la forme

$$p(z_n = k|\mathbf{z}_{-n},\mathbf{x},\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma}) \propto p(x_n|z_n = k,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma})p(z_n = k|\mathbf{z}_{\mathcal{V}(n)}) \tag{4.29}$$

où $\mathbf{z}_{-n}$ est égal au vecteur $\mathbf{z}$ sans le n-ième élément et $\mathbf{z}_{\mathcal{V}(n)}$ correspond aux voisins de z_n. En utilisant la notation $\pi_{n,k} = p(z_n = k|\mathbf{z}_{-n},\mathbf{x},\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma})$, nous avons

$$\pi_{n,k} \propto a_k \exp\left(-\frac{|x_n|^{\xi_k}}{\gamma_k}\right) \exp\left(\sum_{n'\in\mathcal{V}(n)} \beta\delta(k - z_{n'})\right). \tag{4.30}$$

La probabilité conditionnelle normalisée du label z_n est alors donnée par

$$\tilde{\pi}_{n,k} = \frac{\pi_{n,k}}{\sum_{k=1}^{K} \pi_{n,k}}. \tag{4.31}$$

Le label z_n est alors générer à partir de l'ensemble $\{1, ..., K\}$ avec les probabilités $\{\tilde{\pi}_{n,1}, ..., \tilde{\pi}_{n,K}\}$.

Echantillonner selon $p(\mathbf{x}|\mathbf{y},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z})$

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y},\sigma_n^2,\boldsymbol{\xi},\boldsymbol{\gamma},\mathbf{z}) \propto \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y}-\mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2}{2\sigma_n^2} - \sum_{k=1}^{K} \frac{\|\mathbf{x}_k\|_{\xi_k}^{\xi_k}}{\gamma_k}\right). \tag{4.32}$$

Générer des échantillons de la TRF selon (4.32) n'est pas évident, étant donnée la grande dimension de $\mathbf{x}$ qui rend inefficaces des méthodes comme l'échantillonneur de Gibbs ou Metropolis-Hastings. Nous avons donc choisi d'utiliser une stratégie d'échantillonnage appelée *Hamiltonian Monte Carlo* (HMC) [Nea11]. Les détails sur l'implémentation de HMC pour générer des échantillons selon (4.32) peuvent être trouvés en [ZBKT16].

Les principales étapes d'échantillonnage de notre algorithme sont regroupées en Algo. 3.

4.3.2.3 Résultats de déconvolution et segmentation conjointes

De nombreux résultats sur des données synthétiques, de simulation et *in vivo*, peuvent être consultés en [ZBKT16]. Nous en rapportons deux ici, sur une image de simulation pour laquelle la carte de labels (sa segmentation) et la TRF sont parfaitement connues et sur une images *in vivo* de la peau acquise sur un patient présentant une tumeur maligne.

Algorithm 3: Echantillonneur de Gibbs correspondant à notre problème de déconvolution-segmentation.

Echantillonner la variance du bruit σ_n^2 selon (4.23).
Echantillonner le paramètre de forme $\boldsymbol{\xi}$ selon (4.25) en utilisant un algorithme RWMH.
Echantillonner le paramètre d'échelle $\boldsymbol{\gamma}$ selon (4.27).
Echantillonner les labels $\mathbf{z}$ selon (4.31).
Echantillonner la TRF $\mathbf{x}$ selon (4.32) en utilisant un algorithme HMC.

La géométrie de l'image de simulation a été conçue manuellement pour s'approcher de celle de l'image *in vivo*. Plus précisément, trois objets différents sont présents dans l'image, simulant la peau, la tumeur et les tissus environnants (les régions verte, rouge et bleu sur la Figure 4.6(b). La carte de réflectivité (TRF) a été générée en attribuant des amplitudes aléatoires GGD aux pixels de chaque région, avec les paramètres $(\xi, \gamma) = (0.5, 1)$ pour la région bleue, $(\xi, \gamma) = (1, 30)$ pour la région verte et $(\xi, \gamma) = (1.8, 2)$ pour la région rouge. L'image US RF, montrée en mode B sur la Figure 4.6(c), a été obtenue par convolution 2D entre la TRF est une PSF simulée avec Field II.

Plusieurs résultats de déconvolution sont donnés sur la Figure 4.6. Notre méthode a été utilisée de deux façon différentes en supposant la carte de label connue ($\text{Deconv}_{\text{MCMC}}$) ou en l'estimant conjointement avec la TRF ($\text{Joint}_{\text{MCMC}}$) . Nous avons pu ainsi testé la fiabilité de notre méthode à segmenter et déconvoluer conjointement l'image US. Trois méthodes de la littérature ont été utilisées pour comparer nos résultats : i) le filtre de Wiener (ℓ_2), ii) une régularisation ℓ_1 et iii) la méthode EM proposée en [AMP+11] ($\text{Deconv}_{\text{EM}}$) qui nécessite cependant la connaissance *a priori* de la carte des labels, étant donné qu'elle a été proposée pour déconvoluer des régions statistiquement homogènes. L'impression visuelle confirme que toutes les méthodes restituent des images dont les frontières entre les objets sont plus nettes que sur l'image US. Les résultats numériques regroupés dans le Tableau 4.3 montre cependant la supériorité de notre méthodes par rapport aux ℓ_1 et ℓ_2. Nous pouvons également remarquer la qualité de la segmentation obtenue avec notre méthode, à travers le paramètre OA (*overall accuracy*) qui représente le pourcentage de labels correctement estimés. Alors que $Deconv_{EM}$ donne des résultats équivalent à ceux de notre méthode, elle nécessite tout de même la connaissance à priori des labels, et s'avère donc moins exploitable en pratique. De plus, toutes les méthodes ont nécessité un ajustement manuel des hyperparamètres, alors que notre méthode est capable de tous les estimer conjointement. Les définitions des paramètres quantitatifs utilisés sont données ci-dessous.

$$\text{ISNR} = 10 \log_{10} \frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2}, \tag{4.33}$$

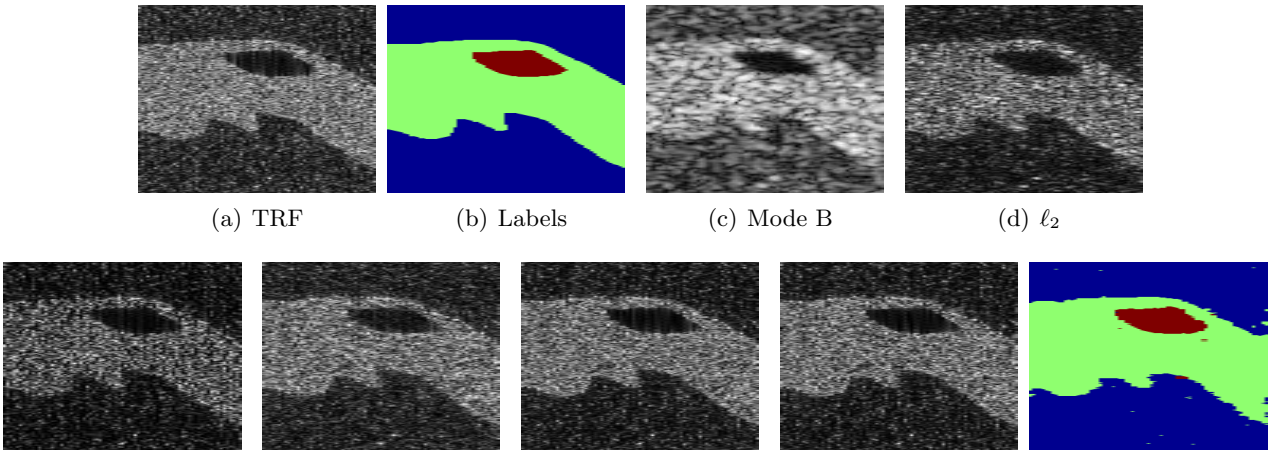
$$\text{NRMSE} = \sqrt{\frac{\|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2}{\|\mathbf{x}\|^2}}, \tag{4.34}$$

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{\max(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})^2}{\text{MSE}}, \tag{4.35}$$

$$\text{MSSIM}(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \frac{1}{W} \sum_{j=1}^{W} \text{SSIM}(\mathbf{x}_j, \hat{\mathbf{x}}_j), \tag{4.36}$$

où les vecteurs $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \hat{\mathbf{x}}$ représentent la vraie TRF, l'image RF (les données) et la TRF estimée. W et le nombre de régions considérées pour calculer l'index de similarité (SSIM) [WBSS04] et $\mathbf{x}_j$ et $\hat{\mathbf{x}}_j$ représentent des blocs de pixels extraits de $\mathbf{x}$ et $\hat{\mathbf{x}}$.

Notre méthode a été également testée sur des images *in vivo*. Nous présentons ici un résultat obtenu sur une image de la peau, acquise sur un patient avec une tumeur maligne. L'image observée, en mode B, est donnée sur la Figure



(a) TRF (b) Labels (c) Mode B (d) ℓ_2

(e) ℓ_1 (f) $\text{Deconv}_{\text{EM}}$ (g) $\text{Deconv}_{\text{MCMC}}$ (h) $\text{Joint}_{\text{MCMC}}$ (i) $\text{Joint}_{\text{MCMC}}$

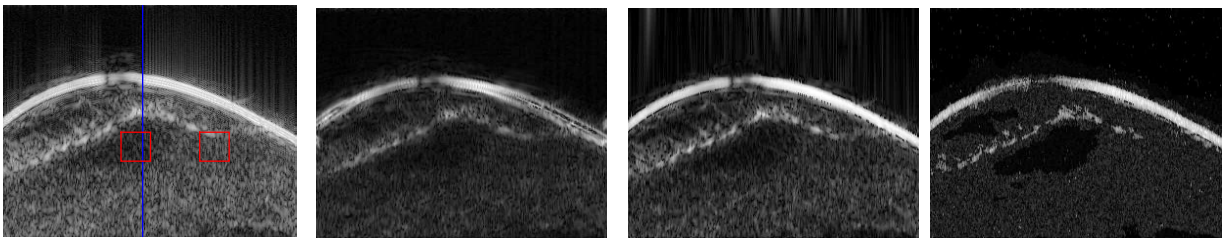
Figure 4.6 – (a) TRF simulée ; (b) Carte de label simulée ; (c) Image observée en mode B ; (d)-(h) TRF estimées avec les méthodes ℓ_2, ℓ_1, $\text{Deconv}_{\text{EM}}$, $\text{Deconv}_{\text{MCMC}}$ et $\text{Joint}_{\text{MCMC}}$; (i) Labels estimés avec $\text{Joint}_{\text{MCMC}}$.

Table 4.3 – Résultats de déconvolution et de segmentation sur les données de simulation

Méthode	ISNR (dB)	NRMSE	PSNR (dB)	MSSIM	OA
ℓ_2	9.96	0.70	21.92	0.64	N/A
ℓ_1	11.49	0.59	23.45	0.76	N/A
$\text{Deconv}_{\text{EM}}$	12.21	0.54	24.16	0.78	N/A
$\text{Deconv}_{\text{MCMC}}$	12.40	0.52	24.40	0.80	N/A
$\text{Joint}_{\text{MCMC}}$	12.38	0.53	24.37	0.79	0.98

Table 4.4 – Résultats de déconvolution sur les données *in vivo*

	RG	CNR
Observation	-	1.17
ℓ_2	3.01	1.09
ℓ_1	4.63	1.19
$\text{Joint}_{\text{MCMC}}$	**10.01**	**1.35**



(a) Observation (b) ℓ_2 (c) ℓ_1 (d) Proposed

Figure 4.7 – (a) Image mode B originale, (b-d) TRF reconstruites avec les méthodes ℓ_2, ℓ_1 et notre méthode de déconvolution-segmentation. Les deux rectangles rouges mettent en évidence les deux blocs de pixels, à l'intérieur et à l'extérieur de la tumeur, utilisés pour calculer le CNR. La ligne bleue verticale correspond aux profils verticaux montrés sur la Figure 4.9.

4.7(a). Les résultats de déconvolution obtenus avec les méthodes ℓ_2 et ℓ_1, respectivement avec notre méthode de déconvolution-segmentation, sont également donnés sur la Figure 4.7. Visuellement, nous pouvons observer une meilleure détection de la tumeur, marquée notamment par des contours plus nets que sur l'image US originale. Ceci est également confirmé par les profils axiaux montrés sur la Figure 4.9, qui montrent des signaux 1D passant pas la tumeur, extraits de l'image originale et de la TRF estimés par notre méthode. Enfin, la Figure 4.3.2.3 montre les labels estimés : la région en bleu correspond au gel utilisé pour assurer le contact acoustique entre la sonde échographique et la peau, la tumeur apparaît en jaune et la partie saine de la peau en rouge.

En absence de la vérité terrain concernant la TRF et l'image segmentée pour des images *in vivo*, nous ne pouvons pas utiliser les même critères quantitatifs qu'en simulation. A la place, nous avons calculé deux autres métriques utilisées également par d'autres auteurs en imagerie US : le rapport contraste à bruit (CNR) et le gain en résolution (RG) qui compare les largeurs à mi-hauteur des fonctions d'autocorrélation de la TRF et de l'image US originale. Plus les images sont contrastées et résolues, plus le CNR et le RG sont importants. Ces résultats numériques sont regroupés dans le Tableau 4.4.

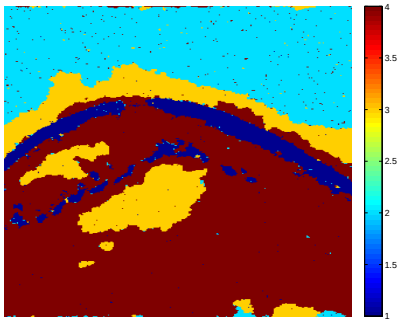


Figure 4.8 – Segmentation de l'image *in vivo* obtenue avec notre méthode de déconvolution-segmentation.

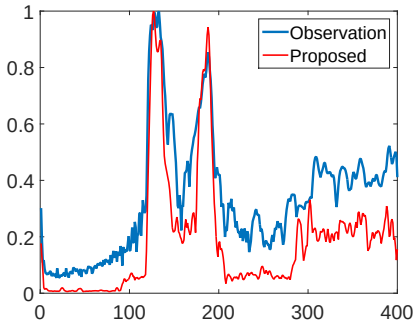


Figure 4.9 – Profils verticaux passant par la tumeur, extraits de l'image originale en Figure 4.7(a) et de la TRF en Figure 4.7(d) reconstruite par notre méthode.

4.3.2.4 Conclusion

Ce sous-chapitre a présenté une partie de nos contributions en déconvolution d'images US, que nous avons commencées dans le cadre de la thèse de doctorat de Renaud Morin, soutenue en 2013, et continuées avec la thèse de Ningning Zhao démarrée la même année. L'originalité de la méthode présentée dans ce document a été de considérer, à travers un modèle statistique, les problèmes de déconvolution et de segmentation conjointement. A notre connaissance, alors que d'autres auteurs ont utilisé des statistiques Gaussiennes généralisées pour chacun de ces deux problèmes séparément, nous avons été les premiers à les traiter ensemble en imagerie US. Le problème d'optimisation résultant a été résolu avec une approche de type MCMC. Bien qu'ayant l'inconvénient d'être couteux en temps de calcul, ce choix a été essentiellement dicté par deux aspects : la non-convexité de notre problème et le mélange de variables continues et discrètes.

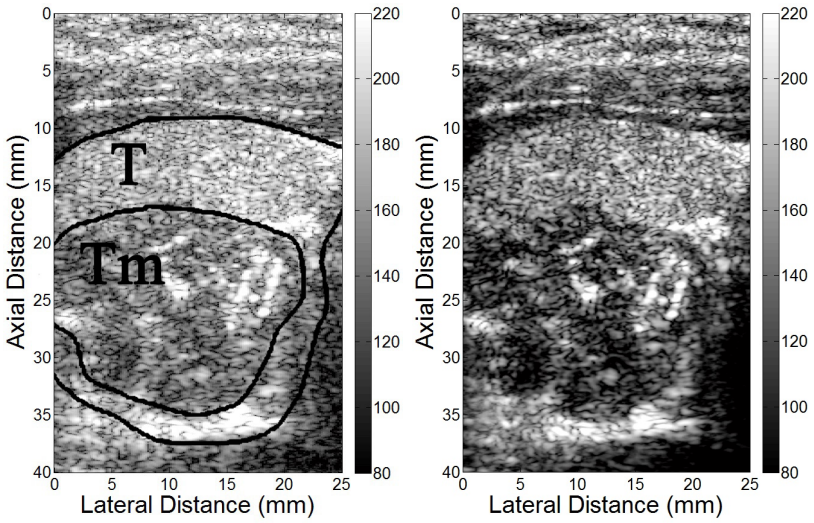
Dans ce document, uniquement la déconvolution non-aveugle a été présentée, où la PSF a été supposée connue ou a été estimée lors d'une étape de post-traitement. Nous avons cependant également commencé à explorer les cas aveugle ou myope, en estimant conjointement la PSF et la TRF. Pour cela, la fonction à optimiser comporte un terme supplémentaire, dont l'objectif est de régulariser l'estimation de la PSF. Alors que nos premiers résultats se sont appuyés sur un terme de régularisation de type ℓ_2, imposant des statistiques Gaussiennes avec la moyenne égale à une PSF préalablement estimée [MBBK13, ZBKT15], nous nous sommes récemment dirigés vers des modèles paramétriques, capable davantage de contraindre l'espace de solutions. Les résultats encourageants obtenus avec ce type d'approche aveugle ou myope montrent l'importance d'une bonne estimation de la PSF et confirment l'intérêt de poursuivre dans cette direction. De la même manière, lever l'hypothèse forte de PSF spatialement invariante, qui n'est pas totalement respectée en pratique, mériterait sûrement d'être relachée afin d'obtenir un modèle plus fidèle à la réalité de l'acquisition.

4.3.3 Méthodes de super-résolution

4.3.3.1 Introduction

Dans ce sous-chapitre, nous allons nous intéresser à l'inversion du modèle en (4.9) avec $\mathbf{S}$ une matrice de sous-échatillonnage régulier. Il s'agit d'un problème classique de super-réolution où l'image $\mathbf{x}$ à estimer, i.e. l'image haute résolution (HR), est plus finement échantillonnée et mieux résolue que l'image observée $\mathbf{y}$ appelée image basse résolution (LR).

Deux grandes approches de super-résolution existent, ayant comme objectif de retrouver les détails haute fréquence



(a) (b)

Figure 4.10 – Exemple de résultat de reconstruction super-résolue à partir d'une séquence temporelle d'images LR acquises *in vivo* sur un patient avec un nodule thyroïdien. Les contours de la thyroïde (T) et de la tumeur (Tm) ont été tracés par le radiologue sur l'image LR. (a) Une des images LR. (b) Image HR reconstruite à partir de 15 images LR.

et de palier les dégradations liées au processus d'acquisition.

La première considère qu'une série multi-temporelle d'images représentant la même scène est observée. Le principe de ces méthodes repose sur la quantification et la combinaison des informations non-redondantes contenues dans les images LR et plus précisément dans le déplacement subpixélique entre chacune d'entre elles. Depuis les travaux pionniers en [HT84], la littérature à ce sujet n'a cessé de s'enrichir, comme le montrent les travaux de synthèse en [BS98, PPK03, Mil10]. La connaissance *a priori* ou l'estimation précise du déplacement subpixélique entre les images LR joue cependant un rôle essentiel dans la réussite de ces méthodes de reconstruction. En imagerie ultrasonore, nous avons été les premiers à montrer, dans le cadre de la thèse de Renaud Morin, l'intérêt de telles méthodes en exploitant la précision des méthodes d'estimation du mouvement présentées dans le Chapitre 2 de ce manuscrit. Alors que les détails d'implémentation de notre méthode sont donnés en [MBBK15], nous montrons sur la Figure 4.10, à titre d'exemple, un résultat sur une image représentant une thyroïde avec une tumeur maligne. Nous pouvons ainsi évaluer visuellement (confirmé en [MBBK15] par des résultats quantitatifs) le gain en contraste et en résolution obtenu en reconstruisant une image HR à partir d'une séquence d'images LR.

La deuxième grande approche de super-résolution se propose de reconstruire une image HR à partir d'une seule image LR observée. Évidemment, dans ce cas l'information haute fréquence à retrouver a été complètement perdue lors du processus d'acquisition et ne se retrouve pas dans les données. Les méthodes existantes peuvent être regroupées en trois catégories [YWHM10b, SSXS08, TLBL10] : des techniques d'interpolation classiques [TBU00] ou adaptatives [ZW08, MY10], des approches basées sur l'apprentissage de dictionnaires et notamment des relations entre des bloques de pixels LR et HR [FPC00, GBI09, HSA15, ZEP12, YWHM10b] et des méthodes de reconstruction qui inversent le modèle (4.9) en intégrant des informations *a priori* sur l'image HR ou des termes de régularisation [SSXS08, SSXS11, TLBL10, NWY10]. Nos travaux se situent dans la troisième catégorie et ont fait l'objet d'une partie des thèses de doctorat de Renaud Morin et de Ningning Zhao.

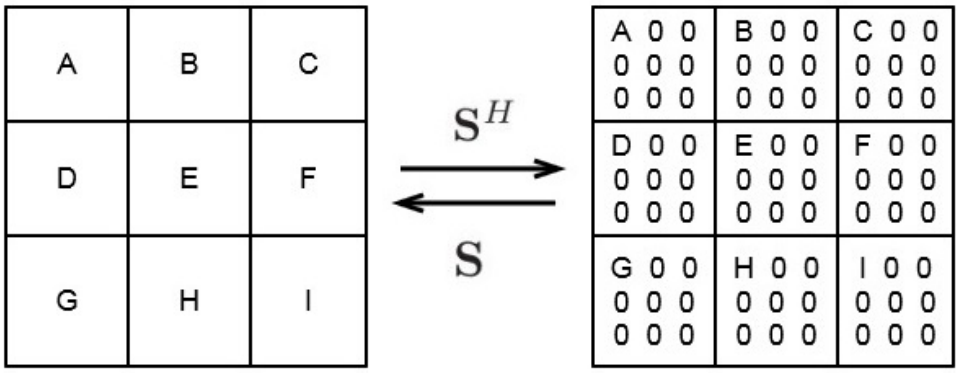


Figure 4.11 – Effet de la matrice de sur-échantillonnage $\mathbf{S}^H$ sur une image de taille 3×3 et de la matrice de sous-échantillonnage $\mathbf{S}$ sur l'image correspondante de taille 9×9.

4.3.3.2 Formulation du problème de reconstruction

La reconstruction d'une image HR à partir d'une image LR est un problème inverse mal posé, généralement résolue en englobant des termes de résolution dans le processus d'inversion. Le choix de ces termes de régularisation est dicté par l'application. Les plus utilisés sont la régularisation de Tikhonov [NMG01, WDTar, EV08], la variation totale [NWY10, AD05, MO08] ou la parcimonie via une transformée telle que les ondelettes [BD06, NPK+07, JJC04, FN03]. En considérant le bruit $\mathbf{n}$ en (4.9) Gaussien, l'estimateur MAP de l'image HR peut être obtenu en résolvant le problème d'optimisation suivante :

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \underbrace{\|\mathbf{y} - \mathbf{SHx}\|_2^2}_{\text{attache aux données}} + \tau \underbrace{\phi(\mathbf{Ax})}_{\text{régularisation}} , \tag{4.37}$$

où $\phi(\mathbf{Ax})$ est le terme de régularisation relié à l'information *a priori* sur $\mathbf{x}$ [EHN96]. La matrice $\mathbf{A}$ est la matrice identité si la régularisation s'applique directement à l'image HR où n'importe quelle autre matrice orthogonale si la régularisation s'applique à une transformée de l'image. Le paramètre de régularisation τ fixe le compromis entre l'attache aux données à la régularisation.

La grande majorité des méthodes de reconstruction font les deux mêmes hypothèses sur les matrices bfH et bfS : i) bfH représente une convolution 2D cyclique, ce qui implique qu'elle est BCCB [LS04, RTLF10, SKM11], et ii) $\mathbf{S} \in \mathbb{R}^{M \times N}$ est une opérateur de sous-échantillonnage régulier, alors que son transposé conjugué $\mathbf{S}^H \in \mathbb{R}^{N \times M}$ interpole l'image décimée par des zéros [RTLF10, SKM11, YWHM10b, ZEP12]. Sous cette hypothèse, nous avons $\mathbf{SS}^H = \mathbf{I}_M$. Avec la notation $\underline{\mathbf{S}} \triangleq \mathbf{S}^H\mathbf{S}$, multiplier une image par $\underline{\mathbf{S}}$ revient à faire une multiplication pixel à pixel par un masque de taille $N \times N$ ayant des 1 aux positions échantillonnées et de 0 ailleurs. Un exemple d'opérateurs $\mathbf{S}$ et $\mathbf{S}^H$ est montré sur la Figure 4.11.

L'hypothèse de convolution cyclique facilite les calculs numériques étant donnée les décompositions de $\mathbf{H}$ et $\mathbf{H}^H$ dans le domaine fréquentiel :

$$\mathbf{H} = \mathbf{F}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{F} \tag{4.38}$$

$$\mathbf{H}^H = \mathbf{F}^H \mathbf{\Lambda}^H \mathbf{F} \tag{4.39}$$

où les matrices $\mathbf{F}$ et $\mathbf{F}^H$ représentent les opérateur de Fourier et de Fourier inverse (avec $\mathbf{F}\mathbf{F}^H = \mathbf{F}^H\mathbf{F} = \mathbf{I}_N$) et $\mathbf{\Lambda} = \mathrm{diag}\,(\mathbf{F}\mathbf{h}) \in \mathbb{C}^{N\times N}$ une matrice diagonale, avec les éléments diagonaux égaux aux coefficients de Fourier de la première colonne de $\mathbf{H}$, notée $\mathbf{h}$. Les decompositions en (4.38) et (4.39) permettent l'application de $\mathbf{H}\mathbf{x}$ et de son conjugué $\mathbf{H}^H\mathbf{x}$ de manière efficace dans le domaine fréquentiel [Ng06, EF97].

4.3.3.3 Reconstruction rapide avec régularisation ℓ_2

Notre contribution majeure concerne une nouvelle formulation analytique de la solution du problème (4.37) pour une régularisation de type ℓ_2 définie par

$$\phi(\mathbf{A}\mathbf{x}) = \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{v}\|_2^2 \tag{4.40}$$

Dans ce qui suit, la matrix $\mathbf{A}^H\mathbf{A}$ est supposée inversible, correspondant à des exemples classiques comme la transformée de Fourier ou en ondelettes. Cette condition n'est cependant pas obligatoire, comme nous l'avons montré en [ZWB+16a].

En utilisant le terme de régularisation en (4.40), le problème d'optimisation en (4.37) s'écrit sous la forme :

$$\min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2}\|\mathbf{y} - \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2 + \tau\|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{v}\|_2^2 \tag{4.41}$$

Comme il s'agit d'une fonctionnelle quadratique, une solution analytique peut être facilement calculée, donnée par

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{H}^H\underline{\mathbf{S}}\mathbf{H} + 2\tau\mathbf{A}^H\mathbf{A})^{-1}(\mathbf{H}^H\mathbf{S}^H\mathbf{y} + 2\tau\mathbf{A}^H\mathbf{v}), \tag{4.42}$$

avec $\underline{\mathbf{S}} = \mathbf{S}^H\mathbf{S}$.

En pratique, l'implémentation directe de la solution analytique (4.42) n'est pas tractable, à cause du besoin d'inversion d'une matrice de grande taille dont la complexité serait de $\mathcal{O}(N^3)$. De plus, à cause de la forme particulière de la matrice de décimation $\mathbf{S}$, l'opérateur $\mathbf{S}\mathbf{H}$ n'est pas diagonalisable dans le domaine fréquentiel, ce qui rend impossible le calcul numérique de (4.42) en Fourier. Afin de palier cette impossibilité d'utiliser directement la solution (4.42), des méthodes itératives d'optimisation numérique ont été utilisées dans la littérature, comme par exemple la descente de gradient [SSXS11] ou, plus récemment, l'algorithme des directions alternées (ADMM, comme Alternating Direction Method of Multipliers) [NWY10] ou la méthode de Bregman (SB, comme split Bregman) [YLTV15].

Notre contribution, détaillée en [ZWB+16a], a été d'établir une propriété de la matrice $\mathbf{S}$ dans le domaine de fréquentiel, afin de rendre possible le calcul de la solution analytique en (4.42). Egalement exploitée sous une forme différente pour la fusion d'images [WDTar], cette propriété est résumée dans le Lemme 1.

Lemme 1 *L'égalité suivante est vérifiée :*

$$\mathbf{F}\underline{\mathbf{S}}\mathbf{F}^H = \frac{1}{d}\mathbf{J}_d \otimes \mathbf{I}_M, \tag{4.43}$$

où $\mathbf{J}_d \in \mathbb{R}^{d\times d}$ une matrice avec tous les éléments égaux à 1, $\mathbf{I}_M \in \mathbb{R}^{M\times M}$ est la matrice identité de taille $M \times M$, $\otimes$ est le produit de Kronecker et d est la facteur de sous-échantillonnage, i.e. $N = d \times M$.

En utilisant cette propriété, nous avons montré en [ZWB+16a] que (4.42) peut s'écrire sous la forme

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{F}^H\left(\frac{1}{d}\underline{\mathbf{\Lambda}}^H\underline{\mathbf{\Lambda}} + 2\tau\mathbf{F}\mathbf{A}^H\mathbf{A}\mathbf{F}^H\right)^{-1}\mathbf{F}\left(\mathbf{H}^H\mathbf{S}^H\mathbf{y} + 2\tau\mathbf{A}^H\mathbf{v}\right), \tag{4.44}$$

où $\underline{\mathbf{\Lambda}} \in \mathbb{C}^{M\times N}$ est définie par

$$\underline{\mathbf{\Lambda}} = [\mathbf{\Lambda}_1, \mathbf{\Lambda}_2, \cdots, \mathbf{\Lambda}_d] \tag{4.45}$$

où les matrices $\mathbf{\Lambda}_i \in \mathbb{C}^{M\times M}$ $(i = 1, \cdots, d)$ satisfont la relation

$$\operatorname{diag}(\mathbf{\Lambda}_1, \cdots, \mathbf{\Lambda}_d) = \mathbf{\Lambda}. \tag{4.46}$$

La nouvelle formulation (4.44) peut être encore simplifiée en utilisant la formule d'inversion de Woodbury, donnée par le Lemme 2

Lemme 2 (Formule de Woodbury [Hag89]) *Si les matrice $\mathbf{A}_1$ et $\mathbf{A}_3$ sont inversibles, alors*

$$\begin{aligned}&(\mathbf{A}_1 + \mathbf{A}_2\mathbf{A}_3\mathbf{A}_4)^{-1}\\ &= \mathbf{A}_1^{-1} - \mathbf{A}_1^{-1}\mathbf{A}_2(\mathbf{A}_3^{-1} + \mathbf{A}_4\mathbf{A}_1^{-1}\mathbf{A}_2)^{-1}\mathbf{A}_4\mathbf{A}_1^{-1}\end{aligned} \tag{4.47}$$

avec $\mathbf{A}_1$, $\mathbf{A}_2$, $\mathbf{A}_3$ et $\mathbf{A}_4$ des matrices dont les tailles respectent les opérations matricielles ci-dessus.

En combinant les différents résultats ci-dessus, nous avons pu dériver le Théorème 1 qui donne une façon très efficace pour calculer analytiquement la solution de notre problème de reconstruction.

Théorème 1 *Si bfS et bfH sont deux opérateurs de décimation et de convolution 2D cyclique, la solution du problème (4.41) peut être calculée en utilisant la forme close suivante :*

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}} &= \frac{1}{2\tau}\mathbf{F}^H\mathbf{\Psi}\mathbf{F}\mathbf{r}\\ &- \frac{1}{2\tau}\mathbf{F}^H\mathbf{\Psi}\underline{\mathbf{\Lambda}}^H\left(2\tau d\mathbf{I}_{N_l} + \underline{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{\Psi}\underline{\mathbf{\Lambda}}^H\right)^{-1}\underline{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{\Psi}\mathbf{F}\mathbf{r}\end{aligned} \tag{4.48}$$

où $\mathbf{r} = \mathbf{H}^H\mathbf{S}^H\mathbf{y} + 2\tau\mathbf{A}^H\mathbf{v}$, $\mathbf{\Psi} = \mathbf{F}\left(\mathbf{A}^H\mathbf{A}\right)^{-1}\mathbf{F}^H$ et $\underline{\mathbf{\Lambda}}$ sont définis en (4.45).

La démonstration du Théorème 1 ainsi qu'une analyse de la complexité de notre solution ($\mathcal{O}(N\log N)$) sont détaillées en [ZWB+16a]. A notre connaissance, deux autres tentatives d'implémentation efficace de la solution analytique d'un problème de reconstruction similaire existent dans la littérature [RTLF10, SKM11], mais ont une complexité supérieure à la nôtre ($\mathcal{O}(N\log N + Nd^2)$).

Nous donnons, à titre d'exemple, l'algorithme détaillé qui implémente notre solution analytique, pour le cas particulier où $\mathbf{A} = \mathbf{I}_N$ and $\mathbf{v} = \bar{\mathbf{x}}$, avec $\bar{\mathbf{x}}$ est une approximation de l'image HR obtenue par exemple par interpolation de l'image LR, avec un algorithme d'apprentissage [YWHM10b] ou obtenue avec un capteur différent dans le cas de l'imagerie multimodale [WDT15, WDTar, EV08]. Dans ce cas, le Théorème 1 nous permet d'écrire la solution de reconstruction sous la forme :

$$\hat{\mathbf{x}} = \frac{1}{2\tau}\mathbf{r} - \frac{1}{2\tau}\mathbf{F}^H\underline{\mathbf{\Lambda}}^H\left(2\tau d\mathbf{I}_M + \underline{\mathbf{\Lambda}}\underline{\mathbf{\Lambda}}^H\right)^{-1}\underline{\mathbf{\Lambda}}\mathbf{F}\mathbf{r}, \tag{4.49}$$

avec $\mathbf{r} = \mathbf{H}^H\mathbf{S}^H\mathbf{y} + 2\tau\bar{\mathbf{x}}$. Les principales étapes de notre algorithme sont données en Algo. 4.

Algorithm 4: Algorithme de reconstruction super-résolue rapide utilisant une régularisation ℓ_2 : implémentation de la solution analytique (4.49)

Input: $\mathbf{y}$, $\mathbf{H}$, $\mathbf{S}$, $\bar{\mathbf{x}}$, τ, d

// Factoriser $\mathbf{H}$ *(FFT de la PSF)*
$\mathbf{H} = \mathbf{F}^H \mathbf{\Lambda} \mathbf{F}$;
// Calculer $\underline{\mathbf{\Lambda}}$
$\underline{\mathbf{\Lambda}} = [\mathbf{\Lambda}_1, \mathbf{\Lambda}_2, \cdots, \mathbf{\Lambda}_d]$;
// Calcuer la FFT de $\mathbf{r}$ *notée* $\mathbf{Fr}$
$\mathbf{Fr} = \mathbf{F}(\mathbf{H}^H \mathbf{S}^H \mathbf{y} + 2\tau \bar{\mathbf{x}})$;
// Produit point à point (Hadamard) dans le domaine fréquentiel
$\mathbf{x}_f = \left(\underline{\mathbf{\Lambda}}^H \left(2\tau d \mathbf{I}_{N_l} + \underline{\mathbf{\Lambda}}\underline{\mathbf{\Lambda}}^H\right)^{-1} \underline{\mathbf{\Lambda}}\right) \mathbf{Fr}$;
// Calculer la solution analytique
$\hat{\mathbf{x}} = \frac{1}{2\tau}\left(\mathbf{r} - \mathbf{F}^H \mathbf{x}_f\right)$;
Output: $\hat{\mathbf{x}}$

4.3.3.4 Reconstruction rapide avec régularisations complexes

Dans le cas où le terme de régularisation n'est pas quadratique, il n'est pas possible de dériver une forme close pour le problème de reconstruction super-résolue. Nous avons cependant montré que la solution analytique que nous avons proposée pour des problèmes de type ℓ_2-ℓ_2 peut être utilisée dans le cas d'une grande variété de termes de régularisation [ZWB+16a], avec l'avantage d'aboutir à des implémentations plus efficaces que celles proposées auparavant (voir par exemple l'algorithme en [NWY10] que nous avons adapté à l'imagerie ultrasonore en [MBK12] et que nous avons utilisé pour évaluer nos résultats en [ZWB+16a]).
En suivant le schéma utilisé par un algorithme des directions alternées (ADMM), nous écrivons le problème d'optimisation (4.37) sous la forme contrainte

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x},\mathbf{u}} \quad & \frac{1}{2}\|\mathbf{y} - \mathbf{SHx}\|_2^2 + \tau\phi(\mathbf{u}) \\ \text{subject to} \quad & \mathbf{Ax} = \mathbf{u}. \end{aligned} \tag{4.50}$$

Le Lagrangien augmenté associé à ce problème est

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2}\|\mathbf{y} - \mathbf{SHu}\|_2^2 + \tau\phi(\mathbf{u}) + \boldsymbol{\lambda}^T(\mathbf{Ax} - \mathbf{u}) + \frac{\mu}{2}\|\mathbf{Ax} - \mathbf{u}\|_2^2 \tag{4.51}$$

où, de manière équivalente,

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{d}) = \frac{1}{2}\|\mathbf{y} - \mathbf{SHu}\|_2^2 + \tau\phi(\mathbf{u}) + \frac{\mu}{2}\|\mathbf{Ax} - \mathbf{u} + \mathbf{d}\|_2^2. \tag{4.52}$$

Pour résoudre (4.50), il est nécessaire d'itérativement minimiser $\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \mathbf{d})$ par rapport à $\mathbf{x}$ et $\mathbf{u}$ et de mettre à jour $\mathbf{d}$, comme indiqué par l'Algo. 5. Nous pouvons remarquer que l'étape 3 de cet algorithme est une minimisation de type ℓ_2-ℓ_2, ce qui nous permet d'utiliser le résultat du Théorème 1 pour mettre à jour l'image HR $\mathbf{x}$.
Par rapport à des schémas d'ADMM classiquement utilisés pour ce type de reconstruction [NWY10, MBK12], notre méthode n'a pas besoin de séparer les deux opérateurs $\mathbf{S}$ et $\mathbf{H}$, étant donné l'implémentation efficace de la solution analytique du problème ℓ_2-ℓ_2 traité en 4.3.3.3. Ceci se traduit par une variable auxiliaire en moins et donc par une minimisation en moins dans le schéma ADMM itératif.

Algorithm 5: Algorithme rapide de reconstruction super-résolue adapté à une large variété de régularisations.

Input: $\mathbf{y}$, $\mathbf{S}$, $\mathbf{H}$, d, τ;
Mettre $k = 0$, choisir $\mu > 0$, $\mathbf{u}^0$, $\mathbf{d}^0$;
Répéter
$\mathbf{x}^{k+1} = \text{argmin}_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{SHx}\|_2^2 + \mu\|\mathbf{Ax} - \mathbf{u}^k + \mathbf{d}^k\|_2^2$;
$\mathbf{u}^{k+1} = \text{argmin}_{\mathbf{u}} \tau\phi(\mathbf{u}) + \frac{\mu}{2}\|\mathbf{Ax}^{k+1} - \mathbf{u} + \mathbf{d}^k\|_2^2$;
$\mathbf{d}^{k+1} = \mathbf{d}^k + (\mathbf{Ax}^{k+1} - \mathbf{u}^{k+1})$;
tant que le critère d'arrêt n'est pas satisfait.

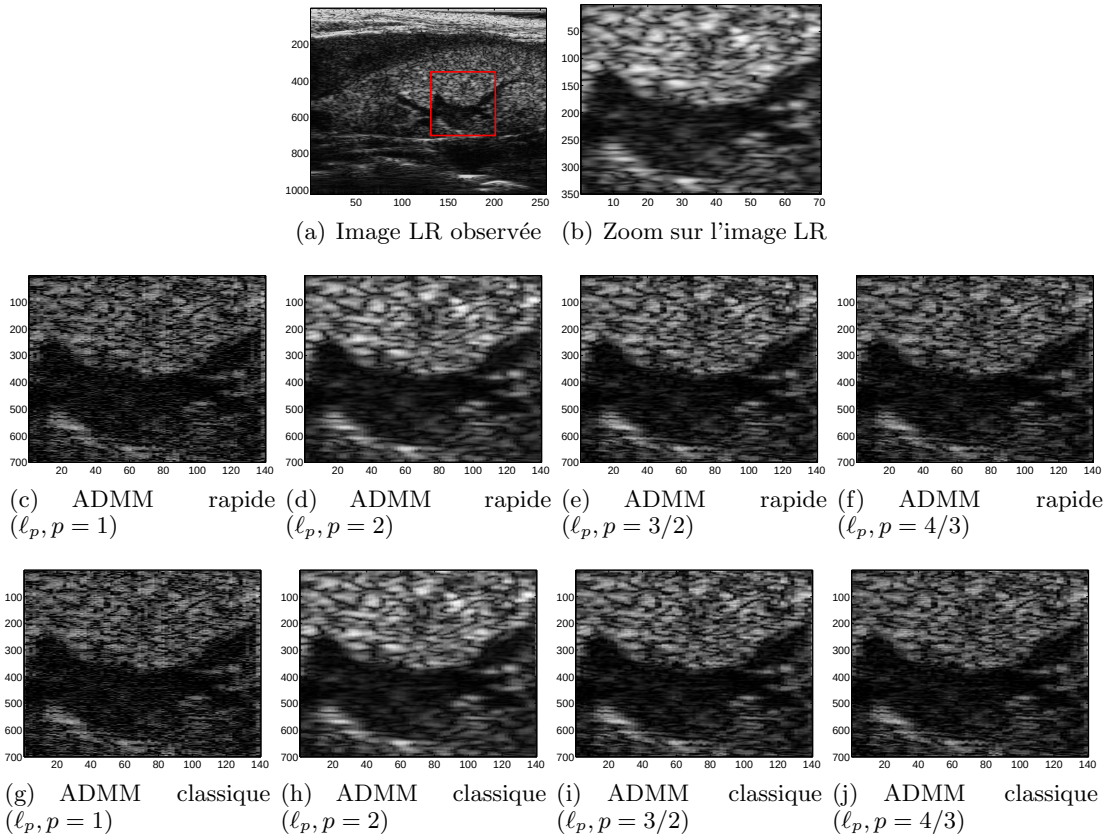
Table 4.5 – Résultats de reconstruction avec les deux implémentations (classique et rapide) de l'ADMM.

ℓ_p	Méthode	RG	Temps (s)	Itérations.
$p = 2$	ADMM rapide	1.78	**0.009**	-
	ADMM classique	1.78	0.53	55
$p = 1$	ADMM rapide	**16.26**	**2.42**	190
	ADMM classique	**16.50**	2.58	199
$p = \frac{4}{3}$	ADMM rapide	9.72	**0.76**	28
	ADMM classique	10.04	1.12	37
$p = \frac{3}{2}$	ADMM rapide	5.55	**0.31**	14
	ADMM classique	5.72	0.75	33

4.3.3.5 Résultats de reconstruction super-résolue

Les performances de notre méthode de reconstruction super-résolue basée sur la solution analytique proposée du problème ℓ_2-ℓ_2 ont été évaluées en [ZWB+16a] sur des images optiques pour une large variété de termes de régularisation (Tikhonov, la norme ℓ_2 du gradient [SSXS11], apprentissage [YWHM10b], variation totale et norme ℓ_1 dans le domaine des ondelettes), avec différents opérateur de flou (Gaussien, bougé) et pour différents rapports signal sur bruit. Nous avons ainsi pu montrer que, pour des résultats de reconstruction équivalents, notre méthode affichait des meilleurs performances en termes de convergence et de temps de calcul.

Comme nous l'avons expliqué précédemment, la norme ℓ_p est un terme de régularisation adapté à l'imagerie ultrasonore (i.e. $\phi(\mathbf{Ax}) = \|\mathbf{x}\|_p^p$). L'algorithme rapide de reconstruction résultant est décrit en [ZWB+16c]. Le résultat montré sur la Figure 4.12 est également extrait de [ZWB+16c]. Il représente une image acquise avec un échographe haute fréquence (25 MHz) sur une souris, montrant plus précisément un rein de souris. Un facteur de sur-échantillonnage de 2 dans chaque direction de l'espace a été utilisé. La PSF a été estimée, comme précédemment, à partir de l'image observée. Deux séries de résultats sont données sur la Figure 4.12, obtenues avec une implémentation rapide et une implémentation ADMM classique [MBK12] pour trois valeurs différentes du paramètre p. En plus de l'appréciation visuelle, le gain en résolution (RG) a été calculé pour chaque image HR reconstruite par rapport à l'image LR observée. Les temps de calculs sont également rapportés dans le Tableau 4.5. Alors que la qualité des reconstruction est équivalente, nous pouvons observer le gain en temps de calcul grâce à l'implémentation efficace de la solution analytique du problème ℓ_2-ℓ_2. Evidemment, la différence de temps de calcul est très marquée pour $p = 2$, étant donné que dans ce cas notre méthode permet le calcul analytique de la solution, alors que la méthode classique reste itérative.



(a) Image LR observée (b) Zoom sur l'image LR

(c) ADMM rapide ($\ell_p, p = 1$) (d) ADMM rapide ($\ell_p, p = 2$) (e) ADMM rapide ($\ell_p, p = 3/2$) (f) ADMM rapide ($\ell_p, p = 4/3$)

(g) ADMM classique ($\ell_p, p = 1$) (h) ADMM classique ($\ell_p, p = 2$) (i) ADMM classique ($\ell_p, p = 3/2$) (j) ADMM classique ($\ell_p, p = 4/3$)

Figure 4.12 – Image ultrasonore *in vivo* et image HR reconstruite avec une régularisation ℓ_p.

4.3.3.6 Conclusion

Ce sous-chapitre a traité le problème de reconstruction d'une image super-résolue à partir d'une image observée basse résolution. Alors que l'application aux ultrasons a été abordée, notre contribution majeure dans ce domaine est méthodologique et générique, potentiellement applicable dans n'importe quel type d'imagerie. Nous avons proposé une approche originale pour calculer numériquement la solution analytique obtenue dans le cas d'une régularisation de Tikhonov, basée sur une propriété intéressante de l'opérateur de sous-échantillonnage. Afin de ne pas se limiter à ce type de régularisation, nous avons englobé cette nouvelle solution analytique dans un algorithme de type ADMM, résultant en une solution générique au problème de reconstruction super-résolue.

4.3.4 Méthodes de déconvolution comprimée

4.3.4.1 Introduction

La dernière partie de ce chapitre présente nos contributions récentes en déconvolution comprimée en imagerie ultrasonore. Alors que notre équipe a été la première à utiliser la notion de déconvolution comprimée ("compressive deconvolution" en anglais) en imagerie ultrasonore, des approches similaires ont été traitées dans d'autres applications, comme par exemple en [HB09, HB11, ZS10, MLD09, XSHW11, ASMK13, SAV+12]. L'idée derrière la déconvolution comprimée est de combiner et de résoudre conjointement un problème d'échantillonnage comprimée et un problème de déconvolution. Le modèle directe suit donc (4.9), avec S cette fois-ci une matrice de sous-échantillonnage aléatoire qui respecte les conditions imposées par l'échantillonnage comprimé (voir le chapitre 3 de ce document pour plus de détails sur les matrices de sous-échantillonnage aléatoires utilisées en imagerie ultrasonore). Afin de respecter les notations utilisées dans le chapitre 3, nous allons noter par Φ cette matrice d'échantillonnage de taille $M \times N$ (avec $M << N$), ce qui nous donne le modèle direct suivant :

$$\mathbf{y} = \Phi\mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n}, \tag{4.53}$$

où $\mathbf{H}$, $\mathbf{x}$ et $\mathbf{n}$ sont respectivement la matrice de convolution 2D associée à la PSF, la TRF (l'image de réflectivité tissulaire) et le bruit Gaussien, et $\mathbf{y}$ contient les M mesures aléatoires obtenues par échantillonnage comprimée. Le produit $\mathbf{Hx}$ représente donc l'image RF. Alors que l'objectif d'une approche classique d'échantillonnage comprimée est de retrouver l'image RF à partir des données $\mathbf{y}$, celui de la déconvolution comprimée est plus ambitieux visant la reconstruction conjointe de $\mathbf{Hx}$ et la TRF $\mathbf{x}$. De plus, le fait de ne pas disposer de toutes les données rend également le problème plus difficile qu'une approche de déconvolution classique.

4.3.4.2 Formulation du problème de reconstruction

Intuitivement, le problème de reconstruction représenté par le modèle (4.53) peut se formuler de manière séquentielle en une reconstruction de type échantillonnage comprimée donnant accès à l'image RF, suivi d'un problème de déconvolution dont l'objectif serait de retrouver la TRF. Alors que la première étape exploiterait la parcimonie des images RF via une transformée donnée, la deuxième imposerait des informations *a priori* sur la TRF afin d'inverser proprement le modèle de convolution 2D avec la PSF.

Notre contribution a été de combiner ces deux problèmes de reconstruction en les résolvant conjointement, ce qui nous a permis d'obtenir des résultats plus précis que par l'approche séquentielle. Le problème d'optimisation

résultant s'écrit sous la forme :

$$\underset{\boldsymbol{x}\in\mathbb{R}^N}{min} \parallel \Psi^{-1}H\boldsymbol{x} \parallel_1 + \alpha \|\boldsymbol{x}\|_p^p + \frac{1}{2\mu} \parallel \boldsymbol{y} - \Phi H\boldsymbol{x} \parallel_2^2 \tag{4.54}$$

où α et μ sont des hyperparamètres pondérant les poids de chacun des trois termes dont l'objectif est d'imposer la parcimonie des images RF $\mathbf{Hx}$ via la transformée Ψ (le premier), de régulariser la TRF $\mathbf{x}$ via une pseudo-norme ℓ_p en lui imposant des statistique GGD (le deuxième) et de prendre en considération les données via une hypothèse de bruit additif Gaussien sur les mesures (le troisième). Le paramètre p qui impose le paramètre de forme de la GGD modélisant la TRF $\mathbf{x}$ est fixé manuellement dans ce travail et a été considéré supérieur où égal à 1 afin d'assurer la convexité de la fonction en (4.54).

4.3.4.3 Déconvolution comprimée par un algorithme ADMM

Afin de résoudre le problème de minimisation en (4.54), nous avons proposé en [CBK16] un algorithme dédié basé sur la méthode des directions alternées (ADMM) [BPC+11]. Le problème d'optimisation considéré par ADMM est la minimisation d'une somme de deux fonctions convexes (à noter que des relaxations aux cas non convexe ont été proposées récemment) dépendant de deux variables couplées par une contrainte affine :

$$\begin{aligned} \underset{u,v}{min} \quad & f(u) + g(v) \\ s.t. \quad & Bu + Cv = b, u \in \mathcal{U}, v \in \mathcal{V} \end{aligned} \tag{4.55}$$

où $\mathcal{U} \subseteq \mathbb{R}^s$ et $\mathcal{V} \subseteq \mathbb{R}^t$ sont des ensembles convexes, $f : \mathcal{U} \to \mathbb{R}$ et $g : \mathcal{V} \to \mathbb{R}$ sont deux fonctions convexes, $B \in \mathbb{R}^{r\times s}$, $C \in \mathbb{R}^{r\times t}$ et $\boldsymbol{b} \in \mathbb{R}^r$ sont respectivement deux matrices et un vecteur connus.
Le Lagrangien augmenté associé au problème en (4.55) est alors

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(u, v, \lambda) = f(u) + g(v) - \lambda^t(Bu + Cv - b) \\ + \frac{\beta}{2} \parallel Bu + Cv - b \parallel_2^2 \end{aligned} \tag{4.56}$$

où $\beta > 0$ est un hyperparamètre fixant le poids de la contrainte affine entre les deux variables u et v. L'algorithme ADMM consiste en trois étapes qui cherchent à minimiser selon u et respectivement v et enfin à mettre à jour la variable duale λ.

$$\begin{cases} u^{k+1} \in \underset{u\in\mathcal{U}}{argmin} \mathcal{L}(u, v^k, \lambda^k) \\ v^{k+1} \in \underset{v\in\mathcal{V}}{argmin} \mathcal{L}(u^{k+1}, v, \lambda^k) \\ \lambda^{k+1} = \lambda^k - \beta(Bu^{k+1} + Cv^{k+1} - b) \end{cases} \tag{4.57}$$

En utilisant une changement de variable, notre problème d'optimisation en (4.54) peut s'écrire sous la forme

$$\underset{\boldsymbol{x}\in\mathbb{R}^N}{min} \parallel \boldsymbol{w} \parallel_1 + \alpha \|\boldsymbol{x}\|_p^p + \frac{1}{2\mu} \parallel \boldsymbol{y} - A\boldsymbol{a} \parallel_2^2, \tag{4.58}$$

où $\boldsymbol{a} = \Psi^{-1}H\boldsymbol{x}$, $\boldsymbol{w} = \boldsymbol{a}$ et $A = \Phi\Psi$. Nous notons par $\boldsymbol{z} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{w} \\ \boldsymbol{x} \end{bmatrix}$. Nous pouvons remarquer que (4.58) suit le schéma

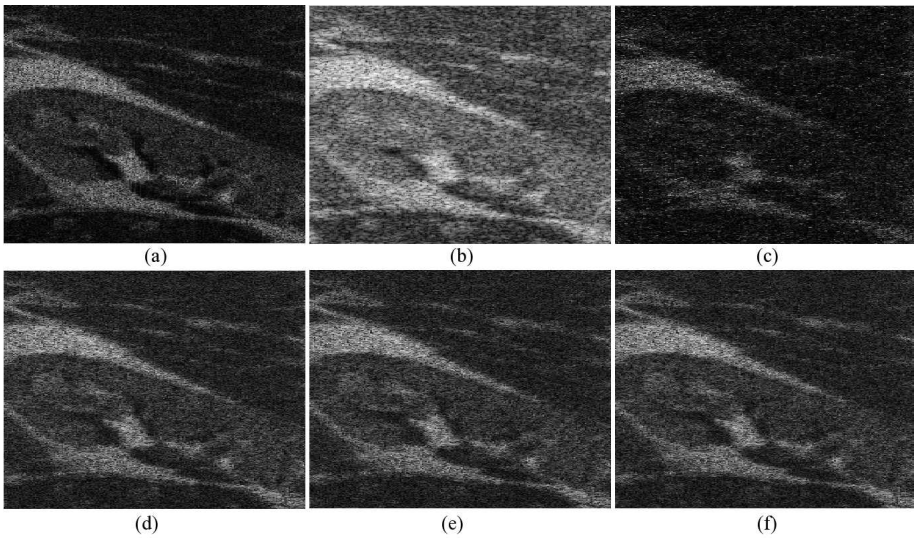


Figure 4.13 – Image de simulation et reconstructions par déconvolution comprimées pour des mesures aléatoires représentant 20% des échantillons originaux et pour un rapport signal-sur-bruit de 40dB. (a) TRF originale, (b) Image ultrasonore simulée, (c) Résultat de reconstruction avec l'approche séquentielle, (d, e, f) Résultats de reconstruction avec notre approche pour des valeurs de p de $1,5$, $1,3$ et 1.

d'un algorithme ADMM (4.55) avec : $f(\boldsymbol{a}) = \frac{1}{2\mu} \parallel \boldsymbol{y} - A\boldsymbol{a} \parallel_2^2$, $g(\boldsymbol{z}) = \parallel \boldsymbol{w} \parallel_1 + \alpha \parallel \boldsymbol{x} \parallel_p^p$, $B = \begin{bmatrix} I_N \\ \Psi \end{bmatrix}$, $C = \begin{bmatrix} -I_N & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & -H \end{bmatrix}$ et $\boldsymbol{b} = \mathbf{0}$. $I_N \in \mathbb{R}^{N \times N}$ est la matrice identité.

Le Lagrangien augmenté associé à (4.58) est alors donné par

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\boldsymbol{a}, \boldsymbol{z}, \boldsymbol{\lambda}) = f(\boldsymbol{a}) + g(\boldsymbol{z}) - \boldsymbol{\lambda}^t (B\boldsymbol{a} + C\boldsymbol{z}) \\ + \frac{\beta}{2} \parallel B\boldsymbol{a} + C\boldsymbol{z} \parallel_2^2 \end{aligned} \tag{4.59}$$

où $\boldsymbol{\lambda} \in \mathbb{R}^{2N}$ est donné par $\boldsymbol{\lambda} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\lambda_1} \\ \boldsymbol{\lambda_2} \end{bmatrix}$, $\boldsymbol{\lambda_i} \in \mathbb{R}^N (i = 1, 2)$. Selon le schéma d'optimisation de l'ADMM, les minimisations par apport à $\boldsymbol{a}$ et $\boldsymbol{z}$ vont être effectuées alternativement, suivies de la mise à jour de $\boldsymbol{\lambda}$.

Les détails sur chacune des deux minimisations peuvent être trouvés en [CBK16].

4.3.4.4 Résultats déconvolution comprimée

Nous présentons ici deux résultats de déconvolution comprimée, un en simulation et un sur une image acquise *in vivo*. Pour plus de résultats, le lecteur est invité à consulter [CBK16]. Dans les deux cas, l'image RF a été utilisée pour générer des mesures aléatoires respectant les contraintes de l'échantilonnage comprimée. Notre méthode est comparée à une approche séquentielle réalisant dans un premier temps la reconstruction de l'image RF avant de la déconvoluer.

L'image de simulation est un des exemples fournis par l'outil Field II [JS92], représentant des structures simulant un rein et les tissus environnants. La TRF originale, l'image ultrasonore et les reconstructions obtenues avec l'approches séquentielle et notre méthode (pour différentes valeurs de p) sont données sur la Figure 4.13.

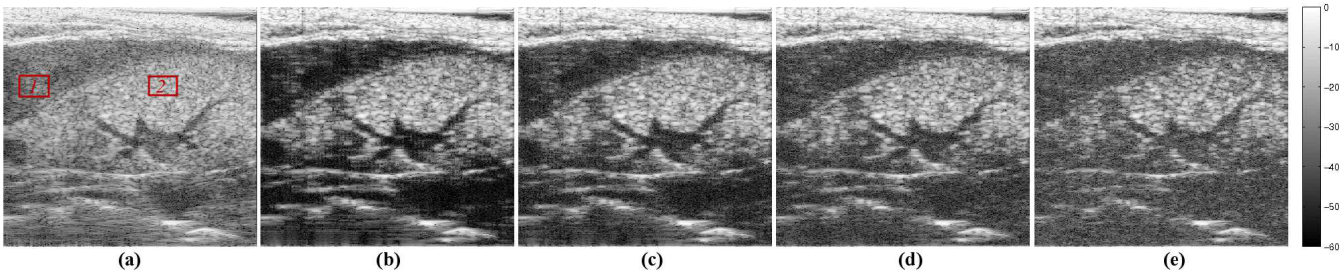


Figure 4.14 – De gauche à droite, l'image ultrasonore *in vivo* et les reconstruction de la TRF pour des mesures aléatoires représentant 100%, 80%, 60% et 40% des échantillons de l'image originale. Les reconstructions ont été obtenues pour $p = 1,5$.

L'impression visuelle laissant apparaître une meilleure reconstruction de la TRF par notre méthode de déconvolution comprimée par rapport à l'approche séquentielle est confirmée par les résultats numériques (PSNR, SSIM) rapportés dans le Tableau (4.6).

Table 4.6 – Evalutation quantitative des reconstructions par déconvolution comprimée sur une image de simulation.

Mesures M/N		Séquentiel	[CBK16] ($l_{1.5}$)	[CBK16] ($l_{1.3}$)	[CBK16] (l_1)
80%	PSNR	26.06	26.71	**26.72**	26.69
	SSIM	45.99	56.81	**56.84**	56.71
60%	PSNR	25.44	**26.38**	26.31	26.29
	SSIM	38.86	**54.14**	53.90	53.80
40%	PSNR	25.37	25.89	25.95	**25,97**
	SSIM	34.61	50.22	50.51	**50.61**
20%	PSNR	24.96	**25.22**	25.20	25.12
	SSIM	30.89	**41.41**	41.32	40.97

L'utilité de la déconvolution comprimée est confirmée sur une image expérimentale, acquise avec un imageur haute résolution (40 MHz) sur le rein d'une souris. L'image ultrasonore originale et les TRF reconstruites à partir de mesures aléatoires sont données sur la Figure 4.14. A noter que le cas où les données comprimées représentent 100% de l'image originale, le problème de reconstruction revient à une déconvolution seule. En absence de la vérité terrain de la TRF, le CNR calculé entre deux tissus différent est utilisée pour évaluer quantitativement la qualité des images (voir Tableau 4.7).

Table 4.7 – Evalutation quantitative des reconstructions par déconvolution comprimée sur une image *in vivo*.

CNR sur l'image mode B (dB)	Valeur de p	M/N en %			
		100%	80%	60%	40%
1.316	p = 1	**2.373**	**2.162**	1.895	1.434
	p = 1.5	2.317	2.082	**1.905**	**1.451**

4.3.4.5 Conclusion

Après nos contributions en déconvolution et en super-résolution en imagerie ultrasonore présentées dans les sous-chapitre précédents, ce chapitre s'est conclu par nos travaux en déconvolution comprimée qui ont fait l'objet de

la thèse de doctorat de Zhouye Chen démarrée en 2013 et soutenue en 2016. Animés par l'idée de combiner deux problèmes inverses largement explorés en imagerie ultrasonore, la reconstruction par échantillonnage compressé et la déconvolution, nous avons proposé des méthodes de reconstruction d'images capables de les considérer de manière conjointe. Ainsi, les deux opérateurs de sous-échantillonnage aléatoire et de convolution 2D ont été considérés ensemble et inversés dans le cadre d'une procédure d'optimisation unique. Comme lors de nos autres travaux visant à améliorer la qualité des images ultrasonores post formateur de voies, la PSF a été estimée lors d'une phase de pré-traitement. Englober son estimation dans une procédure de déconvolution comprimée aveugle représente notre principale perspective dans le domaine.

Chapitre 5

Conclusions et perspectives

5.1 Synthèse des activités

Les activités de recherche que je mène depuis une dizaine d'années concernent les méthodes de traitement du signal et des images avec des applications en imagerie médicale. Je me suis plus particulièrement intéressé à l'imagerie ultrasonore, mais j'ai également appliqué une partie des méthodes à d'autres modalités comme la résonance magnétique.

Ce mémoire synthétise les travaux que j'ai effectués après la thèse de doctorant, au laboratoire IRIT de l'Université de Toulouse.

Le Chapitre 2 présente mes travaux en estimation du mouvement cardiaque, qui sont dans la continuité de mes travaux de thèse et de post-doctorat. Alors que l'intérêt médical de l'estimation de l'élasticité du myocarde n'est plus à prouver, obtenir des cartes de déformation précises à partir de séries spatio-temporelles d'images échographiques reste un problème ouvert. La littérature dans ce domaine est très riche, notamment en estimation du mouvement cardiaque, qui est la première étape dans la démarche de caractérisation fonctionnelle du coeur. Mes travaux, menés en étroite collaboration avec le laboratoire Creatis à Lyon, ont comme spécificité l'utilisation de la phase spatiale des images afin de s'affranchir des limitations liés à la non conservation de l'intensité des pixels au cours du temps. Les méthodes proposées ont été appliquées sur des images de simulation et *in vivo*, issues de deux modalités, l'imagerie ultrasonore et par résonance magnétique. En ultrasons, une autre spécificité forte de nos travaux a été d'adapter la formation des images afin de rendre l'estimation du mouvement plus précise. En modifiant le formateur de voies, nous avons pu introduire une double modulation d'amplitude dans les images, dans les deux directions de l'espace. Ces travaux, qui on fait l'objet d'un projet ANR Jeunes Chercheurs entre Creatis et l'IRIT, nous ont permis d'introduire la notion d'images marquées en imagerie ultrasonore, par analogie avec l'IRM marqué.

Mon deuxième domaine de recherche concerne les problèmes inverses appliqués à la reconstruction d'images. En imagerie ultrasonore, ces problématiques apparaissent sur toute la chaine de fabrication des images, en commençant par l'acquisition des données brutes jusqu'au post-traitements, en passant par la formation des voies. Dans nos travaux, nous avons abordé tous ces aspects, regroupés dans les Chapitres 3 et 4.

Le Chapitre 3 montre nos travaux sur l'application de l'échantillonnage compressif en imagerie ultrasonore. Alors qu'actuellement plusieurs équipes de recherche au monde s'intéressent à ce sujet, nous avons été les premiers à le proposer en 2010. L'objectif pratique est la réduction des données acquises, très utile par exemple en imagerie 3D, et l'accélération de la cadence d'images qui pourrait profiter à l'imagerie Doppler ou à toute autre application impliquant des tissus en mouvement. Plus particulièrement, nous nous sommes intéressés à la parcimonie des images US, aux schémas d'échantillonnage qui respectent d'une part les propriétés imposées par l'échantillonnage compressif et d'autre part les contraintes d'instrumentation, et aux algorithmes de reconstruction d'images.

Les méthodes regroupés dans le Chapitre 4 ont comme objectif commun l'amélioration de la qualité des images ultrasonores. Elles peuvent cependant être partagées en deux catégories : des méthodes de formation de voies

agissant sur les données brutes sorties des capteurs et des méthodes de post-traitement sur les images RF, après le formateur de voies. Dans les deux cas, nous avons tout d'abord formaliser le modèle directe reliant les données observées (mesurées) et les images d'intérêt. Les problèmes inverses mal posés résultant ont été résolus en intégrant des régularisations adaptées aux données ultrasonores. Finalement, les images ont été reconstruites suite à un processus d'optimisation numérique, dans un cadre variationnel ou Bayésien. Une des spécificité des méthodes de reconstruction proposées est d'avoir combiné deux problèmes inverses mutuellement dépendants : la déconvolution et la segmentation ou la déconvolution et l'échantillonnage compressif.

5.2 Perspectives de recherche

Pour conclure, j'identifie dans ce qui suit des axes de recherche qui s'inscrivent dans la poursuite de mes travaux de recherche actuels. Les premiers concernent des verrous méthodologiques liés aux problèmes d'estimation du mouvement et de reconstruction d'images que j'ai abordés jusqu'ici. Les derniers décrivent des champs applicatifs qui viendront se rajouter à ceux que je traite déjà. Ils vont bénéficier de nos avancés méthodologiques, mais vont également naturellement soulever d'autres verrous.
Les perspectives de recherche sont regroupées ci-dessous en trois paragraphes : alors que les deux premiers concernent davantage les axes de recherche méthodologiques, le dernier se situe essentiellement sur le plan applicatif et se permet de répondre à des défis sociétaux majeurs comme la détection précoce et efficace de pathologies, l'imagerie multimodale rapide.

Problèmes inverses myopes et aveugles

Les problèmes de reconstruction d'images que nous avons traités ont essentiellement concerné le cas où le modèle direct est supposé connu. Si cette hypothèse est raisonnable en échantillonnage compressif ou en formation de voies, elle est discutable en déconvolution d'images. En déconvolution, le modèle de formation d'images considéré dans nos travaux a été une convolution 2D avec une PSF spatialement invariante supposée connue. Ces deux hypothèses ne sont que partiellement vérifiées : la PSF varie spatialement en imagerie ultrasonore en fonction de la distance par rapport aux points focaux, et n'est pas parfaitement connue. Si elle peut être mesurée dans des milieux non diffusant comme l'eau, elle reste inconnue dans les tissus. Pour ces raisons, nous allons naturellement focaliser nos recherches futures dans ce domaine sur des problèmes inverses myopes ou aveugles [RPD+15]. Etant donnée la difficulté de la tâche de déconvolution aveugle, nous allons nous attacher à exploiter un maximum d'informations issues de la physique de propagation des ondes ultrasonores, de la formation du faisceau et de la mise en forme des signaux reçus par les capteurs. Ceci nous permettra de proposer des modèles adaptés à la forme de la PSF et à sa variation spatiale. Les premiers résultats obtenus en exploitant un modèle très simple donné par une fonction Gaussienne 2D modulée axialement à la fréquence centrale de la sonde sont encourageants et montrent l'intérêt de telles approches [ZWB+16b].
La richesse temporelle des images ultrasonores représentera également une source importante d'information, qui sera exploitée par les algorithmes de déconvolution ou de super-résolution. Nous avons déjà montré, malgré une méthode de reconstruction basique par interpolation, l'apport des séries temporelles d'images dans l'amélioration des images ultrasonores [MBBK15].

Enfin, les termes de régularisation portant sur les images reconstruites seront également explorés, en prenant en compte les dernières avancées théoriques en apprentissage et apprentissage profond.
Ces nouveaux modèles vont certainement nécessiter le développement de nouvelles approches d'optimisation numérique, ou du moins l'adaptation des méthodes existantes. Actuellement, nous avons eu recours à la fois à des approches variationnelles et Bayésiennes pour résoudre nos problèmes de reconstruction d'images. Une idée intéressante serait sans doute d'utiliser des techniques d'optimisation hybrides, afin de combiner les avantages de chacune des approches [Per15].

Estimation du mouvement cardiaque

La grande majorité des méthodes d'estimation du mouvement cardiaque en imagerie ultrasonore utilisent des modèles paramétriques pour modéliser les déplacements. Ces modèles peuvent être locaux (par exemple les méthodes de mise en correspondance de blocs) ou globaux (le recalage élastique). Ils servent à régulariser les cartes de mouvement et sont associés à des termes d'attache aux données basés sur des métriques de distance entre les images.
Nous avons récemment démarré un nouveau projet, dans le cadre d'une thèse de doctorat, qui vise dans un premier temps à améliorer les termes de régularisation utilisés classiquement. Au lieu d'utiliser des modèles paramétriques tels que les B-splines, largement utilisées dans la littérature, notre idée est d'exploiter la parcimonie des champs de mouvements. Afin de renforcer cette parcimonie, des méthodes d'apprentissage de dictionnaires, largement utilisés en débruitage d'images, seront utilisés. Pour l'apprentissage, nous allons nous appuyer sur les séquences d'images ultra-réalistes proposées récemment en [ADCB+15]. L'attache aux données sera modélisée comme une fonction de vraisemblance, en exploitant les statistiques du speckle [MSS09].
Une attention particulière sera accordées aux méthodes robustes [ABP13]. A notre connaissance, les approches robustes qui commencent à montrer leur intérêt dans beaucoup de domaines applicatifs, n'ont pas encore été explorées dans l'estimation du mouvement, et en particulier en imagerie ultrasonore. Cette piste de recherche s'avère donc très intéressante et pourrait d'ailleurs exploitées dans tous les axes de recherche que j'envisage.

Autres modalités d'imagerie médicale

Depuis le début de mes activités de recherche, l'imagerie ultrasonore a été au coeur de mes travaux, représentant la principale application mais également une source de motivation pour les verrous méthodologiques que nous avons abordés. D'autres modalités pourraient cependant bénéficier des avancées qui en résultent. Par exemple, nous avons montré que les approches d'estimation du mouvement cardiaque, initialement proposées pour l'imagerie ultrasonore, peuvent s'avérer aussi efficaces en imagerie par résonance magnétique [ABLB13, WBG+15]. Partant de ce constat, trois axes de recherche se dégagent, dont deux qui sont déjà matérialisés par des projet en cours.

Imagerie quantitative par microscopie acoustique

La microscopie acoustique (SAM, comme scanning acoustic microscopy) est une technique d'imagerie ayant comme objectif de caractériser les propriétés acoustiques et mécaniques des objets à une résolution microscopique. Alors que les applications en contrôle non destructive sont nombreuses et datent des années 1970, les premières études sur des tissus biologiques sont apparues quelques années plus tard [QAW79]. Malgré les avancées technologiques, l'acquisition des données et l'estimation des cartes paramétriques caractérisant les matériaux restent des défis majeurs, surtout à des fréquences au-delà de 300 MHz. Dans ce contexte, nous avons démarré récemment une collaboration avec l'institut Riverside Research de New York, un des leaders mondiaux en applications du SAM

sur des tissus biologiques. Ils disposent notamment de deux imageurs SAM, dont un unique au monde à 500 MHz. Le projet inclue également l'Université de Bristol, une thèse de doctorat en collaboration venant de démarrer en juin 2016. Malgré les fréquences d'acquisition très élevées, la résolution spatiale des cartes paramétriques comme l'impédance, l'atténuation ou la vitesse du son reste un important défi. Une question simple mais générant des verrous scientifiques importants peut se poser : peut-on, via des techniques de post-traitement, augmenter la résolution spatiale d'un imageur à 250 MHz pour la rendre équivalente à celui à 500 MHz ? La vitesse d'acquisition est également un facteur limitant les applications cliniques du SAM. Dans ce contexte, développer un cadre dédié à l'échantillonnage compressif est une piste de travail intéressante, qui ne fait actuellement l'objet d'aucune étude.

Tomographie volumique à faisceau conique

Un autre projet de recherche démarré récemment que je compte approfondir pendant les prochaines années concerne la tomographie volumique à faisceau conique (CBCT, comme cone-beam computed tomography). L'application médicale visée est le traitement endodontique qui a pour objectif de traiter les maladies de la pulpe (paquet vasculo-nerveux situé à l'intérieur de la dent) et du périapex afin de transformer une dent pathologique en une entité saine. Ce projet de recherche est mené en étroite collaboration avec des collègues du Centre de Soins, d'Enseignement et de Recherche Dentaires du CHU de Toulouse. Une bonne connaissance de l'anatomie canalaire est un pré-requis essentiel pour assurer le succès d'un traitement endodontique. Deux dimensions sont particulièrement importantes : la longueur et le diamètre canalaire [Peters JOE 2004]. Du point de vue méthodologique, nous avons identifié deux axes de recherche qui s'avèrent complémentaires et mutuellement dépendantes. Le premier concerne la segmentation du canal dentaire sur des volumes CBCT 3D. Etant donnée la finesse de segmentation imposée par les contraintes médicales, la résolution spatiale des volumes reconstruits joue un rôle primordial. Par conséquent, les techniques de reconstruction tomographique seront re-visitées afin d'inclure la perte de résolution dans le modèle direct. Alors que des travaux similaires existent dans d'autres domaines comme la caractérisation de la micro-architecture osseuse [TLB+14], la littérature est vierge en imagerie dentaire. Coupler les deux problèmes de segmentation et de super-résolution est également une piste à envisager, motivée par les résultats intéressants que nous avons obtenus en imagerie ultrasonore en déconvolution-segmentation simultanées.

Imagerie multi-modale

Les différentes modalités d'imagerie médicale existantes apportent très souvent des informations complémentaires, anatomiques ou métaboliques, sur les tissus examinés. Cette complémentarité est essentiellement due aux phénomènes physiques différents exploités, tels que la propagation des ultrasons ou des rayons X, la résonance magnétique ou les émissions produites par les positons issus d'un produit radioactif. Par conséquent, chaque modalité a des avantages et des inconvénients liés à la résolution spatiale ou temporelle, au contraste ou à sa nocivité pour le patient. En fonction de l'application médicale visée, ces avantages et inconvénients peuvent être plus ou moins importants. Pour cette raison, les cliniciens sont souvent amenés à analyser des images et/ou des signaux issus d'au moins deux modalités d'imagerie médicale avant de mettre un diagnostic. Le même constant est fait dans le cas des thérapies interventionnelles assistées par l'image, où les praticiens doivent comparer des images préopératoires avec des images peropératoires, très souvent issues de modalités différentes.

Dans ce contexte, le concept d'imagerie multi-modale s'impose comme une évidence et fait l'objet d'une recherche très active et en expansion. Il suscite des problématiques de recherche très difficiles, ouvertes, impliquant des verrous scientifiques complexes. Nous pouvons citer la fusion et l'intégration de données multi-capteurs ou le recalage multi-modal qui permet d'aligner des images issues de différentes modalités. Tous ces problèmes peuvent s'exprimer dans

le cadre générique des problèmes inverses, qui cherchent à retrouver des grandeurs d'intérêt à partir de données observables. La mise en oeuvre d'outils méthodologiques adaptés requiert néanmoins des efforts à, au minimum deux niveaux. Premièrement, le modèle direct reliant les observations aux paramètres d'intérêt doit être le plus fidèle possible, exploitant les informations *a priori* sur les imageurs. Enfin, des algorithmes seront à développer, adaptés aux modèles directs à inverser et aux données hétérogènes de grande taille en imagerie médicale.

Bibliographie

[AAM05] T. Akgun, Y. Altunbasak, and R. M. Mersereau. Super-resolution reconstruction of hyperspectral images. *IEEE Trans. Image Process.*, 14(11) :1860–1875, 2005.

[ABB+14] M. Alessandrini, A. Basarab, L. Boussel, X. Guo, A. Serusclat, D. Friboulet, D. Kouame, O. Bernard, and H. Liebgott. A new technique for the estimation of cardiac motion in echocardiography based on transverse oscillations : A preliminary evaluation in silico and a feasibility demonstration in vivo. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 33(5) :1148–1162, 2014.

[ABLB13] M. Alessandrini, A. Basarab, H. Liebgott, and O. Bernard. Myocardial motion estimation from medical images using the monogenic signal. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(3) :1084–1095, 2013.

[ABP13] A. Y. Aravkin, J. V. Burke, and G. Pillonetto. Sparse/robust estimation and kalman smoothing with nonsmooth log-concave densities : modeling, computation, and theory. *Journal of Machine Learning Research*, 14(1) :2689–2728, 2013.

[ABT+15] A. Achim, A. Basarab, G. Tzagkarakis, P. Tsakalides, and D. Kouame. Reconstruction of ultrasound rf echoes modeled as stable random variables. *Computational Imaging, IEEE Transactions on*, 1(2) :86–95, 2015.

[AD05] H. A. Aly and E. Dubois. Image up-sampling using total-variation regularization with a new observation model. *IEEE Trans. Image Process.*, 14(10) :1647–1659, 2005.

[ADCB+15] M. Alessandrini, M. De Craene, O. Bernard, S. Giffard-Roisin, P. Allain, I. Waechter-Stehle, J. Weese, E. Saloux, H. Delingette, M. Sermesant, and J. D'hooge. A pipeline for the generation of realistic 3d synthetic echocardiographic sequences : Methodology and open-access database. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(7) :1436–1451, 2015.

[ALFB12] M. Alessandrini, H. Liebgott, D. Friboulet, and O. Bernard. Simulation of realistic echocardiographic sequences for ground truth validation of motion estimation. In *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pages 2329–2332, Orlando, USA, 2012.

[AMP+11] M. Alessandrini, S. Maggio, J. Poree, L. D. Marchi, N. Speciale, E. Franceschini, O. Bernard, and O. Basset. A restoration framework for ultrasonic tissue characterization. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 58(11) :2344–2360, 2011.

[APMS11] M. Alessandrini, A. Palladini, L. D. Marchi, and N. Speciale. Expectation maximization for joint deconvolution and statistics estimation. *Acoustical Imaging*, 30(11) :335–343, 2011.

[ASMK13] B. Amizic, L. Spinoulas, R. Molina, and A. K. Katsaggelos. Compressive blind image deconvolution. *IEEE Trans. Image Process.*, 22 :3994 – 4006, 2013.

[Bas08] A. Basarab. *Estimation du mouvement dans des séquences d'images échographiques : application à l'élastographie de la thyroide.* Thèse de doctorat, INSA-Lyon, septembre 2008.

[BD06] J. M. Bioucas-Dias. Bayesian wavelet-based image deconvolution : A GEM algorithm exploiting a class o heavy-tailed priors. *IEEE Trans. Image Process.*, 15(4) :937–951, 2006.

[Bes74] J. Besag. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems. *J. Roy. Stat. Soc. Ser. B*, 36(2) :192–236, 1974.

[BGLD09] A. Basarab, P. Gueth, H. Liebgott, and P. Delachartre. Phase-based block matching applied to motion estimation with unconventional beamforming strategies. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 56(5) :945–957, 2009.

[BLB+13] A. Basarab, H. Liebgott, O. Bernard, D. Friboulet, and D. Kouamé. Medical ultrasound image reconstruction using distributed compressive sampling. In *IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging*, pages 628–631, 2013.

[BLD09] A. Basarab, H. Liebgott, and P. Delachartre. Analytic estimation of subsample spatial shift using the phases of multidimensional analytic signals. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(2) :440–447, 2009.

[BLG+09] A. Basarab, A. Lyshchik, C. Grava, V. Buzuloiu, and P. Delachartre. Ultrasound image sequence registration and its application for thyroid nodular disease. *Journal of Signal Processing Systems*, 55 :127 – 137, 2009.

[BLM+08] A. Basarab, H. Liebgott, F. Morestin, A. Lyshchik, T. Higashi, R. Asato, and P. Delachartre. A method for vector displacement estimation with ultrasound imaging and its application for thyroid nodular disease. *Med. Image Anal.*, 12(3) :259 – 274, 2008.

[BPC+11] S. Boyd, N. Parikh, E. Chu, B. Peleato, and J. Eckstein. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. *Found. Trends Mach. Learn.*, 3(1) :1–122, Jan. 2011.

[BS98] S. Borman and R. L. Stevenson. Super-resolution from image sequences-a review. In *Circuits and Systems, 1998. Proceedings. 1998 Midwest Symposium on*, pages 374–378, Aug 1998.

[BS01] T. Bulow and G. Sommer. Hypercomplex signals-a novel extension of the analytic signal to the multidimensional case. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 49(11) :2844 –2852, 2001.

[BTDF07] O. Bernard, B. Touil, J. Dâhooge, and D. Friboulet. Statistical modeling of the radio-frequency signal for partially- and fully-developed speckle based on a generalized Gaussian model with application to echocardiography. 54(10) :2189–2194, 2007.

[BZV+14] O. Bernard, M. Zhang, F. Varray, J. .-P. Thiran, H. Liebgott, and D. Friboulet. Ultrasound fourier slice imaging : a novel approach for ultrafast imaging technique. In *IEEE International Ultrasonics Symposium*, pages 129–132, Chicago, USA, 2014.

[Cap69] J. Capon. High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis. *Proceedings of the IEEE*, 57(8) :1408–1418, Aug. 1969.

[CBK16] Z. Chen, A. Basarab, and D. Kouamé. Compressive deconvolution in medical ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(3) :728–737, March 2016.

[CBZ+15] R. Carrillo, A. Besson, M. Zhang, D. Friboulet, Y. Wiaux, J. .-P. Thiran, and O. Bernard. A sparse regularization approach for ultrafast ultrasound imaging. In *IEEE International Ultrasonics Symposium*, pages 1–4, Taipei, Taiwan, 2015.

[CE14] T. Chernyakova and Y. C. Eldar. Fourier-domain beamforming : the path to compressed ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 61(8) :1252–1267, 2014.

[Cha07] R. Chartrand. Exact reconstruction of sparse signals via nonconvex minimization. *IEEE Signal Processing Letters*, 14(10) :707–710, Oct. 2007.

[CRC+03] J. M. Cannata, T. A. Ritter, W.-H. Chen, R. H. Silverman, and K. K. Shung. Design of efficient, broadband single-element (20-80 mhz) ultrasonic transducers for medical imaging applications. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 50(11) :1548–1557, Nov. 2003.

[CRT06] E. J. Candès, J. Romberg, and T. Tao. Robust uncertainty principles : Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 52(2) :489–509, 2006.

[CT05] E. Candes and T. Tao. Decoding by linear programming. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 51(12) :4203–4215, 2005.

[CW08] E. J. Candes and M. B. Wakin. An introduction to compressive sampling. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 25(2) :21–30, March 2008.

[CWB08] E. Candes, M. Wakin, and S. Boyd. Enhancing sparsity by reweighted l1 minimization. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 14(5) :877–905, Dec. 2008.

[CY08] R. Chartrand and W. Yin. Iteratively reweighted algorithms for compressive sensing. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pages 3869–3872, 2008.

[DBKT12] N. Dobigeon, A. Basarab, D. Kouamé, and J. Y. Tourneret. Regularized bayesian compressed sensing in ultrasound imaging. In *2012 Proceedings of the 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, pages 2600–2604, Aug. 2012.

[DE11] M. Duarte and Y. Eldar. Structured compressed sensing : From theory to applications. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 59(9) :4053–4085, 2011.

[DHT09] N. Dobigeon, A. O. Hero, and J.-Y. Tourneret. Hierarchical Bayesian sparse image reconstruction with application to MRFM. *IEEE Trans. Image Process.*, 18(9) :2059–2070, Sept. 2009.

[Don06] D. Donoho. Compressed sensing. *Information Theory, IEEE Transactions on*, 52(4) :1289–1306, 2006.

[DRZL15] G. David, J.-l. Robert, B. Zhang, and A. F. Laine. Time domain compressive beam forming of ultrasound signals. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 137(5) :2773–2784, 2015.

[DT10] N. Dobigeon and J.-Y. Tourneret. Bayesian orthogonal component analysis for sparse representation. *IEEE Trans. Signal Process.*, 58(5) :2675–2685, May 2010.

[EF97] M. Elad and A. Feuer. Restoration of a single superresolution image from several blurred, noisy, and undersampled measured images. *IEEE Trans. Image Process.*, 6(12) :1646–1658, 1997.

[EHN96] H. W. Engl, M. Hanke, and A. Neubauer. *Regularization of inverse problems*, volume 375. Springer Science & Business Media, 1996.

[EV08] M. Ebrahimi and E. R. Vrscay. Regularization schemes involving self-similarity in imaging inverse problems. In *Proc. 4 th AIP international Conference and the 1st Congress of the IPIA*, 2008.

[Fel04] M. Felsberg. Optical flow estimation from monogenic phase. In *Proceedings of the 1st International Conference on Complex motion*, IWCM'04, pages 1–13, 2004.

[Fel07] M. Felsberg. Optical flow estimation from monogenic phase. In B. Jähne, R. Mester, E. Barth, and H. Scharr, editors, *Complex Motion*, volume 3417 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 1–13. Springer Berlin Heidelberg, 2007.

[FN03] M. A. T. Figueiredo and R. D. Nowak. An EM algorithm for wavelet-based image restoration. *IEEE Trans. Image Process.*, 12(8) :906–916, 2003.

[FPC00] W. T. Freeman, E. C. Pasztor, and O. T. Carmichael. Learning low-level vision. 40(1) :25–47, Oct. 2000.

[FS01] M. Felsberg and G. Sommer. The monogenic signal. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 49(12) :3136 –3144, 2001.

[GBI09] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani. Super-resolution from a single image. In *Proc. IEEE Int. Conf. Comp. Vision (ICCV)*, pages 349 – 356, 2009.

[GC13] J. Garayoa and P. Castro. A study on image quality provided by a kilovoltage cone-beam computed tomography. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 14(1), Jan. 2013.

[GLF15] X. Guo, H. Liebgott, and D. Friboulet. Back-propagation beamformer design for motion estimation in echocardiography. *Ultrasonic Imaging*, 37(3) :179 – 204, 2015.

[GTM+13] D. Garcia, L. L. Tarnec, S. Muth, E. Montagnon, J. Porée, and G. Cloutier. Stolt's f-k migration for plane wave ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 60(9) :1853–1867, Sept. 2013.

[Hag89] W. W. Hager. Updating the inverse of a matrix. *SIAM Rev.*, pages 221–239, 1989.

[Hah92] S. Hahn. Multidimensional complex signals with single-orthant spectra. *Proceedings of the IEEE*, 80(8) :1287 –1300, 1992.

[Has70] W. K. Hastings. Monte Carlo sampling methods using Markov chains and their applications. 57(1) :97–109, 1970.

[HB09] C. Hegde and R. G. Baraniuk. Compressive sensing of streams of pulses. In *Communication, Control, and Computing, 2009. Allerton 2009. 47th Annual Allerton Conference on*, pages 44–51. IEEE, 2009.

[HB11] C. Hegde and R. Baraniuk. Sampling and recovery of pulse streams. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 59(4) :1505–1517, April 2011.

[HGJ09] I. K. Holfort, F. Gran, and J. A. Jensen. Broadband minimum variance beamforming for ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 56(2) :314–325, 2009.

[HO09] D. P. Hruska and M. L. Oelze. Improved parameter estimates based on the homodyned K distribution. 56(11) :2471–2481, 2009.

[HSA15] J.-B. Huang, A. Singh, and N. Ahuja. Single image super-resolution from transformed self-exemplars. In *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2015.

[HT84] T. S. Huang and R. Y. Tsay. Multiple frame image restoration and registration. In *Advances in Computer Vision and Image Processing*, volume 1, pages 317–339, Greenwich, 1984. JAI.

[JA12] A. Jensen and A. Austeng. An approach to multibeam covariance matrices for adaptive beamforming in ultrasonography. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 59(6) :1139–1148, June 2012.

[JA14] A. Jensen and A. Austeng. The iterative adaptive approach in medical ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 61(10), Oct. 2014.

[Jen91] J. A. Jensen. A model for the propagation and scattering of ultrasound in tissue. *J. Acoust. Soc. Am.*, 89(1) :182 – 191, Jan. 1991.

[JJC04] C. V. Jiji, M. V. Joshi, and S. Chaudhuri. Single-frame image super-resolution using learned wavelet coefficients. *Int. J. Imaging Syst. Technol.*, 14 :105–112, 2004.

[JL94] J. A. Jensen and S. Leeman. Nonparametric estimation of ultrasound pulses. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 41(10) :929 – 936, Oct. 1994.

[JMGS93a] J. A. Jensen, J. Mathorne, T. Gravesen, and B. Stage. Deconvolution of in-vivo ultrasound B-mode images. *Ultrason. Imaging*, 15 :122 – 133, 1993.

[JMGS93b] J. A. Jensen, J. Mathorne, T. Gravesen, and B. Stage. Deconvolution of *in vivo* ultrasound B-mode images. 15(2) :122–133, Apr. 1993.

[JS92] J. A. Jensen and N. B. Svendsen. Calculation of pressure fields from arbitrarily shaped, apodized, and excited ultrasound transducers. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 39(2) :262–267, 1992.

[JT08] R. Jirik and T. Taxt. Two dimensional blind Bayesian deconvolution of medical ultrasound images. 55(10) :2140–2153, 2008.

[KPP01] M. Kutay, A. Petropulu, and C. Piccoli. On modeling biomedical ultrasound rf echoes using a power-law shot-noise model. *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 48(4) :953–968, 2001.

[Kur02] E. E. Kuruo ?lu. Nonlinear least lp-norm filters for nonlinear autoregressive ?-stable processes. *Digital Signal Processing*, 12(1) :119 – 142, 2002.

[LDP07] M. Lustig, D. Donoho, and J. M. Pauly. Sparse mri : The application of compressed sensing for rapid mr imaging. *Magnetic Resonance in Medicine*, 58(6) :1182–1195, 2007.

[LLA+15] O. Lorintiu, H. Liebgott, M. Alessandrini, O. Bernard, and D. Friboulet. Compressed sensing reconstruction of 3d ultrasound data using dictionary learning and line-wise subsampling. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 34(12) :2467–2477, Dec. 2015.

[LN11] A. Larrue and J. Noble. Nakagami imaging with small windows. In *Proc. IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pages 887 – 890, Chicago, IL, USA, 2011.

[LS04] Z. Lin and H.-Y. Shum. Fundamental limits of reconstruction based superresolution algorithms under local translation. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.*, 26(1) :83–97, 2004.

[Lu97] J.-Y. Lu. 2d and 3d high frame rate imaging with limited diffraction beams. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 44(4) :839–856, 1997.

[MBBK13] R. Morin, S. Bidon, A. Basarab, and D. Kouamé. Semi-blind deconvolution for resolution enhancement in ultrasound imaging. In *2013 IEEE International Conference on Image Processing*, pages 1413–1417, 2013.

[MBBK15] R. Morin, A. Basarab, S. Bidon, and D. Kouamé. Motion Estimation-Based Image Enhancement in Ultrasound Imaging. *Ultrasonics*, 60 :19–26, juillet 2015.

[MBD15] G. Martin and J. M. Bioucas-Dias. Hyperspectral compressive acquisition in the spatial domain via blind factorization. In *Proc. IEEE Workshop on Hyperspectral Image and Signal Processing : Evolution in Remote Sensing (WHISPERS)*, June 2015.

[MBK12] R. Morin, A. Basarab, and D. Kouame. Alternating direction method of multipliers framework for super-resolution in ultrasound imaging. In *Proc. IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pages 1595–1598, May 2012.

[MBP95] C. Meyer, P. Bland, and J. Pipe. Retrospective correction of intensity inhomogeneities in mri. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 14(1) :36–41, 1995.

[MCW05] D. Malioutov, M. Cetin, and A. Willsky. A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 53(8) :3010–3022, Aug. 2005.

[MDB10] T. Maltaverne, P. Delachartre, and A. Basarab. Motion estimation using the monogenic signal applied to ultrasound elastography. In *IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Conference (EMBC 2010)*, pages 33–36, Buenos Aires, Argentina, 2010.

[MEE11] M. Mishali, Y. C. Eldar, and A. J. Elron. Xampling : Signal acquisition and processing in union of subspaces. *IEEE Trans. Signal Process.*, 59(10) :4719 – 4734, 2011.

[MGM06] I. Murray, Z. Ghahramani, and D. J. C. MacKay. MCMC for doubly-intractable distributions. In *In Proc. 22nd Annu. Conf. Uncertainty Artif. Intell (UAI)*, pages 356–366, Cambridge, MA, USA, 2006.

[Mil10] P. Milanfar. *Super-Resolution Imaging.* Digital Imaging and Computer Vision. Taylor & Francis Group, 2010.

[MLD09] J. Ma and F.-X. Le Dimet. Deblurring from highly incomplete measurements for remote sensing. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 47(3) :792–802, 2009.

[MO08] A. Marquina and S. Osher. Image super-resolution by TV-regularization and Bregman iteration. 37(3) :367–382, 2008.

[MSS09] A. Myronenko, X. Song, and D. J. Sahn. *Maximum Likelihood Motion Estimation in 3D Echocardiography through Non-rigid Registration in Spherical Coordinates*, pages 427–436. Springer Berlin Heidelberg, Berlin, Heidelberg, 2009.

[MT07] O. Michailovich and A. Tannenbaum. Blind deconvolution of medical ultrasound images : A parametric inverse filtering approach. *IEEE Trans. Image Process.*, 16(12) :3005–3019, 2007.

[MTB+09] G. Montaldo, M. Tanter, J. Bercoff, N. Benech, and M. Fink. Coherent plane-wave compounding for very high frame rate ultrasonography and transient elastography. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 56(3) :489–506, 2009.

[MY10] S. Mallat and G. Yu. Super-resolution with sparse mixing estimators. *IEEE Trans. Image Process.*, 19(11) :2889–2900, 2010.

[MYS07] T. Marwick, M. Yu, and J. Sun. *Myocardial Imaging : Tissue Doppler and Speckle Tracking.* Blackwell Science Asia, Carlton, 2007.

[NB06] J. Noble and D. Boukerroui. Ultrasound image segmentation : a survey. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 25(8) :987–1010, 2006.

[Nea11] R. M. Neal. *Handbook of Markov chain Monte Carlo*, chapter MCMC using Hamiltonian dynamics. Chapman and Hall/CRC Handbooks of Modern Statistical Methods. 2011.

[Ng06] J. K. H. Ng. *Restoration of Medical Pulse-Echo Ultrasound Images.* PhD thesis, Trinity College, University of Cambridge, 2006.

[NH09] C. Nilsen and I. Hafizovic. Beamspace adaptive beamforming for ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 56(10) :2187–2197, Oct. 2009.

[Nig11] K. Nightingale. Acoustic Radiation Force Impulse (ARFI) Imaging : a Review. *Current medical imaging reviews*, 7(4) :328–339, 2011.

[NMG01] N. Nguyen, P. Milanfar, and G. Golub. A computationally efficient superresolution image reconstruction algorithm. *IEEE Trans. Image Process.*, 10(4) :573–583, 2001.

[NPK+07] J. Ng, R. Prager, N. Kingsbury, G. Treece, and A. Gee. Wavelet restoration of medical pulse-echo ultrasound images in an EM framework. 54(3) :550–568, 2007.

[NWY10] M. K. Ng, P. Weiss, and X. Yuan. Solving constrained total-variation image restoration and reconstruction problems via alternating direction methods. 32 :2710–2736, 2010.

[ON94] M. Otte and H.-H. Nagel. Optical flow estimation : Advances and comparisons. In J.-O. Eklundh, editor, *Computer Vision ? ECCV '94*, volume 800 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 49–60. Springer Berlin Heidelberg, 1994.

[PB12] M. Pereyra and H. Batatia. Modeling ultrasound echoes in skin tissues using symmetric x003b1 ;-stable processes. *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 59(1) :60–72, 2012.

[PDBT12] M. Pereyra, N. Dobigeon, H. Batatia, and J.-Y. Tourneret. Segmentation of skin lesions in 2-D and 3-D ultrasound images using a spatially coherent generalized Rayleigh mixture model. 31(8) :1509–1520, 2012.

[PDBT13] M. Pereyra, N. Dobigeon, H. Batatia, and J.-Y. Tourneret. Estimating the granularity coefficient of a Potts-Markov random field within a Markov chain Monte Carlo algorithm. *IEEE Trans. Image Process.*, 22(6) :2385–2397, 2013.

[Per15] M. Pereyra. Proximal markov chain monte carlo algorithms. *Statistics and Computing*, pages 1–16, 2015.

[PPK03] S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang. Super-resolution image reconstruction : a technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, 20(3) :21–36, May 2003.

[PPKE99] A. Pesavento, C. Perrey, M. Krueger, and H. Ermert. A time-efficient and accurate strain estimation concept for ultrasonic elastography using iterative phase zero estimation. *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 46(5) :1057–1067, 1999.

[QAW79] C. F. Quate, A. Atalar, and H. Wickramasinghe. Acoustic microscopy with mechanical scanning ?a review. *Proceedings of the IEEE*, 67(8) :1092–1114, 1979.

[QBGK10] C. Quinsac, A. Basarab, J. M. Girault, and D. Kouamé. Compressed sensing of ultrasound images : Sampling of spatial and frequency domains. In *2010 IEEE Workshop On Signal Processing Systems*, pages 231–236, Oct. 2010.

[QBK12a] C. Quinsac, A. Basarab, and D. Kouamé. Frequency domain compressive sampling for ultrasound imaging. *Advances in Acoustics and Vibration, Advances in Acoustic Sensing, Imaging, and Signal Processing*, 12 :1–16, 2012.

[QBK12b] C. Quinsac, A. Basarab, and D. Kouamé. Frequency domain compressive sampling for ultrasound imaging,. *Advances in Acoustics and Vibration*, 2012 :1 – 16, 2012.

[QDB+11] C. Quinsac, N. Dobigeon, A. Basarab, J.-Y. Tourneret, and D. Kouamé. Bayesian compressed sensing in ultrasound imaging. In *Proc. IEEE Int. Workshop Comput. Adv. in Multi-Sensor Adaptive Process. (CAMSAP)*, pages 101–104, San Juan, Puerto Rico, Dec. 2011.

[QLMA11] Z. Qian, Q. Liu, D. Metaxas, and L. Axel. Identifying regional cardiac abnormalities from myocardial strains using nontracking-based strain estimation and spatio-temporal tensor analysis. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 30(12) :2017–2029, 2011.

[RPD+15] A. Repetti, M. Q. Pham, L. Duval, . Chouzenoux, and J. C. Pesquet. Euclid in a taxicab : Sparse blind deconvolution with smoothed $\ell_1/\ell_2 regularization. IEEESignalProcessingLetters, 22(5) : 539 - -543, May 2015$.

[RTLF10] M. D. Robinson, C. A. Toth, J. Y. Lo, and S. Farsiu. Efficient Fourier-Wavelet super-resolution. *IEEE Trans. Image Process.*, 19(10) :2669–2681, 2010.

[SAH07] J.-F. Synnevag, A. Austeng, and S. Holm. Adaptive beamforming applied to medical ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 54(8) :1606–1613, 2007.

[SAH09] J.-F. Synnevag, A. Austeng, and S. Holm. Benefits of minimum-variance beamforming in medical ultrasound imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 56(9) :1868–1879, 2009.

[SAJ+05] M. Sühling, M. Arigovindan, C. Jansen, P. Hunziker, and M. Unser. Myocardial motion analysis from b-mode echocardiograms. *IEEE Transactions on Image Processing*, 14(4) :525 –536, 2005.

[SAV+12] L. Spinoulas, B. Amizic, M. Vega, R. Molina, and A. K. Katsaggelos. Simultaneous bayesian compressive sensing and blind deconvolution. In *Signal Processing Conference (EUSIPCO), 2012 Proceedings of the 20th European*, pages 1414–1418. IEEE, 2012.

[SJA+04] M. Sühling, C. Jansen, M. Arigovindan, P. Buser, S. Marsch, M. Unser, and P. Hunziker. Multiscale Motion Mapping : A Novel Computer Vision Technique for Quantitative, Objective Echocardiographic Motion Measurement Independent of Doppler : First Clinical Description and Validation. *Circulation*, 110(19) :3093–3099, 2004.

[SKM11] F. Sroubek, J. Kamenicky, and P. Milanfar. Superfast superresolution. In *Proc. IEEE Int. Conf. Image Process. (ICIP)*, Brussels, Belgium, 2011.

[SN93] M. Shao and C. L. Nikias. Signal processing with fractional lower order moments : stable processes and their applications. *Proceedings of the IEEE*, 81(7) :986–1010, July 1993.

[SS14] M. F. Schiffner and G. Schmitz. Pulse-echo ultrasound imaging combining compressed sensing and the fast multipole method. In *IEEE International Ultrasonics Symposium*, pages 2205–2208, 2014.

[SSXS08] J. Sun, J. Sun, Z. Xu, and H.-Y. Shum. Image super-resolution using gradient profile prior. In *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 1–8, 2008.

[SSXS11] J. Sun, J. Sun, Z. Xu, and H.-Y. Shum. Gradient profile prior and its applications in image super-resolution and enhancement. *IEEE Trans. Image Process.*, 20(6) :1529 – 1542, 2011.

[Tax95] T. Taxt. Restoration of medical ultrasound imags using two-dimensional homomorphic deconvolution. 42(4) :543–554, July 1995.

[TBU00] P. Thévenaz, T. Blu, and M. Unser. Handbook of medical imaging. chapter Image Interpolation and Resampling, pages 393–420. Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA, 2000.

[TD06] Y. Tsaig and D. L. Donoho. Extensions of compressed sensing. *Signal Processing*, 86(3) :549 – 571, 2006.

[TF14] M. Tanter and M. Fink. Ultrafast imaging in biomedical ultrasound. *Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, IEEE Transactions on*, 61(1) :102–119, 2014.

[TLB+14] A. Toma, L.Denis, B.Sixou, J.B.Pialat, and F. Peyrin. Total variation super resolution for 3d trabecular bone microstructure segmentation. In *Eusipco*, pages 2220–2224, Lisbonne, 08/2014 2014.

[TLBL10] Y.-W. Tai, S. Liu, M. S. Brown, and S. Lin. Super resolution using edge prior and single image detail synthesis. In *Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 2400 – 2407, 2010.

[Tza09] G. Tzagkarakis. *Bayesian compressed sensing using alpha-stable distributions.* PhD thesis, Dept. Comput. Sci., Univ. Crete, 2009.

[USVDV09] M. Unser, D. Sage, and D. Van De Ville. Multiresolution monogenic signal analysis using the riesz laplace wavelet transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 18(11) :2402 –2418, 2009.

[VW05] F. Viola and W. F. Walker. Adaptive signal processing in medical ultrasound beamforming. In *IEEE Ultrasonics Symposium*, volume 4, pages 1980–1983, 2005.

[WBG+15] L. Wang, A. Basarab, P. R. Girard, P. Croisille, P. Clarysse, and P. Delachartre. Analytic signal phase-based myocardial motion estimation in tagged {MRI} sequences by a bilinear model and motion compensation. *Medical Image Analysis*, 24(1) :149 – 162, 2015.

[WBSS04] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli. Image quality assessment : From error visibility to structural similarity. *IEEE Trans. Image Process.*, 13(4) :600–612, 2004.

[WDT15] Q. Wei, N. Dobigeon, and J.-Y. Tourneret. Bayesian fusion of multi-band images. 9(6) :1–11, 2015.

[WDTar] Q. Wei, N. Dobigeon, and J.-Y. Tourneret. Fast fusion of multi-band images based on solving a Sylvester equation. *IEEE Trans. Image Process.*, 2015, to appear.

[WEF12] N. Wagner, Y. C. Eldar, and Z. Friedman. Compressed beamforming in ultrasound imaging. *IEEE Trans. Signal Process.*, 60(9) :4643 – 4657, Sept. 2012.

[WIB87] R. F. Wagner, M. F. Insana, and D. G. Brown. Statistical properties of radio-frequency and envelope-detected signals with applications to medical ultrasound. *J. Opt. Soc. Am. A*, 4(5) :910–922, 1987.

[XSHW11] L. Xiao, J. Shao, L. Huang, and Z. Wei. Compounded regularization and fast algorithm for compressive sensing deconvolution. In *Image and Graphics (ICIG), 2011 Sixth International Conference on*, pages 616–621. IEEE, 2011.

[YCK09] Y. Yue, J. Clark, and D. Khoury. Speckle tracking in intracardiac echocardiography for the assessment of myocardial deformation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56(2) :416–425, 2009.

[YLTV15] I. Yanovsky, B. H. Lambrigtsen, A. B. Tanner, and L. A. Vese. Efficient deconcolution and super-resolution methods in microwave imagery. *IEEE Trans. Image Process.*, 8 :4273–4283, 2015.

[YWHM10a] J. Yang, J. Wright, T. Huang, and Y. Ma. Image super-resolution via sparse representation. *IEEE Trans. Image Process.*, 19(11) :2861 – 2873, Nov. 2010.

[YWHM10b] J. Yang, J. Wright, T. S. Huang, and Y. Ma. Image super-resolution via sparse representation. *IEEE Trans. Image Process.*, 19(11) :2861–2873, 2010.

[YZX12] C. Yu, C. Zhang, and L. Xie. A blind deconvolution approach to ultrasound imaging. 59(2) :271–280, 2012.

[ZBC+15] M. Zhang, A. Besson, R. Carrillo, F. Varray, H. Liebgott, J. .-P. Thiran, D. Friboulet, and O. Bernard. Extension of ultrasound fourier slice imaging theory to sectorial acquisition. In *IEEE International Ultrasonics Symposium*, pages 1–4, Taipei, Taiwan, 2015.

[ZBKT15] N. Zhao, A. Basarab, D. Kouame, and J. Y. Tourneret. Joint bayesian deconvolution and points-spread function estimation for ultrasound imaging. In *2015 IEEE 12th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pages 235–238, 2015.

[ZBKT16] N. Zhao, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret. Joint Segmentation and Deconvolution of Ultrasound Images Using a Hierarchical Bayesian Model based on Generalized Gaussian Priors. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(8) :3736–3750, août 2016.

[ZEP12] R. Zeyde, M. Elad, and M. Protter. On single image scale-up using sparse-representations. In J.-D. Boissonnat, P. Chenin, A. Cohen, C. Gout, T. Lyche, M.-L. Mazure, and L. Schumaker, editors, *Curves and Surfaces*, volume 6920 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 711–730. Springer Berlin Heidelberg, 2012.

[ZS10] M. Zhao and V. Saligrama. On compressed blind de-convolution of filtered sparse processes. In *Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2010 IEEE International Conference on*, pages 4038–4041. IEEE, 2010.

[ZW08] X. Zhang and X. Wu. Image interpolation by adaptive 2-D autoregressive modeling and soft-decision estimation. *IEEE Trans. Image Process.*, 17(6) :887–896, 2008.

[ZWB+16a] N. Zhao, Q. Wei, A. Basarab, N. Dobigeon, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret. Fast Single Image Super-resolution using a New Analytical Solution for l2-l2 Problems. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(8) :3683–3697, août 2016.

[ZWB+16b] N. Zhao, Q. Wei, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret. Blind Deconvolution of Medical Ultrasound Images Using a Parametric Model for the Point Spread Function (regular paper). In *IEEE International Ultrasonics Symposium, Tours, France, 18/09/2016-21/09/2016*, 2016.

[ZWB+16c] N. Zhao, Q. Wei, A. Basarab, D. Kouamé, and J.-Y. Tourneret. Super-resolution of medical ultrasound images using a fast algorithm (regular paper). In *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging : From Nano to Macro, Prague, 13/04/2016-16/04/2016*, 2016.