

Exploitation de la phase en imagerie acoustique audible et ultrasonore



Thèse de doctorat

Département de génie mécanique

Faculté de Génie

Maxime BILODEAU

Jury: Patrice MASSON (directeur)

Alain BERRY (codirecteur)

Nicolas QUAEGBEUR

Elijah VAN HOUTEN

Jérôme ANTONI

Sherbrooke, Québec, Canada

Décembre 2020

Remerciements

Institutionnel

Je n'aurais pas pu rêver d'un environnement de travail mieux que celui auquel j'ai eu la chance de prendre part. Pour commencer, je tiens à remercier les trois personnes qui m'ont encadré de près durant ces dernières années :

Merci Alain pour ta rigueur et ta vivacité. Toujours prêt à scruter chaque caractère de chaque équation, tu m'as ramené vers le droit chemin lorsque je me laissais glisser vers les mathématiques approximatives. Tu m'as fait prendre conscience de l'importance d'une vie saine et équilibrée. Sans le savoir, tu m'as motivé à intégrer la course à pied comme moyen de transport actif entre l'université et la maison et je t'en remercie ! Merci pour ta facilité d'approche, ta simplicité, ton écoute et ces blagues sournoises durant nos meeting d'avancement de projet.

Merci Nicolas pour tous ces moments passés à m'aider à déboguer mes codes. Tu m'as appris beaucoup plus que tu ne le soupçonnes j'en suis certain. Maintenant, lorsque j'aide des étudiants, je me surprends toujours à utiliser les techniques et outils que tu employais avec moi. Vive l'apprentissage par osmose ! Merci pour tous ces longs (très longs) midis à avoir fait danser les probabilités avec moi autour d'une table de Backgammon ! Merci pour tous ces fous rires et bières au bar avec le plus jeune client régulier d'une microbrasserie ever, Adrien :)

Patrice. Le nombre de personnes de mon entourage qui connaissent ce nom, mais n'ont jamais vu l'homme, est assez élevé. En effet, je me suis souvent vanté des conditions dans lesquelles j'ai pu faire mon doc... Ta générosité et ton humanisme font de toi un superviseur de choix, je me considère choyé d'avoir pu évoluer dans cette ambiance de travail que je sais enviée par la plupart de mes anciens collègues du BAC. Tu m'as ouvert la porte vers l'enseignement, vers l'encadrement, vers plusieurs projets et tu continues de m'offrir diverses opportunités. Tu m'as appris à me poser les bonnes questions, à me remettre en doute, à être transparent, persévérant et à aimer enseigner. Merci pour tout ça !

En quatre ans, jamais vous ne m'avez mis de pression. Vous avez toujours été d'une disponibilité et d'une réactivité incompréhensible (entre nous, est-ce que vous dormez ?). Merci de m'avoir offert une place dans votre équipe. Je vous serai éternellement reconnaissant pour toutes ces heures que vous avez passées à brasser ces équations avec moi, à suggérer de nouvelles pistes, à douter de mes codes, à avoir eu raison de douter de mes codes, et à répéter toutes ces étapes de manière itérative jusqu'à ce que j'arrive à faire quelque chose de respectable ! Merci et merci encore !

Merci à tous les étudiants et collègues du GAUS avec qui j'ai partagé l'espace, du temps, des moments, des fous rires, des bières, des imitations, des bandes dessinées, des histoires ... Merci Valentin et ses souliers, Philippe et ses guitares, Robin et ses shorts, Yannick et son humilité, Olivier et ses bds, Caramélito et ses caméras et l'évidemment (Lévy)! Merci aussi à Romain, Joëlle, Tamara, Clément pour ces joutes de curling endiablées et merci à Philippe et Raphaël d'assumer la relève de l'équipe de curling du groupe ultrasons.

Je souhaite aussi remercier deux autres collègues avec qui j'ai partagé mon quotidien au laboratoire durant toutes ces années :

Merci à Pierre (membre intronisé au groupe ultrasons par la porte de derrière) mon partenaire de radio, de doctorat, de bande dessinée, de backgammon, de café, de clémentine (Benjamin), de soupes, de biscuits... Merci de m'avoir épaulé, motivé, écouté et d'avoir partagé ces belles années avec moi. Continue de donner des frissons aux gens en faisant chanter ta guitare comme peu sont capables de le faire!

Merci Jérémy d'être qui tu es. Grâce à toi, j'ai certainement ri plus que la majorité des gens rit dans une vie. Merci même pour les moments où tu t'arrangeais pour me faire rire quand il ne fallait pas (réunion, présentations...). Merci d'avoir assumé le département des percussions du Boute Smooth! Merci pour ta folie, et surtout, ne change pas! Toi et tes chandails de p'tits fruits serez toujours les bienvenus chez nous pour un café ISIL et un Vrap!

Aussi, merci aux techniciens Patrick et Chantal sans qui le GAUS aurait pu s'appeler CHAOS. Merci pour ces longues discussions à parler de tout et de rien, ça fait toujours du bien!

Personnel

Mis à part les gens qui m'entourent dans les aires du GAUS, j'aimerais bien entendu remercier les membres de ma famille ainsi que mes amis proches...

Un immense merci à Samuel Arielle, Mathieu et Stéphanie avec qui on a passé de merveilleux moments à faire tout sauf penser à nos boulots respectifs. Merci pour tous ces moments en chalet, toutes ces parties de *The Mind*, de *Code Names*, de *Decrypto*, de *Mah Jong* (ch-k-pong), pour toutes ces découvertes de Gins et de *chnies*.

Merci à toute la belle famille : Jojo, Jacko, Duo d'humoristes Raymond&Huguette, Andréanne (*roll*), Sam (*nice car*), França, Caro et les tits-cocos de m'avoir fait une p'tite place dans votre famille. Merci pour vos trop nombreux coups de main et

pour tous les beaux moments et soupers... Vous êtes tous plus généreux les uns que les autres !

Ça achève !

Merci aux deux personnes qui m'ont pratiquement tout appris et donné dans la vie... Merci papa et maman pour votre générosité et votre soutien perpétuel. Eh oui, j'ai presque fini l'école, pouvez-vous le croire ?

Merci maman pour tout le temps que tu as passé à mes côtés à me faire faire mes devoirs et à pratiquer ma musique. Tu m'as appris à être discipliné et persévérant, mais surtout à y prendre plaisir. Merci pour ta patience légendaire et ton écoute maternelle.

Merci papa d'être qui tu es. Merci papa de nous dilater la rate comme seul toi sais le faire. Tu es un modèle de travail acharné, de persévérance et de transparence pour moi. Merci de toujours faire tout pour nous faire rire, gardes ton cœur d'enfant et ta simplicité.

Merci à vous deux pour vos sacrifices, vos choix, votre aide, votre temps. Vous m'avez donné accès à tout ce dont j'aurais pu rêvé, avant même d'en rêver. Vous m'avez encouragé à tout faire et c'est grâce à vous que j'ai une vie équilibrée. Vous m'avez introduit à la musique et aux sports et je vous en serai éternellement reconnaissant !

Merci el frère de m'avoir appris à utiliser mes mains pour faire autre chose que de taper sur un clavier. Merci pour tous tes conseils et pour toute la zigounade sur la maison ! Merci Sophie pour le gardiennage de l'autre Bildo. Je sais que c'est une job à temps plein non payée... Mais cette race est rare et il faut en prendre soin ! Merci au nom de mr. Rhododendron, et merci d'être dans notre vie !

Enfin, la dernière, mais non la moindre... Cathou ! Merci de simplement être là au quotidien avec moi. Merci de toujours juste chercher à me faire rire, à faire des grimaces et à partager ma folie. Merci, parce que tout est si simple. Merci de m'écouter parler de billard en boucle (by the way je réalise en écrivant ces lignes que je n'ai pas dit merci à Cabbi et à tous mes *partners* de pool pour ces nombreuses parties à frapper de si belles sphères colorées avec de si beaux bâtons). Merci de partager toutes ces passions avec moi. Je n'aurais jamais pensé pouvoir trouver une si grande amie, une si grande partenaire, une si grande joueuse de tennis, une si grande fondeuse, une si grande coureuse, une si grande comique, un si grand public, une si grande cuisinière, une si grande générosité, ..., bref une si grande femme,

dans une si petite personne. Cette thèse devrait autant porter ton nom que le mien, merci Cathou!

Bref, je tiens à remercier tous ceux que j'ai côtoyés de près ou de loin durant ces dernières années. Vous avez tous contribué à votre manière à l'accomplissement de ce projet de longue envergure. Vous avez fait en sorte que ces années ont été les plus belles de ma vie. Merci et merci encore!

Résumé

L'imagerie à partir d'ondes acoustiques permet de répondre à plusieurs besoins. D'une part, les ondes ultrasonores sont utilisées pour effectuer des échographies dans le domaine médical, mais aussi pour inspecter et suivre la santé de structures. D'autre part, en utilisant les ondes sonores, il est possible de localiser, caractériser, et évaluer l'intensité de diverses sources de bruits. Étant alimentées par des applications et visées différentes, les techniques d'imagerie proposées et utilisées dans les dernières décennies pour ces deux domaines se distinguent.

Étant donné les bases communes à l'imagerie sonore et ultrasonore, il serait pertinent de faire bénéficier chaque domaine des avancées en traitement de signal de l'autre domaine. Ce projet de thèse suggère donc une revue des techniques d'imagerie des deux domaines d'imagerie afin d'identifier les outils et techniques d'imagerie prometteuses à adapter et tester sur l'autre domaine d'imagerie.

Afin de tester et valider différentes approches d'imagerie, deux types de sources étendues ont été considérées dans le domaine de l'audible. Numériquement, des pistons et plaques simplement supportées bafflées ont été considérés. Pour la validation expérimentale, les cartographies obtenues à l'aide de différents algorithmes ont été comparées avec une mesure de référence obtenue par déflectométrie optique. Dans le domaine ultrasonore, un appareil de calibration (*phantom CIRS Model 040GSE*) a permis de comparer les résolutions et contrastes obtenus à l'aide de différents algorithmes.

Il est montré que l'utilisation de la cohérence de phase dans le domaine de l'audible aide à la reconstruction de sources étendues. En effet, les formulations proposées sont basées sur une réduction du domaine d'imagerie à partir de la cohérence de phase. Cette réduction aide au conditionnement du problème et se traduit par une solution moins sensible au bruit. Aussi, contrairement aux techniques de formation de voies dans le domaine temporel, les algorithmes proposés permettent de reconstruire l'amplitude du champ vibratoire transitoire (vitesse/accélération normale) de sources étendues cohérentes. De plus, les cartographies obtenues présentent moins d'artefacts d'imagerie que les techniques de référence.

En imagerie médicale par ultrasons, les résultats montrent que lorsque couplé avec une nouvelle métrique de cohérence de phase, l'algorithme *Excitelet* développé dans le formalisme de la *Generalized Cross Correlation* (répandue en imagerie acoustique) résulte en de meilleures résolutions et contrastes que l'algorithme de référence. Par ailleurs, l'utilisation de la métrique de cohérence de phase et du filtre fréquentiel proposé résulte en une diminution des artefacts d'imagerie. Enfin, étant flexible et grandement parallélisable, le formalisme d'imagerie proposé s'avère utile pour le suivi d'outils médicaux en anesthésie régionale guidée par ultrasons.

Mots-Clés : Antennerie, imagerie acoustique, sources étendues, sources transitoires, imagerie ultrasonore, cohérence de phase, imagerie médicale

Abstract

Imaging using acoustical waves can meet several needs. On the one hand, ultrasonic waves are used to perform ultrasound scans in the medical field, but also to inspect and monitor the health of structures. On the other hand, by using sound waves, it is possible to locate, characterize, and evaluate the intensity of various noise sources. Being driven by different applications and aims, the imaging techniques proposed and used in the last decades for these two fields differ.

Given the common bases of sound and ultrasound imaging, it would be relevant to make each field benefit from the signal processing advances of the other field. This thesis project therefore suggests to firstly review the imaging techniques of the two imaging domains in order to identify promising imaging tools and techniques, and secondly adapt and use those concepts for the other imaging field.

In order to test and validate different imaging approaches, two types of extended sources were considered in the audible domain. Numerically, baffled simply supported plates and pistons were considered. Experimentally, the maps obtained using different algorithms were compared with reference measurements obtained by optical deflectometry. In the ultrasonic field, a phantom (*CIRS Model 040GSE*) was used to compare the resolutions and contrasts obtained using different algorithms.

It is shown that the use of phase coherence in acoustic imaging helps for the reconstruction of extended sources. Indeed, the proposed formulations are based on a reduction of the imaging domain using phase coherence. This reduction improves the conditioning of the problem and results in a less sensitive to noise solution. Also, contrary to delay and sum techniques, the proposed algorithm allows the reconstruction of the amplitude of the transient vibration field (normal acceleration) of the structure under consideration. In addition, the resulting images present fewer artifacts than the reference techniques.

In medical ultrasound imaging, the results show that when coupled with a new phase coherence metric, the *Excitelet* algorithm developed in the formalism of *Generalized Cross Correlation* (widely used in acoustic imaging) results in better resolutions and contrasts than the reference algorithm. In addition, the use of the proposed phase coherence metrics and frequency filter results in a reduction of imaging artifacts. Finally, being flexible and highly parallelizable, the proposed imaging formalism shows potential for the monitoring of medical tools in ultrasound-guided regional anesthesia.

Mots-Clés : Array processing, acoustic imaging, extended sources, transient sources, ultrasound imaging, phase coherence, medical imaging

Table des matières

1	Introduction	1
1.1	Contexte	1
1.2	Imagerie acoustique	2
1.2.1	Domaine audible	3
1.2.2	Domaine ultrasonore	3
1.3	Problématique	4
2	Revue de littérature	5
2.1	Milieu de propagation	6
2.2	Imagerie acoustique (passive)	10
2.2.1	Formalisme mathématique	10
2.2.2	Méthodes spectrales	13
2.2.3	Approches paramétriques	19
2.2.4	Méthodes inverses	21
2.2.5	Déconvolution	26
2.2.6	Sources étendues	30
2.2.7	Méthode d'imagerie par corrélation	32
2.3	Imagerie ultrasonore (active)	35
2.3.1	<i>Full Matrix Capture (FMC)</i>	35
2.3.2	Formulation générale	36
2.3.3	Techniques de formation de voies	38
2.3.4	Imagerie temps réel	43
2.3.5	Processeurs graphiques	49
2.3.6	Méthodes orthogonales	50
3	Objectifs et originalité	53
3.1	Bilan	53
3.2	Objectifs	54
3.3	Plan de la thèse	55
3.4	Contributions scientifiques	57
4	Application de la cohérence de phase en imagerie acoustique	59

4.1	Imagerie de sources en régime harmonique	60
4.1.1	Intégrale de Rayleigh	60
4.1.2	Discrétisation du problème	62
4.2	Cohérence de phase	64
4.3	Algorithme itératif utilisant la PC	68
4.4	Validation de l'algorithme	72
4.4.1	Pistons	73
4.4.2	Plaque simplement supportée	76
5	Utilisation de la phase pour l'imagerie de sources de bruit transitoires	81
5.1	Présentation du premier article	82
5.2	Abstract	85
5.3	Introduction	85
5.3.1	Acoustic imaging	86
5.3.2	Phase coherence	87
5.4	Phase-coherence based time-domain algorithm	88
5.5	Numerical validation	94
5.6	Experimental validation	99
5.6.1	General setup	99
5.6.2	Optical deflectometry	100
5.6.3	Microphone array measurements	100
5.7	Experimental results	101
5.8	Conclusion	105
6	Corrélation et cohérence de phase en imagerie médicale	107
6.1	Présentation du second article	108
6.2	Abstract	111
6.3	Introduction	111
6.4	Correlation-based imaging	114
6.4.1	General formalism	114
6.4.2	Synthetic Aperture Focusing Technique (SAFT)	117
6.4.3	Generalized Cross-Correlation	118
6.4.4	Phase Coherence filter	121
6.4.5	Calculation of the reference signals	122
6.5	Assessment of resolution	123
6.5.1	Numerical results	123
6.5.2	Experimental results	126
6.6	Assessment of contrast	128
6.7	Catheter imaging application	132

6.8 Conclusion	135
7 Conclusion et perspectives	137
7.1 Discussion	137
7.2 Travaux futurs	140
Annexe - Nouvelles scientifiques	
A1 La révolution de l'écran tactile	145
A2 Quand les oreilles peuvent voir	149
Bibliographie	153

Liste des figures

2.1	Milieux typiques de propagation d'ondes sonores et ultrasonores : a) milieu gazeux (air) b) milieu aqueux (tissus, organes ...) [2] et c) milieu solide (métaux, composites ...)	7
2.2	Schématisation de la réflexion spéculaire et de la réflexion diffuse Images tirées d'une vidéo de Khan Academy	8
2.3	Rayonnement monopolaire pour une inhomogénéité en compressibilité, mais densité constante (gauche) et dipolaire pour une inhomogénéité de densité, mais compressibilité constante (droite) [3]	8
2.4	Mesure du champ de pression issu de sources quelconques par une antenne de microphones	10
2.5	Représentation graphique sur des courbes iso-valeurs des normes $\ x\ _p^p$ pour $p = 0.5$, $p = 1$ et $p = 2$ [24].	24
2.6	PSF de l'antenne et résultats d'imagerie (niveaux en dB) obtenus à partir des algorithmes DAS, DAMAS, SC-DAMAS, CMF et CLEAN- SC pour le cas où deux sources cohérentes sont distancées de 0.20 m une par rapport à l'autre. La région d'intégration pour le calcul des puissances est indiqué par le rectangle noir. Les valeurs maximales et intégrées dans cette région sont affichées dans les coins supérieurs droits de chaque image. La position réelle des sources est indiquée par des "x" noirs. La fréquence de formation de voie utilisée est de 4 kHz et la niveau de puissance mesuré par le microphone de référence est de 58.3 dB [35].	28
2.7	Temps de calcul en secondes (ordinateur avec un processeur cadencé à 2.53 GHz avec 3 Go de RAM) pour les algorithmes DAS, DAMAS, SC- DAMAS, CMF et CLEAN-SC pour deux grilles de points différentes (441 et 625 points) [35].	28
2.8	Classification globale des approches en imagerie acoustique [18]. . .	29
2.9	Représentation de l'étendue angulaire de sources en champ proche et définition des paramètres d'imagerie [10]	31
2.10	Distribution spatiale de la fonction <i>Raised-Cosine</i> pour différentes valeurs de β [44]	32

2.11	Schématisation de la FMC [52]	36
2.12	Schématisation de l'imagerie de volume par ultrasons	37
2.13	Schématisation de l'imagerie a) par ondes planes à balayage (B-scan), b) par ondes focalisées à balayage (B-scan), c) par ondes planes inclinées, d) par <i>Total Focusing Method</i> (TFM) [54]	38
2.14	Signaux théoriques corrélés avec la (a) mesure pour la (b) TFM et (c) Excitelet [60]. TFM ne considère que le temps de vol associé à l'onde de compression (<i>P-wave</i>) réfléchi par un réflecteur parfait, tandis qu'Excitelet prend en compte les ondes de compression (<i>P-wave</i>) et de cisaillement (<i>S-wave</i>) réfléchies par un réflecteur parfait.	41
2.15	Interaction d'une onde incidente avec un angle θ_1 avec l'interface défini par deux milieux de propagation de densité et célérités différente [65]	44
2.16	Comparaison de la reconstruction obtenue à l'aide de différents algorithmes sur une échelle en dB pour un bloc d'aluminium contenant 4 paires de trous : (a) TFM, (b) une onde plane, (c) une onde divergente et (d) une onde divergente couplée au filtre SCF [68] . . .	46
2.17	Représentation schématique de la reconstruction à partir d'une seule insonification par onde plane : (a) Une onde plane est utilisée pour insonifier le milieu. (b) Les signaux RF résultant des échos sont mesurés à l'antenne. (c) Une procédure de formation de voie consistant en l'application de différents délais sur les signaux avant de les additionner pour simuler une focalisation en réception est effectuée. Contrairement à l'échographie standard, chaque ligne de l'image est calculée à partir des mêmes signaux RF, mais en appliquant de nouveaux délais [70]	48
2.18	Nombre d'images par seconde pour les techniques de focalisation (figure de gauche) et de <i>compounding</i> pour un nombre variable d'insonifications (1, 17 et 40 de la gauche vers la droite) [71]	48
2.19	Généralisation de la loi de Moore aux cartes graphiques (Nvidia) [71]	50
3.1	Schéma explicatif de la structure de la thèse	56
4.1	Définition d'une surface rayonnante quelconque bafflée et d'un point de mesure	60
4.2	Pression acoustique mesurée par une antenne de microphones ré- gulièrement espacés, positionnée au-dessus d'une source vibratoire étendue	62

4.3	Phaseur (point bleu) évalué par chaque microphone ainsi que le phaseur moyen (flèche rouge) calculé à partir des 121 microphones pour a) un pixel de reconstruction situé dans la région de la source vibratoire étendue et b) un pixel à l'extérieur de la région définie par la source vibratoire.	65
4.4	Distribution de phase pour a) un pixel à l'extérieur de la structure vibrante; c) un pixel à l'intérieur de la structure vibrante; b-d) même chose que pour a et b, mais pour un autre instant t	66
4.5	Densité de probabilité associée à la cohérence de phase ($ PC(s) $) pour un pixel ne contenant pas de source active. Densités calculées à partir de 121 échantillons (trait bleu) et 1000 échantillons (trait vert).	68
4.6	Sources stationnaires considérées pour la validation numérique : deux pistons bafflés déphasés de $\pi/3$	73
4.7	(gauche) Le processus de rejet des pixels et identification de l'étendue des pistons en utilisant la métrique de PC avec l'algorithme iPCA et (droite) cartographie de vitesse normale obtenue après 15 itérations	74
4.8	Grandeur du champ de vitesse normale reconstruit à partir des algorithmes (gauche) BF, (centre) PI_{SVD} et (droite) iPCA sur une échelle en dB	75
4.9	Pixels rejetés (régions blanches) en fonction des itérations	77
4.10	Amplitude de la vitesse normale en dB obtenue à partir des algorithmes (gauche) BF, (centre) PI_{SVD} et (droite) iPCA pour le cas de la plaque simplement supportée	78
4.11	Puissance acoustique rayonnée estimée à partir des algorithmes PI_{SVD} (trait vert), iPCA (trait bleu) ainsi que la valeur exacte (trait pointillé orange) pour les trois différentes configurations : (a) SNR=20 dB et $z_m = 0.8 m$, (b) SNR=14 dB et $z_m = 0.8 m$ et (c) SNR=14 dB et $z_m = 1.5 m$	80
5.1	System considered, where the acoustic pressure P_m is measured over a regular microphone array above an imaging domain that contains a planar acceleration source distribution $a_n(t)$	89
5.2	Illustration of the effect of the PC threshold on the number of pixels considered in the imaging algorithm.	93
5.3	(Color online) TD-PCa work flow	95
5.4	(Color online) (Top) Normalized PC cartography for a given snapshot in time and (Bottom) PC profiles for different array positions.	96
5.5	(Color online) (Top) Normalized PC cartography for the same snapshot as Figure 6.4 and (Bottom) PC profiles for different array positions for high-pass filtered data.	97

5.6	(Color online) (Top) Time trace of the reconstructed and real normal acceleration of two piston pixels for 50 time samples, (middle) magnitude (in dB <i>re</i> $\max \mathcal{F}(a) $) and (bottom) phase content in the frequency domain	99
5.7	(left) Optical deflectometry setup and (right) microphone array configuration for the measurement of the deformations and radiated sound field generated from the impact.	101
5.8	(Color online) (Top) Deflectometry measurement of the normal acceleration of the simply-supported panel; (middle) reconstruction using the TD-PCa and (bottom) output of a standard DAS algorithm.	103
5.9	(Color online) Time trace of the acceleration at a pixel close to the impact position.	105
6.1	Schematic representation of the US transducer array and the imaging medium.	114
6.2	Imaging results of two point-like reflectors (red crosses) with scattered amplitudes of 0 dB and -20 dB using a) \mathbf{I}_{SAFT} b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$ c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ d) PC filter e) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ f) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$	124
6.3	Comparison of the axial and lateral cuts using \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ for the two point-like reflectors. Top row : (left) lateral and (right) axial cut of the -20 dB reflector; bottom row : (left) lateral and (right) axial cut of the 0 dB reflector	125
6.4	Magnitude of the PC output for the axial/lateral resolution targets of the CIRS 040GSE Phantom	127
6.5	Imaging results of the axial/lateral resolution targets of the CIRS 040GSE Phantom using (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$	127
6.6	Imaging of an anechoic cyst target using (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$	129
6.7	Imaging of the -9 dB, -6 dB and -3 dB grayscale targets (left to right respectively) using (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$	131
6.8	Probability density functions associated to the pixel intensity used for the gCNR calculation for (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ considering the -9 dB grayscale target	133
6.9	Imaging outputs using (a) \mathbf{I}_{SAFT} and (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ for the case of a beveled PrecisionGlide needle (20 G 1 ^{1/2} in) inserted in a chicken breast	134
A2.1	Exemple d'image acoustique généralement obtenue (haut) et explication de l'algorithme TD-PCa (bas) : a) On divise la zone d'intérêt et sonels; b) à l'aide de mathématiques, on ne conserve que les sonels importants; c) On évalue le bruit sur tous les sonels conservés	150

1

Introduction

Sommaire

1.1	Contexte	1
1.2	Imagerie acoustique	2
1.2.1	Domaine audible	3
1.2.2	Domaine ultrasonore	3
1.3	Problématique	4

1.1 Contexte

La localisation de sources par antennes de capteurs fait l'objet de recherches dans divers domaines, et ce, depuis plusieurs décennies [1]. En effet, autant pour les télécommunications que pour les radars, les sonars, le Contrôle Non Destructif (CND), la surveillance de structures par systèmes embarqués (*Structural Health Monitoring* - SHM), la sismologie, l'astronomie ainsi que l'imagerie acoustique, la détermination de l'origine de perturbations (vibratoires, électromagnétiques, etc.) à partir de mesures sur une antenne de capteurs peut poser problème. À cette fin, plusieurs chercheurs développent et réfléchissent à la mise en oeuvre de techniques d'imagerie de plus en plus précises et robustes aux diverses conditions expérimentales rencontrées. Les concepts de base sur lesquelles reposent les techniques développées de nos jours sont les mêmes pour la majorité de ces domaines. En effet, des techniques

de formation de voies basés sur le temps que mettent les ondes à se propager sont à l'origine des premières images, tous domaines confondus.

Afin de répondre aux différentes problématiques, des techniques et solutions spécifiques à chaque domaine d'application ont été développées et présentées à la communauté scientifique. Au Groupe d'Acoustique de l'Université de Sherbrooke (GAUS), on s'intéresse à la propagation d'ondes acoustiques à différentes échelles. Toutefois, ces ondes acoustiques sont utilisées à différentes échelles afin de répondre à différents besoins. D'une part, la captation d'ondes sonores à partir d'antennes de microphones permet d'identifier la provenance de sources de bruits. L'identification et la caractérisation des sources sont les premières étapes à franchir afin d'offrir des solutions d'atténuation de bruit. D'autre part, les ultrasons sont utilisés lors d'échographies dans le domaine médical par exemple, ou même pour identifier des micro fissures ou défauts dans des structures de métal, de composites, de béton et autres. La différence entre les ondes sonores et ultrasonores n'est en fait que l'échelle physique (la fréquence). En effet, dans les deux cas, il s'agit d'ondes de compression. On nomme simplement ultrasons les ondes dont la fréquence dépasse le seuil de perception de l'oreille humaine. Plus la fréquence d'une onde est élevée, plus la longueur d'onde est courte. Ce concept, couplé au fait que la taille des sources à détecter est de l'ordre de grandeur des longueurs d'onde utilisées dicte les domaines d'application de ces ondes (sonores vs ultrasonores). De plus, les techniques d'imagerie basées sur l'utilisation d'ondes sonores sont généralement passives, c'est-à-dire que l'antenne (ou système d'imagerie) n'est utilisée que pour écouter les ondes. Quant aux techniques d'imagerie ultrasonores, les techniques actives qui utilisent l'antenne à la fois pour émettre et écouter les ondes sont plus répandues.

1.2 Imagerie acoustique

Les techniques d'imagerie basées sur la propagation d'ondes sonores ou ultrasonores reposent sur une physique très similaire, mais permettent de répondre à des besoins complètement différents. Malgré cette base commune, les différentes

applications ont guidé les recherches et ont mené à des techniques d'imagerie propres à chacun des domaines. Cette thèse entre dans le cadre d'un projet de recherche en équipe financé par le Fonds de Recherche du Québec – Nature et technologies (FRQNT) visant à faire des ponts et à favoriser le transfert de connaissances entre ces deux domaines d'imagerie.

1.2.1 Domaine audible

Dans le domaine audible, la majorité des algorithmes d'imagerie développés pour la caractérisation et l'identification de sources de bruit à partir de mesures d'antennerie sont formulés dans le domaine fréquentiel. Ces formulations sont suffisantes pour les applications où l'objectif est d'identifier la provenance approximative d'une source de bruit, mais sont généralement limitantes quant à la caractérisation de sources complexes.

1.2.2 Domaine ultrasonore

Dans le domaine ultrasonore, le temps nécessaire pour construire une image doit être suffisamment court pour permettre une imagerie en temps réel. En effet, tant pour le CND que dans le domaine médical, le nombre de canaux utilisés, le nombre d'insonifications, le niveau de complexité du traitement de signal, bref la chaîne d'acquisition complète est déterminée à partir de cette contrainte d'imagerie temps réel. Dans les dernières décennies, cette contrainte se traduisait par l'utilisation d'algorithmes à faible complexité algorithmique. Toutefois, des concepts comme la cohérence de phase, le *compounding*, la croissance de la capacité calculatoire des ordinateurs ainsi que l'arrivée du calcul sur processeurs graphiques (*Graphics Processing Unit - GPU*) ouvrent désormais la porte vers l'utilisation d'algorithmes de plus grande complexité pour l'imagerie temps réel.

1.3 Problématique

D'une part, la caractérisation de sources transitoires et de sources étendues à partir de mesures d'antennerie dans l'audible pose toujours problème. D'autre part, la résolution et le contraste des images ultrasonores ne sont pas suffisants dans bon nombre d'applications. À travers ce projet de thèse, on propose d'imprégner chacun des domaines d'imagerie (audible et ultrasonore) des avancées en traitement de signal de l'autre domaine pour tenter de pallier ces deux problématiques.

2

Revue de littérature

Sommaire

2.1	Milieu de propagation	6
2.2	Imagerie acoustique (passive)	10
2.2.1	Formalisme mathématique	10
2.2.2	Méthodes spectrales	13
2.2.3	Approches paramétriques	19
2.2.4	Méthodes inverses	21
2.2.5	Déconvolution	26
2.2.6	Sources étendues	30
2.2.7	Méthode d'imagerie par corrélation	32
2.3	Imagerie ultrasonore (active)	35
2.3.1	<i>Full Matrix Capture (FMC)</i>	35
2.3.2	Formulation générale	36
2.3.3	Techniques de formation de voies	38
2.3.4	Imagerie temps réel	43
2.3.5	Processeurs graphiques	49
2.3.6	Méthodes orthogonales	50

Tel que brièvement décrit dans le Chapitre 1, les ondes acoustiques peuvent être utilisées afin de répondre à diverses problématiques. On appelle ondes acoustiques, les ondes de compression se propageant avec une vitesse caractéristique du milieu dans lequel elles évoluent. Les ultrasons, ondes dont la fréquence est supérieure à 20 kHz, sont régis par les mêmes lois physiques que les sons. De nos jours, les ultrasons sont

principalement utilisés pour des applications biomédicales ainsi que pour la détection d'anomalies dans diverses structures. Pour effectuer les échographies (médicales, ou de structures), une sonde composée de plusieurs transducteurs est utilisée. Une sonde typique est constituée de centaines (voir milliers) de transducteurs qui permettent de générer et de mesurer les ondes ultrasonores utilisées pour l'imagerie. D'autre part, dans l'audible, des antennes typiquement composées d'une centaine de microphones sont utilisées afin de mesurer les ondes sonores rayonnées par les structures ou objets à caractériser. Les appellations "imagerie active" et "imagerie passive" seront utilisées dans ce document afin de distinguer les deux domaines. Il existe des techniques d'imagerie passives par ultrasons, mais ces méthodes ne sont pas couvertes dans la revue de littérature qui suit étant donné qu'elles nécessitent généralement l'usage de marqueurs, d'agents émetteurs ou qu'elles résultent en de moins bons rapports signal sur bruit (SNR - *Signal to Noise Ratio*) que les méthodes actives.

Note : Pour simplifier l'écriture, dans le reste du document, l'expression "imagerie acoustique" désignera l'imagerie acoustique dans l'audible.

2.1 Milieu de propagation

Tel que représenté à la Figure 2.1, les ondes de compression sont utilisées tant dans des milieux gazeux (air), milieux aqueux (tissus, organes ...) que dans les solides. En imagerie acoustique, on s'intéresse principalement aux puissances acoustiques rayonnées et au niveau de bruit dans l'air. Ainsi, pour la majorité des applications, le milieu de propagation est homogène (l'air). Toutefois, avec les ondes ultrasonores, le milieu de propagation varie en fonction de l'application. En effet tel que représenté à la Figure 2.1c), les ondes ultrasonores sont souvent utilisées en CND pour la vérification de structures (métalliques, composites, assemblages ...). Pour les structures isotropes, le milieu de propagation est parfois considéré homogène, parfois inhomogène, en fonction du procédé de fabrication et de la pureté de la

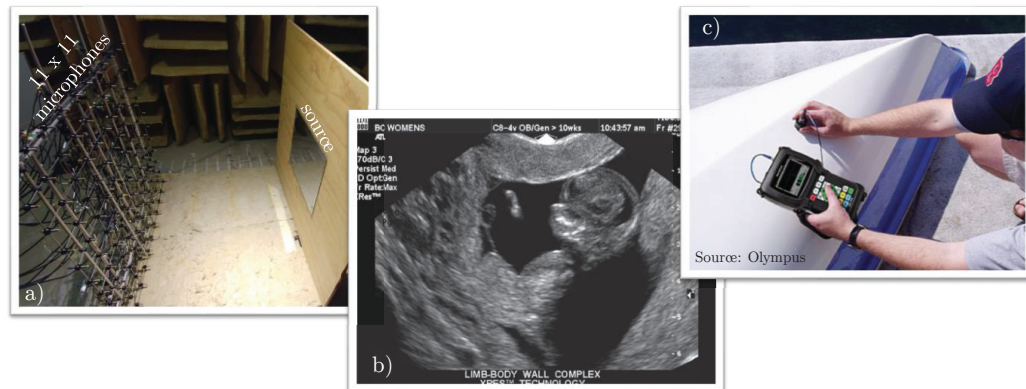


Figure 2.1: Milieux typiques de propagation d'ondes sonores et ultrasonores : a) milieu gazeux (air) b) milieu aqueux (tissus, organes ...) [2] et c) milieu solide (métaux, composites ...)

structure obtenue. Pour les assemblages de structures ainsi que pour les composites, les milieux de propagation sont dits hétérogènes puisqu'ils sont caractérisés par d'importantes variations des propriétés mécaniques entre deux points. Contrairement aux autres milieux de propagation, les structures solides peuvent être inspectées à l'aide d'ondes de cisaillement. En effet, les ondes de cisaillement ne se propagent que dans les solides. Enfin, pour les applications médicales, le milieu est principalement composé de liquides, de tissus et de parois rigides (os, outils médicaux ...). Dans ces milieux hétérogènes, les ondes sont fortement atténuées et les échos mesurés sont moins francs qu'en CND par exemple.

Tant en imagerie acoustique qu'en imagerie ultrasonore, il est important de bien comprendre comment se propagent et interagissent les ondes avec différents objets. Typiquement, deux types de réflexions interviennent : les réflexions spéculaires et les réflexions diffuses (voir Figure 2.2). La réflexion diffuse intervient lorsqu'une onde est incidente sur un objet de taille caractéristique a plus petite, ou du même ordre de grandeur que la longueur d'onde de l'onde incidente ($ka \ll 1$). La réflexion est spéculaire lorsque la taille caractéristique de l'objet est plus grande que la longueur d'onde ($ka \gg 1$). De manière analogue, lorsqu'une onde est incidente sur un tout petit objet (par exemple : petite sphère ou particule), ce dernier agit comme diffuseur, c'est-à-dire qu'il émane une onde omnidirectionnelle originant du centre de l'objet. Ces patrons de directivités se complexifient davantage lorsque la taille



Figure 2.2: Schématisation de la réflexion spéculaire et de la réflexion diffuse Images tirées d'une [vidéo de Khan Academy](#)

de l'objet se rapproche de la longueur d'onde.

D'autres paramètres peuvent influencer la diffraction des ondes. Par exemple, pour une onde incidente sur une inhomogénéité de taille donnée, la diffraction ne dépend pas que de la taille de l'anomalie rencontrée, mais aussi des propriétés mécaniques de celle-ci [3]. Tel que présenté à la Figure 2.3, une variation de compressibilité d'un amas de particules résulte en une diffraction de type monopolaire (schéma de gauche), tandis que pour une variation de densité massique, un rayonnement de type dipolaire intervient.

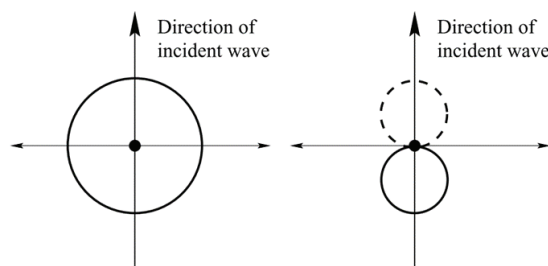


Figure 2.3: Rayonnement monopolaire pour une inhomogénéité en compressibilité, mais densité constante (gauche) et dipolaire pour une inhomogénéité de densité, mais compressibilité constante (droite) [3]

En imagerie médicale par ultrasons par exemple, les réflecteurs sont généralement beaucoup plus grands que les longueurs d'onde utilisées. En effet, aux fréquences d'opération des systèmes utilisés en milieu clinique (ordre du MHz), la réflexion des ondes ultrasonores sur les tissus, les os ainsi que sur les instruments médicaux est spéculaire (longueur d'onde approx 0.1 mm devant des réflecteurs de plusieurs cm) [4].

Toutefois, lorsque les ondes rencontrent de petites inhomogénéités (interfaces entre tissus, rugosités ...), les ondes sont diffusées. De manière générale, les interactions entre ultrasons et tissus représentent un mélange de ces deux phénomènes.

En CND et SHM, des fréquences d'opération de 50 kHz à 500 kHz sont généralement utilisées, résultant en des longueurs d'onde de quelques mm à quelques cm [5, 6]. Pour la surveillance de structures d'avions et de pipelines par exemple, des fissures ou défauts de l'ordre du cm peuvent être critiques [7, 8]. Pour de telles tailles de réflecteur ($ka \approx 1$), les phénomènes de diffusion et réflexion sont présents en plus de s'ajouter aux patrons de diffraction complexes de ces réflecteurs rarement uniformes.

Enfin, en imagerie acoustique, les longueurs d'onde rayonnées par les sources vibratoires sont généralement supérieures, ou de l'ordre des dimensions de l'objet ($ka \leq 1$). Des sources de types monopolaires, dipolaires, quadrupolaires ou d'ordre plus élevé sont rencontrées dans diverses applications. Par exemple, en aéronautique, des patrons de rayonnement quadrupolaire sont souvent observés (écoulements, turbulence), tandis qu'en vibro acoustique, le rayonnement est souvent de type dipolaire ou monopolaire (ou combinaison des deux). Par conséquent, afin d'alléger la complexité algorithmique, certaines méthodes font des hypothèses bien précises sur le type de sources (rayonnement) impliqué. Toutefois, ces approches sont peu flexibles et nécessitent une bonne connaissance de l'origine physique de la source. Enfin, tel qu'expliqué dans [9], un multipôle peut généralement être représenté par la superposition de monopoles déphasés.

La Section 2.2 recense et compare les différentes approches d'imagerie acoustique pour la détection de sources sonores quant à leur résolution ainsi qu'à leur complexité algorithmique. Enfin, la Section 2.3 présente les différents algorithmes d'imagerie par ultrasons et les compare quant à la qualité des images reconstruites.

2.2 Imagerie acoustique (passive)

Les objectifs principaux en imagerie acoustique sont de détecter et localiser avec précision l'origine de sources acoustiques mesurées à l'aide d'une antenne de microphones. À partir de mesures et d'outils de traitement de signal, il est possible de remonter à l'origine du bruit (amplitude/puissance et position des sources).

2.2.1 Formalisme mathématique

Afin de présenter et comparer les différentes techniques d'imagerie, une configuration commune est considérée. Une antenne linéaire de M microphones séparés par une distance d est considérée à titre d'exemple. Tel que représenté à la Figure 2.4, le bruit rayonné par des sources quelconques est mesuré par les microphones. Le cas où les sources sont considérées en champ lointain est premièrement considéré. En champ lointain, l'atténuation géométrique peut être négligée dans la formulation puisque les amplitudes mesurées devraient être approximativement constantes sur l'ouverture de l'antenne. En effet, en champ lointain on considère que le front d'onde est plan et l'amplitude est constante sur un même front.

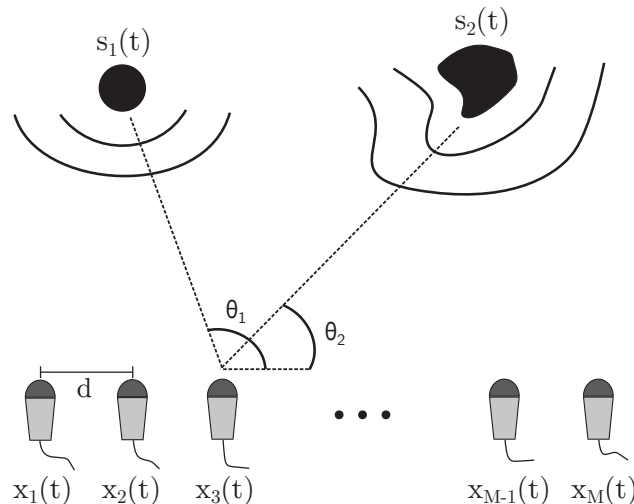


Figure 2.4: Mesure du champ de pression issu de sources quelconques par une antenne de microphones

Les signaux mesurés par les microphones peuvent être issus de différents

phénomènes physiques. Peu importe l'origine des ondes, les signaux mesurés peuvent être classés selon les deux catégories suivantes : 1- Signaux à bande étroite ; 2- Signaux à large bande.

Signaux à bande étroite

Pour une onde plane arrivant avec un angle θ dans la direction de l'antenne, la pression mesurée par un microphone $p_m(t)$ peut être représentée par :

$$p_m(t) = q(t - \tau_m(\theta)) + n_m(t) \quad (2.1)$$

où $q(t)$ est le signal émis par la source, $n_m(t)$ est le bruit (considéré blanc et non corrélé avec les sources) et $\tau_m(\theta)$ est le délai de propagation de la source jusqu'au microphone m . Pour des signaux à bande étroite, le signal analytique peut être représenté en utilisant la transformée de Hilbert. En effet, en remplaçant le décalage temporel par un déphasage calculé à la composante fréquentielle principale ω_0 , le signal analytique s'écrit :

$$\bar{p}_m(t) = \bar{q}(t)e^{-j\omega_0\tau_m(\theta)} + \bar{n}_m(t) \quad (2.2)$$

où $\bar{q}(t)$, $\bar{p}_m(t)$ et $\bar{n}_m(t)$ sont complexes et où $\bar{q}(t) = q(t)e^{j\omega_0 t}$. En champ lointain, il est possible de définir les signaux mesurés par les différents microphones par rapport à un microphone de référence puisque tous les microphones perçoivent une onde plane provenant d'un angle θ . Le premier microphone mesurant le signal est généralement utilisé comme microphone de référence [10] afin de synchroniser les mesures. Dans le cas où plusieurs sources émettent des ondes, la pression mesurée au microphone m est donnée par la superposition des ondes issues des différentes sources :

$$\bar{p}_m(t) = \sum_{i=1}^s \bar{q}_i(t)e^{-j\omega_0\tau_{m,i}(\theta_i)} + n_m(t) \quad (2.3)$$

Ainsi, les signaux mesurés à l'antenne complète peuvent être exprimés sous la forme matricielle :

$$\mathbf{p}(t) = \mathbf{G}(\theta)\mathbf{q}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (2.4)$$

où

$$\mathbf{p}(t) = [\bar{p}_1(t), \dots, \bar{p}_M(t)]^T, \quad (2.5)$$

$$\mathbf{n}(t) = [n_1(t), \dots, n_M(t)]^T, \quad (2.6)$$

$$\mathbf{q}(t) = [\bar{q}_1(t), \dots, \bar{q}_s(t)]^T, \quad (2.7)$$

$$\mathbf{G}(\theta) = [\mathbf{g}(\theta_1), \dots, \mathbf{g}(\theta_s)], \quad (2.8)$$

et où

$$\mathbf{g}(\theta_i) = \begin{bmatrix} 1 \\ e^{-j\omega_0\tau_{2,i}(\theta_i)} \\ \vdots \\ e^{-j\omega_0\tau_{M,i}(\theta_i)} \end{bmatrix}. \quad (2.9)$$

Cette formulation dans le domaine de Fourier est souvent utilisée en imagerie acoustique puisqu'à partir d'un seul *snapshot* dans le temps t , il est possible de déterminer l'origine des sources. D'ailleurs, dans la littérature, on retrouve souvent la formulation simplifiée :

$$\mathbf{p} = \mathbf{G}\mathbf{q} + \mathbf{n} \quad (2.10)$$

où \mathbf{p} est la mesure de pression, \mathbf{G} est le terme de propagation, \mathbf{q} représente les sources et \mathbf{n} le bruit de mesure. Toutefois, cette représentation n'est valide que lorsque le contenu fréquentiel est très étroit (exemple : en régime harmonique).

Signaux à large bande

Dans le cas de signaux à large bande, les signaux ne peuvent être approximés par une bande de base modulée par une porteuse ω_0 . Toutefois, il est possible de conserver la même formulation et de résoudre l'Équation 2.10 pour différentes fréquences ω (au lieu de ω_0). Lorsque les sources sont en champ proche par rapport à l'antenne de microphones, les termes de propagation $\mathbf{G}(\theta)$ doivent être ajustés en conséquence. En effet, en champ proche, la solution à l'équation d'onde sphérique fait intervenir une décroissance en $1/r$ (r étant la distance de propagation). Dans

ce cas, les éléments de $\mathbf{G}(\theta)$ représentent les fonctions de Green en champ libre. De plus, en champ très proche, les ondes évanescentes issues des sources doivent être prises en compte.

La formulation directe, c'est à dire le calcul ou l'estimation des pressions aux microphones étant donnée la position et l'amplitude des sources connues, est simple. En effet, il suffit de multiplier le terme de propagation \mathbf{G} au terme de sources \mathbf{q} afin d'obtenir les mesures \mathbf{p} . Toutefois, le réel problème est de déterminer la position et l'amplitude (ou puissance) des sources à partir des mesures. Ce problème, nommé problème inverse, est difficile à résoudre; sa solution peut s'écrire de façon générale comme :

$$\tilde{\mathbf{q}} = \mathbf{W}\mathbf{p} \quad (2.11)$$

où $\tilde{\mathbf{q}}$ est une estimation de \mathbf{q} . Ce problème est mal posé étant donné les dimensions de l'opérateur inverse \mathbf{W} . En effet, le nombre de mesures est typiquement beaucoup plus petit que le nombre d'inconnues ($M \ll N$). Le nombre d'inconnues dépend du nombre de sources actives, de la discrétisation du domaine d'imagerie ainsi que de la formulation utilisée pour la résolution. En effet, dans le domaine de Fourier, chaque source potentielle représente deux inconnues (phase et amplitude). Ce problème inverse est très sensible au bruit et possède une infinité de solutions. C'est entre autres ce qui explique la riche littérature en imagerie acoustique. Dans les prochaines sections, les différentes techniques d'imagerie, ou manières les plus répandues de calculer \mathbf{W} sont présentées et comparées.

2.2.2 Méthodes spectrales

Les techniques d'imagerie les plus répandues sont des techniques ne faisant pas d'hypothèse sur les données mesurées. L'appellation "méthodes spectrales" provient du fait que ces méthodes sont fondées sur la reconstruction du spectre de puissance des différentes sources.

Pour les algorithmes de formation de voies, la réponse de l'antenne est obtenue en pointant les différents microphones dans une direction précise. Par conséquent, une combinaison linéaire des différents signaux mesurés est utilisée :

$$y(t) = \sum_{m=1}^M w_m p_m(t) = \mathbf{w}^H \mathbf{p}(t) \quad (2.12)$$

où w_m est le filtre spatial associé à chaque microphone pour l'identification d'une source unique.

2.2.2.1 Formation de voies (*Conventional Beamforming* - CBF)

Cet algorithme est probablement l'algorithme le plus répandu en raison de sa simplicité. Il est connu sous le nom de formation de voies standard, ou en anglais comme *Conventional Beamforming* (CBF) ainsi que *Delay And Sum* (DAS). Ce filtre spatial est bien simple, il revient à maximiser la sortie de puissance (fonction coût) dans la direction d'arrivée des ondes acoustiques [10, 11].

La direction d'arrivée estimée ($\hat{\theta}$) des ondes acoustiques est donnée par :

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} P(\mathbf{w}) \quad (2.13)$$

où \mathbf{w} est un filtre spatial qui dépend de θ . La puissance $P(\mathbf{w})$ est donnée par :

$$P(\mathbf{w}) = S(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N |y(t)|^2 = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{w}^H \mathbf{p}(t) \mathbf{p}^H(t) \mathbf{w} = \mathbf{w}^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{w} \quad (2.14)$$

Dans l'Équation 2.14, \mathbf{w}^H est la matrice adjointe de \mathbf{w} (transposée de la matrice conjuguée) et $\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \mathbf{p}(t) \mathbf{p}^H(t)$ est une estimation de la matrice de covariance $\mathbf{R} = E\{\mathbf{p}(t) \mathbf{p}^H(t)\}$. La solution au problème défini à l'équation 2.13 pour la fonction coût $S(\theta)$ est donnée par :

$$\mathbf{w} = \frac{\mathbf{g}(\theta)}{\sqrt{\mathbf{g}^H(\theta) \mathbf{g}(\theta)}} \quad (2.15)$$

En substituant \mathbf{w} dans l'équation 2.14, le spectre en puissance de l'algorithme CBF ($S_{CBF}(\theta)$) est obtenu :

$$S_{CBF}(\theta) = \frac{\mathbf{g}^H(\theta)\hat{\mathbf{R}}\mathbf{g}(\theta)}{\mathbf{g}^H(\theta)\mathbf{g}(\theta)} = \frac{\mathbf{g}(\theta)^H\hat{\mathbf{R}}\mathbf{g}(\theta)}{M^2}. \quad (2.16)$$

Le vecteur de pointage $\mathbf{g}(\theta)$ (détaillé à l'équation 2.9) contient M éléments d'amplitude unitaire. La résolution spatiale atteignable par cette méthode est limitée par la résolution de Rayleigh [12]. En effet, cette règle empirique stipule que la résolution angulaire θ atteignable pour une source donnée est de :

$$\theta = W \frac{\lambda}{D} \quad (2.17)$$

où D est le diamètre de l'antenne, λ la longueur d'onde à la fréquence considérée et $W = 1.22$ est le critère de Rayleigh. Ainsi, la seule manière d'améliorer la résolution offerte par cet algorithme est d'élargir l'antenne utilisée.

2.2.2.2 Méthode de Capon (MVDR)

Afin d'améliorer la résolution spatiale par rapport au CBF, des algorithmes adaptatifs ont été développés [13]. Ces algorithmes tentent de combiner les différentes mesures afin d'atténuer les contributions provenant de directions non désirées. La méthode adaptative la plus répandue est sans doute la technique de *Minimum Variance Distorsionless Response* (MVDR) aussi nommée méthode de Capon en l'honneur du chercheur l'ayant introduite [14, 15].

Au lieu d'utiliser des poids prédéterminés, la méthode Capon utilise les poids minimisant la variance de $y(t)$ (d'où le nom) [16].

$$\mathbf{w}_{\text{mvdr}} = \arg \min_{\mathbf{w}} P(\mathbf{w}) \quad (2.18)$$

La solution analytique à ce problème de minimisation combiné à la contrainte

$\mathbf{w}^H \mathbf{g}(\theta) = 1$, est connue et établie dans la communauté scientifique [17] :

$$\mathbf{w} = \frac{\hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{g}(\theta)}{\mathbf{g}^H(\theta) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{g}(\theta)}. \quad (2.19)$$

En substituant cette solution dans la fonction coût $S(\theta)$ définie à l'équation 2.14, la sortie en puissance de la méthode Capon est obtenue :

$$P_{\text{Cap}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{g}^H(\theta) \hat{\mathbf{R}}^{-1} \mathbf{g}(\theta)} \quad (2.20)$$

Contrairement à l'approche de CBF, les poids utilisés s'adaptent aux données mesurées. En effet, les poids ne sont pas prédéterminés en fonction de la position des capteurs seulement. L'objectif de ce filtre est de minimiser la sortie en puissance tout en conservant un gain constant dans la direction d'observation θ . Ainsi, la contribution des sources provenant d'autres directions est minimisée. Toutefois, on remarque que l'inversion de la matrice de covariance est nécessaire. Enfin, la résolution atteignable par cette méthode est supérieure à celle du CBF, mais ce gain est aux dépens d'une augmentation de la puissance calculatoire requise. Cette approche est fondée sur l'hypothèse de sources non corrélées et les résultats obtenus sont très sensibles au non-respect de cette hypothèse [18]. Il existe toutefois des variantes qui permettent d'étendre cette méthode au cas de sources cohérentes.

2.2.2.3 Méthodes sous-espaces

Algorithme MUSIC

Cet algorithme est basé sur la décomposition des valeurs singulières de la matrice de covariance en deux sous-espaces, soit : sous-espace signal et sous-espace bruit. En effet, sous l'hypothèse d'un bruit blanc spatial, il est possible de décomposer la matrice de covariance en deux sous-espaces [1] :

$$\mathbf{R} = \mathbf{G}(\theta) \mathbf{Q} \mathbf{G}^H(\theta) + \sigma^2 \mathbf{1} = \mathbf{U}_s \Lambda_s \mathbf{U}_s^H + \sigma^2 \mathbf{U}_n \mathbf{U}_n^H \quad (2.21)$$

où $\mathbf{Q} = \mathbb{E}\{\mathbf{q}(t)\mathbf{q}^H(t)\}$, \mathbf{U}_s et \mathbf{U}_n sont les espaces (vecteurs propres) signal et bruit respectivement et Λ_s et σ^2 sont leurs valeurs propres respectives. Cette méthode peut fonctionner seulement si le nombre de sources est inférieur au nombre de capteurs. Le pseudo spectre de puissance en sortie obtenu par cette méthode est donné par :

$$P_{music}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{g}^H(\theta)\hat{\mathbf{\Pi}}^\perp\mathbf{g}(\theta)} \quad (2.22)$$

où $\hat{\mathbf{\Pi}}^\perp = \hat{\mathbf{U}}_n\hat{\mathbf{U}}_n^H$ est un projecteur sur l'espace bruit. Par conséquent, les minimums du résultat de la projection du vecteur de pointage sur $\hat{\mathbf{\Pi}}^\perp$ sont observés dans la direction des sources en raison de l'orthogonalité entre les deux sous-espaces. Ce résultat se traduit par des maximums du pseudo spectre $P_{music}(\theta)$. Un avantage de cette méthode est qu'elle fonctionne pour diverses géométries d'antennes, à condition de connaître la position des différents capteurs. Toutefois, cette méthode est très sensible à ces positions ainsi qu'aux autres paramètres. Lorsque le nombre d'échantillons (données) est restreint, une formulation polynomiale de cet algorithme est préférable (ROOT-Music) [19].

Méthode ESPRIT

Une autre approche sous-espace répandue, en raison de la résolution qu'elle offre, est la méthode ESPRIT (*Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Techniques*). Contrairement à MUSIC, cette méthode ne peut fonctionner pour toutes les géométries d'antennes. Une symétrie de translation doit être présente dans l'antenne (souvent, des doublets de capteurs sont utilisés). Afin de mettre en oeuvre cet algorithme, les définitions suivantes sont utilisées [20] :

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{i=1}^s \mathbf{g}(\theta_i)q_i(t) + \mathbf{n}_x(t) = \mathbf{G}(\theta)\mathbf{q}(t) + \mathbf{n}_x(t) \quad (2.23)$$

$$\mathbf{y}(t) = \sum_{i=1}^s \mathbf{g}(\theta_i)e^{j\gamma_i}q_i(t) + \mathbf{n}_y(t) = \mathbf{G}\mathbf{\Phi}(\theta)\mathbf{q}(t) + \mathbf{n}_y(t) \quad (2.24)$$

où s est le nombre de sources, $\mathbf{\Phi} = \text{diag}\{e^{j\gamma_1}, e^{j\gamma_2}, \dots, e^{j\gamma_s}\}$, où $\gamma_i = \omega_0\Delta \sin \theta_i/c$ et Δ est la distance entre les deux sous-antennes et où $\mathbf{n}_x(t)$ et $\mathbf{n}_y(t)$ sont des

bruits non corrélés avec les sources. La définition de $\mathbf{x}(t)$ est la même que celle de $p(t)$. Toutefois, pour cet algorithme $\mathbf{y}(t)$ est une copie de $\mathbf{x}(t)$ pondérée par un paramètre γ_i qui dépend de θ_i . Sans entrer dans le détail quant à la résolution du problème, l'objectif de la méthode ESPRIT est d'estimer Φ , et par conséquent θ_i à partir de la définition suivante :

$$\mathbf{z}(t) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(t) \\ \mathbf{y}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{G} \\ \mathbf{G}\Phi \end{bmatrix} \mathbf{q}(t) + \begin{bmatrix} \mathbf{n}_x(t) \\ \mathbf{n}_y(t) \end{bmatrix} = \bar{\mathbf{G}}\mathbf{q}(t) + \mathbf{n}_z(t) \quad (2.25)$$

Pour y parvenir, comme pour MUSIC, ESPRIT utilise la décomposition de la matrice de covariance ($\mathbf{R}_z = E[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}^H(t)]$) en sous-espaces signaux et bruits. Ainsi, pour s sources, les s vecteurs propres de \mathbf{R}_z correspondant aux s plus grandes valeurs propres forment le sous-espace signal \mathbf{U}_s . Les $2M - s$ valeurs propres restantes forment le sous-espace bruit \mathbf{U}_n .

L'algorithme ESPRIT peut être exprimé par

$$\Phi = \mathbf{T}\mathbf{F}_x\mathbf{F}_y^{-1}\mathbf{T}^{-1} \quad (2.26)$$

où \mathbf{T} est la matrice de couplage entre le sous-espace de bruit et le vecteur de pointage :

$$\mathbf{U}_s = \mathbf{U}_{xy}^T = \begin{bmatrix} \mathbf{U}_x \\ \mathbf{U}_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}\mathbf{T} \\ \mathbf{G}\Phi\mathbf{T} \end{bmatrix} \quad (2.27)$$

et \mathbf{F} est la matrice telle que $\mathbf{U}_{xy}\mathbf{F} = \mathbf{U}_x\mathbf{F}_x + \mathbf{U}_y\mathbf{F}_y = \mathbf{0}$. Le désavantage par rapport à MUSIC est que ESPRIT nécessite le double de capteurs afin d'utiliser les symétries de translation. Cette méthode est plus rapide que MUSIC lorsque le nombre de capteurs n'est pas une limitation. En effet, contrairement à MUSIC, ESPRIT ne nécessite pas le balayage d'un domaine pour identifier les directions des sources. Un bref résumé des méthodes présentées dans cette section est disponible dans le tableau 2.1.

Il est possible de constater que la méthode ESPRIT offre la meilleure résolution spatiale parmi les quatre méthodes présentées. Toutefois, elle nécessite beaucoup plus de capteurs que les autres et nécessite une symétrie de translation dans le

Table 2.1: Comparaison de la résolution et de la complexité des différents algorithmes présentés

Algorithme	Résolution spatiale	Complexité algorithmique
CBF	(+)	Simple; Balayage 1D; (++)
MVDR	(++)	Inversion de \mathbf{R} ; Balayage 1D; (+)
MUSIC	(+++)	Décomposition en valeurs propres; Balayage 1D; (+++)
ESPRIT	(++++)	Décomposition en valeurs propres; Calcul de Φ (+++)

positionnement des capteurs.

2.2.3 Approches paramétriques

Lorsqu'il n'y a pas de contraintes sur le temps de calcul, des approches à plus grande complexité algorithmique peuvent être employées. D'ailleurs, les approches paramétriques fondées sur une modélisation probabiliste nécessitent de grandes ressources calculatoires, mais permettent d'atteindre d'excellentes résolutions [1, 21, 22].

2.2.3.1 *Deterministic Maximum Likelihood (DML)*

Si l'on considère le même modèle que précédemment ($\mathbf{p}(t) = \mathbf{G}(\theta)\mathbf{q}(t) + \mathbf{n}(t)$) ainsi qu'un bruit blanc gaussien aléatoire de moyenne nulle ($\mathbf{p} = \mathcal{G}(\mathbf{G}\mathbf{q}, \sigma^2\mathbb{1})$), la fonction de vraisemblance (*likelihood function*, L_{DML}) de l'antenne peut être exprimée comme la multiplication de la fonction densité de probabilités (PDF)

des différents échantillons [1] :

$$L_{DML}(\theta, \mathbf{q}(t), \sigma^2) = \prod_{t=1}^N (\pi\sigma^2)^{-M} e^{-\|\mathbf{p}(t) - \mathbf{G}(\theta)\mathbf{q}(t)\|^2/\sigma^2} \quad (2.28)$$

où N est le nombre d'échantillons mesurés. Le DML permet de déterminer les paramètres qui maximisent $L_{DML}(\theta, \mathbf{q}(t), \sigma^2)$, ou à l'inverse, ceux qui minimisent :

$$l_{DML}(\theta, \mathbf{q}(t), \sigma^2) = -\ln L_{DML} = M \ln \sigma^2 + \frac{1}{\sigma^2 N} \sum_{t=1}^N \|\mathbf{p}(t) - \mathbf{G}\mathbf{q}(t)\|^2 \quad (2.29)$$

Il est montré et connu dans la littérature que la solution peut se réécrire sous la forme suivante [1, 21] :

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} \left[\text{tr} \left(\left(\mathbb{1} - \mathbf{G} (\mathbf{G}^H \mathbf{G})^{-1} \mathbf{G}^H \right) \hat{\mathbf{R}} \right) \right] \quad (2.30)$$

où $\text{tr}(\cdot)$ est l'opérateur calculant la Trace. Par conséquent, l'estimation par DML représente un problème d'optimisation à M dimensions (nombre de microphones).

2.2.3.2 Inférence bayésienne

Afin d'améliorer le modèle et d'aider à la convergence du procédé d'optimisation, des *a priori* peuvent être introduits dans le modèle. En effet, en définissant la PDF comme suit :

$$p(\mathbf{p}|\mathbf{q}) = \prod_{t=1}^N (\pi\sigma^2)^{-M} e^{-\|\mathbf{p}(t) - \mathbf{G}(\theta)\mathbf{q}(t)\|^2/\sigma^2}, \quad (2.31)$$

où la notation $p(\mathbf{p}|\mathbf{q})$ désigne : "la probabilité de mesurer \mathbf{p} sachant \mathbf{q} ", il est possible d'introduire un *a priori* à l'aide du théorème de Bayes [22]. Tel que présenté précédemment, l'approche DML cherche à identifier les paramètres maximisant $p(\mathbf{p}|\mathbf{q})$. À l'aide du théorème de Bayes, on sait que :

$$p(\mathbf{p}|\mathbf{q}) = \frac{p(\mathbf{q}|\mathbf{p})p(\mathbf{p})}{p(\mathbf{q})} \quad (2.32)$$

où $p(\mathbf{p})$ et $p(\mathbf{q})$ sont les probabilités marginales ou *a priori* de \mathbf{p} et \mathbf{q} respectivement. Le critère de *Maximum a Posterior* (MAP) consiste à déterminer la distribution de sources \mathbf{q} qui maximise la probabilité de l'observation (ou de la mesure) $p(\mathbf{p}|\mathbf{q})$ [23] :

$$\hat{\mathbf{q}} = \arg \max_{\mathbf{q}} \{p(\mathbf{p}|\mathbf{q})\} = \arg \max_{\mathbf{q}} \left\{ \frac{p(\mathbf{q}|\mathbf{p})p(\mathbf{p})}{p(\mathbf{q})} \right\} \quad (2.33)$$

Enfin, cette approche permet d'introduire un *a priori* $p(\mathbf{q})$ dans la formulation et permet de converger vers certains extremums globaux difficiles à atteindre avec l'approche DML. De plus elle permet de donner un poids aux évènements possibles, mais non observés par les mesures. Toutefois, comme pour le DML, la complexité de cette approche est très élevée devant les méthodes spectrales présentées et nécessite un *a priori* sur les données.

Les techniques de localisation paramétriques basées sur la fonction de vraisemblance ne résultent pas en un spectre, mais en une estimation de la position des sources. En général, ces méthodes sont plus robustes que les méthodes spectrales présentées en Section 2.2.2, mais sont beaucoup plus exigeantes en termes de puissance calculatoire [24]. Mis à part la complexité algorithmique, ces méthodes nécessitent une initialisation précise afin d'assurer la convergence vers le minimum global.

2.2.4 Méthodes inverses

Contrairement aux méthodes spectrales, les méthodes inverses tentent de traiter le problème en un seul bloc. En effet, l'objectif est d'identifier les différents inconnues permettant de reconstruire la pression mesurée à l'antenne avec la plus grande précision. Les méthodes inverses sont généralement très sensibles au bruit de mesure et nécessitent l'utilisation d'une méthode de régularisation. Souvent, le nombre de mesures est inférieur au nombre d'inconnues à identifier, résultant en un problème mal posé au sens d'Hadamard [25].

Utilisant une fois de plus le modèle détaillé précédemment ($\mathbf{p}(t) = \mathbf{G}(\theta)\mathbf{q}(t) + \mathbf{n}(t)$), les méthodes inverses tentent généralement de déterminer la distribution de

sources $\hat{\mathbf{q}}$ minimisant une fonction coût de la forme :

$$J(\mathbf{q}) = J_1(\mathbf{q}) + \lambda J_2(\mathbf{q}) \quad (2.34)$$

où λ est le paramètre de régularisation agissant comme poids entre la fonction coût liée aux mesures J_1 ainsi que la fonction coût liée aux *a priori* inclus dans le modèle J_2 .

2.2.4.1 Régularisation de Tikhonov

La méthode de Tikhonov est basée sur la minimisation de l'erreur quadratique ainsi que de la norme de la solution [26]. L'estimation de la distribution de sources avec cette approche est obtenue donnée par :

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{q}} \left\{ \|\mathbf{p} - \mathbf{G}\mathbf{q}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{q}\|_2^2 \right\} \quad (2.35)$$

où λ est le paramètre de régularisation qui permet de contrôler le poids attribué à la minimisation de l'erreur quadratique devant la minimisation de $\|\mathbf{q}\|_2^2$ et où $\|\cdot\|_2$ représente la norme euclidienne d'un vecteur (ex : $\|\mathbf{q}\|_2 = \sqrt{|q_1|^2 + |q_2|^2 + \dots + |q_s|^2}$). Le premier terme de cette fonction coût s'occupe de trouver une solution \mathbf{q} permettant de reconstruire \mathbf{p} avec la plus petite erreur, tandis que le deuxième terme assure que le nombre de sources ou l'amplitude de celles-ci ne soient pas trop élevés. Comme pour la majorité des techniques inverses régularisées, la difficulté est de déterminer le paramètre de régularisation [24]. En effet, le paramètre λ idéal dépend de l'application et de la configuration considérée (nombre de sources, antenne utilisée, distance entre antenne et sources, *a priori*). Les méthodes les plus répandues proposées dans la littérature pour déterminer ce paramètre de régularisation sont : la *Generalized Cross-Validation* (GCV) [27], la L-curve [27] ainsi qu'un critère Bayésien [23].

La matrice \mathbf{W} définie à l'Équation 2.11 qui offre une solution numérique à ce

problème de minimisation est donnée par :

$$\mathbf{W} = \mathbf{G}_\lambda^\dagger = \mathbf{G}^H (\mathbf{G}\mathbf{G}^H + \lambda \mathbb{1})^{-1} \quad (2.36)$$

où $\mathbf{G}_\lambda^\dagger$ est la pseudo-inverse de la matrice régularisée. On remarque que lorsque λ tend vers 0, la solution est simplement donnée par l'inverse de la matrice de propagation (\mathbf{G}^{-1}). De plus, lorsque la régularisation est trop importante devant $\mathbf{G}\mathbf{G}^H$, la solution est donnée par la matrice adjointe de \mathbf{G} (après normalisation).

La limitation principale des méthodes inverses provient du fait que la majorité des formulations inverses issues de mesures par antennerie sont sous-déterminés. En effet, le nombre d'éléments qui composent l'antenne (ici microphones) est généralement grandement inférieur au nombre d'inconnues. Ainsi, parmi l'infinité de solutions qui existent, les méthodes de régularisation sont utilisées afin de faire converger la solution dans une direction particulière. Pour des valeurs optimales du paramètre de régularisation (au sens de la GCV, de la L-curve, ou du critère Bayésien), cette méthode résulte généralement en une sous-évaluation de la puissance rayonnée étant donnée qu'elle favorise les solutions de norme minimale $\|\mathbf{q}\|^2$. Toutefois, d'autres types d'*a priori* permettent d'obtenir de plus justes évaluations en termes de puissance rayonnée, comme les *a priori* parcimonieux.

2.2.4.2 *A priori* parcimonieux

Un signal est dit parcimonieux dans une base lorsque sa décomposition dans cette dernière résulte en un faible nombre de coefficients non nuls [28]. Ce nombre de coefficients peut être calculé à l'aide de la norme l_0 . Cette norme permet de compter le nombre de coefficients non nuls d'un vecteur. Toutefois, les problèmes d'optimisations régularisés par une norme l_0 ont une complexité algorithmique qui dépend exponentiellement de la taille des vecteurs considérés [28]. En effet, si on tente de résoudre le problème de minimisation suivant :

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{q}} \left\{ \|\mathbf{p} - \mathbf{G}\mathbf{q}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{q}\|_0 \right\} \quad (2.37)$$

on doit tester toutes les combinaisons possibles de coefficients de \mathbf{q} non nuls d'amplitudes quelconques [29]. Parmi les solutions les plus répandues pour relaxer cette contrainte parcimonieuse, on retrouve la relaxation par une norme l_p ($p \neq 0$) ainsi que les algorithmes d'optimisation itératifs.

Relaxation par une norme l_p

Parmi les approches les plus courantes, on retrouve l'utilisation de normes $\|\cdot\|_p$ pour $p \in]0, 2[$. Ici, la définition des normes $l_p = \|\cdot\|_p$ de Hölder est utilisée, c'est-à-dire que :

$$\|\mathbf{x}\|_p = (|x_1|^p + |x_2|^p + \dots + |x_n|^p)^{\frac{1}{p}} \Rightarrow \|\mathbf{x}\|_p^p = |x_1|^p + |x_2|^p + \dots + |x_n|^p \quad (2.38)$$

Tel que présenté à la Figure 2.5b, les normes $l_{p < 1}$ permettent de faire ressortir le caractère parcimonieux de la solution \mathbf{q} . En effet, on remarque que les grandes

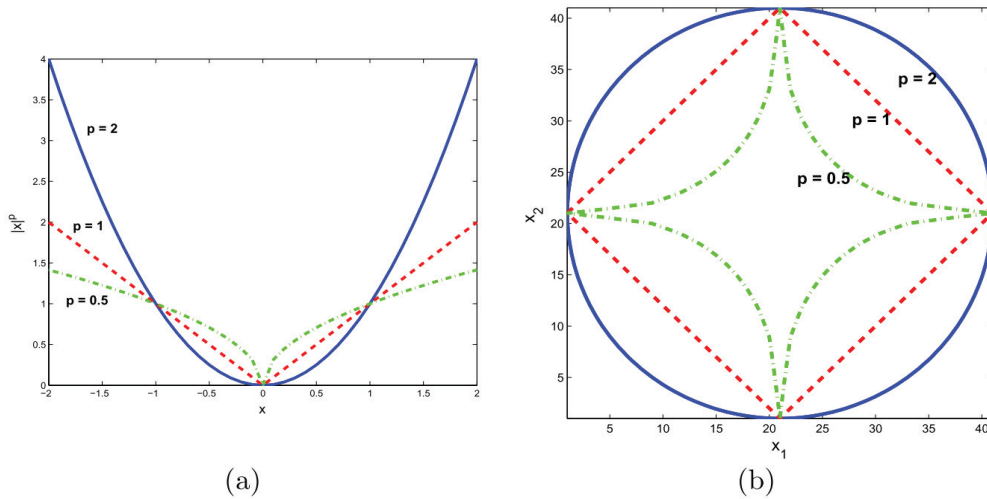


Figure 2.5: Représentation graphique sur des courbes iso-valeurs des normes $\|x\|_p^p$ pour $p = 0.5$, $p = 1$ et $p = 2$ [24].

valeurs des coefficients de \mathbf{q} sont pénalisées moins fortement avec les normes $p = 1$ et $p = 0.5$ que pour $p = 2$. De plus, tel que schématisé, les solutions parcimonieuses forcent certains coefficients de \mathbf{q} à zéro, tandis que la régularisation de Tikhonov a un effet de lissage sur les solutions.

Une solution répandue est de remplacer la norme l_0 par la fonction convexe la plus proche, soit l_1 [29]. Il a été montré que, selon certaines conditions sur \mathbf{G} , les solutions obtenues à partir des deux normes coïncident [30]. Par contre, la minimisation de la norme l_1 est un problème à complexité algorithmique beaucoup plus faible. Ainsi, la méthode nommée *Basis Pursuit* (ou LASSO dans d'autres domaines) est représentée par le problème de minimisation suivant [31] :

$$\hat{\mathbf{q}} = \arg \min_{\mathbf{q}} \|\mathbf{p} - \mathbf{G}\mathbf{q}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{q}\|_1. \quad (2.39)$$

Une autre version répandue de ce problème d'optimisation utilise un paramètre ϵ permettant de relaxer la contrainte sur l'erreur du modèle de sources. Cette méthode nommée *Basis Pursuit Denoising* (BPDN) est donné par :

$$\min_{\mathbf{q}} \|\mathbf{q}\|_1 \quad \text{tel que } \|\mathbf{p} - \mathbf{G}\mathbf{q}\|_2^2 \leq \epsilon \quad (2.40)$$

Les approches basées sur la minimisation de normes $l_{p < 1}$ sont très sensibles aux hypothèses utilisées afin de construire la matrice de propagation \mathbf{G} . En effet, les méthodes de minimisation parcimonieuses utilisent une décomposition des signaux mesurés dans la base la plus adéquate, en fonction des *a priori* sur les sources. Cette décomposition dans une base parcimonieuse, nommée dictionnaire \mathbf{D} , est à la base de différents algorithmes itératifs.

Algorithmes itératifs

Les algorithmes itératifs (aussi nommés *greedy algorithms*) tels que l'algorithme *Orthogonal Matching Pursuit* (OMP) offrent une autre manière de résoudre le problème de minimisation décrit à l'Équation 2.37. Cet algorithme est fondé sur la projection de la mesure sur un dictionnaire prédéfini [32]. À chaque itération, la composante de cette base la plus fortement corrélée est soustraite au résidu (\mathbf{R}), jusqu'à l'atteinte d'une erreur prédéterminée ϵ . L'itération j de l'algorithme OMP

peut être exprimée mathématiquement comme suit :

$$q_j = \langle \mathbf{D}_j, \mathbf{p} \rangle \quad (2.41)$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{p} - \mathbf{D}_j \langle \mathbf{D}_j, \mathbf{p} \rangle \quad (2.42)$$

où l'opérateur $\langle \cdot, \cdot \rangle$ représente le produit scalaire entre deux quantités vectorielles. Ce type d'approche est aussi utilisé afin de déconvoluer des cartographies obtenues par BF sur un dictionnaire particulier. Les algorithmes de déconvolution les plus répandues sont présentés à la section suivante.

2.2.5 Déconvolution

Les algorithmes de déconvolution sont très répandues au sein de la communauté scientifique pour l'identification de sources sonores étant donné leur capacité à atténuer les artefacts d'imagerie. En effet, ces algorithmes ont un grand potentiel de réduction des lobes secondaires et permettent d'améliorer les résolutions spatiales. Il est toutefois important de noter que ces algorithmes sont des outils de post-traitement pouvant être appliqués sur des données obtenues par BF ou à l'aide de méthodes inverses.

L'idée principale des algorithmes de déconvolution est de déconvoluer une image de bruit, typiquement obtenue par formation de voies, par la *Point Spread Function* (PSF) [33]. La PSF, traduit la capacité de l'antenne de microphones à résoudre une source ponctuelle à la fréquence considérée. L'algorithme d'imagerie DAMAS (*Deconvolution Approach for the Mapping of Acoustic Sources*) est basé sur une résolution itérative des inconnues de l'Équation 2.16 (sortie en puissance d'un algorithme de formation de voies). Cette approche est basée sur la résolution d'un système linéaire qui tente de reconstruire la puissance rayonnée en chaque point de la grille à partir de la sortie de l'algorithme de formation de voies. Étant donné le mauvais conditionnement de ce système linéaire, la méthode *Gauss-Seidel* est utilisée afin de réévaluer l'amplitude de chaque source individuelle en

déconvoluant la cartographie de puissance par la PSF. Toutefois, cet algorithme prend généralement plusieurs milliers d'itérations avant de converger vers une solution. De plus, l'implémentation d'un BF est nécessaire afin d'alimenter DAMAS et la convergence de la méthode de *Gauss-Seidel* n'est pas assurée.

Afin d'accélérer le calcul et d'améliorer la résolution d'imagerie, des variantes ont été proposées. Notamment, la méthode SC-DAMAS introduit une contrainte parcimonieuse afin d'accélérer le calcul [34]. Cette méthode résulte en des résolutions similaires à DAMAS, mais en un temps de calcul réduit. Une autre méthode nommée *Covariance Matrix Fitting* (CMF) utilise la matrice de spectres croisés des signaux de pression mesurés aux microphones au lieu d'utiliser une cartographie de bruit en entrée comme estimation de la puissance [35]. Tout comme SC-DAMAS, CMF utilise une représentation parcimonieuse afin de résoudre le problème de minimisation. Par ailleurs, les algorithmes DAMAS 2, DAMAS 3, *Fourier Based Nonnegative Least-Squares* (FFT-NNLS) font divers *a priori* sur la PSF ou utilisent un passage dans le domaine de Fourier pour accélérer le calcul [36].

Une autre méthode d'imagerie répandue est la méthode CLEAN. Comme DAMAS, elle nécessite une cartographie de bruit en entrée et fait l'hypothèse que le champ mesuré est issu de la superposition de sources ponctuelles. De manière itérative, cette méthode tente de nettoyer la cartographie obtenue par BF en identifiant le maximum de puissance et en remplaçant la PSF centrée en ce point par un faisceau étroit. Une limitation importante de ce type de méthodes provient du fait que les cartographies de bruits utilisées en entrée contiennent plusieurs artefacts d'imagerie. En effet, les lobes secondaires ne doivent pas être considérés comme sources à part entière. Une variation de cet algorithme nommé CLEAN-SC prend en compte la cohérence entre lobe principal et lobes secondaires [37]. La méthode performe mieux que DAMAS étant donné qu'elle ne fait pas l'hypothèse que chaque source ponctuelle résulte en une PSF théorique. Toutefois, pour utiliser CLEAN-SC, plusieurs paramètres doivent être premièrement déterminés. En effet, il est nécessaire de fixer la largeur de faisceau pour l'affichage, le *loop gain parameter*,

le nombre d'itérations pour l'algorithme ainsi que le nombre d'itérations utilisés pour évaluer les vecteurs de pointage. Toutefois, tel que représenté à la Figure 2.6, l'algorithme CLEAN-SC ne permet pas l'identification de sources cohérentes.

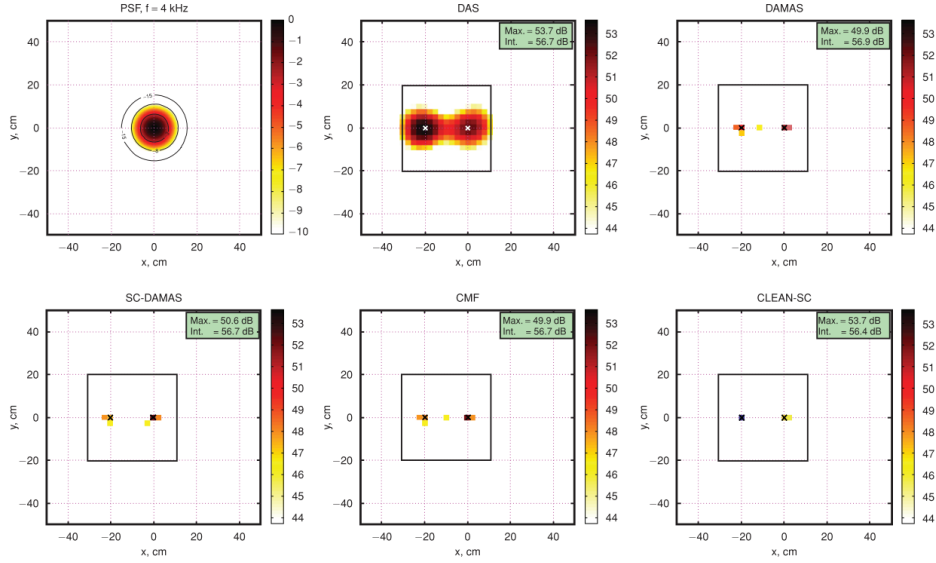


Figure 2.6: PSF de l'antenne et résultats d'imagerie (niveaux en dB) obtenus à partir des algorithmes DAS, DAMAS, SC-DAMAS, CMF et CLEAN-SC pour le cas où deux sources cohérentes sont distancées de 0.20 m une par rapport à l'autre. La région d'intégration pour le calcul des puissances est indiquée par le rectangle noir. Les valeurs maximales et intégrées dans cette région sont affichées dans les coins supérieurs droits de chaque image. La position réelle des sources est indiquée par des "x" noirs. La fréquence de formation de voie utilisée est de 4 kHz et le niveau de puissance mesuré par le microphone de référence est de 58.3 dB [35].

À partir de la Figure 2.6, on remarque que pour l'imagerie de sources cohérentes, les meilleurs résultats sont obtenus à l'aide des algorithmes SC-DAMAS et CMF. Toutefois, CMF possède une plus grande complexité algorithmique. En effet, à des fins de comparaison, voici les temps de calcul associés aux différentes méthodes (pour une configuration et calculateur donné) [35] :

No. of grids	SC-DAMAS					
	DAS	DAMAS	SC-DAMAS	CMF	CLEAN-SC	(Fast)
441	0.3	78.0	12.3	69.2	1.2	4.2
625	0.6	138.0	31.8	123.5	1.6	11.6

Figure 2.7: Temps de calcul en secondes (ordinateur avec un processeur cadencé à 2.53 GHz avec 3 Go de RAM) pour les algorithmes DAS, DAMAS, SC-DAMAS, CMF et CLEAN-SC pour deux grilles de points différentes (441 et 625 points) [35].

Ainsi, on remarque que SC-DAMAS offre un bon compromis entre temps de calcul et capacité à résoudre des sources cohérentes. Toutefois, elle nécessite le calcul ou l'identification de la PSF et est très sensible aux hypothèses effectuées pour l'obtenir. Aussi, on remarque que les résolutions spatiales atteignables avec les algorithmes de déconvolution sont largement supérieures aux résolutions offertes par les méthodes de formation de voies. Toutefois, ces méthodes d'imagerie sont difficilement utilisables pour la caractérisation de sources étendues.

Afin de résumer et comparer les différentes méthodes présentées jusqu'à présent, voici un schéma regroupant la majorité des approches détaillées [18] :

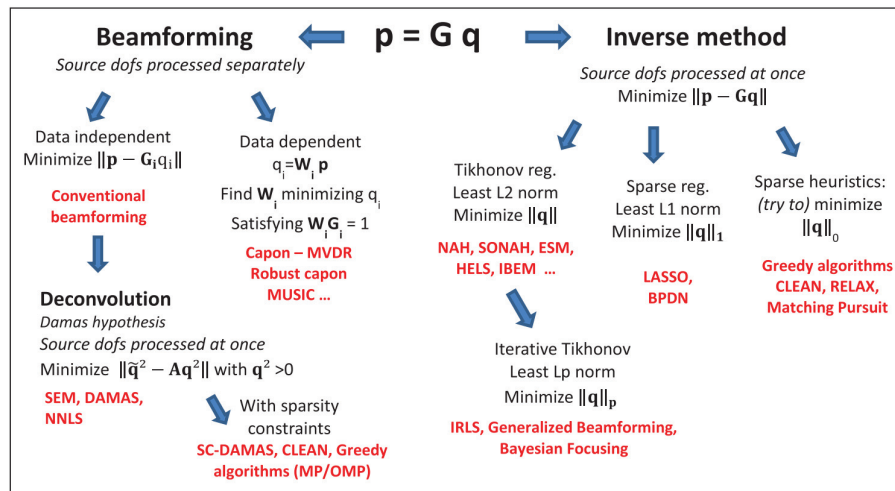


Figure 2.8: Classification globale des approches en imagerie acoustique [18].

Afin de résumer, d'une part, les méthodes spectrales cherchent à identifier les différentes sources de manière individuelle. D'autre part, les méthodes inverses tentent de résoudre le problème en un bloc, en considérant les interférences potentielles entre les différentes sources. Étant donné le mauvais conditionnement de la matrice de propagation, le problème inverse est très sensible au bruit. C'est pourquoi diverses approches de régularisation sont proposées dans la littérature. Parmi les approches les plus répandues en imagerie acoustique, on retrouve les *a priori* parcimonieux. Cette idée de décomposer l'information sur la base qui résulte en le plus petit nombre de coefficients est responsable de l'apparition des algorithmes

itératifs (*greedy algorithms*) et des algorithmes de déconvolution.

Malgré que ces techniques aident à nettoyer les cartographies de bruit et à quantifier les puissances rayonnées par certaines sources, elles ne sont pas utiles pour l'imagerie de sources étendues. En effet, les techniques d'imagerie acoustique sont utilisées pour la quantification de la puissance acoustique rayonnée, mais aussi pour la caractérisation et la compréhension de sources de bruit. Par définition, l'imagerie de sources étendues est un problème qui se traduit mal dans une base parcimonieuse.

2.2.6 Sources étendues

Pour la caractérisation de sources étendues par mesure d'antennerie, les techniques d'holographie acoustique sont souvent utilisées [38]. Ces techniques sont fondées sur la rétropropagation du champ mesuré à l'antenne sur une grille de même résolution, mais à une certaine distance par rapport à l'antenne. Toutefois, les techniques holographiques sont limitées par leur résolution spatiale atteignable, généralement associée à la discrétisation de l'antenne, ainsi que par le positionnement de l'antenne [39]. En effet, l'utilisation de telles techniques nécessite que l'antenne soit positionnée très près de la source à caractériser (typiquement quelques centimètres).

Il a été montré que les méthodes spectrales typiquement utilisées en localisation de sources peuvent être généralisées à la localisation de sources étendues [40-42]. Cette généralisation est normalement atteignable aux dépens d'une importante augmentation de la complexité algorithmique. Par exemple, parmi les travaux récents en discrétisation de sources, la généralisation de la méthode haute résolution (MUSIC) permet d'identifier l'étendue angulaire de sources en champ proche (voir Figure 2.9).

Afin de généraliser les approches spectrales, le vecteur de pointage du modèle est modifié pour prendre en compte une distribution spatiale des sources [43].

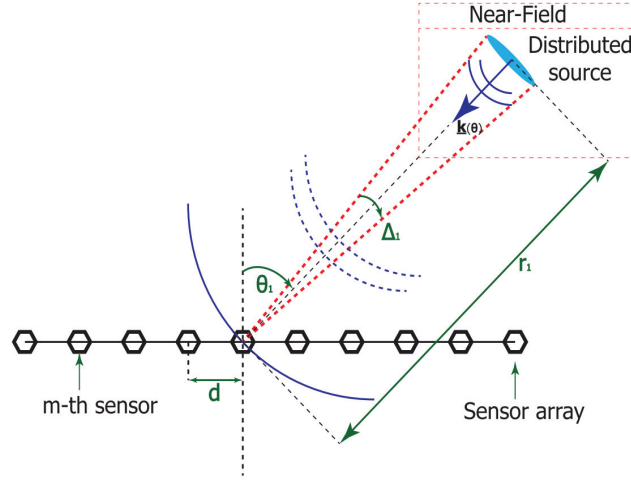


Figure 2.9: Représentation de l'étendue angulaire de sources en champ proche et définition des paramètres d'imagerie [10]

Le modèle devient donc :

$$\mathbf{p} = \mathbf{G}\mathbf{q} + \mathbf{n} \Rightarrow \mathbf{p} = \mathbf{C}\mathbf{q} + \mathbf{n} \quad (2.43)$$

où \mathbf{C} est le *steering vector généralisé* :

$$\mathbf{C}(\mathbf{x}, \Delta, \beta; f_l) = \int_{-\frac{\Delta}{2}(1+\beta)}^{\frac{\Delta}{2}(1+\beta)} \int_{-\frac{\Delta}{2}(1+\beta)}^{\frac{\Delta}{2}(1+\beta)} \mathbf{g}(x, y, f_l) h(x - x_s, y - y_s; \Delta, \beta) dx dy \quad (2.44)$$

où $h(\cdot)$ est une fonction représentant la distribution spatiale de la source. Sans entrer dans le détail, on remarque que ce nouveau vecteur de pointage généralisé dépend de quatre paramètres (positions \mathbf{x} , étendues Δ , fréquence f_l et β : paramètres de la fonction d'étendue angulaire). Dans ces mêmes travaux, il est montré que d'utiliser comme fonction d'étendue angulaire une fonction *Raised-Cosine* (RC) permet de couvrir plusieurs types de distribution spatiale de sources [10]. En effet, les différentes distributions possibles par la fonction RC sont présentées à la Figure 2.10.

Cependant, tel qu'anticipé, le problème d'optimisation résultant de l'utilisation de ce vecteur de pointage généralisé représente un balayage sur quatre dimensions

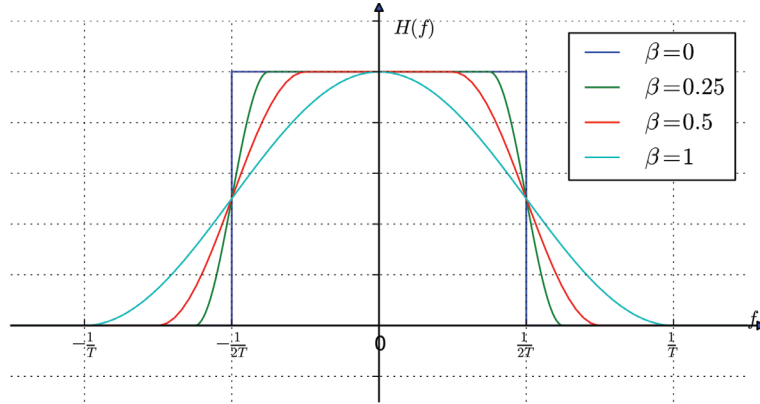


Figure 2.10: Distribution spatiale de la fonction *Raised-Cosine* pour différentes valeurs de β [44]

$(\mathbf{x}, \Delta, \beta, f_l)$. En effet, la fonction coût est définie par :

$$S_{\text{JPSSSE}}(x, y, \Delta, \beta; f_l) = \frac{1}{\|\mathbf{C}^H(\mathbf{x}, \Delta, \beta; f_l) \hat{\mathbf{E}}_n\|^2} \quad (2.45)$$

Cette fonction coût s'apparente grandement à celle utilisée par la méthode MUSIC caractérisée par la projection sur le sous-espace bruit (E_n).

Enfin, les méthodes de discrétisation de sources étendues dans la littérature sont caractérisées par une très grande complexité algorithmique et nécessitent de grandes ressources calculatoires. C'est entre autres ce qui explique que l'imagerie de sources spatialement distribuées (non-ponctuelles) est souvent assurée par les techniques de formation de voies qui permettent une visualisation approximative de l'étendue des sources. Une formulation de plus en plus répandue étant donné sa flexibilité aux différentes configurations expérimentales ainsi que son potentiel de parallélisation est la corrélation croisée généralisée (*Generalized Cross-Correlation* - GCC).

2.2.7 Méthode d'imagerie par corrélation

GCC et SRP

Tel que démontré dans [45], la sortie en puissance d'un algorithme de formation de voies dans le domaine temporel peut être réexprimée comme la corrélation croisée (CC) des mesures aux différents microphones de l'antenne considérée. En

effet, pour le signal mesuré au microphone m :

$$p_m(t) = q(t - \tau_m^{\mathbf{x}}) + n_m(t) \quad (2.46)$$

où $q(t)$ est le signal de la source unique et $\tau_m^{\mathbf{x}}$ est le temps de propagation entre la source (position \mathbf{x}) et le microphone m , la sortie d'un algorithme de formation de voies peut être exprimée sous la forme [45] :

$$P(\mathbf{x}) = \frac{2}{M(M-1)} \sum_{i=1}^M \sum_{j>i} (p_i \star p_j)(\tau_j^{\mathbf{x}} - \tau_i^{\mathbf{x}}) \quad (2.47)$$

où $(p_j \star p_i(\tau))$ représente la corrélation croisée entre les signaux mesurés aux microphones j et i au temps τ . Cette formulation est équivalente à la sortie en puissance S_{CBF} présentée précédemment (Équation 2.16), à la normalisation près, qui diffère étant donné que la redondance entre paires de microphones est éliminée à l'Équation 2.47. Afin d'estimer les temps de vols, la GCC est préférée devant la CC puisqu'elle permet d'introduire un filtre fréquentiel sur les signaux. La GCC entre les signaux p_j et p_i est définie par :

$$(p_j \circ p_i)(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} W(\omega) C_{p_j p_i}(\omega) e^{j\omega\tau} d\omega \quad (2.48)$$

où $C_{x_j x_i}$ est la transformée de Fourier de la covariance entre les signaux microphoniques $p_j(t)$ et $p_i(t)$ et où $W(\omega)$ est le filtre appliqué. Parmi les filtres présentés dans la littérature, le plus utilisé en pratique est le filtre PHAT défini comme $W(\omega) = |C_{p_j p_i}|^{-1}$. Ce filtre permet de "blanchir" les signaux mesurés et offre une bonne robustesse en milieu réverbérant [46-48]. Toutefois, l'utilisation du filtre PHAT ne permet pas de reconstruire les niveaux absolus de puissance acoustique en raison de la perte d'information sur l'amplitude des différentes composantes fréquentielles [45].

Enfin, il est possible d'orienter les directions d'arrivée (en jouant sur les temps de vols) des différentes GCC afin de mettre en oeuvre la méthode de *Steered Response Power* (SRP) [49]. En effet, cet algorithme est équivalent à calculer les GCC pour

toutes les paires de microphones pour tous les points d'une grille d'imagerie :

$$E(\mathbf{q}) = \sum_{i=1}^M \sum_{j>i} (p_i \circ p_j) (\tau_j^{\mathbf{x}} - \tau_i^{\mathbf{x}}) \quad (2.49)$$

Cette approche d'imagerie gagne en popularité étant donné son grand potentiel de parallélisation [49]. En effet, malgré sa complexité algorithmique supérieure aux algorithmes de formation de voies standard, cette approche offre une solution d'imagerie en temps réel pour diverses configurations (sources étendues, milieu réverbérant ...) [45, 50]. De plus, cette formulation permet d'introduire facilement des filtres spatiaux et fréquentiels, permettant d'ajouter de l'information en fonction de la configuration et des *a priori* [45].

2.3 Imagerie ultrasonore (active)

En imagerie par ultrasons, des sondes composées d'un grand nombre d'éléments piézoélectriques sont utilisées. Contrairement au cas de l'imagerie acoustique (dans l'audible), l'antenne formée de ces transducteurs est utilisée à la fois pour mesurer les ondes, mais aussi pour les générer (d'où l'appellation imagerie active). Puisque plusieurs applications ultrasonores (CND, imagerie médicale, etc.) nécessitent un affichage en temps réel, les méthodes inverses et itératives sont généralement non souhaitées. Puisque l'émission est contrôlée, une plus grande quantité d'information est contenue dans l'approche par formation de voies que pour l'imagerie acoustique [51].

La prochaine section présente la notion de *Full Matrix Capture* qui représente la mesure de tous les signaux disponibles pour une sonde donnée. À partir de cette matrice de signaux, il est possible de mettre en oeuvre n'importe quel algorithme d'imagerie en post traitement. Ainsi, les méthodes d'imagerie les plus courantes ainsi que les méthodes émergentes les plus prometteuses sont décrites et comparées dans un même formalisme aux sections subséquentes.

2.3.1 *Full Matrix Capture (FMC)*

La FMC est la matrice qui contient toute l'information accessible à partir d'une antenne de N éléments (transducteurs). Tel que schématisé à la Figure 2.11, la matrice est constituée de N^2 signaux représentés par A_{ij} , où i est l'élément qui émet et j est l'élément qui effectue la mesure. Pour obtenir la FMC, toutes les combinaisons émetteurs/capteurs sont considérées. Par exemple, tel qu'illustré à la Figure 2.11, lorsque le premier transducteur (nommé élément pour la suite) agit comme émetteur et capteur, le signal A_{11} est obtenu. Ensuite, le premier élément est utilisé comme émetteur et le deuxième comme capteur, résultant en la mesure de A_{12} , et ainsi de suite.

Toutefois, la mesure de ces N^2 signaux monopolise le système d'acquisition pendant un certain temps. En effet, le temps nécessaire pour effectuer la mesure de tous ces signaux (la FMC) peut prendre approximativement le temps nécessaire

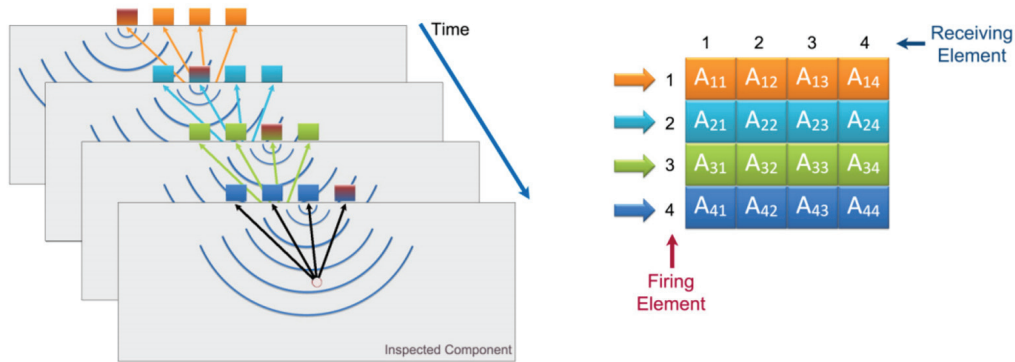


Figure 2.11: Schématisation de la FMC [52]

pour mettre en oeuvre un algorithme de formation de voies standard [53]. De plus, puisque la construction de cette matrice est fondée sur l'envoi de signaux indépendants (1 seul émetteur à la fois), les SNR mesurés sont typiquement plus faibles que pour les signaux mesurés lorsque tous les éléments sont utilisés pour générer un front d'onde à la fois. L'avantage de mesurer la FMC est que tous les algorithmes peuvent être répliqués en post-traitement en phase de développement ou lorsque la mise en oeuvre temps réel n'est pas nécessaire. Les systèmes commerciaux typiquement utilisés en CND commencent à intégrer des algorithmes utilisant la totalité de la FMC. Par contre, ce formalisme n'est pas encore répandu dans les échographes typiquement utilisés dans le domaine médical.

2.3.2 Formulation générale

La Figure 2.12 présente la configuration considérée pour la description et comparaison des différents algorithmes d'imagerie ultrasonore. Tel qu'identifié sur cette figure, les positions de l'émetteur (*Transmitter* - T) et du capteur (*Receiver* - R) considérés sont données par (x_T, z_T) et (x_R, z_R) respectivement. Aussi, tel que représenté sur cette même figure, on s'intéresse au problème d'imagerie bi-dimensionnel (selon le plan x,z) et non à la reconstruction tri-dimensionnelle qui n'est toujours pas répandue dans les domaines du CND et SHM.

La majorité des algorithmes d'imagerie ultrasonore utilisés en pratique sont des techniques de formation de voies similaires à celles décrites à la section 2.2.2.1.

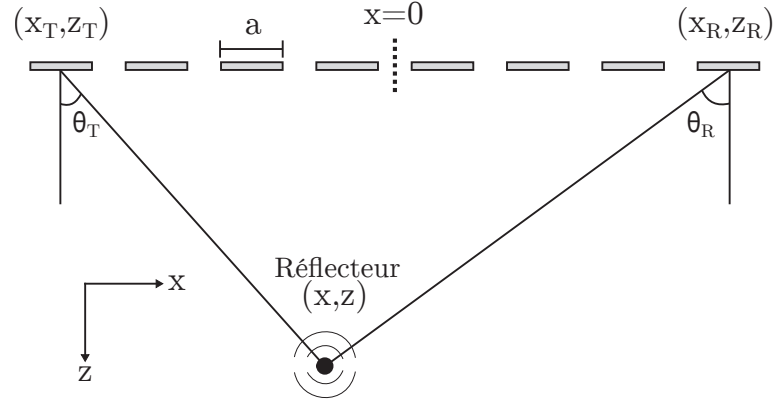


Figure 2.12: Schématisation de l'imagerie de volume par ultrasons

En effet, la majorité des algorithmes sont basés sur une sommation des différents signaux déphasés afin de focaliser en différents points du domaine d'imagerie. Par conséquent, le résultat d'imagerie pour ces différents algorithmes peut être formulée de manière générale par [54, 55] :

$$I(x, z) = \left| \sum_R \sum_T h_{RT}(\tau_{RT}(x, z)) \right| \quad (2.50)$$

où τ_{RT} est le temps de propagation de l'onde de l'émetteur T au capteur R après réflexion sur un réflecteur centré au pixel (x, z) et où h_{RT} est le signal mesuré par le capteur R pour une impulsion générée par l'émetteur T . Ce résultat $I(x, y)$ représente l'intensité des différents pixels centrés en (x, z) qui définissent le grille d'imagerie, tout comme dans le domaine de l'audible. Afin de simplifier le calcul, il est souvent préférable de calculer $h_{RT}(t)$ dans le domaine fréquentiel :

$$h_{RT}(t) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} H_{RT}(\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (2.51)$$

Ainsi, il est plus facile de prendre en compte divers phénomènes physiques dans la formulation tels que l'atténuation géométrique α_{RT} , la directivité p_{RT} des transducteurs et la propagation G_{RT} des ondes ultrasonores dans le milieu considéré. Effectivement, les produits de convolution dans le domaine temporel s'expriment simplement par une multiplication dans le domaine fréquentiel : $H_{RT}(\omega) = p_{RT}\alpha_{RT}G_{RT}(\omega)$. De plus, tout comme pour l'imagerie acoustique, des filtres spatiaux (nommés fenêtres

d'*apodisation*) sont utilisés afin de diminuer les artefacts d'imagerie [56]. Afin de simplifier la description des différentes approches d'imagerie, on fixe $|H_{RT}| = 1$ pour les prochaines sections et on ne s'intéresse qu'aux déphasages pris en compte par les différentes techniques.

2.3.3 Techniques de formation de voies

Étant donné la connaissance du temps initial t_0 associé à la génération des ondes, les techniques d'imagerie par ultrasons sont principalement formulées dans le domaine temporel, contrairement au domaine audible où les formulations en fréquences sont favorisées. Le principe derrière les différentes techniques de formation de voies les plus courantes en imagerie par ultrasons est présenté à la Figure 2.13.

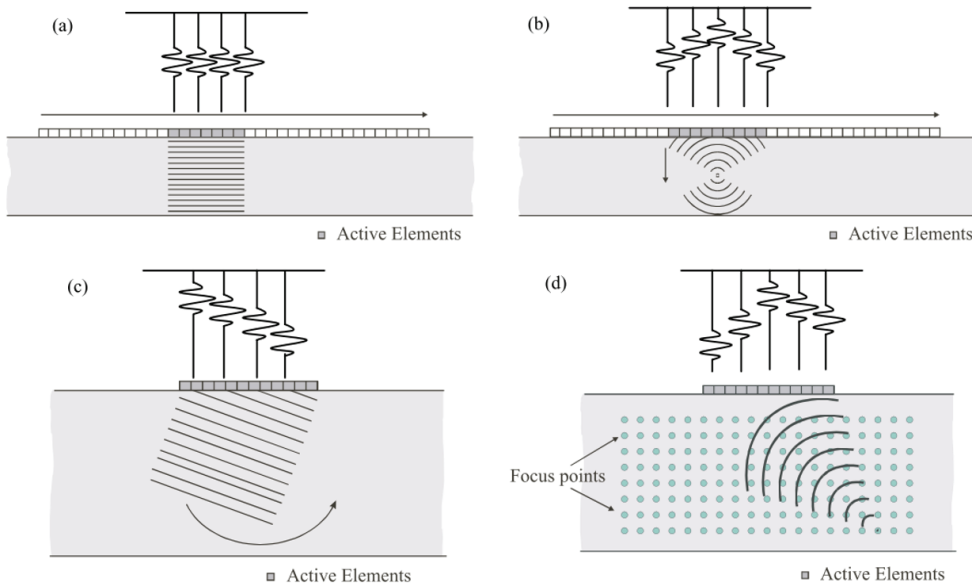


Figure 2.13: Schématisation de l'imagerie a) par ondes planes à balayage (B-scan), b) par ondes focalisées à balayage (B-scan), c) par ondes planes inclinées, d) par *Total Focusing Method* (TFM) [54]

Onde plane (B-Scan)

L'appellation B-Scan réfère au procédé de balayage utilisé pour construire une image échographique ligne par ligne. Ce balayage peut être mécanique (par le mouvement de la sonde) ou électronique en contrôlant l'ouverture active de l'antenne.

Pour un balayage électronique, quelques éléments adjacents de l'antenne linéaire sont utilisés de manière à propager une onde plane dans le milieu d'intérêt (comme le ferait un élément beaucoup plus long). Afin d'obtenir une image bidimensionnelle, un balayage est effectué sur les différents émetteurs/capteurs afin de couvrir la région d'intérêt. Ainsi, pour une largeur effective D de l'antenne, l'intensité des différents pixels est donnée par :

$$I(x, z) = \left| \sum_R \sum_T h_{RT} \left(\frac{2z}{c_l} \right) \right| \quad \forall \{R, T\} \in \left[|x_{R,T} - x| \leq \frac{D}{2} \right] \quad (2.52)$$

où c_l est la vitesse de propagation des ondes de compression dans le milieu considéré homogène et où $2z/c_l$ représente le temps que met le front d'onde pour effectuer l'aller-retour entre l'antenne et la profondeur z .

Ondes focalisées (B-scan)

Tel que représenté à la Figure 2.13b, une sous-antenne d'ouverture D est utilisée tout comme pour le B-Scan par ondes planes. Toutefois, différents délais sont appliqués aux signaux afin de générer une onde focalisée en un point donné.

$$I(x, z) = \left| \sum_R \sum_T h_{RT} \left(\frac{\sqrt{(x_T - x)^2 + z^2} + \sqrt{(x_R - x)^2 + z^2}}{c_l} \right) \right| \quad (2.53)$$

$$\forall \{R, T\} \in \left[|x_{R,T} - x| \leq \frac{D}{2} \right]$$

Cet algorithme, plus performant que l'approche par ondes planes, est plus lourd à mettre en oeuvre puisque les délais à l'émission et à la réception sont propres à chaque élément compris dans l'ouverture D . Par contre, cette approche permet de mieux résoudre spatialement les réflecteurs dont la profondeur est près du point de focalisation. De plus, en fonction de la puissance calculatoire disponible, différentes profondeurs de focalisation peuvent être utilisées de manière séquentielle.

Ondes planes inclinées

Cette approche est basée sur le même principe que B-scan à balayage. Toutefois, différents délais sont appliqués aux différents émetteurs afin de générer des ondes

planes à différents angles [57, 58]. Ainsi, pour chaque onde plane générée, tous les éléments sont utilisés afin de diriger le front d'onde dans la direction θ souhaitée. L'intensité de chaque pixel est donnée par :

$$I(x, z) = \left| \sum_R \sum_T h_{RT} \left(\frac{2r + x_T \sin \theta + x_R \sin \theta}{c_l} \right) \right| \quad \forall \{R, T\} \quad (2.54)$$

où θ est l'angle de l'onde plane inclinée générée et r est la distance de propagation dans la direction de l'onde plane à partir du centre de l'antenne. En général, le tir d'un front d'onde à un angle θ est associé à un rayon de l'image sectorielle construite.

Synthetic Aperture Focusing Technique (SAFT)

SAFT (appellation courante en imagerie médicale) ou TFM (appellation en CND) est un algorithme qui utilise toute l'information de la FMC. C'est-à-dire que tous les signaux sont utilisés afin de focaliser aux différents points d'un maillage prédéfini. L'intensité de chaque point du maillage est donc donnée par :

$$I(x, z) = \left| \sum_R \sum_T h_{RT} \left(\frac{\sqrt{(x_T - x)^2 + z^2} + \sqrt{(x_R - x)^2 + z^2}}{c_l} \right) \right| \quad \forall \{R, T\} \quad (2.55)$$

Il est clair que cet algorithme demande une capacité calculatoire plus importante que les autres approches présentées. En effet, la complexité algorithmique de la TFM est de l'ordre de $\mathcal{O}(M_x M_z N^2)$, où M_x et M_z représentent le nombre de points du maillage en x et z et où N est le nombre d'éléments de l'antenne [59]. Cet algorithme est devenu la méthode temporelle de référence dans la communauté scientifique étant donné sa flexibilité et sa robustesse.

Plusieurs autres approches ont été développées afin d'améliorer les résolutions et précisions atteignables à partir de la FMC. D'ailleurs, il a été montré qu'une solution au problème inverse d'imagerie formulée dans le domaine de Fourier permet d'obtenir de meilleures résolutions par rapport au TFM, et ce, à un coût calculatoire grandement inférieur à ce que requiert TFM [59]. Toutefois, cette méthode nommée *Wavenumber Algorithm* n'est pas aussi flexible que la technique TFM puisqu'elle requiert l'utilisation d'antennes régulières (espace inter-transducteurs constant).

Méthode par corrélation (*Excitelet*)

Il a été montré qu'en exprimant la TFM dans un formalisme de corrélation, il est possible d'améliorer les performances d'imagerie [60]. En effet, comme avec la TFM, l'algorithme *Excitelet* utilise toute l'information comprise dans la FMC afin de focaliser aux différents points d'un maillage prédéfini. Toutefois, tel que représenté à la Figure 2.14(b), dans le formalisme de la corrélation, la technique corrèle les signaux mesurés avec un simple delta de Dirac centré au temps que prend théoriquement l'onde à se propager de l'émetteur au récepteur, en passant par le réflecteur considéré. Toutefois, tel que schématisé à la Figure 2.14(c), *Excitelet* est basé sur l'utilisation d'un modèle de propagation plus réaliste, permettant simuler des signaux théoriques se rapprochant le plus possible des signaux mesurés. Cette approche par corrélation

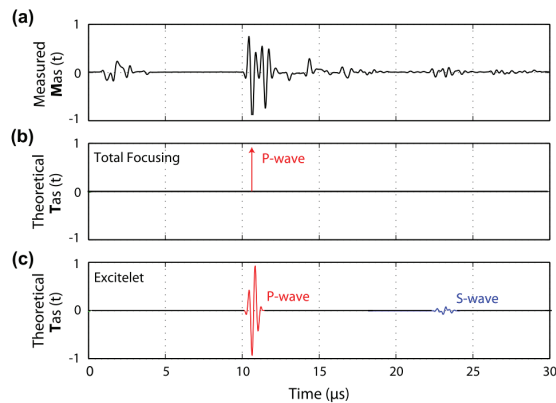


Figure 2.14: Signaux théoriques corrélés avec la (a) mesure pour la (b) TFM et (c) *Excitelet* [60]. TFM ne considère que le temps de vol associé à l'onde de compression (*P-wave*) réfléchi par un réflecteur parfait, tandis qu'*Excitelet* prend en compte les ondes de compression (*P-wave*) et de cisaillement (*S-wave*) réfléchies par un réflecteur parfait.

permet donc de prendre en compte la réponse impulsionnelle des transducteurs, la directivité des éléments ainsi que d'autres phénomènes physiques comme la dispersion. En effet, certains modèles de propagation en milieu dispersif permettent de prendre en compte le fait que la vitesse de propagation dépend de la fréquence, ou de l'orientation (dans des milieux non isotropes) [61]. Afin de calculer ces signaux théoriques, des programmes gratuits tels que FIELD II¹ ou k-Wave² peuvent être utilisées. Sinon, les signaux théoriques peuvent aussi être calculés analytiquement à

1. Field II Simulation Program : <https://field-ii.dk/>
 2. K-Wave - MATLAB toolbox <http://www.k-wave.org/>

partir de la réponse impulsionnelle spatiale (SIR) des transducteurs [60, 62].

Tel que représenté à l'Équation 2.56, une fois les signaux théoriques déterminés, l'intensité est simplement donnée par la corrélation entre les signaux théoriques (T_{RT}) et mesurés (h_{RT}) :

$$I(x, z) = \left| \sum_R \sum_T \frac{T_{RT}(x, z, t) \cdot h_{RT}(t)}{|T_{RT}(x, z, t)| \cdot |h_{RT}(t)|} \right| \quad \forall \{R, T\} \quad (2.56)$$

où (\cdot) représente le produit scalaire entre les deux vecteurs. Tel que décrit dans [60], la normalisation par l'amplitude des signaux mesurés et théoriques permet de compenser pour l'atténuation entre les transducteurs et les réflecteurs. Ce produit de corrélation est équivalent au produit de corrélation croisée calculé pour un *lag* (τ) nul. En effet, le produit de corrélation croisée entre deux signaux $f(t)$ et $g(t)$ est défini comme :

$$(f \star g)(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} \bar{f}(t)g(t + \tau)dt \quad (2.57)$$

où \star représente l'opérateur de corrélation croisée et où \bar{f} est le complexe conjugué de f . Ainsi,

$$(f \star g)(0) = \int_{-\infty}^{\infty} \bar{f}(t)g(t)dt = \bar{f}(t) \cdot g(t) \quad (2.58)$$

Lorsque formulée dans le domaine fréquentiel, cette approche rappelle la méthode GCC présentée à la Section 2.2.7. D'ailleurs, le filtrage PHAT permet d'accroître la résolution aux dépens de la dynamique de l'image.

Le calcul des signaux théoriques nécessaires pour le calcul d'*Excitelet* augmente grandement la complexité algorithmique de la méthode puisque les réponses impulsionnelles spatiales doivent être calculées pour tous les différents points du domaine d'imagerie [62, 63]. Toutefois, ces signaux théoriques peuvent être préalablement calculés et enregistrés dans une banque de données interrogeable lors

de la corrélation. Cet algorithme offre de meilleures résolutions que TFM et est désormais considéré comme algorithme de référence en CND [64]. Toutefois, cette approche par corrélation n'a toujours pas été testée en imagerie médicale.

2.3.4 Imagerie temps réel

Malgré le large éventail de techniques d'imagerie présentées dans la littérature dans les dernières décennies, seules quelques-unes sont valorisées en pratique. Effectivement, en milieu clinique (domaine biomédical), et pour le contrôle de structures en chantier (CND), l'imagerie temps réel est nécessaire. Parmi les solutions les plus prometteuses pour augmenter la cadence d'imagerie, on retrouve les méthodes orthogonales basées sur la représentation de l'information dans différentes bases, la parallélisation sur processeurs graphiques (GPU), les techniques de *compounding* ainsi que la cohérence de phase.

2.3.4.1 Cohérence de phase

Il est bien connu que dans le domaine de Fourier, beaucoup d'information est comprise dans la phase des signaux mesurés aux transducteurs. En effet, tant la distance de propagation, que le type de réflexion, et donc le milieu de propagation, est compris dans la phase. Par exemple, des réflexions issues d'une variation de l'impédance acoustique du milieu de propagation à la hausse ou à la baisse sont déphasées de π l'une par rapport à l'autre et les réflexions sur tissus ou surfaces non lisses sont caractérisées par des phases non cohérentes spatialement. Cette catégorisation binaire des valeurs de phase (0 ou π) n'est valable que pour les réflexions à faible angle entre deux interfaces. En effet, si on considère une onde incidente dans un milieu 1 de densité ρ_1 et célérité c_1 interagissant avec l'interface défini entre ce milieu et le milieu 2 de densité ρ_2 et célérité c_2 tel que représenté à la Figure 2.15, une onde réfléchiée et une onde transmise sont obtenues. Il est connu que le coefficient de réflexion \mathcal{R} de l'onde de compression est défini à partir des impédances mécaniques Z des milieux 1 et 2 ($Z_1 = \rho_1 c_1$ et $Z_2 = \rho_2 c_2$) ainsi

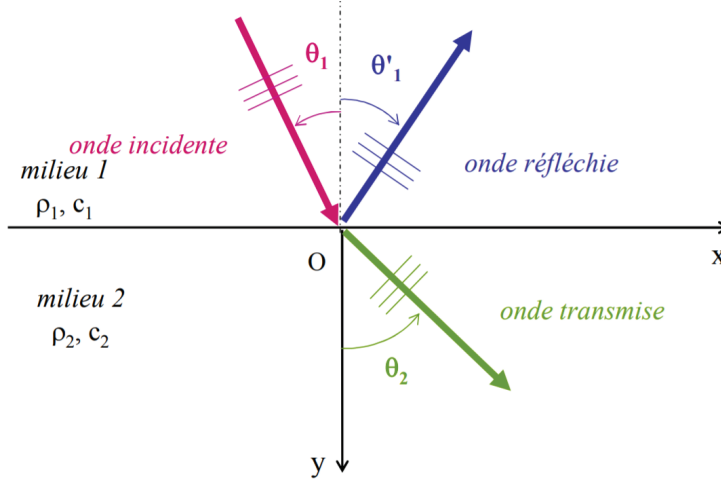


Figure 2.15: Interaction d'une onde incidente avec un angle θ_1 avec l'interface défini par deux milieux de propagation de densité et célérités différente [65]

que de l'angle d'incidence θ_1 (voir Figure 2.15)[65] :

$$\mathcal{R} = \frac{Z_2 / \cos \theta_2 - Z_1 / \cos \theta_1}{Z_1 / \cos \theta_1 + Z_2 / \cos \theta_2} \quad (2.59)$$

Ce coefficient de réflexion est purement réel pour de petit angles d'incidence. Toutefois, à partir de l'angle critique θ_c , le terme $\cos \theta_2$ devient complexe (tout comme \mathcal{R}). En effet, à l'aide de la loi de Snell ($\sin \theta_2 = (c_2/c_1) \sin \theta_1$) on a :

$$\cos \theta_2 = \sqrt{1 - \sin^2 \theta_2} = \sqrt{1 - (c_2/c_1)^2 \sin^2 \theta_1} \quad (2.60)$$

Ainsi, puisque pour $\theta_1 = \theta_c$, $\sin(\theta_2 = \pi) = 1 = (c_2/c_1) \sin \theta_c$, pour des angles supérieurs à θ_c , $(c_2/c_1) \sin \theta_1 > 1$ et donc,

$$\cos \theta_2 = \pm i \sqrt{(c_2/c_1)^2 \sin^2 \theta_1 - 1} \quad (2.61)$$

Toutefois, pour la majorité des applications ultrasonores, l'hypothèse des faibles angles d'incidence est valable puisque l'espacement entre les différents transducteurs est généralement petit. De plus, des fenêtres d'apodization réduisant la région active de l'antenne sont fréquemment utilisés. Ainsi, les paires émetteur-récepteur éloignés ne sont pas considérés dans la reconstruction des différents pixels. Par conséquent,

sous l'hypothèse de faibles angles d'incidence, seul le signe du coefficient \mathcal{R} a un impact sur la phase, d'où les valeurs binaires de phase 0 et π .

Plusieurs travaux récents ont démontré le potentiel des métriques de cohérence de phase à améliorer la qualité des images échographiques. L'idée derrière l'utilisation de la cohérence de phase est de moduler le résultat d'imagerie par un filtre spatial normalisé (entre 0 et 1). En d'autres mots, l'intensité d'un pixel (calculé à partir d'un algorithme quelconque : BF, TFM, ...) est multiplié par un facteur (entre 0 et 1) qui exprime la similitude des phases obtenues aux différents récepteurs. Parmi les filtres de phase les plus répandus, on retrouve le Facteur de Cohérence de Signe (SCF) et le Facteur de Cohérence de Phase (PCF) :

$$SCF = 1 - \sqrt{1 - \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N b_k \right]^2} \quad (2.62)$$

$$PCF = \max \left[0, 1 - \frac{\sigma}{\sigma_0} \right] \quad (2.63)$$

où b_k est le signe (binaire) du signal instantané, σ est l'écart type des valeurs de phases mesurés et $\sigma_0 = \pi/\sqrt{3}$ est l'écart-type d'une distribution uniforme pour des phases comprises $\in] - \pi, \pi]$. La métrique SCF est généralement préférée devant PCF étant donné sa simplicité. Il a été montré que l'utilisation de telles métriques combinées aux algorithmes de formation de voies présentées à la Section 2.3.3 résulte en des résolutions et contrastes accrus, tant dans le domaine du CND qu'en imagerie médicale [66, 67]. D'ailleurs, l'utilisation de ces filtres de phase permet de réduire de manière importante le nombre de transducteurs ou le nombre de tirs, sans affecter la qualité de l'image obtenue en sortie [68]. Une diminution du nombre de tirs ou du nombre de canaux se traduit directement par une complexité algorithmique inférieure, et donc, une cadence d'imagerie augmentée. Malgré les différentes statistiques utilisées pour calculer ces filtres de cohérence de phase, toutes ces techniques sont fondées sur le fait qu'en présence d'un réflecteur au point d'observation, la phase reconstruite à partir des différents capteurs est cohérente. C'est-à-dire qu'une distribution claire centrée autour de 0 ou de π est typiquement

obtenue. Lorsqu'il y a absence de réflecteur au pixel d'intérêt, une reconstruction s'approchant d'une distribution aléatoire (uniformément distribuée) des phases est attendue. En effet, dans ce cas, les phases reconstruites sont issues de l'interférence entre les échos provenant de plusieurs directions[85].

Afin d'illustrer l'intérêt de la cohérence de phase, la Figure 2.16 compare différents résultats d'imagerie pour une configuration simple, où un bloc d'aluminium contient 4 paires de trous rapprochés agissant comme réflecteurs. Tel que

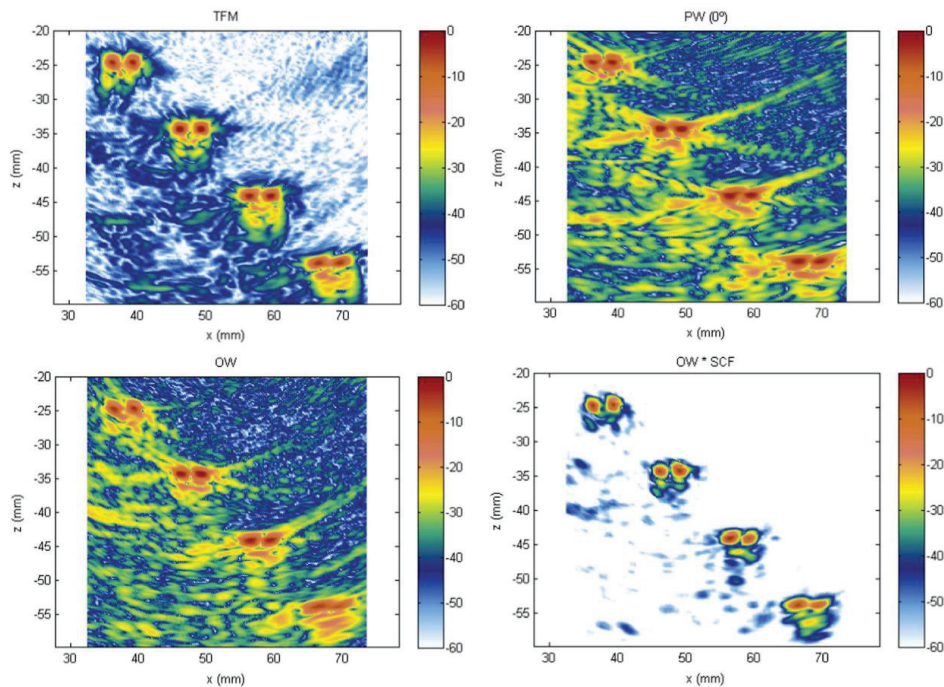


Figure 2.16: Comparaison de la reconstruction obtenue à l'aide de différents algorithmes sur une échelle en dB pour un bloc d'aluminium contenant 4 paires de trous : (a) TFM, (b) une onde plane, (c) une onde divergente et (d) une onde divergente couplée au filtre SCF [68]

présenté à la Figure 2.16d, l'utilisation du filtre SCF couplé avec l'insonification par onde divergente (onde non focalisée ou omnidirectionnelle) performe mieux que l'algorithme de référence TFM. En effet, à partir de cette figure, on remarque que la résolution spatiale pour tous les trous reconstruits à l'aide du filtre SCF ainsi que d'une seule insonification est équivalente à la sortie du TFM. De plus, l'atténuation des artefacts d'imagerie (moustaches et bruit de fond) se traduit par

une meilleure dynamique et ainsi une image plus claire.

2.3.4.2 *Compounding (techniques Ultrafast)*

Dans le domaine ultrasonore, un nouveau paradigme d'imagerie a vu le jour dans les années 2000 avec l'introduction des techniques de *compounding* par sommation cohérente et incohérente [69]. En effet, il a été montré qu'il était possible de réduire le nombre d'insonifications de manière importante en focalisant de manière synthétique à la réception seulement. En effet, les techniques de *compounding* sont fondées sur l'envoi d'ondes non focalisées (ondes planes ou divergentes) et sur la combinaison des signaux ou images de manière cohérente pour améliorer la résolution ou de manière incohérente pour réduire le *speckle* (bruit de fond granulaire présent sur dans les images échographiques).

Contrairement aux techniques d'imagerie standard (B-Scan par ondes planes ou focalisées) qui permettent de reconstruire le domaine d'imagerie ligne par ligne, ces techniques d'imagerie catégorisées d'*ultrafast* utilisent chaque insonification pour construire une image. En effet, tel que représenté à la Figure 2.17 les signaux RF mesurés à partir d'une seule insonification sont focalisés en réception seulement afin de reconstruire l'image ligne par ligne à partir d'un même jeu de données [70].

Par la suite, les différentes images sont combinées pour former l'image finale. Étant donné que tous les éléments sont utilisés pour générer chaque front d'onde, ces méthodes résultent en de bons SNR et offrent une grande cadence d'imagerie (typiquement 100x plus rapide que les méthodes de type B-Scan) [71]. Comme représenté à la Figure 2.18, l'utilisation de quelques insonifications (17 ou 40 ondes planes) offre une qualité d'image semblable à la sortie d'un scan par ondes focalisées obtenues à partir de 128 faisceaux focalisés et 4 profondeurs focales, et ce, à une cadence beaucoup plus élevée.

En réaction à ce nouveau cadre d'imagerie ultrasonore, un *challenge* a été soumis à la communauté scientifique en 2016 afin de réanimer le développement d'algorithmes d'imagerie à partir d'un nombre réduit d'insonifications (par ondes planes) : Le *Plane Wave Imaging Challenge in Medical Imaging* (PICMUS) [72]. Grâce aux

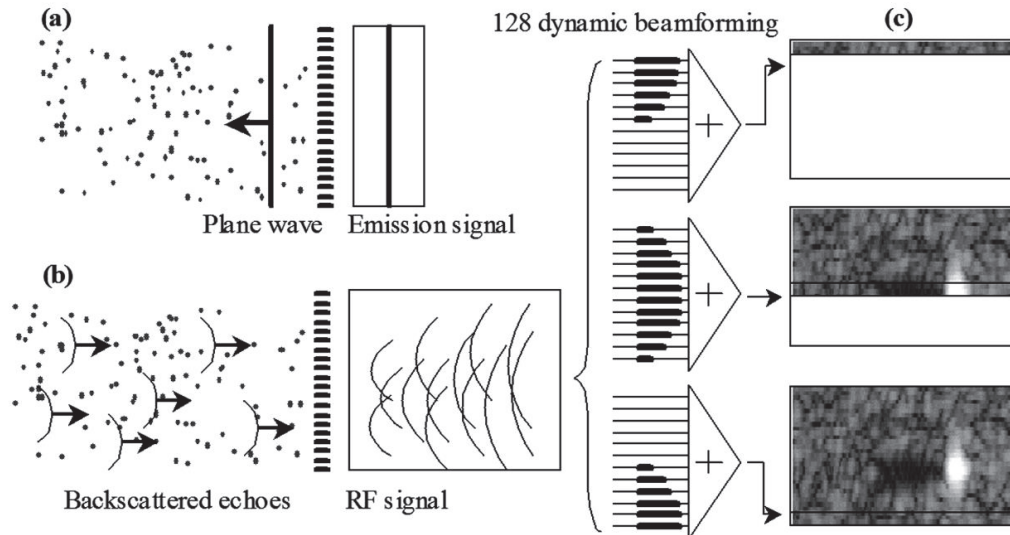


Figure 2.17: Représentation schématique de la reconstruction à partir d'une seule insonification par onde plane : (a) Une onde plane est utilisée pour insonifier le milieu. (b) Les signaux RF résultant des échos sont mesurés à l'antenne. (c) Une procédure de formation de voie consistant en l'application de différents délais sur les signaux avant de les additionner pour simuler une focalisation en réception est effectuée. Contrairement à l'échographie standard, chaque ligne de l'image est calculée à partir des mêmes signaux RF, mais en appliquant de nouveaux délais [70]

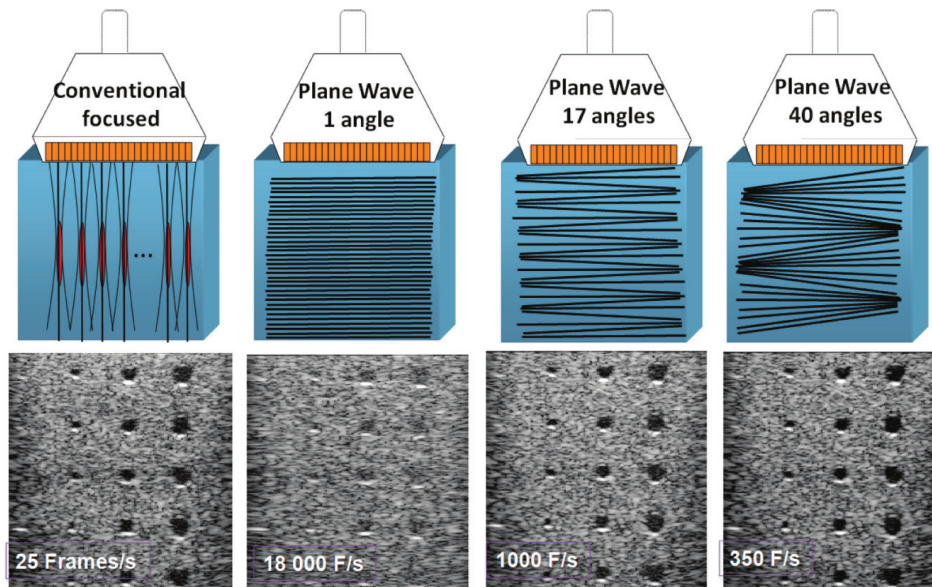


Figure 2.18: Nombre d'images par seconde pour les techniques de focalisation (figure de gauche) et de *compounding* pour un nombre variable d'insonifications (1, 17 et 40 de la gauche vers la droite) [71]

données partagées publiquement, une nouvelle vague d’algorithmes a été proposée. En effet, étant donné le nombre réduit d’insonifications nécessaires, des méthodes à complexité algorithmiques accrues ont été suggérées. On retrouve d’ailleurs des techniques inverses régularisées avec contraintes parcimonieuses [73], des méthodes par apprentissage profond [74], des méthodes alimentées par des modèles [75], des extensions de méthodes spectrales [76] et plusieurs autres approches.

Malgré l’impressionnante cadence d’imagerie atteignable à l’aide de ces techniques de *compounding*, l’imagerie ultrarapide en temps réel était difficilement atteignable au début des années 2000 [71]. D’ailleurs, on nomme imagerie ultrarapide, les techniques d’imagerie permettant d’atteindre des cadences d’imagerie de l’ordre du kilohertz (plusieurs milliers d’images par seconde) et qui permettent donc d’observer divers phénomènes physiques rapides à partir de mesures ultrasonores. Le post traitement nécessaire pour arriver à obtenir de telles cadences était toujours plus lent que la cadence d’acquisition. Toutefois, avec la démocratisation du calcul sur processeurs graphiques, ces techniques de *compounding* peuvent désormais être utilisées dans divers domaines d’application, en temps réel.

2.3.5 Processeurs graphiques

Le calcul sur processeurs graphiques gagne en popularité dans une multitude de domaines. Ceci s’explique par le fait que ces cartes graphiques (GPU) possèdent des milliers de coeurs (processeurs) qui peuvent être utilisés pour effectuer plusieurs calculs en parallèle. Ainsi, les problèmes d’antennerie où l’on tente de reconstruire une image composée de milliers de pixels à partir de plusieurs signaux mesurés se prêtent très bien à l’utilisation de tels outils [77]. Tel que représenté à la Figure 2.19, les cartes graphiques offrent aux chercheurs une puissance calculatoire s’approchant des plus grands calculateurs au monde, et ce, au sein d’un seul ordinateur.

Grâce à ces technologies, il est désormais possible d’obtenir des cadences d’imagerie très élevées à l’aide d’algorithmes plus performants que le traditionnel B-scan [55]. L’accélération par GPU dans le domaine biomédical est déjà répandue. En

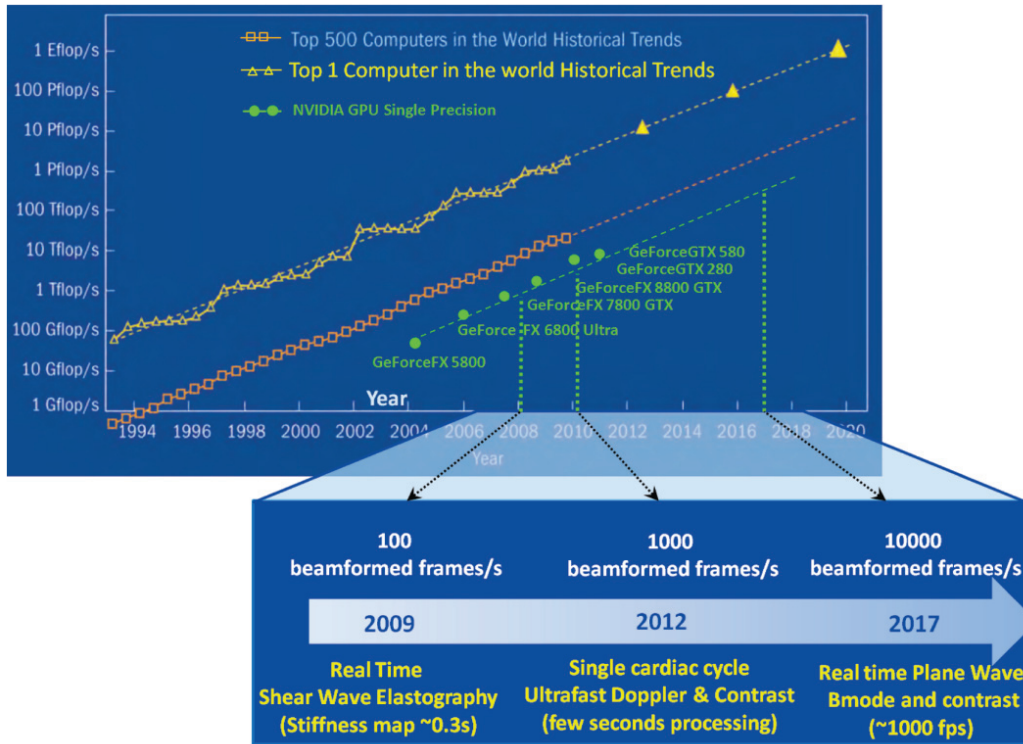


Figure 2.19: Généralisation de la loi de Moore aux cartes graphiques (Nvidia) [71]

effet l'imagerie temps réel pour les algorithmes de *Beamforming* et de *Compounding* (ondes divergentes) [17, 78, 79] est possible depuis quelques années. De plus, tel que représenté sur la portion inférieure de la Figure 2.19, il est désormais possible d'atteindre des cadences d'imagerie de l'ordre des kHz à l'aide de techniques par ondes planes (*compounding*).

2.3.6 Méthodes orthogonales

Enfin, une autre famille de méthodes permet d'accélérer le temps de traitement de signal requis pour traiter de grandes quantités d'information. En effet, les méthodes telles que l'Analyse par Composantes Principales (PCA) et la Décomposition en Valeurs Singulières (SVD) sont basées sur la représentation de l'information dans une autre base [80]. Ces méthodes, répandues depuis plusieurs décennies, sont notamment utilisées dans des applications de *big data* afin de comparer des données composées de plusieurs caractéristiques ou dimensions. L'idée générale

de ces méthodes est d'identifier le nombre minimal de composantes orthogonales (typiquement 2 ou 3) qui favorisent la distinction, ou variance, de toutes les données à traiter, pour une perte minimale d'information.

3

Objectifs et originalité

Sommaire

3.1 Bilan	53
3.2 Objectifs	54
3.3 Plan de la thèse	55
3.4 Contributions scientifiques	57

3.1 Bilan

Tel que relevé dans cette revue de littérature, les méthodes d'imagerie acoustique et ultrasonore sont fondées sur les mêmes principes. D'ailleurs, plusieurs approches et algorithmes sont utilisés dans les deux domaines (méthodes de formations de voies, méthodes inverses, contraintes de parcimonie ...). Toutefois, la richesse apportée par l'émission contrôlée dans le domaine ultrasonore couplée à la contrainte d'imagerie temps réel a naturellement filtré les techniques d'imagerie utilisées en pratique. En effet, les techniques de formation de voies dans le domaine temporel (DAS) sont favorisées en imagerie ultrasonore tandis que la majorité des algorithmes utilisés dans l'audible sont formulés dans le domaine fréquentiel. De plus, avec l'arrivée du calcul sur GPU et des techniques de cohérence de phase, plusieurs techniques d'imagerie sont soudainement sujettes à l'imagerie temps réel.

Opportunité 1. Mis à part le concept de filtre PHAT (*Phase Transform*), la cohérence de phase n'est toujours pas utilisée en imagerie acoustique. Étant donné la performance de ces métriques dans le domaine ultrasonore ainsi que la performance du filtre PHAT dans le cadre de la GCC, il serait pertinent d'adapter et de tester la cohérence de phase dans le cadre de l'imagerie acoustique.

Opportunité 2. Le formalisme de corrélation adopté par l'algorithme *Excitelet* initialement introduit dans le domaine du CND n'a toujours pas été validé dans le domaine médical. Étant donné que cet algorithme performe mieux que l'algorithme de référence TFM et que le formalisme de la corrélation se prête bien à la parallélisation, il serait pertinent d'étendre son utilisation au domaine médical. D'ailleurs, couplé à une métrique de cohérence de phase, *Excitelet* aurait le potentiel de générer des images bien résolues, et caractérisées par de larges dynamiques.

3.2 Objectifs

Au vu de cette revue de littérature et de la ligne directrice de ce projet de thèse qui vise à faire des ponts et transferts de connaissances entre les deux domaines d'imagerie, les objectifs principaux suivants ont été identifiés :

1. Utiliser concept de cohérence de phase dans le domaine de l'imagerie acoustique afin d'améliorer le conditionnement des systèmes d'équations associés à l'imagerie de sources étendues.
 - (a) Imagerie de sources stationnaires (traitement à une seule fréquence)
 - (b) Imagerie de sources transitoires (contenu fréquentiel étendu)
2. Utiliser le formalisme de la GCC valorisé en imagerie acoustique pour l'imagerie de réflecteurs dans le domaine ultrasonore.
 - (a) Coupler *Excitelet* pour son pouvoir de résolution à une métrique de cohérence de phase pour améliorer la dynamique de la cartographie obtenue

- (b) Développer une métrique de cohérence de phase n'affectant pas le niveau des réflecteurs reconstruits à partir d'*Excitelet*

3.3 Plan de la thèse

Un schéma bloc représentant l'organisation de la thèse est présenté à la Figure 3.1. Tel qu'illustré sur ce schéma, le chapitre d'introduction a permis de brièvement décrire les deux domaines d'imagerie concernés par cette thèse. Ensuite, dans le Chapitre 2, une revue de littérature des deux domaines d'imagerie a été présentée. Il a été constaté que malgré les domaines d'application éloignés et les différentes échelles physiques caractéristiques, plusieurs méthodes d'imagerie et techniques de traitement de signal sont partagées entre les deux domaines. Toutefois, le concept de cohérence de phase (*Phase Coherence* - PC) n'a que récemment fait son introduction en imagerie ultrasonore. Ce concept présente un grand potentiel d'amélioration de la qualité des images obtenues à faible coût calculatoire. En effet, il est montré que l'utilisation de la cohérence de phase permet de réduire la quantité de transducteurs ou d'insonifications nécessaires afin d'obtenir des images de qualité comparable aux méthodes de référence.

Par conséquent, le Chapitre 4 suggère une première introduction du concept de cohérence de phase pour l'imagerie de sources de bruit étendues dans le domaine audible. À cette fin, on s'intéresse dans ce chapitre à l'imagerie de sources vibratoires en régime harmonique. Le fait de travailler à une seule fréquence dans ce chapitre facilite la description du formalisme choisi ainsi que l'introduction du concept de cohérence de phase.

Ensuite, le Chapitre 5 présente l'article publié dans la revue JASA[81], dans lequel les notions présentées au Chapitre 4 sont adaptées à l'imagerie de sources transitoires dans le domaine temporel. Tel que démontré dans ce chapitre, la métrique de cohérence de phase proposée permet de réduire de manière notable la taille du système d'équations linéaires à résoudre afin de reconstruire le champ

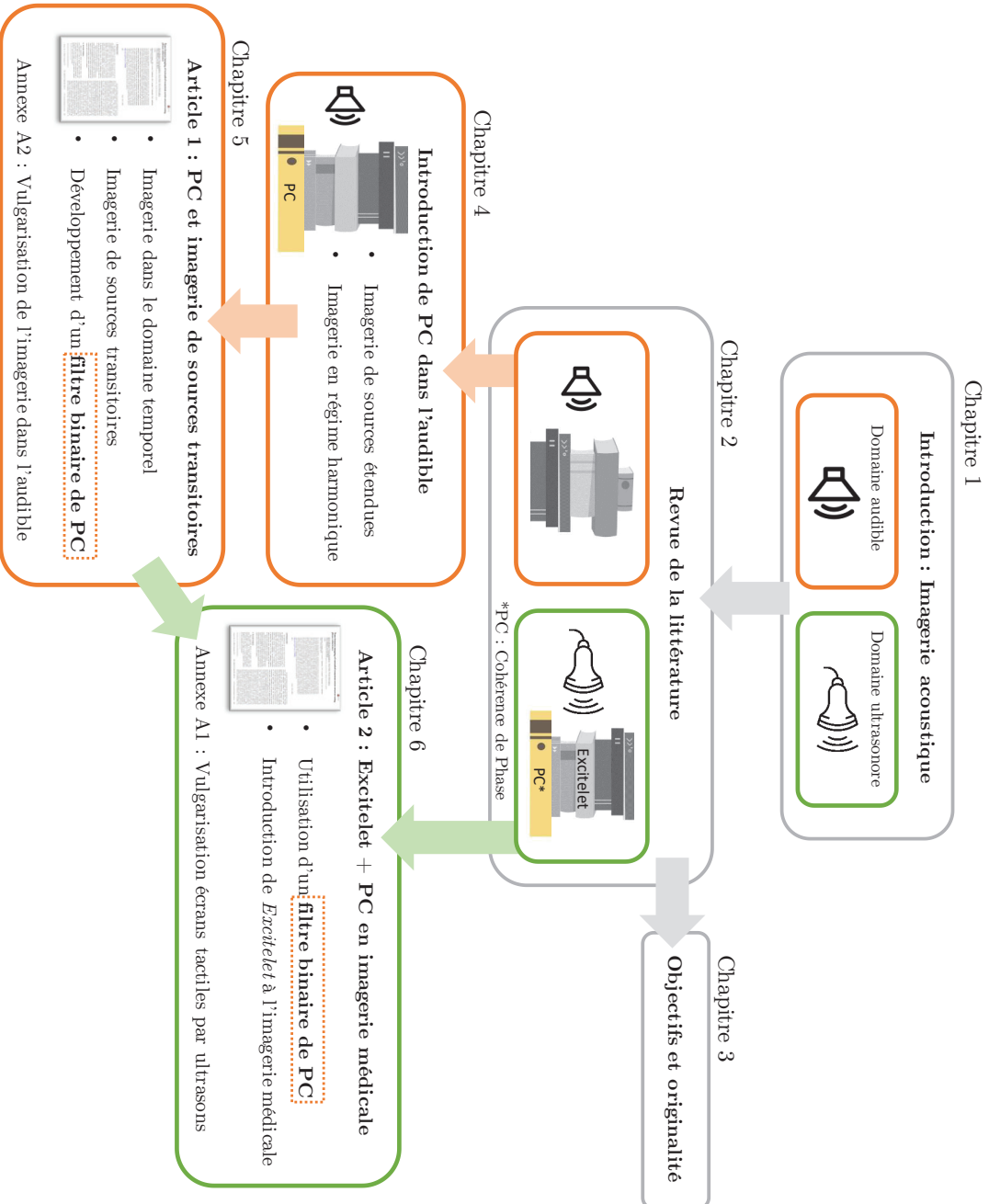


Figure 3.1: Schéma explicatif de la structure de la thèse

d'accélération normale d'une structure vibrante.

Motivé par les filtres de phase fondés sur la similitude des phases mesurés aux différents microphones développés et présentés aux Chapitres 4 et 5, le Chapitre 6 présente un article soumis pour publication dans la revue *Ultrasonics* dans lequel une méthode d'imagerie basée sur l'utilisation d'un filtre de cohérence de phase à caractère binaire est suggérée. Ce filtre, permettant d'améliorer grandement les contrastes des images obtenues, est combiné avec l'algorithme d'imagerie par corrélation nommé *Excitelet*. Cette approche est développée dans le formalisme de la *Generalized Cross Correlation* principalement utilisé dans le domaine de l'audible.

Enfin, une brève conclusion est présentée et suivie d'une Annexe qui présente deux nouvelles scientifiques dans lesquelles les principes d'imagerie par ultrasons et imagerie dans l'audible sont respectivement vulgarisés.

3.4 Contributions scientifiques

Quelques contributions scientifiques originales ont découlé des travaux effectués dans le cadre de ce projet de doctorat. D'une part, voici les contributions originales au domaine de l'imagerie de sources de bruit audible :

- Une technique itérative pour l'imagerie de sources harmoniques utilisant le concept de cohérence de phase afin de diminuer le nombre d'inconnues du système à résoudre et ainsi d'obtenir une solution plus fidèle et robuste.
- Un algorithme d'imagerie permettant de reconstruire le champ de vibration de structures rayonnantes en régime transitoire à partir de mesures d'antennerie. La méthode permet de visualiser l'évolution du champ d'accélération d'une structure étendue dans le temps, en plus d'offrir une bonne estimation de la grandeur de ce champ vibratoire.

Ces contributions ont fait l'objet d'un article de journal [81] et de présentations dans les congrès scientifiques suivants :

- BeBeC 2018, Berlin (Allemagne), 2-3 Mars 2018 [82];
- Inter-Noise 2019, Madrid (Espagne), 16-19 Juin 2019 [83];

D'ailleurs la qualité du dossier soumis dans le cadre de cette deuxième conférence a été jugée méritoire du prix *Young Professional (YP) Grant* offert par le *International Institute of Noise Control Engineering (I-INCE)*.

D'autre part, la deuxième partie de cette thèse concernant l'imagerie médicale par ultrasons est à l'origine des contributions scientifiques suivantes :

- L'introduction du formalisme d'imagerie par corrélation dans le domaine fréquentiel et de l'algorithme d'imagerie *Excitelet* au domaine de l'imagerie médicale ultrasonore ;
- Une méthode d'imagerie haute résolution permettant de reconstruire avec précision la position d'outils médicaux utilisés lors d'interventions chirurgicales.

Ces travaux sont à l'origine d'un article de journal soumis pour publication dans la revue *IEEE Transactions on Medical Imaging* ainsi que d'un Résumé soumis pour présentation orale au congrès *International Ultrasonics Symposium IUS 2020*.

Enfin, des articles de vulgarisation scientifique basés sur ces travaux, tant dans le domaine ultrasonore (Annexe A1) que dans le domaine audible (Annexe A2), ont été présentés aux éditions 2018 et 2020 du Concours de Vulgarisation Scientifique de l'Université de Sherbrooke. Ces deux nouvelles ont été jugées méritoires de la division Sciences et Génie.

4

Application de la cohérence de phase en imagerie acoustique

Sommaire

4.1	Imagerie de sources en régime harmonique	60
4.1.1	Intégrale de Rayleigh	60
4.1.2	Discrétisation du problème	62
4.2	Cohérence de phase	64
4.3	Algorithme itératif utilisant la PC	68
4.4	Validation de l'algorithme	72
4.4.1	Pistons	73
4.4.2	Plaque simplement supportée	76

Afin d'appliquer le concept de cohérence de phase à l'imagerie de sources de bruit large bande à partir de mesures d'antennerie, la reconstruction à une seule fréquence est d'abord considérée. Par conséquent, ce chapitre présente le formalisme utilisé pour l'imagerie de sources étendues en régime harmonique. Dans un premier temps, les hypothèses et concepts utilisés sont explicités. Ensuite, une métrique permettant d'évaluer la cohérence de phase de sources à partir de mesures microphoniques (mesure de pression acoustique) est présentée. Enfin, un algorithme itératif utilisant cette métrique de cohérence de phase est suggéré. L'efficacité de cet algorithme

quant à la reconstruction des sources étendues ainsi qu'à l'estimation de la puissance acoustique rayonnée est démontrée. En effet, à travers deux cas d'étude numérique, l'algorithme présenté est comparé avec un algorithme de formation de voie.

4.1 Imagerie de sources en régime harmonique

4.1.1 Intégrale de Rayleigh

Pour débiter, on considère une surface rayonnante plane quelconque bafflée rayonnant dans un milieu homogène parfaitement élastique tel que représenté à la Figure 4.1.

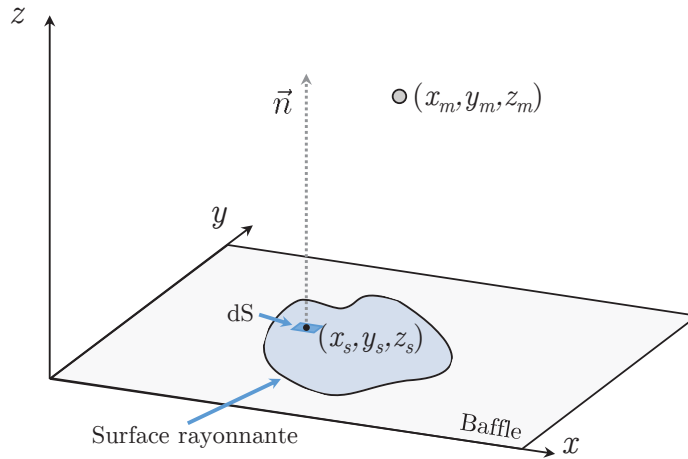


Figure 4.1: Définition d'une surface rayonnante quelconque bafflée et d'un point de mesure

En supposant de petits déplacements particuliers, l'équation linéaire reliant la pression instantanée $p(t)$ au point de mesure $m = (x_m, y_m, z_m)$ à la vitesse particulière du point $s = (x_s, y_s, z_s)$ (centre de l'élément dS) est donnée par :

$$p(m, t) = \rho_0 \frac{\partial \Phi(m, t)}{\partial t} \quad (4.1)$$

où ρ_0 est la densité du milieu de propagation, et Φ est le potentiel de vitesse

relié à la vitesse particulière \vec{v} par :

$$\vec{v}(s, t) = -\nabla\Phi(s, t) \quad (4.2)$$

Dans le cas précis où la surface rayonnante est encerclée par un baffle rigide infini (cas présent), la solution est connue et donnée par l'intégrale de Rayleigh :

$$p(m, t) = \frac{\rho_0}{2\pi} \frac{\partial}{\partial t} \int_S \frac{v_n(s, t - R_{ms}/c)}{R_{ms}} dS \quad (4.3)$$

où $v_n(s, t - R_{ms}/c)$ est la composante normale de la vitesse de l'élément de surface dS , assumant une vitesse uniforme sur l'élément de surface dS , et où R_{ms} est la distance entre les points m et s . En considérant une source harmonique de pulsation ω , la solution se simplifie davantage. En effet, en substituant $v_n(s, t - R_{ms}/c) = \tilde{v}_n(s)e^{j(\omega t - kR_{ms})}$ dans l'Équation 4.3, on obtient :

$$p(m, t) = \Re \left(\frac{j\omega\rho_0}{2\pi} e^{j\omega t} \int_S \frac{\tilde{v}_n(s)e^{-jkR_{ms}}}{R_{ms}} dS \right) \quad (4.4)$$

où \tilde{v}_n est la vitesse complexe de la source et où $k = \frac{2\pi}{\lambda}$ est le nombre d'onde. Il est possible de constater que cette équation n'est en fait que la superposition d'ondes hémisphériques émises par tous les éléments de surfaces dS (principe de Huygens). De plus, le principe de superposition qui est satisfait dans le cas présent est valable puisque le système est considéré linéaire (petites vitesses particulières et milieu parfaitement élastique). Étant donné que l'exponentielle $e^{j\omega t}$ se traduit par un décalage de phase constant à une fréquence donnée et indépendant de la position du point de mesure ainsi que de la position de la source, on fixe sa valeur en choisissant $t = 0$ pour la suite. Ainsi, la pression au point de mesure m est donnée par :

$$\tilde{p}_m = \frac{j\omega\rho_0}{2\pi} \int_S \frac{\tilde{v}_n(s)e^{-jkR_{ms}}}{R_{ms}} dS \quad (4.5)$$

où \tilde{p}_m est la pression complexe.

4.1.2 Discrétisation du problème

À la section précédente, la relation entre la vitesse normale d'une structure vibrante et la pression résultante en un point donné a été exposée (Équation 4.5). Cette relation peut facilement être généralisée au cas où une antenne régulière de microphones est utilisée (plusieurs points de mesures). En effet, tel qu'illustré à la Figure 4.2, on s'intéresse au cas où une antenne régulière de microphones est positionnée au-dessus du domaine d'imagerie contenant une source vibratoire étendue (plan $z = 0$).

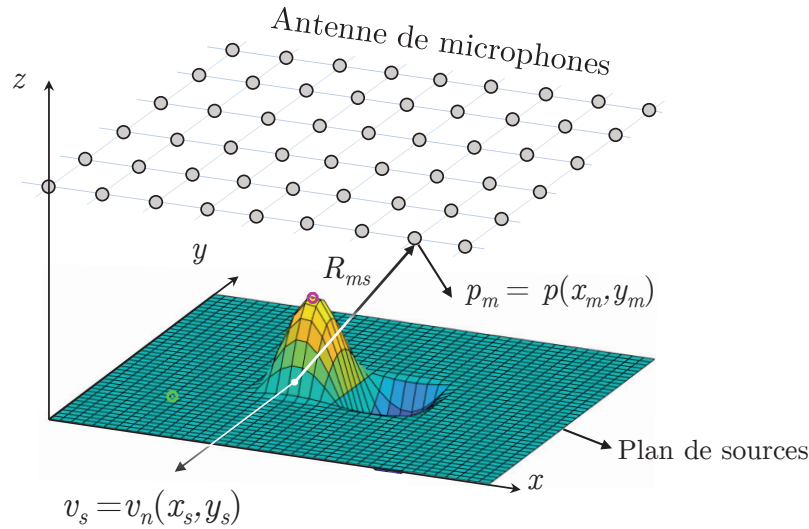


Figure 4.2: Pression acoustique mesurée par une antenne de microphones régulièrement espacés, positionnée au-dessus d'une source vibratoire étendue

Comme à la section précédente, la source comprise dans le plan $z = 0$ est bafflée. Ainsi la pression mesurée à chaque microphone peut être décrite par l'Équation 4.5. Toutefois, à des fins calculatoires, le domaine d'imagerie est discrétisé en N surfaces élémentaires d'aires équivalentes A_e . La version discrète de l'intégrale de Rayleigh est donnée par :

$$\tilde{p}_m = \frac{j\omega\rho_0}{2\pi} \sum_{s=1}^N \tilde{v}_s \frac{e^{-jkR_{ms}}}{R_{ms}} A_e \quad (4.6)$$

Cette réécriture sous-entend que la pression mesurée par chaque microphone est

le résultat de la superposition de N monopoles positionnés au centre de chaque élément de surface d'aire A_e . Cette approximation est valable seulement si la taille des éléments (dx et dy) est plus petite que la moitié de la longueur d'onde acoustique ($kdx \ll \pi$, $kdy \ll \pi$). Sous cette hypothèse, il est possible d'exprimer le système d'équations linéaires reliant les mesures aux M microphones aux N sources monopolaires sous la forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \tilde{p}_1 \\ \tilde{p}_2 \\ \vdots \\ \tilde{p}_M \end{bmatrix} = \frac{j\omega\rho_0 A_e}{2\pi} \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & \dots & G_{1N} \\ G_{21} & G_{22} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ G_{M1} & \dots & & G_{MN} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e^{j\phi_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & e^{j\phi_2} & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & & e^{j\phi_N} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} |v_1| \\ |v_2| \\ \vdots \\ |v_N| \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

$$= \frac{j\omega\rho_0 A_e}{2\pi} [\mathbf{G}] \text{diag}(e^{j\phi_1}, e^{j\phi_2}, \dots, e^{j\phi_N}) |\mathbf{v}| \quad (4.8)$$

Afin de simplifier la notation, les termes G_{ms} de l'Équation 4.7 regroupent les termes associés à la propagation ($G_{ms} = \frac{e^{-jkR_{ms}}}{R_{ms}}$). De plus, la matrice diagonale ainsi que le vecteur colonne de cette même équation représentent les inconnues du système. En effet, la vitesse complexe \tilde{v}_s associée à chaque source monopolaire représentée à l'Équation 4.6 est scindée en contenu de phase ($\phi_s = \angle \tilde{v}_s$) ainsi qu'en contenu d'amplitude ($|v_s|$). Ainsi, afin de reconstruire adéquatement le champ de vitesse, la phase ainsi que la grandeur de la vitesse normale complexe associée à chaque monopole doit être identifiée.

Toutefois, le mauvais conditionnement de la matrice $[\mathbf{G}]$ rend son inversion difficile à mettre en oeuvre. Ce mauvais conditionnement peut être dû aux deux facteurs suivants :

1. une trop grande distance entre le plan de mesure ainsi que le plan source [84] ;
2. le nombre de mesures largement inférieur au nombre d'inconnues $M \ll N$ [4] ;

En effet, tel que démontré dans [84], le nombre de conditionnement κ de la matrice $[\mathbf{G}]$, défini comme le ratio entre la plus grande et la plus petite valeur singulière

de la matrice $[\mathbf{G}]$ ($\kappa(\mathbf{G}) = \sigma_{max}/\sigma_{min}$) augmente lorsque R_{ms} augmente. Il est bien connu que κ offre une bonne estimation de l'erreur de reconstruction. En effet, tel que démontré dans [84], le nombre de conditionnement agit comme amplificateur de bruit. C'est pourquoi les techniques holographiques typiquement caractérisées par de faibles R_{ms} sont généralement utilisées pour l'imagerie de sources étendues.

Afin d'améliorer le conditionnement de la matrice $[\mathbf{G}]$, une méthode agissant sur la deuxième cause énumérée ci-haut est présentée à la section suivante. En effet, il est proposé d'utiliser la cohérence de phase afin de réduire le nombre d'inconnues du système.

4.2 Cohérence de phase

Afin d'obtenir une première estimation de la phase de chaque monopole, on fait l'hypothèse que la pression mesurée à chaque microphone est issue d'un monopole unique. Ainsi, en réduisant l'Équation 4.8 au cas où il n'y a qu'un seul monopole, il est possible d'estimer la phase de ce monopole (centré en $s = (x_s, y_s)$) à partir de chaque mesure microphonique m :

$$\phi_{m,s} = \arg(-jG_{ms}^* \tilde{p}_m) \quad (4.9)$$

où l'opérateur $(\cdot)^*$ est le complexe conjugué. Ainsi, pour chaque monopole (ou chaque pixel), M évaluations de la phase de ce monopole sont obtenues. Malgré que cette hypothèse de source unique contribuant au champ de pression mesuré à l'antenne semble forte, il est montré par la suite qu'à l'aide de statistiques sur ces estimations de phase, il est possible d'en déduire la présence ou l'absence de sources à la position s considérée. De plus, cette méthode d'identification de la phase n'est valable que pour le cas où le domaine d'imagerie est composé de sources cohérentes. En effet, étant donné l'hypothèse de source unique, l'interférence destructive entre sources non cohérentes pourrait se traduire par une perte de l'information au plan de mesure.

Pour illustrer le concept de cohérence de phase, on considère une plaque simplement supportée excitée en un de ces modes naturels tel que schématisé à la Figure 4.2, ainsi qu'une antenne régulière de 121 microphones (11x11) positionnée au-dessus de la source vibratoire. Un bruit blanc est ajouté aux signaux simulés, résultant en un SNR de 20 dB. Pour cet exemple, deux points d'observation sont utilisés, soit les pixels identifiés par les cercles vert et rose de la Figure 4.2. À des fins d'illustration, les détails précis de la configuration ne sont pas donnés. Le pixel identifié par le cercle vert est à l'extérieur de la région associée à la source étendue (plaque simplement supportée), tandis que l'autre pixel est directement sur un ventre du mode excité. En utilisant l'Équation 4.9, chacun des 121 microphones est utilisé pour identifier la phase des deux pixels ciblés. Ces phases sont représentées à la Figure 4.3 par des phaseurs unitaires dans le plan complexe (points bleus).

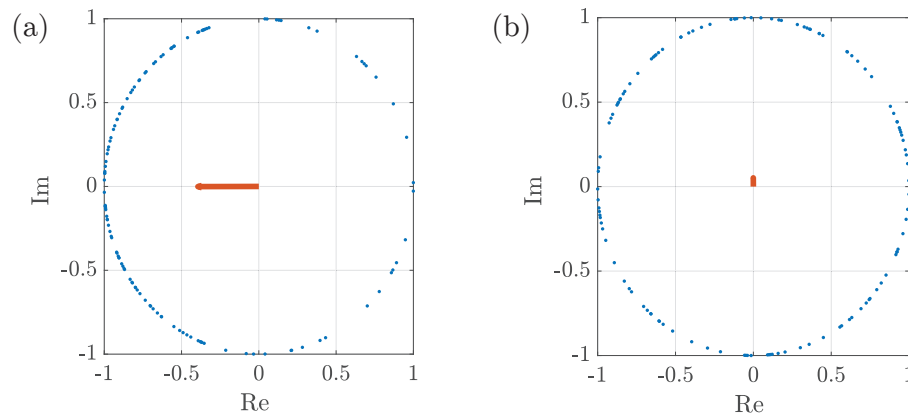


Figure 4.3: Phaseur (point bleu) évalué par chaque microphone ainsi que le phaseur moyen (flèche rouge) calculé à partir des 121 microphones pour a) un pixel de reconstruction situé dans la région de la source vibratoire étendue et b) un pixel à l'extérieur de la région définie par la source vibratoire.

En observant les phaseurs identifiés à l'aide des 121 microphones sur les deux graphiques, il est clair que les phases suivent deux distributions différentes pour les deux pixels. En effet, dans le cas où le pixel d'observation n'est pas compris dans l'étendue de la structure vibrante (Figure 4.3b), les phaseurs semblent être distribués aléatoirement sur le cercle unitaire complexe. Toutefois pour le pixel compris dans la région de la source active (Figure 4.3a), il semble y avoir une concentration de phases autour d'une valeur précise. Cette valeur, ici de π , dépend du moment

(*snapshot*) considéré pour la reconstruction. Malgré cette concentration de phases, on remarque une étendue importante des phaseurs, en théorie associés à une même phase instantannée (Figure 4.3a). Cet effet est fort probablement dû à la forte hypothèse de source unique contribuant au champ de pression acoustique mesuré à l'antenne et en partie dû au bruit blanc ajouté. En effet, en réalité, à chaque instant, la pression mesurée par chaque microphone provient de l'interférence entre les ondes issues de différentes sources élémentaires, de temps de vol équivalents. Afin d'aider à la visualisation de la concentration des phaseurs, la Figure 4.4 présente les distributions de phases sous la forme d'histogrammes pour les deux pixels (ligne du haut et ligne du bas) pour deux instants différents (colonne de gauche et colonne de droite).

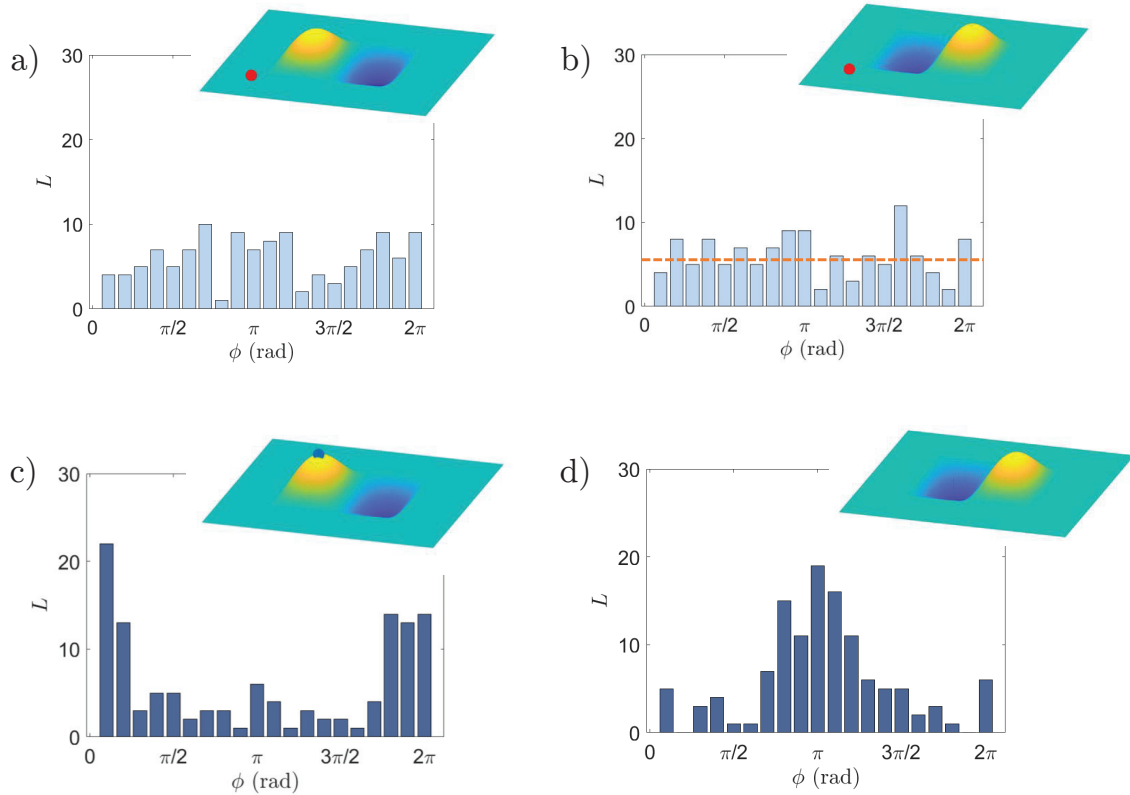


Figure 4.4: Distribution de phase pour a) un pixel à l'extérieur de la structure vibrante ; c) un pixel à l'intérieur de la structure vibrante ; b-d) même chose que pour a et b, mais pour un autre instant t .

À partir de la Figure 4.4, on remarque que pour les deux instants considérés, la phase du pixel localisé dans la région de la structure vibrante est bien définie. En effet, une concentration de phase autour de 0 (ou 2π) est obtenue lorsque la vitesse normale de ce point est positive, et une concentration autour de π est obtenue lorsque la partie réelle est négative. Les distributions de phase obtenues pour ce pixel semblent suivre une loi normale tandis que pour le pixel situé à l'extérieur de la région de la source le résultat se rapproche d'une distribution uniforme. En effet, une variable parfaitement uniformément distribuée qui serait représentée sur un histogramme sous-divisé en 20 bâtonnets, construit à partir de 121 points de mesures serait représentée par le trait pointillé orange présenté à la Figure 4.4b).

À partir des figures présentées ci-haut il s'avère clair que la phase reconstruite à partir de l'antenne en utilisant l'Équation 4.9 permet d'identifier s'il y a présence ou non d'une source monopolaire active au point d'observation. Cette information s'avère utile puisqu'elle permet de réduire notablement le domaine d'imagerie en rejetant les pixels non susceptibles de contribuer au champ de pression mesuré. À cette fin, diverses métriques ou statistiques peuvent être utilisées. En effet, en imagerie par ultrasons, des métriques basées sur la variance et sur le signe de la partie réelle des signaux de pression sont généralement utilisées [68, 85]. De plus, des techniques basées sur l'estimation de l'entropie maximale de la distribution comme celles couramment utilisées en théorie de l'information pourraient être utilisées. Toutefois, tel que représenté à la Figure 4.3 par les flèches rouges, en sommant simplement tous les phaseurs (points bleus) on obtient un phaseur dont la longueur peut facilement permettre de détecter la présence ou non d'une source active. Étant donné la faible complexité calculatoire de cette méthode, la métrique de cohérence de phase (PC) utilisée dans l'algorithme présenté à la section suivante est donnée par :

$$PC(s) = \frac{1}{M} \left| \sum_{m=1}^M e^{j\phi_{m,s}} \right| \quad (4.10)$$

Cette métrique n'est en fait qu'une évaluation de la longueur du phaseur moyen calculé à partir des phaseurs unitaires associés à chaque mesure.

4.3 Algorithme itératif utilisant la PC

Dans cette section, un algorithme d'imagerie acoustique bénéficiant de l'estimation de phase obtenue à partir de la métrique de cohérence de phase présentée à la Section 4.2 est développé.

À partir de l'Équation 4.9, une première estimation de la phase de chaque monopole est obtenue. Ensuite, à l'aide de l'Équation 4.10, il est possible d'évaluer quels pixels sont les plus susceptibles de contribuer au champ de pression mesuré à l'antenne. Agissant comme critère de rejet, un simple seuil est fixé sur cette cohérence de phase. Ainsi, tous les pixels dont la cohérence de phase $PC(s)$ est supérieure à ce seuil sont conservés. Cette opération résulte en un domaine d'imagerie réduit, ce qui se traduit par un problème mieux posé. Afin de motiver le choix du seuil sur la cohérence de phase, la Figure 4.5 présente les densités de probabilités associées à la longueur du phaseur moyen $|PC|$ calculé à partir de phases aléatoires uniformément distribuées. La distribution uniforme est considérée puisque la phase aléatoire ajoutée par un bruit blanc est uniformément distribuée entre $-\pi$ et π . Les courbes bleues et vertes de la Figure 4.5 présentent les densités de probabilités associées à un cohérence de phase calculée sur 121 et 1000 phases aléatoires (afin de simuler des antennes de 121 et 1000 microphones).

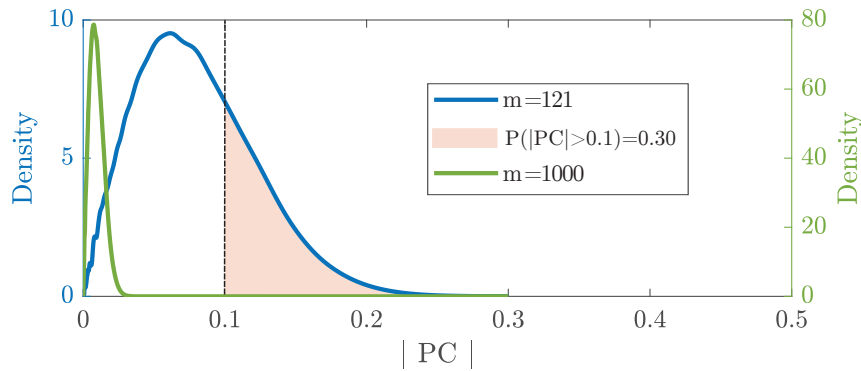


Figure 4.5: Densité de probabilité associée à la cohérence de phase ($|PC(s)|$) pour un pixel ne contenant pas de source active. Densités calculées à partir de 121 échantillons (trait bleu) et 1000 échantillons (trait vert).

À partir de la Figure 4.5, il est possible de constater qu'avec 121 points de mesures (ou microphones), il y a une probabilité de 30% que le pixel ne soit pas rejeté avec un critère sur la cohérence de phase de $|PC(s)| > 0.1$ (région rosée de la Figure). Malgré le fait que ce critère semble conservateur, tel que démontré plus tard (Équation 4.12), les phases évaluées pour chaque pixel, par chaque microphone, sont re-calculées à chaque itération de l'algorithme. Ainsi, si aucune information cohérente ne provient d'un pixel donné s , la probabilité qu'il soit conservé à chaque itération i avec le critère de rejet $|PC(s)| > 0.1$ est de $0.3^i \times 10^2\%$, soit moins de 0.0006% après seulement 10 itérations. Enfin, il a été observé qu'un seuil trop grand (par exemple $|PC(s)| > 0.2$) était trop sévère et résultait en le rejet de plusieurs pixels d'intérêt dès la première itération étant donné l'hypothèse forte de source unique utilisée à cette première itération. Ainsi, pour la suite de ce chapitre, chaque pixel s est rejeté du domaine d'imagerie si $|PC(s)| < 0.1$.

Cette diminution du domaine d'imagerie se traduit par un meilleur conditionnement de $[\mathbf{G}]$. Ainsi, une première estimation de la grandeur de la vitesse normale des pixels conservés est obtenue en inversant simplement l'Équation 4.8.

$$|\mathbf{v}| = \frac{2\pi}{j\omega\rho_0 A_e} \text{diag}(e^{-j\phi_1}, \dots, e^{-j\phi_N}) [\mathbf{G}]^\dagger \mathbf{P} \quad (4.11)$$

où les ϕ_s sont obtenus en prenant l'argument du phaseur moyen calculé à partir des M microphones pour chaque source potentielle s . Dans cette équation, l'opérateur $(\cdot)^\dagger$ représente la pseudo-inverse (ou *Moore-Penrose inverse*) étant donné que la matrice $[\mathbf{G}]$ n'est pas carrée. En fonction de la taille de la source à caractériser, de la taille des pixels et du nombre de microphones utilisé, il se peut que le nombre de mesures soit toujours inférieur au nombre d'inconnues ($M < N$). Ainsi, la décomposition en valeurs singulières tronquée (TSVD) de la matrice $[\mathbf{G}]$ est utilisée afin de régulariser l'inversion. En effet cette décomposition TSVD aide à obtenir une solution moins sensible au bruit de mesure [38].

Toutefois, pour tous les différents types de sources testés, cette première évalua-

tion résulte en une reconstruction du champ de vitesse peu précise. Effectivement, comme pour les algorithmes de *Beamforming*, l'utilisation de l'hypothèse de source unique pour la détermination de $\text{diag}(e^{-j\phi_1}, \dots, e^{-j\phi_N})$ résulte en des amplitudes de vitesse surestimées. Ainsi, l'idée de l'algorithme itératif proposé est d'utiliser l'information de phase et d'amplitude obtenue afin d'alimenter les itérations subséquentes. En effet, en soustrayant au champ de pression mesuré la contribution de tous les pixels conservés lors de la première itération, à l'exception de la contribution du pixel d'intérêt s , il est possible d'obtenir une nouvelle estimation de la phase de ce pixel :

$$\phi_{m,s}^i = \arg \left(\frac{p_m}{j f \rho_0 A_e} - \sum_{s' \neq s} G_{ms'} \cdot \exp(j \phi_{s'}^{i-1}) |v_{s'}^{i-1}| \right) \quad (4.12)$$

où i est le numéro de l'itération et \arg est l'opérateur permettant d'extraire la phase d'un nombre complexe. Ensuite, les mêmes opérations que précédemment sont effectuées, soient : la cohérence de phase est calculée et seuillée, l'amplitude de la vitesse normale des pixels formant le domaine conservé est évaluée en utilisant l'Équation 4.11, et les itérations tournent jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait.

Au lieu de fixer un critère d'arrêt pour chaque pixel, un critère d'arrêt basé sur la convergence de la puissance acoustique totale rayonnée est sélectionné. Calculée à partir du champ de vitesse sur tout le domaine, la convergence de la puissance acoustique rayonnée traduit une stabilité (ou convergence) du champ de phases et d'amplitudes reconstruit. Il est connu que la puissance acoustique rayonnée par une structure vibrante de surface S peut être calculée en sommant la contribution de tous les éléments de surface d'aire A_e pour une fréquence donnée :

$$P(\omega) = \frac{S}{2N} \Re \{ \mathbf{v}^H \mathbf{p} \} \quad (4.13)$$

où \cdot^H est l'opérateur de conjuguée hermitienne. Tel que dérivé dans [86] la puissance acoustique rayonnée peut être calculée à partir de la matrice de résistance de

rayonnement $[\mathbf{R}]$:

$$P(\omega) = \mathbf{v}^H [\mathbf{R}] \mathbf{v} \quad (4.14)$$

où $[\mathbf{R}]$ est donnée par :

$$\mathbf{R} = \frac{\omega^2 \rho_0 A_e^2}{4\pi c} \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(kR_{12})}{kR_{12}} & \dots & \frac{\sin(kR_{1N})}{kR_{1N}} \\ \frac{\sin(kR_{21})}{kR_{21}} & 1 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ \frac{\sin(kR_{N1})}{kR_{N1}} & \dots & & 1 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Par conséquent, le critère d'arrêt sur la convergence de la puissance acoustique reconstruite est un critère sur la convergence du champ de vitesse normale, mais peut être fixé à l'aide d'un simple scalaire. Voici le pseudo-code de l'algorithme basé sur la métrique de cohérence de phase $|PC(s)|$:

Algorithm 1 Algorithme itératif basé sur la cohérence de phase (iPCA)

Input: $p_1 \dots p_M$; $R_{11} \dots R_{MN}$

Output: $\mathbf{v}_1 \dots \mathbf{v}_N$; $P(\omega)$

```

1: for each  $s = 1 : N$ 
2:   for each  $m = 1 : M$ 
3:     Calculer  $\phi_{m,s}$  à partir de l'Équation 4.9
4:   end for
5:   Calculer  $PC(s)$  à partir de l'Équation 4.10
6: end for
7: Seuillage sur  $PC \Rightarrow$  nouveau domaine  $\mathcal{D}$ 
8: Première évaluation de  $v(s) \forall s \in \mathcal{D}$  (Équation 4.11)
9: repeat
10:  for each  $s \in \mathcal{D}$ 
11:    for each  $m = 1 : M$ 
12:      Calculer  $\phi_{m,s}^i$  à partir de l'Équation 4.12
13:    end for
14:    Calculer  $PC(s)$  à partir de l'Équation 4.10
15:  end for
16:  Seuillage sur  $PC \Rightarrow$  nouveau domaine  $\mathcal{D}$ 
17:  Calculer  $|\mathbf{v}|^i$  à partir de l'Équation 4.11
18:  Calculer  $P(\omega)$  à partir de l'Équation 4.14
19: until Convergence de  $P(\omega)$ 

```

4.4 Validation de l'algorithme

Dans cette section, l'algorithme iPCA présenté à la section précédente est comparé en termes de reconstruction du champ de vitesse de structures vibrantes. Deux algorithmes de références sont utilisés pour la comparaison, soit : l'algorithme de formation de voie standard (BF) ainsi que la Pseudo Inverse régularisée à l'aide de la TSVD (PI_{SVD}). Étant donné que l'algorithme de BF fait l'hypothèse de source unique et résulte en une surévaluation systématique de la puissance rayonnée, cet algorithme ne sera utilisé que pour comparer les cartographies de bruit. Ainsi, seuls les algorithmes iPCA et PI_{SVD} seront comparés en termes d'estimation de puissance acoustique rayonnée.

La formulation utilisée pour l'algorithme de formation de voies (BF) est la suivante :

$$v_s^{\text{BF}} = \frac{2\pi}{A_e j\omega \rho_0 M} \sum_{m=1}^M \frac{p_m G_{ms}^*}{|G_{ms}|^2} \quad (4.16)$$

tandis que le champ de vitesse obtenue à l'aide de l'algorithme PI_{SVD} est calculé à partir de l'équation suivante :

$$\mathbf{v} = \frac{2\pi}{j\omega \rho_0 A_e} [\mathbf{G}]^\dagger \mathbf{P} \quad (4.17)$$

où \mathbf{v} est un vecteur de vitesses normales complexes. Afin de valider et comparer la performance des algorithmes, deux différentes configurations de sources sont présentées aux Sections 4.4.1 et 4.4.2, soit :

1. le rayonnement provenant de deux pistons baffés déphasés (Section 4.4.1) ;
2. le rayonnement du mode naturel 2-2 d'une plaque simplement supportée (Section 4.4.2).

4.4.1 Pistons

Pour débiter, on considère le cas de deux pistons bafflés tel que représenté à la Figure 4.6. Tel qu'affiché sur le schéma, les deux pistons sont déphasés de $\pi/3$. Les

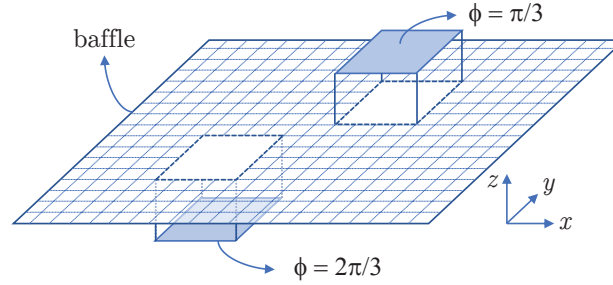


Figure 4.6: Sources stationnaires considérées pour la validation numérique : deux pistons bafflés déphasés de $\pi/3$

deux pistons carrés de 30 cm de largeur ont la même amplitude ($|\mathbf{v}| = 0.01$ m/s) et oscillent à une fréquence de 1500 Hz. Un bruit aléatoire uniformément distribué est ajouté aux signaux, résultant en un SNR de 20 dB. Le plan défini par une antenne régulière de 121 microphones (11 x 11) est parallèle au plan de sources ($z = 0$ m) et est positionné à une hauteur de $z_m = 0.8$ m. Les microphones simulés numériquement sont distancés de 0.15 m dans les deux axes, résultant en une antenne de 1.5 m \times 1.5 m. Considérant que le plan source est parallèle au plan de mesure, la fréquence de repliement de l'antenne peut être calculée à partir de [87] :

$$f_{\text{repliement}} = \frac{c_0}{p(1 + |\cos \theta|)} \quad (4.18)$$

où c_0 est la vitesse du son dans l'air, p est la distance inter-microphones et θ est l'angle de direction d'arrivée des ondes vers les microphones ($\theta = 0$ représente une onde provenant dans le plan défini par l'antenne). En utilisant l'Équation 4.18, on obtient une fréquence de repliement $f_{\text{repliement}} = 1210$ Hz pour la combinaison microphone/monopole actif la plus distancée pour la présente configuration. Toutefois, pour plusieurs combinaisons microphone/monopole, la fréquence considérée (1500 Hz) est inférieure à la fréquence de repliement étant donné que les deux pistons sont positionnés en dessous (et centrés) par rapport à l'antenne. En effet,

pour le cas limite où la paire microphone/monopole considérée est alignée selon l'axe z (voir Figure 4.2), $f_{\text{repliement}} = 2290$ Hz.

Pour la reconstruction, le plan source est discrétisé en 51×51 pixels, ce qui résulte en 2601 pixels de 2.94×2.94 cm. Afin de démontrer l'efficacité du seuillage sur la métrique $PC(s)$ pour modifier le domaine d'imagerie, la Figure 4.7 affiche les pixels conservés pour 4 différentes itérations (itération #1, #5, #10 et #15) de l'algorithme. De plus, sur cette même figure, la reconstruction de la vitesse normale à l'aide de l'algorithme iPCA est présentée dans la cartographie de droite.

Tel qu'illustré par la première cartographie (ité 1) de la Figure 4.7, le premier

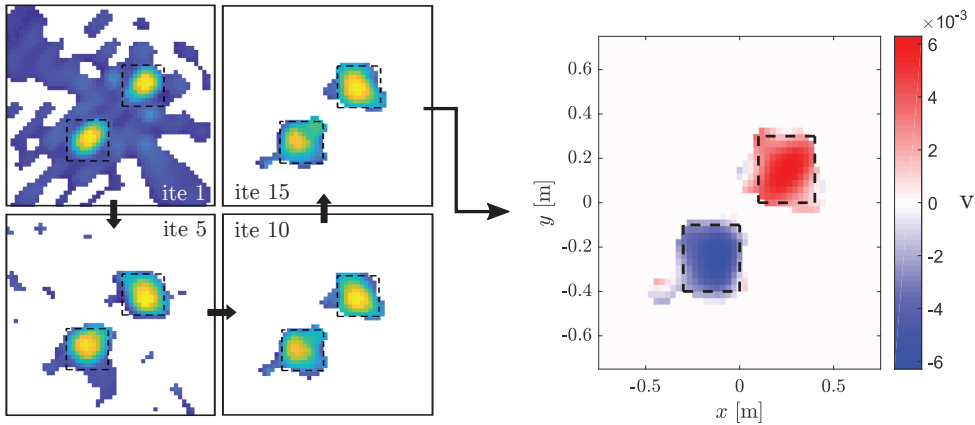


Figure 4.7: (gauche) Le processus de rejet des pixels et identification de l'étendue des pistons en utilisant la métrique de PC avec l'algorithme iPCA et (droite) cartographie de vitesse normale obtenue après 15 itérations

seuillage sur la métrique $PC(s)$ se traduit par un rejet d'environ la moitié des pixels du domaine d'imagerie initial. Après 15 itérations, on remarque que presque tous les pixels conservés sont compris dans les deux régions définies par les sources étendues. La partie de droite de la Figure 4.7 démontre que la vitesse normale instantanée reconstruite à l'aide de l'algorithme iPCA est une bonne estimation de la valeur réelle. En effet, à l'échantillon temporel choisi pour la reconstruction ($t = 0$), la phase absolue des deux pistons est de $\pi/3$ et $2\pi/3$ tel qu'indiqué à la Figure 4.6. Ainsi, la vitesse normale de ces deux pistons à ce moment est théoriquement de 0.005 et -0.005 m/s ($\Re(0.01e^{j\pi/3}) = 0.005$ et $\Re(0.01e^{j2\pi/3}) = -0.005$).

Pour poursuivre, la Figure 4.8 présente les cartographies normalisées de vitesse normale obtenues à l'aide des trois algorithmes présentés plus haut, soient : BF, PI_{SVD} et iPCA, respectivement de gauche à droite. La reconstruction des vitesses

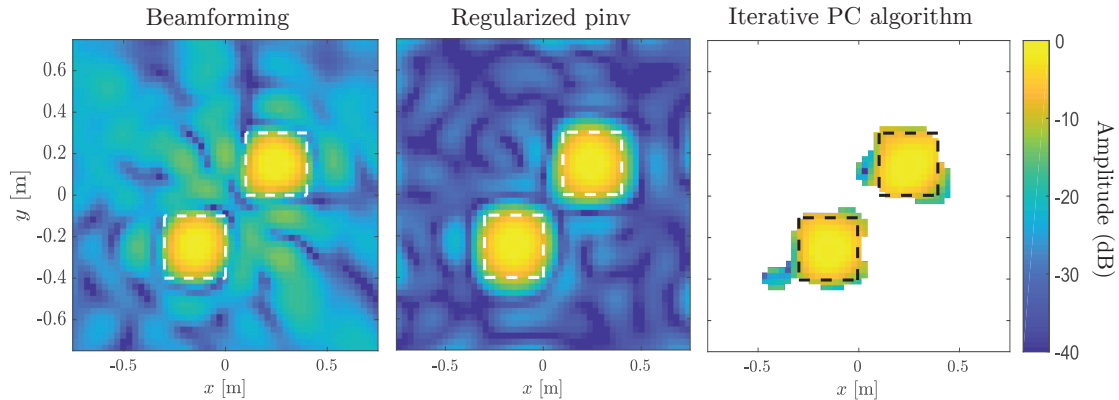


Figure 4.8: Grandeur du champ de vitesse normale reconstruit à partir des algorithmes (gauche) BF, (centre) PI_{SVD} et (droite) iPCA sur une échelle en dB

normales est comparée sur une échelle en dB pour les trois algorithmes afin de comparer l'importance des artefacts d'imagerie et puisque l'amplitude absolue des sources reconstruites avec l'algorithme BF est surestimée. Quoique non présenté ici, le champ de vitesse absolu calculé à l'aide de PI_{SVD} est du bon ordre de grandeur, mais moins robuste que iPCA au bruit et plus sensible au conditionnement du système à résoudre (discuté en Section 4.4.2). En observant la Figure 4.8, il est possible de constater que le bruit de fond est plus élevé pour la cartographie obtenue à partir de l'algorithme BF que celle obtenue avec la PI_{SVD} . L'importance des lobes secondaires obtenus à partir de l'algorithme BF est probablement expliquée par l'hypothèse de source unique sur laquelle est basée la méthode ainsi que par le fait que la fréquence d'opération est supérieure à la fréquence de repliement de l'antenne. En effet, l'importance des lobes secondaires peut être en partie causée par le repliement spatial. De plus, il est possible de constater que les extrémités des deux pistons ne sont pas bien segmentées. En effet, l'amplitude décroît rapidement avec la distance par rapport au centre des pistons, tandis qu'avec les deux autres algorithmes, l'amplitude est un peu plus uniforme sur l'étendue des pistons. Enfin, l'utilisation de la métrique de cohérence de phase pour la redéfinition du domaine d'imagerie à chaque itération résulte en une cartographie plus facile à interpréter. En effet, il est

possible de remarquer que tous les lobes secondaires (présents sur les cartographies de BF et PI_{SVD}) ne figurent pas sur la cartographie obtenue avec l'algorithme suggéré.

4.4.2 Plaque simplement supportée

Dans cette section, la deuxième configuration décrite précédemment est testée. Une plaque d'aluminium simplement supportée est bafflée et positionnée en face de la même antenne régulière (distance inter-microphone de 0.15 m) que celle utilisée à la Section 4.4.1. La largeur de la plaque a est de 0.48 m et la longueur b est de 0.42 m. La plaque est positionnée au centre du domaine d'imagerie de $1.5 \text{ m} \times 1.5 \text{ m}$, encore une fois discrétisé en 51×51 pixels. Un bruit uniformément distribué est ajouté aux signaux simulés, résultant en des SNR de 14 et 20 dB pour les différents cas présentés dans cette section.

Afin de simuler le rayonnement acoustique de cette plaque simplement supportée, la vitesse normale de la structure est calculée par décomposition modale :

$$v(x, y) = \sum_{m=1}^{\infty} \sum_{n=1}^{\infty} u_{mn} \phi_{mn}(x, y) \quad (4.19)$$

où u_{mn} est l'amplitude du mode (m, n) et ϕ_{mn} est la forme du mode (m, n) tel que détaillé dans [88]. Le mode naturel $(2,2)$ a été excité à l'aide d'une force ponctuelle située sur l'un des quatre ventres et la distance entre le plan de microphones et la plaque est de 1.5 m. L'épaisseur h de la structure a été sélectionnée afin que le mode excité soit rayonnant, c'est-à-dire :

$$k_{mn} < k \Rightarrow \sqrt{\left(\frac{m\pi}{a}\right)^2 + \left(\frac{n\pi}{b}\right)^2} < \frac{2\pi f}{c_0} \quad (4.20)$$

$$\Rightarrow f > \frac{c_0}{2\pi} \sqrt{\left(\frac{m\pi}{a}\right)^2 + \left(\frac{n\pi}{b}\right)^2} \quad (4.21)$$

où k est le nombre d'onde acoustique et $m = n = 2$ pour le mode $(2,2)$. Pour une épaisseur de $h = 0.02 \text{ m}$, la fréquence naturelle de 1960 Hz est obtenue en

utilisant la relation suivante [88] :

$$f_{nat} = \frac{1}{2\pi} \sqrt{\frac{B}{h\rho}} \left(\left(\frac{m\pi}{a} \right)^2 + \left(\frac{n\pi}{b} \right)^2 \right) \quad (4.22)$$

où ρ est la masse volumique de la structure et B est le coefficient de rigidité de flexion de la plaque. Ainsi, le mode est rayonnant puisque cette fréquence est supérieure à la fréquence critique définie à l'Équation 4.20 de 1085 Hz. Si le mode n'était pas rayonnant, la technique d'imagerie basée sur la mesure d'antennerie n'aurait permis que la reconstruction des régions rayonnantes (bords ou coins par exemple). Pour le reste de cette section, la fréquence d'observation est donc fixée à 1960 Hz, soit la fréquence naturelle du mode (2,2) de cette structure.

En faisant une fois de plus appel à l'Équation 4.18, on trouve une fréquence minimale de repliement de $f_{\text{repliement}} = 1360$ Hz en considérant la paire microphone/source monopolaire la plus distancée. Toutefois, comme pour le cas des pistons, pour plusieurs paires microphone/source active, la fréquence de repliement est supérieure à la fréquence considérée de 1960 Hz. En effet, le cas extrême où la source est en champ très lointain ($\theta = \pi$) résulte en une fréquence de repliement de $f_{\text{repliement}} = 2287$ Hz.

Afin d'illustrer l'efficacité du processus de rejet de pixels, la Figure 4.9 présente le domaine d'imagerie conservé (pixels colorés) pour différentes itérations ($i=1,5,10$ et 18). Il est possible d'observer qu'à la première itération, les quatre

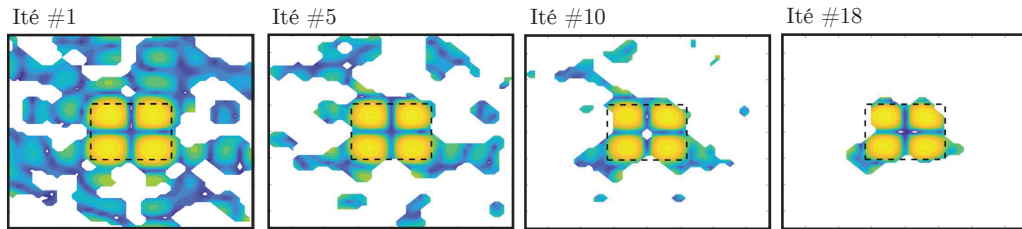


Figure 4.9: Pixels rejetés (régions blanches) en fonction des itérations

ventres du mode naturel (2-2) sont un peu excentrés et s'étendent à l'extérieur de la plaque (région identifiée par le trait pointillé). Toutefois, on remarque qu'avec les itérations, les quatre ventres se resserrent vers le centre de la plaque. En effet, à la

dernière itération (Ité #18), les quatre ventres sont entièrement compris à l'intérieur du trait pointillé. De plus, le nombre de pixels conservés vers les dernières itérations se rapproche du nombre de points de mesure, se traduisant par une solution moins sensible au bruit. La Figure 4.10 présente la grandeur du champ de vitesse normale (normalisée) reconstruit à partir des algorithmes BF, PI_{SVD} et iPCA respectivement pour des signaux avec un SNR de 14 dB. blue

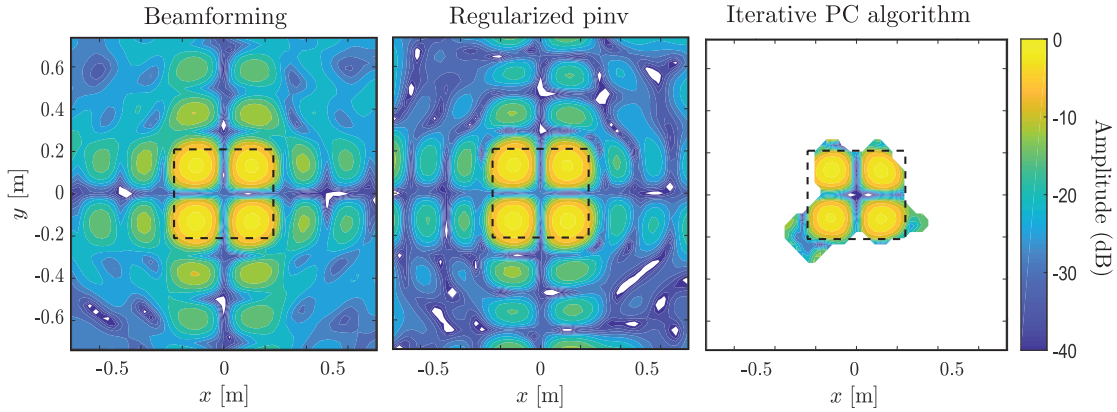


Figure 4.10: Amplitude de la vitesse normale en dB obtenue à partir des algorithmes (gauche) BF, (centre) PI_{SVD} et (droite) iPCA pour le cas de la plaque simplement supportée

Tout comme pour le cas des pistons présenté en Section 4.4.1, il est possible de remarquer qu'à l'exception de quelques pixels, la majorité des pixels conservés sont compris dans l'étendue de la structure vibrante. En effet, les points du plan source n'étant pas associés à une source active de bruit ont été rejetés du système d'équations à l'aide de la métrique de PC. Conséquemment, la cartographie obtenue à l'aide de l'algorithme iPCA affiche une meilleure dynamique que les cartographies obtenues avec les deux autres approches. De plus, les lobes secondaires présents sur les cartographies obtenues avec les algorithmes BF et PI_{SVD} ne figurent pas sur la cartographie obtenue à l'aide de iPCA, ce qui facilite son interprétation. Une cause potentielle pouvant expliquer le rejet de pixels compris dans la région de la structure vibrante (près des bords) est probablement la discrétisation grossière du domaine d'imagerie. En effet, pour la reconstruction, la division du domaine d'imagerie en 2601 pixels (51×51) assure que la distance entre deux monopoles (pixels) est

inférieure la moitié de la longueur d'onde acoustique ($kdx = kdy \approx 1.1$), mais une discrétisation plus fine devrait résulter en une approximation plus juste ($kd \ll \pi$). Toutefois, un compromis doit être fait entre le nombre de monopoles considérés pour la reconstruction et le conditionnement du problème. En effet, lorsque le nombre de pixels augmente, l'approximation de la source réelle par la superposition de sources monopolaires devient plus juste, mais le conditionnement du problème se détériore (nombre de mesures \ll nombre d'inconnues).

Afin de démontrer que le domaine d'imagerie réduit considéré avec l'algorithme iPCA améliore le conditionnement du problème et diminue la sensibilité de la solution face au bruit, la Figure 4.11 compare les puissances acoustiques calculées à partir des champs de vitesses reconstruits à l'aide de PI_{SVD} et de iPCA pour différentes configurations. En effet, voici les trois différentes configurations considérées pour les Figures 4.11(a-b-c) respectivement :

- Antenne positionnée à $z_m = 0.8$ m et SNR de 20 dB ;
- Antenne positionnée à $z_m = 0.8$ m et SNR de 14 dB ;
- Antenne positionnée à $z_m = 1.5$ m et SNR de 14 dB.

En résumé, le bruit augmente entre la configuration a et la configuration b, et le nombre de conditionnement augmente de la configuration b vers la configuration c. En observant la Figure 4.11(a), on remarque que les deux algorithmes permettent de bien évaluer la puissance rayonnée par la source et que l'algorithme itératif iPCA converge en moins de cinq itérations. Concernant la Figure 4.11(b), on remarque que l'augmentation du bruit se traduit par une erreur de reconstruction un peu plus grande par l'algorithme PI_{SVD} . Aussi, l'algorithme iPCA prend quelques itérations de plus avant de converger vers une valeur, mais se stabilise précisément sur la valeur théorique. Enfin, pour la dernière configuration, tel que décrit dans [84], l'augmentation de la distance entre le plan source et le plan de mesure se traduit par un nombre de conditionnement plus grand et une plus grande sensibilité au bruit lors de l'inversion. En effet, tel que présenté sur la Figure 4.11(c), la valeur calculée à partir de PI_{SVD} s'éloigne davantage de la valeur théorique lorsque comparée

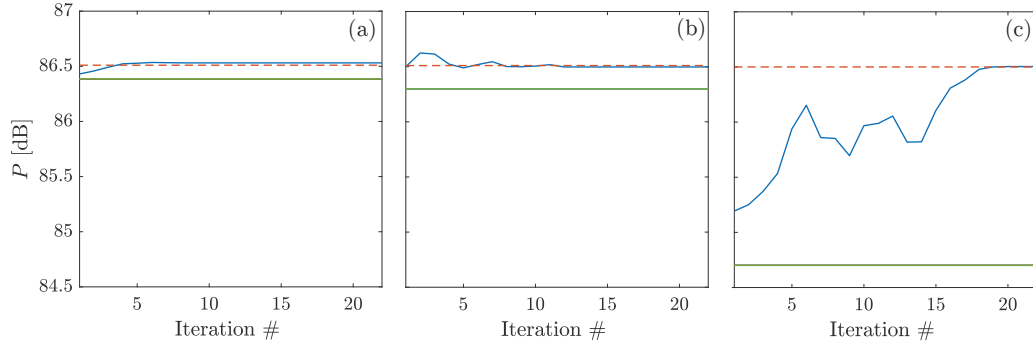


Figure 4.11: Puissance acoustique rayonnée estimée à partir des algorithmes PI_{SVD} (trait vert), iPCA (trait bleu) ainsi que la valeur exacte (trait pointillé orange) pour les trois différentes configurations : (a) SNR=20 dB et $z_m = 0.8$ m, (b) SNR=14 dB et $z_m = 0.8$ m et (c) SNR=14 dB et $z_m = 1.5$ m

avec la configuration b. Cette observation est aussi valable pour la reconstruction obtenue à la première itération avec iPCA. Toutefois, grâce à la métrique de PC et au processus de rejet de pixels, le nombre de conditionnement diminue avec les itérations et la sensibilité au bruit diminue avec les itérations. Ainsi, l'algorithme réussit à converger précisément sur la valeur théorique.

Dans le prochain Chapitre, le filtre $PC(s)$ est adapté à l'imagerie de sources transitoires. Ainsi, la cohérence de phase sera utilisée afin de raffiner le domaine d'imagerie dans l'espace, mais aussi dans le temps.

5

Utilisation de la phase pour l'imagerie de sources de bruit transitoires

Sommaire

5.1	Présentation du premier article	82
5.2	Abstract	85
5.3	Introduction	85
5.3.1	Acoustic imaging	86
5.3.2	Phase coherence	87
5.4	Phase-coherence based time-domain algorithm	88
5.5	Numerical validation	94
5.6	Experimental validation	99
5.6.1	General setup	99
5.6.2	Optical deflectometry	100
5.6.3	Microphone array measurements	100
5.7	Experimental results	101
5.8	Conclusion	105

5.1 Présentation du premier article

Contribution à la thèse

Dans le chapitre précédent, un algorithme d'imagerie basé sur un filtre de cohérence de phase a été présenté pour la reconstruction de sources harmoniques étendues. La bonne performance de cette méthode est principalement liée au processus itératif de rejet de pixels associés à une faible cohérence de phase. Tel que présenté au Chapitre 4, l'identification de la phase de sources élémentaires de type monopole est intuitive et directe en régime harmonique. En effet, sous l'hypothèse de propagation linéaire et en s'appuyant sur le principe de superposition, les deux seuls phénomènes physiques affectant le contenu de phase sont : le temps de vol (la propagation) et les déphasages entre les différents monopoles (la source elle-même). La propagation étant simple, l'identification de la phase de chaque monopole était directe. Toutefois, le problème se complique lorsque la source de bruit à caractériser varie dans le temps. En effet, en régime transitoire :

- L'amplitude de chaque monopole peut varier dans le temps ;
- Un contenu fréquentiel large bande s'impose ;
- Il y a ambiguïté sur le sens physique de la phase ;
- Une formulation directe basée sur le principe de superposition équivalent à celui présenté au Chapitre 4 se traduit par d'imposants systèmes linéaires puisque le calcul doit s'effectuer sur une plage temporelle, avec un pas donné.

Effectivement, étant donné le caractère transitoire des sources à caractériser, une formulation dans le domaine temporel doit considérer que chaque monopole peut contribuer au champ de pression mesuré à chaque microphone à différents instants. Ainsi, une représentation naïve du système basée sur le principe de superposition doit prendre en compte que chaque mesure microphonique instantanée provient de la superposition des ondes émises par tous les monopoles du domaine d'imagerie (comme au Chapitre 4) à des instants différents. L'objectif de l'article présenté dans ce chapitre-ci est donc de proposer une méthode utilisant la cohérence de phase pour réduire au minimum le nombre d'inconnues du système et ainsi permettre

l'identification du champ vibratoire d'une structure étendue en régime transitoire.

Titre tel que publié :

Time domain imaging of extended transient noise sources using phase coherence

Titre en français

Utilisation de la cohérence de phase pour l'imagerie de sources de bruit transitoires étendues dans le domaine temporel

Auteurs et affiliation

M. Bilodeau : étudiant au doctorat, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

N. Quaegebeur : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

O. Robin : professionnel de recherche, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

P. O'Donoghue : étudiant au doctorat, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

P. Masson : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

A. Berry : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Date d'acceptation

5 septembre 2019

État de l'acceptation

version finale publiée

Revue

The Journal of the Acoustical Society of America : Special Issue on Acoustic Source Localization

Référence

Bilodeau, M., Quaegebeur, N., Robin, O., O'Donoghue, P., Masson, P., and Berry, A. (2019). “ Time domain imaging of extended transient noise sources using phase coherence,” *J. Acoust. Soc. Am.* 146(6), 4851–4859.

Résumé en français

Un algorithme d'imagerie acoustique est proposé pour la reconstruction de sources de bruit transitoire dans le domaine temporel. Typiquement, en imagerie acoustique, la reconstruction des sources de bruit se fait dans le domaine fréquentiel en raison de la grande taille des systèmes à inverser, lorsque formulés dans le domaine temporel. Basée sur le principe de cohérence de phase jusqu'à maintenant utilisé en imagerie ultrasonore et en traitement d'images, la première étape de l'algorithme propose une métrique sur la phase qui permet de rejeter les pixels qui ne sont pas susceptibles de contribuer au champ de pression mesuré. Cela se traduit par une réduction de la taille du système à résoudre ainsi que par un problème mieux conditionné. Dans la deuxième étape de l'algorithme, le problème inverse est résolu en utilisant la régularisation de Tikhonov conjointement avec la validation croisée généralisée pour extraire le champ de vibration contenu dans le domaine d'imagerie. Deux cas de test sont considérés : un piston bafflé en simulation ainsi qu'un panneau soumis à un impact mécanique dans des conditions anéchoïques. Le champ de vibration réel du panneau est mesuré avec une technique optique de référence. Dans les cas numériques et expérimentaux, le champ de vibration reconstruit à l'aide de l'approche proposée se compare bien avec leur référence respective. Les résultats confirment que les excitations transitoires peuvent être localisées et quantifiées avec l'approche proposée, contrairement à l'approche par formation de voies classique qui surestime considérablement l'amplitude du champ vibratoire.

5.2 Abstract

An acoustic imaging algorithm is proposed herein for transient noise source time reconstruction. Time domain formulations are not well suited for acoustic imaging because of the size of the resulting system to be inverted. Based on the phase coherence principle widely used in ultrasound imaging and image processing, the first step of the algorithm consists in proposing a phase coherence metric used to reject pixels that are unlikely to contribute to the radiated sound field. This translates in a reduction of the domain size and ill-posedness of the problem. In the second step, the inverse problem is solved using the Tikhonov regularization and the generalized cross-validation to extract the vibration field on the imaging domain. Two test cases are considered : a simulated baffled piston and a panel submitted to a mechanical impact in anechoic conditions. The actual vibration field of the panel is measured with an optical technique for reference. In both numerical and experimental cases, the reconstructed vibration field using the proposed approach compares well with their respective reference. The results confirm that transient excitations can be localized and quantified with the proposed approach, in contrast with the classical time-domain beamforming that dramatically overestimates its magnitude.

5.3 Introduction

The identification of acoustic sources in terms of location and magnitude is a wide branch of engineering acoustics. A complete field of research related to the imaging and characterization of noise sources has indeed emerged in the past decades [1]. While stationary noise sources can be effectively identified with measurements made using a sound intensity probe (sound intensity mapping) [89] or a microphone array (beamforming, acoustic holography) [90], the time reconstruction of transient noise sources is a more challenging problem. Indeed, among the three named methods, only the latter can be used for time reconstruction of transient sources.

Impacts or squeal noise are common in industrial environments and can be especially harmful for workers. The characterization and explanation of the physics

behind transient noise sources is specifically of great interest in the construction and transportation domains, where impacts and unsteady excitation sources such as turbulent flows are common.

5.3.1 Acoustic imaging

Many approaches based on microphone arrays have been proposed in order to improve spatial resolution and dynamic range as required to accurately characterize multiple point-like noise sources. A recent unified formalism is proposed in a review paper in order to objectively compare the most commonly used techniques [18].

Among the techniques proposed in the literature to reconstruct time varying structural vibration fields, Near-field Acoustical Holography (NAH)[38, 91], Time Reversal (TR) [92] approaches and direct beamforming techniques such as Delay-and-Sum (DAS) [93] are the most widely used. Although novel NAH sparse methods result in a reduced number of microphones needed for equivalent source reconstruction resolutions, the microphone arrays need to be placed in the vicinity of the source plane to allow for evanescent waves measurement [39]. Depending on the application, this proximity with the noise source cannot always be achieved. Moreover, curved structures are still challenging for NAH methods since they require curved microphone arrays and more complex signal processing [94]. The DAS algorithm has a low computational cost but cannot be used for spatially extended vibration sources since velocity reconstruction at a given source point (hereafter called "pixel") is generally obtained under the hypothesis that this pixel behaves as the only radiating point source. Consequently, DAS is not suited for continuous noise source characterization and is mostly used as a qualitative tool for noise source localization. On the other hand, even though TR techniques are proven useful to reconstruct noise sources in complicated propagation environments, they are computationally intensive for many applications (absence of flows, absence of scattering elements, free-field, etc.) [95]. Thus, the development of time-domain algorithms for the identification of transient sources is still relevant and is particularly of interest for the transportation industry. Before tackling the problem of time

domain noise source reconstruction in complex environments, the Phase Coherence (PC) principle is to be applied to the case of extended noise source reconstruction in free-field.

5.3.2 Phase coherence

As early as forty years ago, the importance of phase in signals was exploited by researchers in optics and image processing [96, 97]. For example, it is now well known that most of the information contained in a grayscale image lies in the phase and not the amplitude of grey levels, contrary to what one would intuitively think [98].

Although used for decades in image processing, the idea of mainly exploiting the phase content of the acoustic signals has only been recently applied in the ultrasound imaging field [66] and is known as Phase Coherence Imaging (PCI). PCI uses the phase measured by a receiver array to define a coherence factor ($0 \leq F \leq 1$) that represents the similitude of the phase measured at all receivers, and thus the likelihood of a source (or reflector) at the considered position [67]. The most employed coherence factors are the Circular Coherence Factor (CCF), the Phase Coherence Factor (PCF), the Sign Coherence Factor (SCF), all defined as functions of the instantaneous phase, its variance and standard deviation calculated among all receivers [67]. Even though the concept of instantaneous phase might be ambiguous in the time domain, it is well known that steep changes in instantaneous phase (subsequent time samples) contain much information on the propagation medium. Already used in Non Destructive Evaluation (NDE) and in medical imaging, PCI is a promising imaging technique for increasing both the dynamic range and image resolution [66, 68].

In the audible acoustic range, recent work using the Generalized Cross Correlation (GCC) and Steered Response Power (SRP) algorithms shows that the use of the Phase Transform (PHAT) results in an increased resolution and dynamic range at the cost of the loss of information on the magnitude of the signals normally used for absolute sound pressure level reconstruction [45, 50]. The few acoustic imaging

algorithms that use phase filtering in the literature have either been developed in the frequency domain, or are not well suited for time domain reconstruction of transient or unsteady events [82, 99].

The present work proposes a time domain imaging algorithm that allows for vibration reconstruction of an extended source based on the concept of Phase Coherence (PC). Section 5.4 presents the proposed algorithm and the framework used throughout the paper. Section 5.5 reports a numerical validation of the algorithm using the test case of a transient radiating baffled piston. An experimental validation is presented in Section 5.6, where the proposed algorithm is compared with the standard DAS method and validated using direct optical deflectometry measurements for the reconstruction of the time dependent normal acceleration of an impacted simply-supported panel.

5.4 Phase-coherence based time-domain algorithm

A planar, regular array of M microphones is positioned at $z = z_m$ above an imaging plane located at $z = z_0 = 0$, as depicted in Figure 6.1. It is assumed that the microphone array is large enough to measure most of the radiated acoustic energy by the noise source. The imaging plane is discretized into N elemental sound radiating elements of identical areas (A_e).

Under the hypothesis that the length of each square element is smaller than half of the smallest structural wavelength considered, each sound radiating element can be seen as a discrete source monopole centered at the middle of each pixel and the measured sound pressure at microphone m can be approximated by :

$$P_m(t) = \rho_o A_e \sum_{n=1}^N \frac{\delta(t - R_{mn}/c)}{2\pi R_{mn}} \star a_n(t), \quad (5.1)$$

where \star is the temporal convolution operator, ρ_o is the density of the acoustic medium, R_{mn} is the Euclidean distance between microphone m positioned at $[x_m, y_m, z_m]$ and source monopole n positioned at $[x_n, y_n, z_0]$, c is the sound velocity in air and $a_n(t)$ is the normal acceleration of the source monopole n .

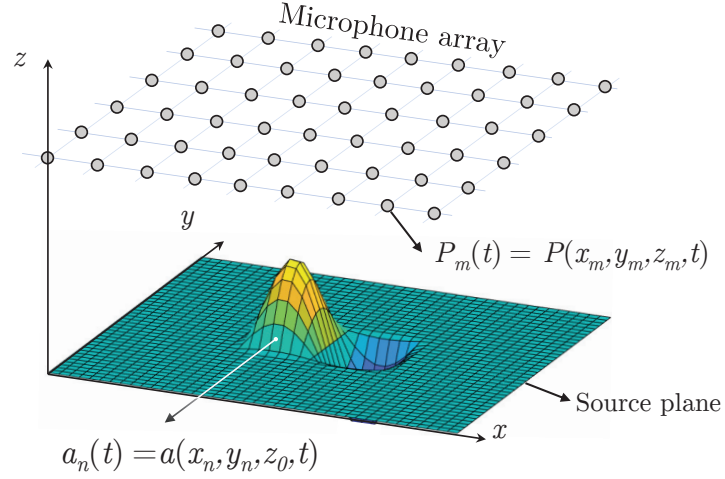


Figure 5.1: System considered, where the acoustic pressure P_m is measured over a regular microphone array above an imaging domain that contains a planar acceleration source distribution $a_n(t)$.

In order to express a coherence metric for the reconstruction of a time dependent extended acceleration source, the contribution of the pixel n to the sound pressure at microphone m is first rewritten from Eq. (5.1) as \mathbf{P}_{mn} :

$$\mathbf{P}_{mn} = \mathbf{g}_{mn} \mathbf{a}_n \quad (5.2)$$

where :

$$\mathbf{P}_{mn} = \begin{bmatrix} P_{mn}(t_0) \\ \vdots \\ P_{mn}(t_{K-1}) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{a}_n = \begin{bmatrix} a_n(t_0) \\ \vdots \\ a_n(t_{K-1}) \end{bmatrix} \quad (5.3)$$

with $t_i = t_0 + i\Delta t$ is the discrete time, with the period Δt defined by the inverse of the sampling frequency f_s , and where the time span $(t_{K-1} - t_0)$ contains all K time samples from the first noise event to the last time sample measured with the array. It is thus assumed that t_0 is identified in post processing or directly obtained using any triggering method. In Eq. (5.2), the term \mathbf{g}_{mn} is a real valued $K \times K$ sparse matrix whose non-zero diagonal starts at row $L_{mn} = \lfloor R_{mn}/(c\Delta t) \rfloor$

in which $[\dots]$ is the rounding operator :

$$\mathbf{g}_{mn} = \frac{\rho_0 A_e}{2\pi R_{mn}} \left[\begin{array}{c|c} 0_{(L_{mn}, K-L_{mn})} & 0_{(L_{mn}, L_{mn})} \\ \hline \mathbb{I}_{(K-L_{mn}, K-L_{mn})} & 0_{(K-L_{mn}, L_{mn})} \end{array} \right] \quad (5.4)$$

where 0 and \mathbb{I} denote the null and identity matrices. The emptiness of the upper part of \mathbf{g}_{mn} and its diagonal structure shown in Eq. (5.4) is explained by the causality between the sources and the measurement. The rounding operator is used to snap the propagation delay R_{mn}/c to the closest time sample. Adding the contribution of the N monopoles sources contained in the imaging domain to the sound pressure at microphone m , one obtains the discrete-time, matrix-vector equivalent of Eq. (5.1) :

$$\mathbf{P}_m = \mathbf{G}_m \mathbf{A} \quad (5.5)$$

where \mathbf{G}_m is a $K \times NK$ matrix and \mathbf{A} is a NK vector defined by :

$$\mathbf{G}_m = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{m1} & \dots & \mathbf{g}_{mn} & \dots & \mathbf{g}_{mN} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{a}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{a}_n \\ \vdots \\ \mathbf{a}_N \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Then, by simply concatenating the linear system given by Eq. (5.5) for all microphones, one can represent the linear system for the whole array as :

$$\mathbf{P} = \mathbf{G} \mathbf{A} \quad (5.7)$$

where \mathbf{P} is a MK vector that denotes the concatenation of pressure signals at

each microphone :

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{P}_m \\ \vdots \\ \mathbf{P}_M \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

In Eq. (5.7), \mathbf{G} is a $MK \times NK$ block-sparse matrix that represents the propagation matrix between the acceleration sources and the sound pressure measurements :

$$\mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{G}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{G}_m \\ \vdots \\ \mathbf{G}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{g}_{11} & \cdots & \mathbf{g}_{1N} \\ \vdots & & \vdots \\ \mathbf{g}_{M1} & \cdots & \mathbf{g}_{MN} \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

The above formulation of Eq. (5.7) is often used in NAH where the spatial discretization of the imaging plane coincides with the spatial discretization of the microphone array, helping with the conditioning of \mathbf{G} [38, 84]. However, in the current case, the under-determination of the linear problem in Eq. (5.7) results in an ill-posed problem in the sense of Hadamard. As an order of magnitude, for a 121 microphone array, a 1000 pixel reconstruction grid and 500 time samples, the dimensions of \mathbf{A} and \mathbf{G} are $[500\ 000 \times 1]$ and $[60\ 500 \times 500\ 000]$ respectively, which requires a system shrinking phase prior to the imaging (inversion). Indeed, the size reduction of \mathbf{A} could help reduce the ill-posedness of the underdetermined system and also accelerate the solution computation through the reduction of the dimensions of \mathbf{G} .

Similar to the PC filters used in ultrasound imaging, a statistical metric can be defined based on the coherence of the instantaneous phase of the M acoustic

pressure signals measured at time sample t_i for pixel n :

$$PC(n, t_i) = \left| \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{\tilde{P}_m(\tau_{mn}^i)}{R_{mn}} \right| \quad (5.10)$$

where $\tau_{mn}^i = t_i + R_{mn}/c$ is the advanced time and $\tilde{z} = z + jH(z)$ is the analytic representation of $z(t)$ in which $j = \sqrt{-1}$ and $H(\cdot)$ is the Hilbert transform operator. No noise is introduced in the model considered herein since it is naturally filtered by this PC metric. Analogously to the CCF, PCF and SCF presented in Section 6.3, this metric is a statistical representation of the measured phases among the microphones. More specifically, it calculates the average phasor of the analytical signal over the whole microphone array. Although similar to the formulation of a simple DAS, the PC metric results in a more robust to noise method for extended source borders identification because of the strong spatial phase discontinuities at the edges. However, no a priori assumptions are made in the framework of this article. Herein, the choice of the threshold parameter is solely based on empirical reconstruction accuracy tests.

Hence, the first step of the proposed time-domain algorithm is to calculate, at each time and space sample, the phase coherence over the microphone signals using Eq. (5.10). Then the source positions n and time samples t_i corresponding to a phase coherence $PC(n, t_i)$ below a certain threshold are rejected, as they are less likely to contribute to the radiated acoustic pressure field. As schematized in Figure 6.2, the thresholding on the PC is used to notably decrease the number of unknowns to be calculated in the imaging process. The pixel rejection threshold can take into account different parameters such as the computational power available and *a priori* information about the source (position, dimensions, frequency content, etc.).

Following the rejection step, \mathbf{G} can be computed using the remaining pixels and \mathbf{P} can be clipped accordingly in order to keep only the advanced time measurements associated to those pixels. The resulting system can be solved using various regularization approaches. The standard Tikhonov regularization is used herein in order to lower the sensitivity of the solution to noise. Hence, using the well-known solution to the Tikhonov regularization, the acceleration of the pixels of

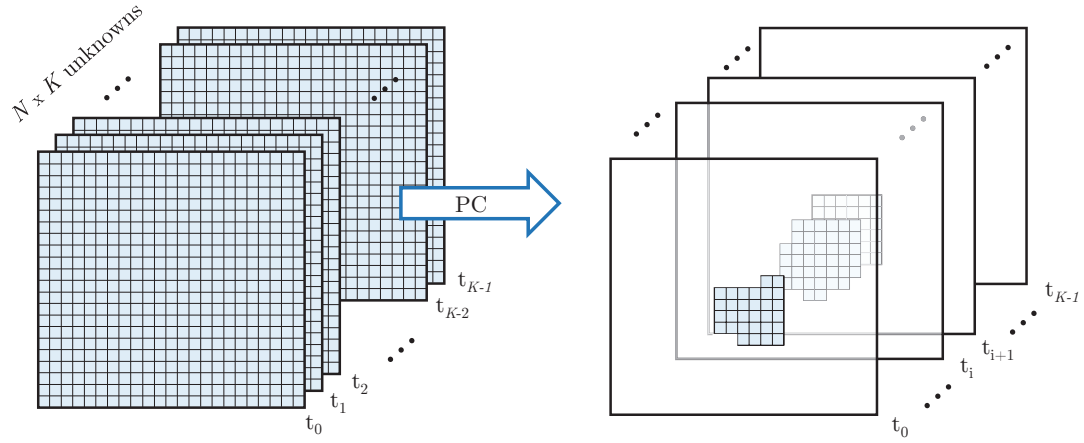


Figure 5.2: Illustration of the effect of the PC threshold on the number of pixels considered in the imaging algorithm.

interest can be calculated from :

$$\underline{\mathbf{A}}_\lambda = \mathbf{G}_\lambda \mathbf{P} \quad (5.11)$$

where $\mathbf{G}_\lambda = (\underline{\mathbf{G}}^H \underline{\mathbf{G}} + \lambda \mathbb{I})^{-1} \underline{\mathbf{G}}^H$, where the underline symbol represents the quantity associated to the reduced domain, $(\cdot)^H$ is the conjugate transpose operator and λ is a positive parameter that accounts for the amount of regularization applied to the solution. The most employed methods to identify the λ value that less penalizes the solution in the least square sense, while still providing a robust solution to noise, are the L-curve and Generalized Cross Validation (GCV) methods [27]. For the configurations considered in the present work, the GCV provided slightly better result than the L-curve and was thus chosen. Hence, the λ value used in Eq. 5.11 is given by the minimization of the following cost function [38] :

$$F(\lambda) = \frac{\| \underline{\mathbf{G}} \underline{\mathbf{A}}_\lambda - \mathbf{P} \|^2}{[\text{Tr}(\mathbb{I} - \underline{\mathbf{G}}^H \underline{\mathbf{G}}_\lambda^{-1})]^2} \quad (5.12)$$

where $\text{Tr}(\cdot)$ represents the trace of a matrix. A way of solving Eq. (5.11), is to decompose $\underline{\mathbf{G}}$ using the Singular Value Decomposition ($\underline{\mathbf{G}} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^H$). Doing so, one can express the solution of Eq. (5.11) in the form $\underline{\mathbf{A}}_\lambda = (\mathbf{V} \mathbf{D} \mathbf{U}^H) \mathbf{P}$ in which \mathbf{D} is a diagonal matrix with elements $D_{ii} = \frac{\sigma_i}{\sigma_i^2 + \lambda^2}$ with σ_i being the singular values of \mathbf{S} .

In the present work, the regularization parameter identification and the resolution of Eq. (5.11) is conducted using the *Regularization Tools* MATLAB toolbox [100]. The resulting Time-Domain Phase Coherence based algorithm (TD-PCa) presented in this section is summarized in Figure 6.3, showing the pixel rejection process and computation of the inverse solution.

5.5 Numerical validation

In order to validate and demonstrate the performance of the TD-PCa described in Section 5.4, a spatially extended transient acceleration source is first considered in this section. Referring to Figure 6.1, a regular square microphone array (11×11 microphones) is located at height $z = z_m$ above the imaging domain into which a square baffled piston is contained. The microphones are distributed over a regular grid with separations between microphones $\Delta x = \Delta y = 0.1$ m, resulting in a $1 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ array with a spatial aliasing frequency of 1 715 Hz. As traditionally considered in NAH, the imaging domain lying at $z = z_0 = 0$ has the same dimensions than the microphone array, although using a much refined mesh compared with NAH. A $0.2 \text{ m} \times 0.2 \text{ m}$ square piston is centered on the imaging domain at point $x = y = z = 0$. The normal acceleration of the piston is described in time by a half-cycle burst with a 1 000 Hz center frequency, resulting in a broadband noise source (see Figure 6.6). The generation, propagation and measurement phases of the simulation are carried out using the time domain acoustic wave field simulation MATLAB Toolbox : *K-wave* [101]. Finally, a random error (uniform distribution of ± 5 mm in the x and y directions) is added to the position of each microphone and a white noise is added to the simulated sound pressure at each microphone, resulting in a signal to noise ratio of 10 dB.

The imaging domain is discretized into a grid of 41×41 source monopoles for a total of 1 681 pixels, and 100 time samples at a sampling frequency of 6 400 Hz, resulting in a vector \mathbf{A} of 16 8100 unknowns. Applying the first step of the TD-PCa presented in Section 5.4, the PC metric can be mapped according to Eq. (5.10). The upper part of Figure 6.4 shows the phase coherence for all the

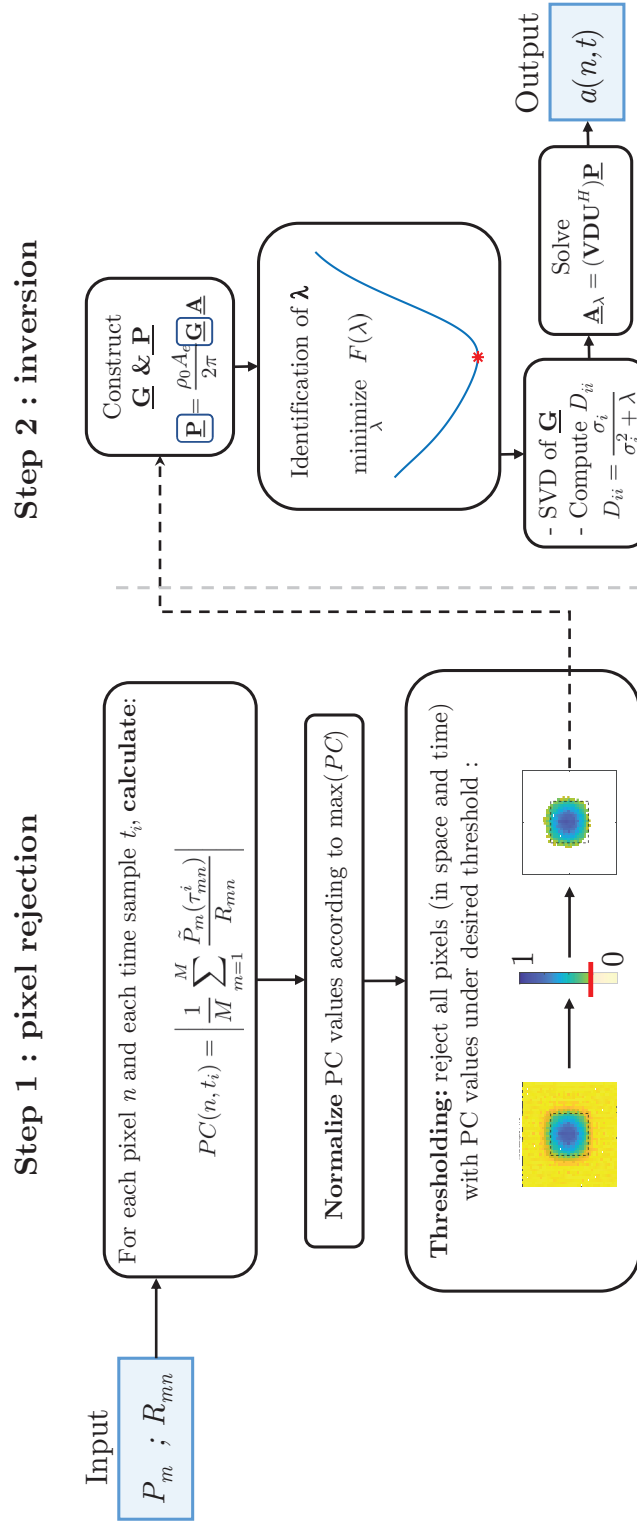


Figure 5.3: (Color online) TD-PCa work flow

pixels and the time sample at which the acceleration is maximal on the piston positioned 1 m away from the array.

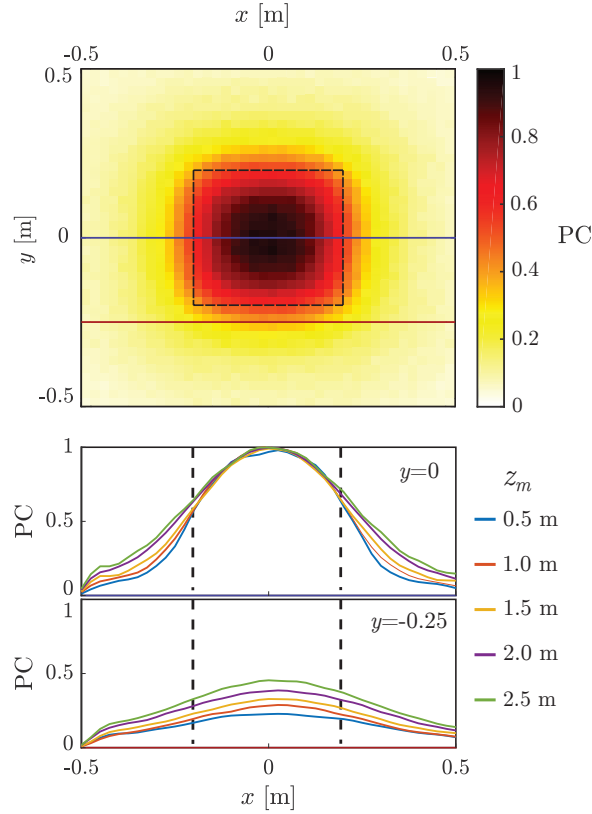


Figure 5.4: (Color online) (Top) Normalized PC cartography for a given snapshot in time and (Bottom) PC profiles for different array positions.

It appears that the normalized phase coherence among the microphones is maximal at the center of the piston and decreases with increasing distance between the considered pixel and the piston's center. Although not shown here, the PC calculated using the mean phasor of the Hilbert transforms (see Eq. (5.10)) is more robust to noise and provides a more uniform coherence distribution than the one calculated using the SCF or the CCF. The bottom part of Figure 6.4 shows profile cuts at $y = 0$ m and $y = -0.25$ m from the PC map for different array positions z_m . From the first profile ($y = 0$), we can see that as the array is moved away from the sound radiating surface, the PC values become larger at all pixel positions. This is due to the fact that as the array gets further away from the source, the difference in propagation paths between each microphone and a given pixel

(R_{mn}) becomes smaller compared to the smallest propagated wavelength. Thus, the acoustic pressure phasors become similar for most pixels. Also, although out of the piston area identified by the black dashed line, the second profile ($y = 0.25$ m) shows a significant coherence on a large part of the profile. This is mainly due to the fact that the PC associated to each monopole (or pixel) is spatially convolved with the point spread function of the array. Moreover, as the distance between the array and the source increases, the evanescent components become highly attenuated and the low frequency components become more important. Consequently, the spatial resolution decreases. Indeed, when a high-pass 4th-order Butterworth filter of 320 Hz cut-off frequency is applied to the measured pressure signals, the PC performs much better to identify the pixels that contribute to the radiated acoustic pressure field, as presented in Figure 6.5.

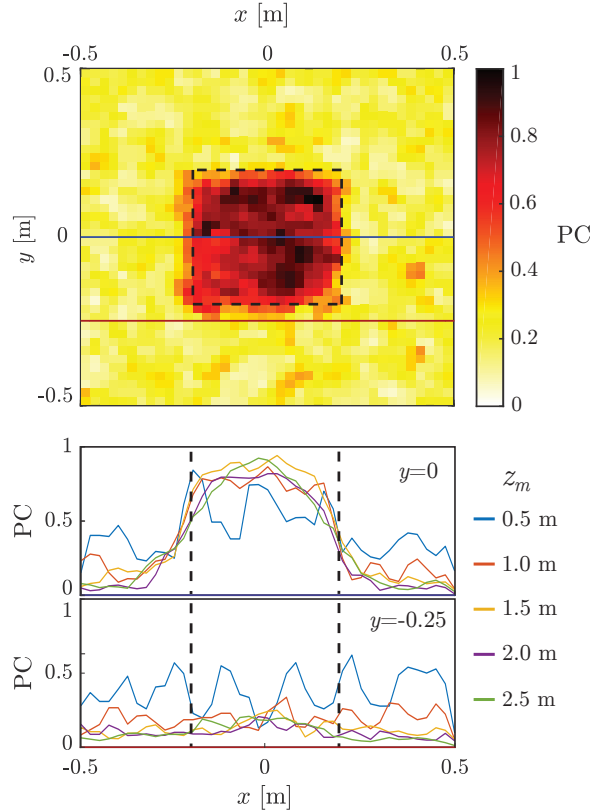


Figure 5.5: (Color online) (Top) Normalized PC cartography for the same snapshot as Figure 6.4 and (Bottom) PC profiles for different array positions for high-pass filtered data.

Furthermore, the two profile cuts in the lower part of Figure 6.5 show that the PC values are in accordance with the theoretical sound radiation region for both profiles provided that the plane separation is larger than $z_m = 0.5$ m. The oscillations observed on the $z_m = 0.5$ m profile come from the fact that, at this array position, near-field components are observed for some frequencies contributing to the measured sound pressure field. At $y = 0.25$ m there is a small coherence among the microphones since the profile is out of the piston area and at $y = 0$ m, the piston borders are well identified by the steep drop in PC. For the sake of generalization, no *a priori* frequency content of the noise source will be assumed in the following. In the present work, the threshold value of $\max(PC(s, t))/3$ was determined empirically as the best trade-off between computational time and imaging accuracy. It is important to note that this threshold value is computer and application dependent. This criterion means that all pixels in space and time that provide an average phasor of less than 33% of the maximum average phasor in space and time will be rejected from the imaging process. This results in a rejection of more than 99% of the unknowns in Eq. (5.1), which leads to a more efficient inversion using Tikhonov regularization. Figure 6.6 compares the normal acceleration reconstructed using the TD-PCa and the real acceleration for two pixels identified by the according color squares in the upper part of the figure. The top graph in Figure 6.6 shows that the time history of the piston's acceleration at both pixels is well recovered using the TD-PCa. Indeed, the reconstructed normal acceleration is in very good accordance with the exact value. However, from the two other graphs in the frequency domain (magnitude and phase content), one can observe some discrepancies. Indeed, in the lower frequencies, a clear DC value is observed when compared with the reference value at 0 Hz. This is explained by the fact that the PC is not null at the few time samples before the first non-zero acceleration value on the piston. This is due to the different sampling rates used for the acquisition and the generation. Moreover, one can observe increasing discrepancies starting at around 2 000 Hz. This can be explained by the spatial aliasing that can occur at the array's Nyquist frequency (around 1 700 Hz). Moreover, the time domain

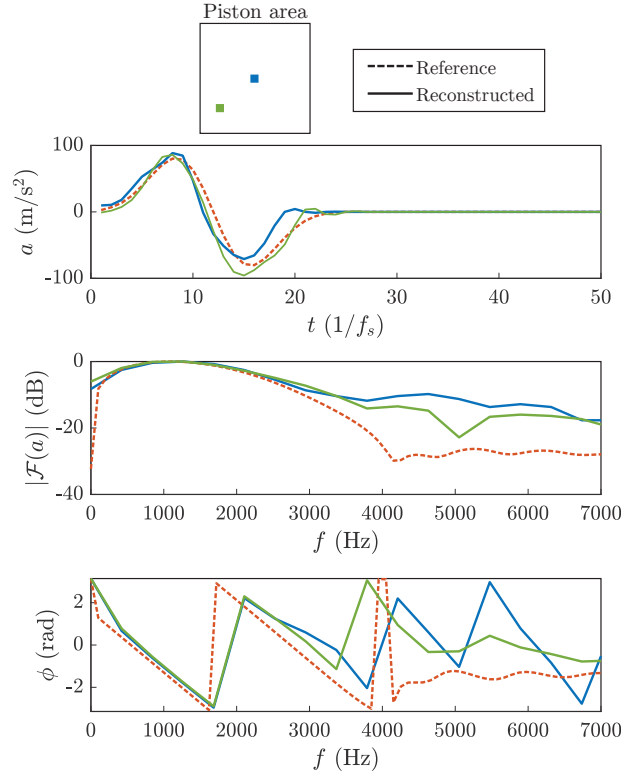


Figure 5.6: (Color online) (Top) Time trace of the reconstructed and real normal acceleration of two piston pixels for 50 time samples, (middle) magnitude (in dB *re* $\max|\mathcal{F}(a)|$) and (bottom) phase content in the frequency domain

discontinuities introduced by the thresholding on the PC might explain part of the high frequency components observed above 3 000 Hz when compared with the reference signal. After validating numerically the TD-PCa for the reconstruction of an extended transient noise source, the algorithm is tested with an experiment.

5.6 Experimental validation

5.6.1 General setup

In order to experimentally validate the TD-PCa for transient source reconstruction, a baffled simply-supported panel is considered in anechoic conditions. The aluminum panel has dimensions of 48 cm \times 42 cm, a thickness of 3.2 mm and simply-supported boundary conditions are achieved using a dedicated procedure

[102]. As a way to ensure repeatable excitation, the drop of a pendulum (consisting of a metallic sphere at the end of a nylon string) is triggered using an electromagnet in order to create a point-like impact. A slow-motion video showing the repeatability of the impact on the panel using a high speed Fastcam Mini AX200 Photron camera at 6 400 frames per second is accessible online.

Two sets of measurements were conducted. First, an optical deflectometry measurement using a high-speed camera is used as the reference measurement (ground truth). Following the deflectometry measurement, a 121 microphone array is used to measure the sound pressure field required for the reconstruction using the TD-PCa.

5.6.2 Optical deflectometry

The deflectometry technique using a high speed camera is an emerging method used to perform full-field vibration measurements and is especially suited for studying transient phenomena [103-105]. A typical laboratory implementation is depicted in Figure 6.7. Deflectometry provides a measurement of local bending slopes in both x and y directions, estimated from the deformation of a 2D-grid image that is observed by specular reflection over the target plane structure, here the panel. The most important technical constraint is that the structure under test must have a mirror-like finish to satisfy the assumption of specular reflection. In Figure 6.7, a high-speed camera records the reflected images of the 2D-grid over the panel surface (at rest and then under mechanical impact) with a sampling frequency of 6 400 frames per second. Using simple image processing steps, the x and y bending slope field is extracted over the panel area on a total number of 35 024 points (199×176) with a spatial resolution of 2 mm in both directions. The transverse acceleration field is then deduced from bending slopes by spatial integration and second order time differentiation [106].

5.6.3 Microphone array measurements

As shown in Figure 6.7, a 11×11 microphone array, with identical sampling parameters to those considered in the numerical validation, is mounted in front of

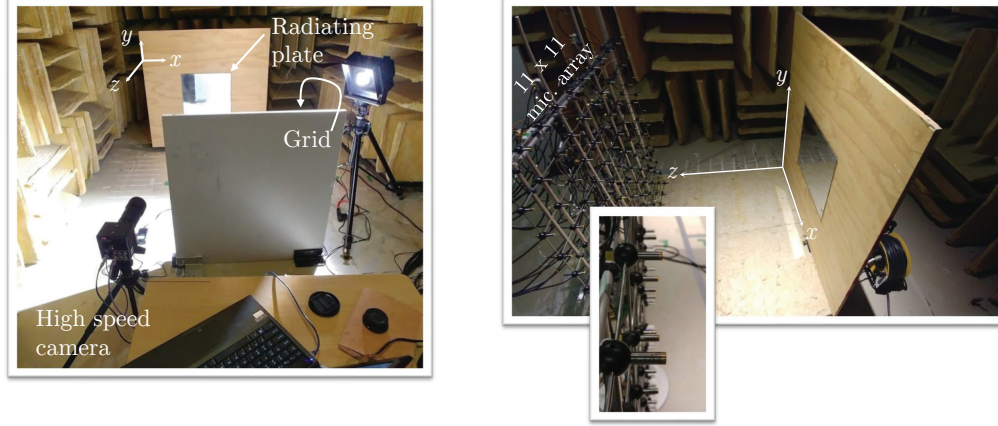


Figure 5.7: (left) Optical deflectometry setup and (right) microphone array configuration for the measurement of the deformations and radiated sound field generated from the impact.

the simply-supported baffled panel. The microphones are 1/4 in. Brüel & Kjaer 4957 and the acquisition is performed using a 132 channel Brüel & Kjaer front end. As for the deflectometry measurements, a sampling frequency of 6 400 Hz is used and the excitation is triggered using an electromagnet to drive the pendulum launch. For all the results shown in Section 5.7, the microphone array is placed at a distance $z_m = 0.8$ m away from the panel. The value of z_m is selected to ensure that most of the radiated energy is captured by the array.

5.7 Experimental results

For the sake of validation and comparison, the TD-PCa reconstruction of the normal acceleration is compared with the direct deflectometry measurement and with the DAS output in Figure 6.9 for four different snapshots in time, namely t_1 , t_2 , t_3 and t_4 . Since no precise time triggering is used for synchronizing optical and array measurements, t_1 corresponds to the impact snapshot and all following time-frames (t_2 , t_3 and t_4) are separated by $2\Delta t \approx 0.3$ ms. The formulation used for reconstruction of surface acceleration $a(n, t)$ using the DAS technique is given by :

$$a(n, t) = \frac{2\pi}{\rho_0 A_e M} \sum_{m=1}^M R_{mn} P_m(t - R_{mn}/c). \quad (5.13)$$

The extent of the aluminium panel is represented by the black dashed box in all the source imaging maps. The deflectometry measurement results are provided in the upper part of Figure 6.9 and, given its refined spatial sampling, the impact of the panel is more clearly visualized. Indeed, through the four time-frames, it is possible to observe at the successive snapshots, the location of the impact, the propagation of flexural waves and their reflection by the panel edges. Note that no interpolation or smoothing is used in these measurements.

The second row in Figure 6.9 shows the TD-PCa reconstruction of normal acceleration, where many similarities with the deflectometry results can be observed. First, on all four time-frames, the same absolute color scale was used for the deflectometry and TD-PCa results ($\pm 400 \text{ m/s}^2$) such that TD-PCa allows for a quantitative estimation of the normal acceleration. Despite the lower spatial resolution, the localization of the impact in the t_1 time-frame is in very good agreement with that of the deflectometry. Also, although some of the pixels kept by the imaging algorithm are located outside of the panel, most of them are close to the panel domain. A closer examination at frame t_2 reveals that the maximum (red spot) is well located, but also that some parts of the flexural wave surrounding the impact (grey and yellow regions in the upper right corner) match well with the reference measurement. In the time-frame t_3 , it is also possible to note that the interactions with the edges of the panel are similar to that of the deflectometry and that a minimum is now visible at the impact location, although its absolute value is underestimated. In the time-frame t_4 , a zero is observed at a similar position in the acceleration map (close to the impact region) and a positive wavefront propagating toward the bottom left of the panel is also observed. The lack of precise time synchronization between the deflectometry and TD-PCa results may provide further explanations for the differences between both imaging results.

Finally, the results obtained using the DAS algorithm are given in the bottom row of Figure 6.9. The first major difference with the TD-PCa is that, since the DAS algorithm is based on the single-element radiation hypothesis, the absolute value

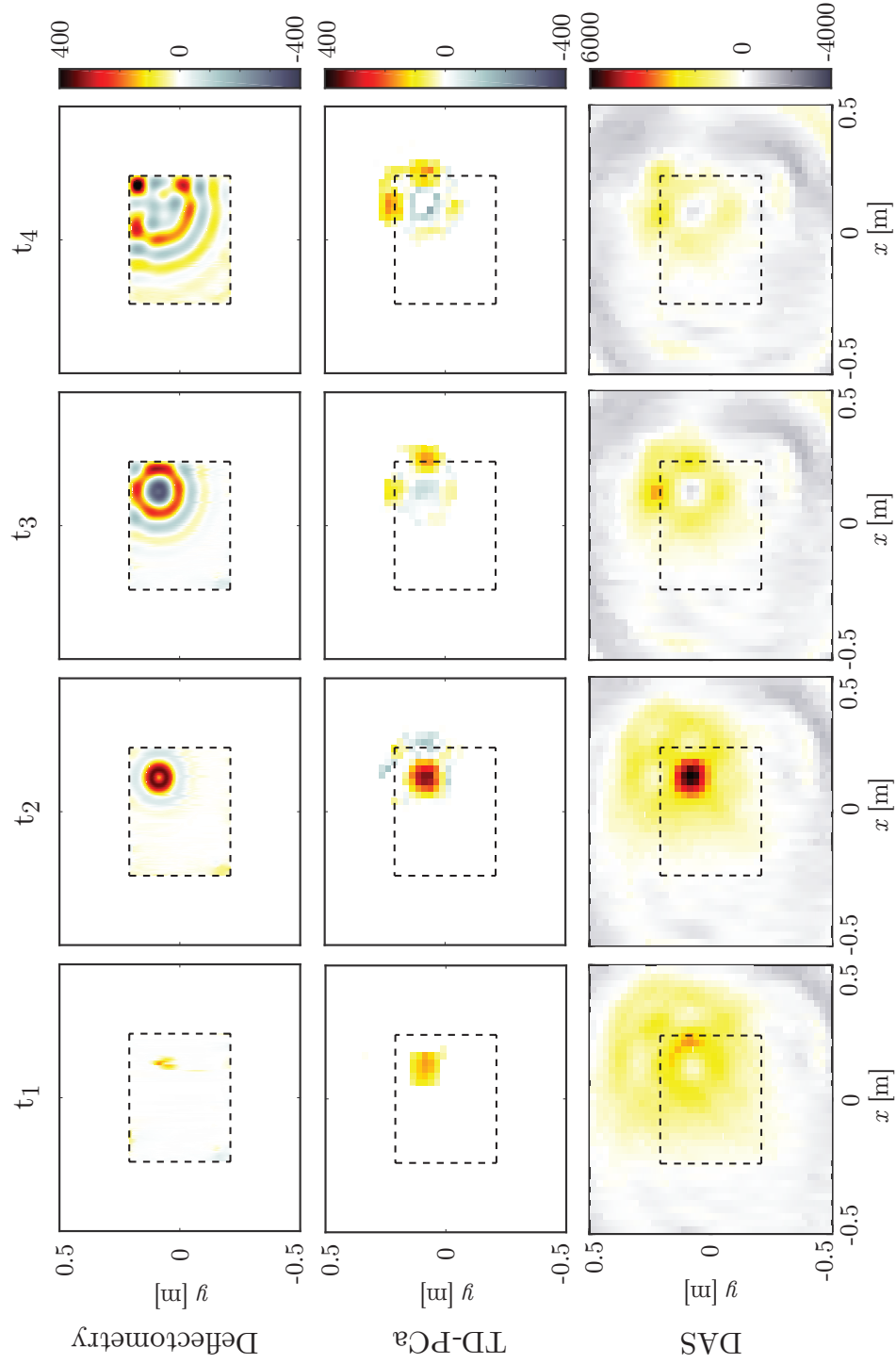


Figure 5.8: (Color online) (Top) Defectometry measurement of the normal acceleration of the simply-supported panel; (middle) reconstruction using the TD-PCa and (bottom) output of a standard DAS algorithm.

of the reconstructed acceleration field is highly biased with an amplitude factor exceeding 10 between reconstructed and actual accelerations values. This confirms that for such transient source imaging, the DAS can only be used for quantitative purposes using a relative scale. Also, the flexural waves and the interactions with the edges of the panel cannot be clearly perceived as with the TD-PCa. The second major difference to be observed is that many imaging artifacts appear in the DAS imaging results. Indeed, the pixel rejection process based on the PC is useful in the sense that it not only results in a solvable inverse problem, but it also cleans the map from side lobes. Consequently, the maps are easier to interpret since only the relevant information is shown and all the rejected pixels are forced to a zero acceleration value.

As a last validation, Figure 5.9 compares the measured and reconstructed acceleration of the pixel closest to the impact position for 30 consecutive time steps. This is the sole pixel considered for the time reconstruction since the PC quickly drops below the threshold for the pixels farther from the impact. This effect can be observed in the middle part of Figure 6.9. Figure 5.9 shows that the TD-PCa successfully estimates the acceleration history at the point of impact. The two curves have similar trends over the 30 snapshots. After those 30 snapshots, the two methods cannot be further compared since most of the pixels are rejected in the TD-PCa. This is expected since the sound pressure radiated from the impact only lasts a few milliseconds. The strong discrepancies between the amplitude of two frequency spectra might be explained by the fact that the normal acceleration generated using the controlled pendulum contains important frequency components above the array's Nyquist frequency (1 700 Hz). Also, it can be seen that the phase content of the reconstruction is in very good accordance with the reference measurement. The clear gap between the amplitude content of the spectra, combined with the good phase agreement strongly supports the idea that most of the content in signals and images is contained in the phase of the frequency spectra [98].

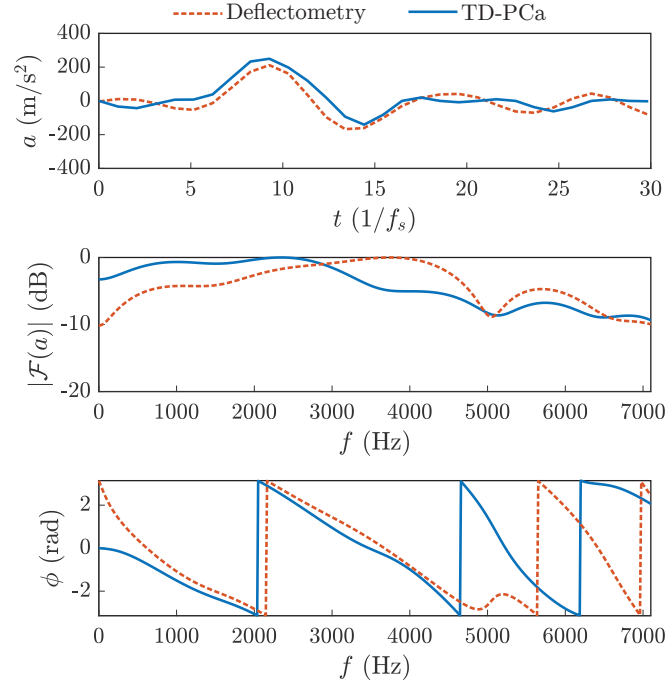


Figure 5.9: (Color online) Time trace of the acceleration at a pixel close to the impact position.

5.8 Conclusion

In this paper, a time-domain algorithm is presented for the reconstruction of the acceleration field of noise sources in free field. The TD-PCa is based on the phase-coherence principle widely used in image processing, optics and ultrasound imaging. The two-step TD-PCa first identifies which pixels are most likely to contribute to the radiated acoustic pressure field. Secondly, the resulting reduced inverse problem is solved using the Tikhonov regularization. Through a numerical validation using finite-difference simulations, it is possible to justify the interest of the phase coherence metric and to show that the algorithm properly reconstructs the acceleration field. Following this, a simply-supported baffled panel has been impacted experimentally in an anechoic chamber. The reconstruction of the transient acceleration field using a 11×11 microphone array is compared with the deflectometry technique acting as a reference measurement. The acoustic imaging TD-PCa allows localizing the position

of the impact, imaging the flexural waves around it, capturing some interactions with the edges of the panel and reconstruct the normal acceleration at the point of impact. Although the amplitude spectrum reconstructed using the TD-PCa is not in very good accordance with the reference measurement, the accuracy of the phase content is enough to reconstruct well the time trace of the transient event. Showing great potential for the imaging of transient phenomena, future work will be oriented toward the imaging in more complex environments and toward the optimization of the PC threshold parameter choice.

6

Corrélation et cohérence de phase en imagerie médicale

Sommaire

6.1	Présentation du second article	108
6.2	Abstract	111
6.3	Introduction	111
6.4	Correlation-based imaging	114
6.4.1	General formalism	114
6.4.2	Synthetic Aperture Focusing Technique (SAFT)	117
6.4.3	Generalized Cross-Correlation	118
6.4.4	Phase Coherence filter	121
6.4.5	Calculation of the reference signals	122
6.5	Assessment of resolution	123
6.5.1	Numerical results	123
6.5.2	Experimental results	126
6.6	Assessment of contrast	128
6.7	Catheter imaging application	132
6.8	Conclusion	135

6.1 Présentation du second article

Contribution à la thèse

Au chapitre précédent, un algorithme d'imagerie permettant la reconstruction de sources transitoires rayonnant dans le spectre de l'audible à partir de mesures d'antennerie a été présenté. Cet algorithme s'est avéré efficace pour localiser et caractériser le champ vibratoire d'une structure. Cette caractérisation a été possible grâce à l'utilisation de la cohérence de phase. En effet, la cohérence de phase a permis d'identifier dans un premier temps les pixels contribuant le plus au champ de pression mesuré à l'antenne. Cette idée d'utiliser la cohérence de phase de manière binaire afin de raffiner le domaine d'imagerie est la motivation principale derrière l'article présenté dans ce chapitre-ci.

Malgré le domaine d'application semblant assez éloigné, certains concepts présentés au Chapitre 5 sont intuitivement adaptables à l'imagerie ultrasonore dans le domaine biomédical. En effet, en imagerie par ultrasons, une antenne de transducteurs est utilisée, de manière analogue à l'antenne de microphones utilisée en imagerie acoustique. De plus, dans les deux cas, ce sont des ondes de compression qui sont utilisées afin de caractériser le milieu. La grande différence entre les deux techniques provient du fait qu'en imagerie par ultrasons, l'antenne est utilisée à la fois pour la mesure et pour génération des ondes. Ainsi, contrairement à l'imagerie acoustique, nous avons une connaissance bien précise de la source et tentons de caractériser les diffuseurs qui réfléchissent renvoyant ces ondes dans la direction de l'antenne. Cette bonne connaissance de l'origine des ondes permet de recréer facilement en simulation la chaîne d'acquisition, de la génération jusqu'à la mesure. La technique d'imagerie *Excitelet*, développée par Pr. Masson et Pr. Quaegebeur, basée sur la corrélation entre les signaux mesurés à l'antenne de transducteurs et une prédiction théorique de ces signaux est ici appliquée au domaine de l'imagerie médicale. Basé sur l'idée du filtre binaire de cohérence de phase présentée aux Chapitres 4 et 5, une méthode combinant *Excitelet* avec un nouveau filtre de cohérence de phase est présentée dans ce chapitre-ci afin d'accroître la qualité des

images ultrasonores en termes de résolution et de contraste.

Titre tel que soumis

Phase coherence approach in correlation-based medical ultrasound imaging

Titre en français

Utilisation de la cohérence de phase conjointement avec une technique par corrélation pour l'imagerie médicale par ultrasons

Auteurs et affiliation

M. Bilodeau : étudiant au doctorat, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

N. Quaegebeur : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

A. Berry : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

P. Masson : professeur, Université de Sherbrooke, Faculté de génie, Département de génie mécanique.

Date de soumission

6 October 2020

État de l'acceptation

version soumise

Revue

Ultrasonics

Résumé en français

Deux métriques sont généralement utilisées pour évaluer la qualité des images ultrasonores (US), à savoir le contraste et la résolution spatiale. Plusieurs algorithmes ont été proposés par la communauté scientifique, améliorant souvent l'une de ces métriques au détriment de l'autre. Cet article présente l'utilisation de la méthode d'imagerie par corrélation *Excitelet* pour l'imagerie de tissus et réflecteurs typiques dans le domaine médical. De plus, une métrique de cohérence de phase est suggérée et introduite dans ce formalisme de corrélation. L'idée principale derrière cet algorithme, développé et validé à l'origine pour des applications de contrôle non destructif (CND), est de corrélérer une banque de signaux de références préalablement calculés avec les signaux mesurés à l'aide d'une sonde ultrasonore (antenne de transducteurs). Dans cet article, il est démontré que l'utilisation d'*Excitelet*, couplé à un filtre de cohérence de phase (PC) résulte en de plus fines résolutions axiales et latérales que la technique de référence *Synthetic Aperture Focusing Technique* (SAFT). Cette nouvelle méthode présente un grand potentiel pour l'imagerie des réflecteurs spéculaires, tels que les outils chirurgicaux habituellement utilisés lors de procédures médicales (ex : anesthésie régionale guidée par ultrasons). Les données numériques et les résultats expérimentaux présentés dans cet article démontrent le bénéfice, en termes de contraste et de résolution, à utiliser conjointement *Excitelet* avec un filtre de cohérence de phase pour l'imagerie de réflecteurs francs.

6.2 Abstract

Two main metrics are usually employed to assess the quality of medical ultrasound (US) images, namely the contrast and the spatial resolution. A number of imaging algorithms have been proposed to improve one of those metrics, often at the expense of the other one. This paper presents the application of a correlation-based ultrasound imaging method, called *Excitelet*, to medical US imaging applications and the inclusion of the Phase Coherence (PC) within its formalism. The main idea behind this algorithm, originally developed and validated for Non-Destructive Testing (NDT) applications, is to correlate a reference signal database with the measured signals acquired from a transducer array. In this paper, it is shown that improved axial and lateral resolutions are obtained over the Synthetic Aperture Focusing Technique (SAFT) when using *Excitelet* in conjunction with a PC filter. This novel method shows great potential for the imaging of specular reflectors, such as invasive surgical tools. Numerical and experimental results presented in this paper demonstrate the benefit, in terms of contrast and resolution, of using the *Excitelet* method combined with PC for the imaging of strong reflectors.

6.3 Introduction

The quality of an ultrasound (US) image is often assessed using the Contrast Ratio (CR), to quantify the dynamic range of the resulting images, and the Full Width at Half Maximum (FWHM) value of profile cuts of the Point Spread Function (PSF) to evaluate the spatial resolution of the imaged features [107, 108]. Medical experts tend to prefer images with high CR over images with fine resolution, whereas resolution is more relevant for US imaging in Non-Destructive Testing (NDT) applications [109], thus motivating the rich literature toward imaging algorithms that tend to favor one of both image quality metrics. Although the choice of the metrics used to quantify the contrast of ultrasound images has long been debated, a recently proposed metric called the generalized Contrast to Noise Ratio (gCNR) was introduced and well perceived in the field since it is insensitive

to image compression [110].

The quality of US images is very sensitive to the probe configuration and to the reconstruction algorithm. Indeed, the probe determines the number of transducers used for insonification, the frequency bandwidth of the emission and reception, and thus the achievable penetration depth [111]. An increase in the probe's center frequency and in the number of transducers can result in better resolved images. However, in order to ensure real-time imaging, the US imaging algorithms typically used are of low complexity and result in poor image quality when compared with other imaging modalities such as MRI or X-ray imaging.

When fired individually, an increase in the number of elements leads to more signal processing and a higher computational complexity [112]. However, recent advances in embedded systems open the door to the use of advanced algorithms for real-time imaging. Indeed, heterogeneous computing through the use of Graphics Processing Units (GPU) coupled with Central Processing Units (CPU) shows great promises in many domains [112]. For US imaging, many efforts are already oriented toward the use of heterogeneous computing to handle higher signal processing complexity for improved image quality [78, 113, 114]. Methods such as the Synthetic Aperture Focusing Techniques (SAFT), also known as the Total Focusing Method (TFM) in NDT applications, have been parallelized for real-time imaging [115-118]. Hence, techniques using the complete set of Radio-Frequency (RF) signals contained in the Full Matrix Capture (FMC), i.e. the electrical signals coming out of the probe, can now be implemented in real time. Another area where the FMC for image reconstruction is attracting attention is Structural Health Monitoring (SHM) and NDT for damage detection in structures, such as for aerospace applications [60]. Other advanced correlation-based imaging methods exploiting the FMC, such as *Excitelet* [64, 119], have shown benefits for structural inspection tools and are becoming a reference standard for US imaging. However, to date, US imaging in medical applications have not benefited from such advances. For real-time imaging purposes, spatial compounding such as Plane Wave Imaging (PWI) or spherical compounding have been proposed and resulted in frame rates as high as thousands of

frames per second [70, 72, 120]. However, these ultrafast imaging methods typically come at the expense of reduced image quality when compared with SAFT and methods using the FMC. As a trade-off between frame rate and image quality, coherent plane-wave compounding methods using multiple plane-wave insonifications have been proposed [121, 122]. Techniques using encoded excitation and adaptive weighting in the coherent plane-wave compounding framework have shown image quality improvement for frame rates comparable with single PWI methods [70, 123, 124]. However, the images obtained in this framework still lack in precision when compared with SAFT.

Other methods that do not lie within the compounding framework are gathering the attention of researchers. Indeed, variations of the well-known Delay Multiply And Sum (DMAS) beamforming such as the Double-Stage Delay Multiply And Sum (DS-DMAS) attempt to remove side lobe artefacts at a low computational cost [125, 126]. These techniques result in well resolved images, but also result in lowered contrasts when compared with coherence based methods. For instance, the Short-Lag Spatial Coherence (SLSC) method aims at reducing the speckle noise in ultrasound images by considering only the pair of transducers with strong signal coherence for the reconstruction of each pixel [127]. However, the high contrast reached with this method comes at the cost of a loss of resolution compared with B-mode imaging when considering a Point Spread Function (PSF). Indeed better resolutions are achieved with a B-mode approach for the reconstruction of a point target [127].

Another coherence based signal processing technique that is showing great promises is Phase Coherence (PC) filtering [81, 128]. First introduced and used in optics and image processing, the concept of PC is based on the fact that for many applications, most of a signal's information is contained in its phase content and not in its amplitude content [96, 98]. Over the last decade, PC has been applied to US imaging and has shown great potential for US image quality improvement [67, 85, 129]. Indeed, the application of the proposed PC filtering resulted in improved contrast and resolution at low computational costs [85]. This improvement in image quality is mainly due to the reduction of image artefacts, and thus

leads to larger image dynamics.

In the present article, the performance of different correlation-based methods combined with different frequency dependent filters are compared, including PC filters. In Section 6.4, the SAFT and the *Excitelet* algorithms are both introduced using the correlation-based imaging framework. In Sections 6.5 and 6.6 the imaging results of both algorithms are assessed in terms of spatial resolution, CR and gCNR. Finally, in Section 6.7, a set of measurements is used to compare SAFT and *Excitelet* for the imaging of strong reflectors such as a catheter.

6.4 Correlation-based imaging

6.4.1 General formalism

The simple case of a linear US transducer array composed of N elements shown in Fig. 6.1 is first considered here for clarity. In the following, E is the emitting element and R denotes the receiving element.

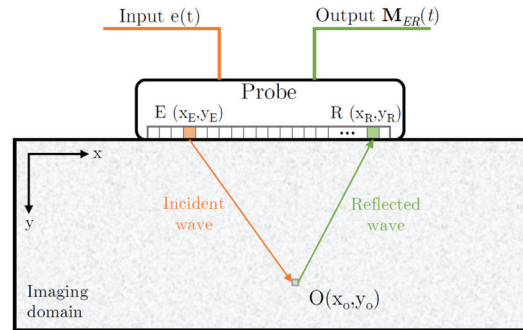


Figure 6.1: Schematic representation of the US transducer array and the imaging medium.

In the context of US medical imaging, by ignoring the direct wave propagation path between two elements, the measured signal $\mathbf{M}_{ER}(t)$ for a wave emitted by E , propagated in the medium, and received by R can be expressed as the sum of contributions from a number of individual point-like reflectors of coordinates

$X_i = (x_i, y_i, z_i)$, each having a reflection coefficient R_i :

$$\mathbf{M}_{ER}(t) = \sum_i R_i \mathbf{P}_{ER}(X_i, t) \quad (6.1)$$

where $\mathbf{P}_{ER}(X_i, t)$ is the signal describing a wave emitted by E , propagating in the medium, reflected on a perfectly reflecting point-like reflector positioned at the point X_i and received by R , and R_i is the real part of the reflection coefficient for a reflector positioned at X_i . The formulation presented in Eq. (6.1) assumes a linear wave propagation in the medium, and that all the reflectors are point-like and do not cause wave interaction between each other. The basic idea of the correlation-based imaging method presented herein is to retrieve the magnitude and phase (0 or π) of each individual coefficient R_i for all the positions over a grid of observation points. Indeed, as described in [130], for waves reflected with incidence angles smaller than the critical angle between the propagation medium and the reflector medium, the reflection coefficient is purely real. Under such conditions, the only phase values possible are 0 ($R_i \geq 0$) and π ($R_i \leq 0$). For all configurations considered in the present paper, the use of apodization and the fact that the imaging domains considered are in the far field ensure that the hypothesis of small incident angle is verified.

In the correlation-based *Excitelet* imaging framework, the signals $\mathbf{P}_{ER}(X_i, t)$ describing wave propagation in Eq. (6.1) are obtained from a numerical or analytical model, i.e. they are approximated by reference signals $\mathbf{R}_{ER}(X_o, t)$ (detailed in Section 6.4.5) pre-computed for each emitter-receiver (ER) pair and for each observation pixel O of coordinates $X_o = (x_o, y_o, z_o)$ contained in the imaging grid. The reference signals are then correlated with the measured signal $\mathbf{M}_{ER}(t)$ for the associated ER pair, within a Full Matrix Capture (FMC) signal acquisition approach. For instance, for a given ER pair and an observation pixel O , the cross-correlation $\mathbf{C}_{ER}(X_o, t)$ between a reference signal $\mathbf{R}_{ER}(X_o, t)$ and a measured

signal $\mathbf{M}_{ER}(t)$ is given by :

$$\mathbf{C}_{ER}(X_o, t) = (\mathbf{M}_{ER} \star \mathbf{R}_{ER}(X_o))(t) \quad (6.2)$$

$$= \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{M}_{ER}(\tau) \mathbf{R}_{ER}(X_o, \tau - t) d\tau \quad (6.3)$$

where (\star) is the cross-correlation operators, and t is the time at which the cross-correlation is calculated. Setting $t = 0$ ensures that the measured and reference signals are aligned with the same time reference. Moreover, under the assumptions of the propagation model described in Eq. (6.1), the cross-correlation $\mathbf{C}_{ER}(X_o, t)$ becomes :

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{ER}(X_o, 0) &= R_o (\mathbf{P}_{ER}(X_o) \star \mathbf{R}_{ER}(X_o))(0) \\ &+ \sum_{i \neq o} R_i (\mathbf{P}_{ER}(X_i) \star \mathbf{R}_{ER}(X_o))(0) \end{aligned} \quad (6.4)$$

Finally, the summation over each ER pair allows obtaining the final imaging metric $\mathbf{I}(X_o)$:

$$\begin{aligned} \mathbf{I}(X_o) &= \sum_E \sum_R \mathbf{C}_{ER}(X_o, 0) \\ &= R_o \sum_E \sum_R (\mathbf{P}_{ER}(X_o) \star \mathbf{R}_{ER}(X_o))(0) \\ &+ \sum_{i \neq o} R_i \sum_E \sum_R (\mathbf{P}_{ER}(X_i) \star \mathbf{R}_{ER}(X_o))(0) \end{aligned} \quad (6.5)$$

Ideally, the image index at the observation point $O(X_o)$ should represent the reflection coefficient of a potential reflector at this position, i.e. $\mathbf{I}(X_o) = R_o$. The first term in Eq. (6.5) effectively corresponds to the cross-correlation of signals representing waves reflected with a reflection coefficient R_o at the observation point $O(X_o)$, with the reference signals for the observation point $O(X_o)$. This term is dependent upon the transducers directivity, the electroacoustic transfer function, the geometry and the location of the observation point $O(X_o)$. Ideally, this term should be normalized by considering a proper reference function and correlation operator, such that $\sum_E \sum_R (\mathbf{P}_{ER}(X_o) \star \mathbf{R}_{ER}(X_o))(0) = 1$. This would guarantee

a constant imaging quality in terms of contrast and resolution independently of the observation point $O(X_o)$.

However, the second term in Eq. (6.5) illustrates that the imaging metric obtained with the first term is impaired by the cross-correlation of the reference signals for the observation point $O(X_o)$ with signals representing the influence, or interference, between all other insonified reflectors $i \neq O$. This term is responsible for a low contrast and a decreased resolution due to imaging artefacts. Ideally, this term should be minimized, i.e. $\sum_{i \neq O} R_i \sum_E \sum_R (\mathbf{P}_{ER}(X_i) \star \mathbf{R}_{ER}(X_o)) (0) = 0$, such that only the contribution of the reflector at the observation point $O(X_o)$ is considered.

Under this framework, it appears necessary to define an optimal set of reference functions $\mathbf{R}_{ER}(X_o, t)$ and a filtering cross-correlation operation in order to approach as much as possible the ideal reconstruction algorithm for which $\mathbf{I}(X_o) = R_o$.

6.4.2 Synthetic Aperture Focusing Technique (SAFT)

Within the correlation-based imaging framework, the well-known SAFT can be obtained by considering that the reference signal $\mathbf{R}_{ER}(X_o, t)$ is given by of a Dirac delta function centered at the Time-of-Flight (ToF) t_o between the emitter, the observation point and the receiver as the reference signal, i.e. $\mathbf{R}_{ER}(X_o, t) = \delta(t_o - t)$ where $t_o = \frac{\overline{OE} + \overline{OR}}{c}$ and c is the speed of sound of longitudinal waves in the medium. After summation over all the ER pairs, one obtains the following imaging metric for the SAFT method :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{I}_{\text{SAFT}}(X_o) &= \sum_E \sum_R \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{M}_{ER}(\tau) \delta(t_o - \tau) d\tau \\
 &= \sum_E \sum_R \mathbf{M}_{ER}(t_o) \\
 &= R_o \sum_E \sum_R \mathbf{P}_{ER}(X_o, t_o) \\
 &\quad + \sum_{i \neq O} R_i \sum_E \sum_R \mathbf{P}_{ER}(X_i, t_o)
 \end{aligned} \tag{6.6}$$

Eq. (6.6) corresponds to the standard SAFT formulation when all signals of the FMC are used to synthetically focus at each pixel of the imaging domain

at emission and reception. Since this technique is often referred as the golden standard for comparison and uses all the information available in the FMC, it will herein be used for comparison purposes.

In the case of Eq. (6.6), the first term corresponding to the R_o coefficient is weighted by the term $\sum_E \sum_R \mathbf{P}_{ER}(X_o, t_o)$ representing the propagation between each ER pair and the observation point O . This means that the propagation path, the array directivity and the pixel location will influence the estimated reflection coefficient at the local reflector. The same consideration applies for the second term $\sum_{i \neq O} R_i \sum_E \sum_R \mathbf{P}_{ER}(X_i, t_o)$ that represents the contribution of all other point-like reflectors. In this case, the performance in terms of contrast and resolution will drastically be altered by the array geometry, apodization and pixel location.

6.4.3 Generalized Cross-Correlation

Based on the existing literature for acoustic source localization [45], an efficient implementation of the cross-correlation, as defined in Eq. (6.2), for a given ER pair, a given pixel $O(X_o)$, and a fixed time reference ($t = 0$) can be expressed in the frequency domain as :

$$\mathbf{C}_{ER}(X_o) = \mathcal{F}^{-1} (\mathcal{F}(\mathbf{M}_{ER}(t))^* \mathcal{F}(\mathbf{R}_{ER}(X_o, t))) \quad (6.7)$$

where ω is the angular frequency and \mathcal{F} and $(\cdot)^*$ are the Fourier Transform and complex conjugate operators respectively. This alternative formulation of the cross-correlation operator in the frequency domain is also referred to as the Generalized Cross-Correlation (GCC) and allows introducing a frequency-dependent filter $W(\omega)$ [131]. In order to obtain a single scalar value for each pixel, the correlation coefficients $\mathbf{C}_{ER}(X_o, t)$ for a given pixel are considered without any delay, i.e. at $t = 0$. In this case, the formulation for the GCC becomes :

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{ER}(X_o) &= \int_{\omega} \mathbf{M}_{ER}^*(\omega) \mathbf{R}_{ER}(x_o \omega) \cdot W(\omega) d\omega \\ &= \int_{\omega} \Phi_{ER}(X_o, \omega) W(\omega) d\omega \end{aligned} \quad (6.8)$$

where $\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega) = \mathcal{F}(\mathbf{R}_{ER}(X_o, t))$, and $\mathbf{M}_{ER}(\omega) = \mathcal{F}(\mathbf{M}_{ER}(t))$. In this paper, two filters $W(\omega)$ are considered, namely the PHase Transform (PHAT) filter with $W_P(\omega) = \frac{1}{|\mathbf{M}_{ER}(\omega)| |\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)|}$, and the Theoretical (T) filter with $W_T(\omega) = \frac{1}{|\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)|^2}$. In order to illustrate the benefit of both frequency filters, let us first define $\mathbf{I}_{\text{Exc}}(X_o)$ as the *Excitelet* imaging metric when no filter is applied ($W(\omega) = 1$). Assuming that the reference signal $\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)$ is a perfect estimate of the propagated signal $\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)$, one obtains the following expressions by substituting $\mathbf{M}_{ER}(\omega)$ in Eq. (6.8) by the model described by Eq. (6.1) :

$$\begin{aligned} \mathbf{C}_{\text{Exc}}(X_o) &= R_o \int_{\omega} |\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)|^2 d\omega \\ &+ \sum_{i \neq O} R_i \int_{\omega} \mathbf{P}_{ER}^*(X_i, \omega) \mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega) d\omega \end{aligned} \quad (6.9)$$

The *Excitelet* imaging metric is also obtained by summing over all ER pairs :

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_{\text{Exc}}(X_o) &= R_o \sum_E \sum_R \int_{\omega} |\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)|^2 d\omega \\ &+ \sum_{i \neq O} R_i \sum_E \sum_R \int_{\omega} \mathbf{P}_{ER}^*(X_i, \omega) \mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega) d\omega \end{aligned} \quad (6.10)$$

As described earlier, in the ideal case ($\mathbf{I}_{\text{Exc}}(X_o) = R_0$), the output would be independent of the pixel location and array directivity. However, without filtering, as for the time domain SAFT calculation, the reflection coefficients in Eq. (6.10) are impaired by a term that depends on the propagation model. On the other hand, when a PHAT filter is used, the following imaging metric is obtained :

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}(X_o) &= \sum_E \sum_R \int_{\omega} e^{-j\angle(\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega))} e^{j\angle(\sum_i R_i \mathbf{P}_{ER}(X_i, \omega))} d\omega \\ &= \sum_E \sum_R \int_{\omega} e^{j\angle R_o} e^{j\angle(\sum_{i \neq O} R_i \mathbf{P}_{ER}(X_i, \omega))} d\omega \end{aligned} \quad (6.11)$$

where $\angle(\cdot)$ denotes the angle of a complex number. As can be seen, the PHAT filter that is largely used in acoustic imaging is not optimal for the present application since the absolute amplitudes of the reflection coefficients are lost. Indeed, using

the PHAT filter results in normalized correlation coefficients, meaning that before summation over E and R , the resulting complex phasor is contained in the complex unit circle. A unitary value is obtained when the measured signal $\mathbf{M}_{ER}(\omega)$ and reference signals $\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)$ are identical. As the number of elements and frequency range used for the calculation increases, the effect of the second exponential in the final form of Eq. (6.11) decreases with respect to the first one. Indeed, this second term represents the interference between all other reflectors and should not add coherent information over the different ER pairs and for a wide frequency band. The $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$ outputs relative reflection coefficient estimations for the pixels contained in the complex domain. Despite the loss of $|R_0|$ in Eq. (6.11), PHAT filtering can present benefits for some US imaging applications. Indeed, better resolutions should be obtained due to increased sensitivity to phase mismatch through the whitening process. However, due to this whitening process, the method is expected to be more sensitive to noise than SAFT and *Excitelet*. Also, the output levels should be independent of the propagation model used for correlation since Eq. (6.11) does not depend on $\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)$.

Still under the assumption that $\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)$ is a perfect estimate of the real propagation $\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)$, the benefit of using the T filter is easily observed :

$$\begin{aligned}
\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}(X_o) &= \sum_E \sum_R \int_{\omega} \frac{\mathbf{M}_{ER}^*(\omega) \mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)}{|\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)|^2} d\omega \\
&= \sum_E \sum_R R_o \int_{\omega} \frac{\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)^* \mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)}{|\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)|^2} d\omega \\
&\quad + \sum_{i \neq O} R_i \sum_E \sum_R \int_{\omega} \frac{\mathbf{P}_{ER}(X_i, \omega)^* \mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)}{|\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)|^2} d\omega \\
&= N^2 R_o + \sum_{i \neq O} R_i \sum_E \sum_R \int_{\omega} \frac{\mathbf{P}_{ER}(X_i, \omega)^* \mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)}{|\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)|^2} d\omega
\end{aligned} \tag{6.12}$$

From Eq. (6.12), one can see that the first term of $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}(X_o)$ is proportional to the reflection coefficient of the pixel of interest. The second term in Eq. (6.12) should be negligible in comparison to $N^2 R_o$ since the magnitude and phase content

of $\mathbf{P}_{ER}(X_i, \omega)$ depends both on the ER pair and on the pixel considered, resulting in a random phasor distribution as for the PHAT filter case.

For both PHAT and T filters, the frequency band considered for integration should be determined depending on the application to favor better resolution over contrast, or vice versa. Indeed, rejecting the low frequency components in the integral should result in better resolved images at the cost of an increased background level.

6.4.4 Phase Coherence filter

In the presence of a point-like or specular reflection at the observation point, the phase of the reflection coefficient R_o of Eq. (6.12) can be considered independent of the ER pair considered. However, in the case where the observation point $O(X_o)$ does not coincide with a real reflector, the phase of the correlation coefficient follows a random distribution for different ER pairs. Indeed, in this case, the phase value is the result of the interference between the reflections on all other ghost reflections. Thus, phase-coherence (PC) metrics can be derived based on the distribution of the angles of the correlation phasor ($\angle \Phi_{ER}(X_o, \omega)$) amongst all the ER pairs. Indeed, it is expected that the length of the average phasor among all ER pairs would give a good estimate of the presence of a reflector.

The idea is to obtain a metric that does not impair the amplitude of the resulting image (normalized filter) but indicates the presence of a reflector, as a filtering operator. It was shown that PC filters can greatly enhance the dynamic range of ultrasound images[68]. Hence, a modified version of Exc-T, named $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^\rho$, that benefits from PC is proposed and is given by :

$$\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^\rho(X_o) = \mathbf{I}_{\text{Exc-T}}(X_o) \left(\int_{\omega} e^{j(\sum_E \sum_R \angle \Phi_{ER}(X_o, \omega))} d\omega \right)^\rho \quad (6.13)$$

where the right term in parentheses is the proposed PC filter. The case $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^0(X_o)$ is given by Eq. (6.12), while the use of PC filtering with $\rho > 1$ helps discriminating specular and point-like reflectors that create a coherent phase metric, and thus

allows enhancing the dynamic range of the resulting image. The exponent (ρ) value can be chosen based on the application whether speckle imaging is of interest or not. Moreover, the proposed metric allows retrieving the phase of the correlation coefficient that can thus indicate the nature of the reflection based on the phase shift observed.

6.4.5 Calculation of the reference signals

As discussed in the previous section, the *Excitelet* imaging in conjunction with the T frequency dependent filter allows extracting the reflection coefficient. However, this requires that the propagation functions (or transfer functions) $\mathbf{P}_{ER}(X_o, \omega)$ are modeled as best as possible using a set of reference functions $\mathbf{R}_{ER}(X_o, \omega)$. For this purpose, numerical models are derived in order to take into account as many features as possible, such as transducer directivity, electroacoustic responses and tissue propagation.

The authors have shown before that for a given pixel, and for a given excitation signal $e(t)$ at emitter E , one can theoretically express the reference signal $\mathbf{R}_{ER}(X_o, t)$ as a simple time convolution between the excitation signal, the electro-acoustical impulse response of the active elements and the Green's function in pitch-catch mode between the emitter E , the pixel $O(X_o)$ and the receiver R [60]. The Green's functions between the different elements and the observation point can be calculated using the reciprocity theorem and simple geometry [62] or by using a dedicated software such as Field II [132, 133]. Using this approach, the reference signal $R_{ER}(X_o, t)$ takes into account the transducer's directivity, the excitation signal and the propagation medium. Although not considered for the calculation of the theoretical signals in the present work, wave dispersion could be accounted for [61]. Despite the fact that the calculation of the reference signals may seem impractical for real-time imaging applications, this database can be pre-computed for a given probe and stored in CPU or GPU memory for later real-time correlation.

6.5 Assessment of resolution

In this section, the resolution of the SAFT and the *Excitelet* approaches are compared using point spread functions. Numerical results are presented in Section 6.5.1, whereas Section 6.5.2 presents experimental results.

6.5.1 Numerical results

In order to compare the resolution obtained using the different approaches described in Section 6.4, two point-like reflectors are simulated using the Field II software over a 2x2 mm imaging domain. The speed of sound used is 1540 m/s and the scattered amplitude of the reflectors is set at 100% and 10% of the incoming signal, resulting in a 20 dB difference between both reflectors. The array considered for the simulations is a numerical replicate of the ATL L7-4 probe. Hence, a linear probe with 128 transducers is considered. The transducers have a width of 0.25 mm (see Fig. 6.1), an elevation of 7.5 mm, and are separated by a pitch of 0.298 mm (see Fig. 6.1). The excitation signal used is a 3.5 cycles tone burst centered at 5.2 MHz with a sampling frequency of 62.5 MHz. The FMC is calculated numerically and a Gaussian noise is added to every signal, resulting in a SNR of 30 dB.

The simulated signals in the FMC are used within the imaging algorithms presented in Section 6.4 and no apodization is used. The results are then normalized and log compressed for display, with the exception of PC whose magnitude is comprised between 0 and 1. With references to the nomenclature of Section 6.4, the imaging outputs \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, PC filter, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ are presented in Fig. 6.2 for the case of the two point-like reflectors.

Images obtained using \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$, and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ in Fig. 6.2 show that both point-like reflectors are localized within the same areas. It is also apparent that the correlation with a set of more representative reference signals using *Excitelet* helps reducing the axial and lateral resolutions. However, this improved spatial resolution comes with a lower dynamic range. Indeed, as shown in Fig. 6.2b, the background level of the image obtained using $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$ is higher than the one obtained using SAFT. This observation follows the predictions since the signal's

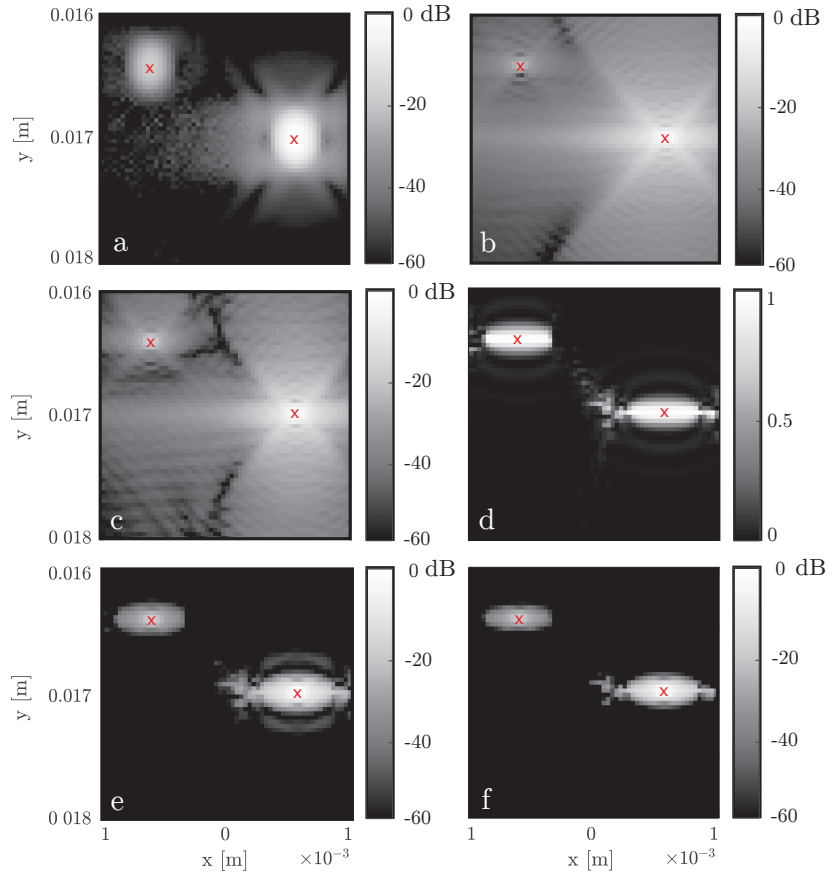


Figure 6.2: Imaging results of two point-like reflectors (red crosses) with scattered amplitudes of 0 dB and -20 dB using a) \mathbf{I}_{SAFT} b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$ c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ d) PC filter e) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ f) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$

amplitude information is lost in the whitening process with Exc-PHAT. Comparing the images obtained using $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ one can see that the use of T filter results in a decreased background noise. Also, the reflector with a -20 dB is better imaged using $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$.

As described in Section 6.4, the proposed PC filter is designed to widen the dynamic range while keeping the resolution of the method with which it is coupled. Indeed, as can be seen in Fig. 6.2d, the PC filter is practically insensitive to the relative amplitude of the two reflectors, where the 0 dB and -20 dB reflectors are revealed with similar PC values. More precisely, the reconstruction of the -20 dB reflector has a maximum PC value of 99% at the center of its PSF. Consequently,

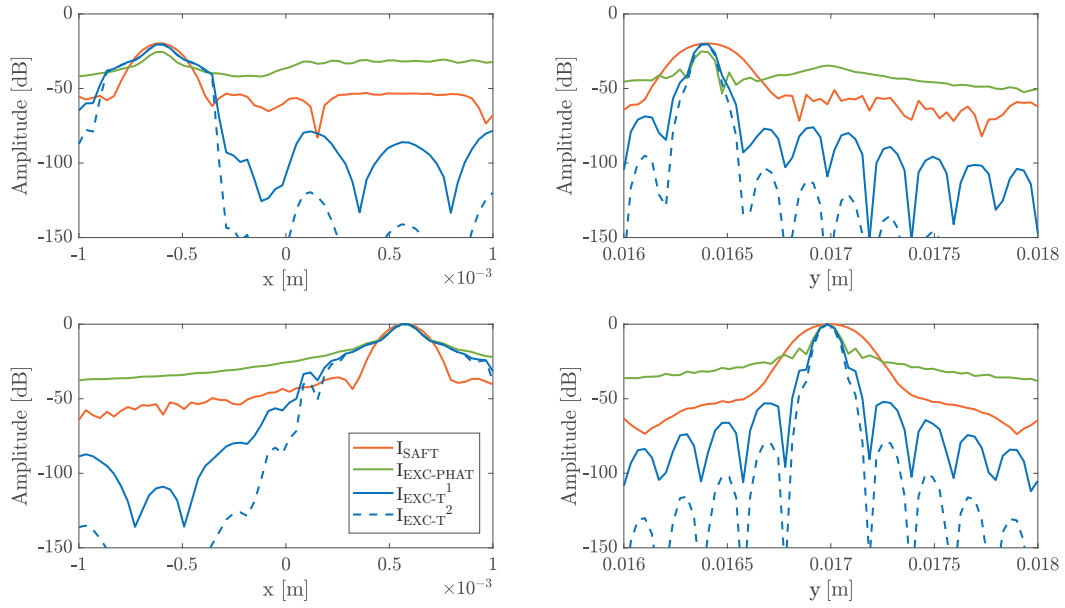


Figure 6.3: Comparison of the axial and lateral cuts using \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ for the two point-like reflectors. Top row : (left) lateral and (right) axial cut of the -20 dB reflector ; bottom row : (left) lateral and (right) axial cut of the 0 dB reflector .

the proposed algorithm $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^\rho$, benefits from the well resolved $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ images and the improved dynamics obtained with the PC filter by lowering the background noise and some of the artefact levels. Indeed, in Fig. 6.2e-f it can be observed that the PC achieves wider dynamics but also lowers the side lobes and background level as ρ increases.

In order to better quantify the expansion of the dynamic range, Fig. 6.3 presents axial and lateral cuts passing through the middle of both reflectors for the images of Fig. 6.2 obtained with \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$.

By looking at the top left graph in Fig. 6.3, it can be seen that the maximum reconstructed value for the -20 dB reflector coincides for all imaging metrics, except for $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$. Indeed, an offset of 6 dB is observed between $\mathbf{I}_{\text{Exc-PHAT}}$ and the other methods. This reconstruction error was expected due to the whitening operation caused by the PHAT filter. The use of the PC filter drastically reduces the main lobe width for all cases. However, for the lateral cut of the 0 dB reflector, the SAFT main lobe is narrower between -20 and -50 dB with respect to all other methods.

This can be attributed to the fact that less lateral artefacts are obtained using SAFT at exactly the depth of the reflector, whereas side lobes are obtained with the other methods. On the other hand, the resolution is greatly improved in the axial direction with the use of PC filter. Also, Fig. 6.3 clearly emphasizes the fact that the use of PC filter expands the dynamic range. Indeed, for the four different profile cuts presented in Fig. 6.3, the background noise decreases as ρ increases.

6.5.2 Experimental results

In this section, the resolution performance of the methods proposed in Section 6.4 is assessed with measurements on a CIRS Model 040GSE Multi-Purpose, Multi-Tissue Ultrasound Phantom (CIRS Inc., Norfolk, VA). The target considered in this section is the axial-lateral resolution nylon wire group. The imaging domain considered contains 12 nylon wires with a diameter of $80\ \mu\text{m}$. The wires are separated with axial and lateral spacing of 4, 3, 2, 1, 0.5 and 0.25 mm. Thus, the minimal separation in both directions is smaller than 1 wavelength at 5.2 MHz ($\lambda \approx 300\ \mu\text{m}$). For all experimental cases reported in this paper, an ATL L7-4 probe is used with a Verasonics Vantage 128 (Verasonics, redmond, Wa) for acquisition. Ten consecutive FMCs are acquired and then averaged in order to maximize the SNR. A 62.5 MHz sampling frequency is used and for all experimental measurements in this paper, a band-pass filter with cutoff frequencies of 1 and 10 MHz is applied to the FMC to limit the effect of high and low frequency noise in the images. Also, to lower the effect of sidelobes in the diffusive medium considered, rectangular apodization is applied to the array [108]. Indeed, in post processing, a focal number $F^\#$ of 2, defined as the ratio of the focal depth over the width of the array, was used for apodization using \mathbf{I}_{SAFT} in order to have a deep enough focal depth with fine resolution [134, 135]. In Fig. 6.4, the magnitude of the PC filter's output is mapped over a linear scale, from 0 to 1 for the nylon wire group described above.

The fact that the PC at the nylon wire locations is close to unity shows the efficiency of the PC filter developed and presented in Section 6.4.5. It also confirms that the reference signals used for correlation are representative of the measured

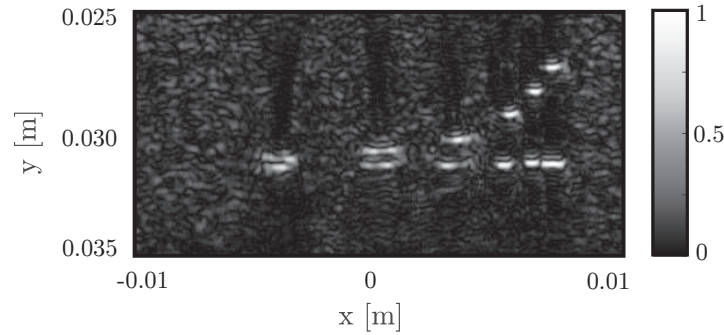


Figure 6.4: Magnitude of the PC output for the axial/lateral resolution targets of the CIRS 040GSE Phantom

signals. Furthermore, it is possible to distinguish all nylon wires in both axial and lateral directions.

For the sake of conciseness, only \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ imaging results are presented in the upcoming sections. Fig. 6.5 presents the output of those four imaging approaches for the axial/lateral nylon wire target group with a zoom on the pair of wires that are separated by 0.25 mm in both directions.

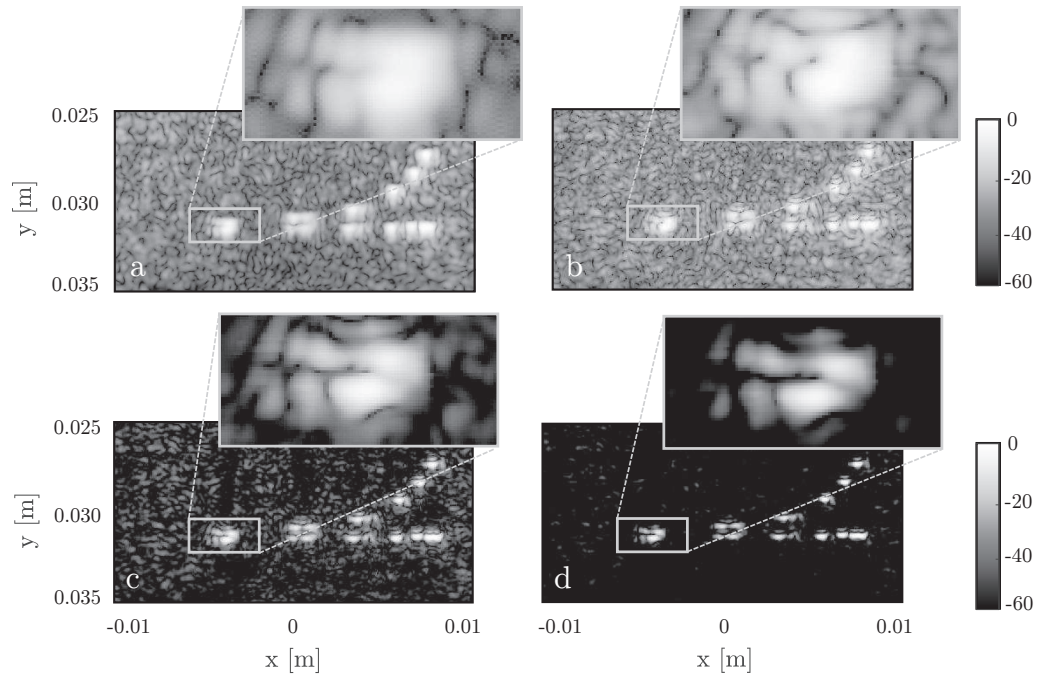


Figure 6.5: Imaging results of the axial/lateral resolution targets of the CIRS 040GSE Phantom using (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$

By comparing the zoomed areas of Fig. 6.5a and b, one can see that a slightly

better resolution is obtained using $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ in both directions and that the characteristic size of the speckle is smaller when compared with SAFT. Also, as discussed in Section 6.5.1, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ results in a lower dynamic range when compared with SAFT. However, because of the transducer directivity compensation through the reference signals used for calculation, a more uniform background level is obtained with Exc-T on the whole imaging domain. Indeed, in Fig. 6.5a, important contrast variations are observed in the lateral direction.

As depicted in Fig. 6.5c and d, the use of the PC filter reduces the background noise and results in a better distinction between the two wires separated by 0.25 mm in both dimensions. Indeed, as the ρ value increases from 1 to 2, the background level decreases and the spatial resolution increases. The expansion of the dynamic range resulting from the use of PC filter may not be desirable in some ultrasound imaging applications where the speckle is of importance. In these cases a smaller value for ρ (below 1) can be used.

6.6 Assessment of contrast

In addition to resolution, contrast is another characteristic of importance to specialists in ultrasound imaging. Indeed, the Contrast Ratio (CR) allows specialists distinguishing important features such as cysts from the surrounding speckle. The standard definition of the CR is used in this study, based on the ratio of the mean image intensity before log compression for a cyst and background regions [125, 126]. The recently introduced gCNR metric is also used to compare the ultrasound images since it is becoming a new standard in ultrasound imaging. The gCNR metric is obtained by first calculating the probability density functions of the pixel intensity of the region of interest $p_i(x)$ and of the background $p_o(x)$ [110]. Then, the metric is given by $gCNR = 1 - OVL$, where OVL is the overlap region between both probability density functions and is given by :

$$OVL = \int \min \{p_i(x), p_o(x)\} dx \quad (6.14)$$

In addition to better translating the performance of imaging algorithms by being insensitive to image post-processing, this metric has a richer physical interpretation than the widespread CR. Indeed, this metric aims at quantifying the range of pixel intensities that lie in both distributions, and thus, how probable two regions are to be distinguished based on these likelihood functions.

As a first assessment of contrast on the images obtained using the approaches described in Section 6.4, an anechoic cyst target with a radius of 2 mm, i.e. circular region without scatterers, is considered using the same experimental configuration as in Section 6.5.2. The images obtained with \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ are presented in Fig. 6.6.

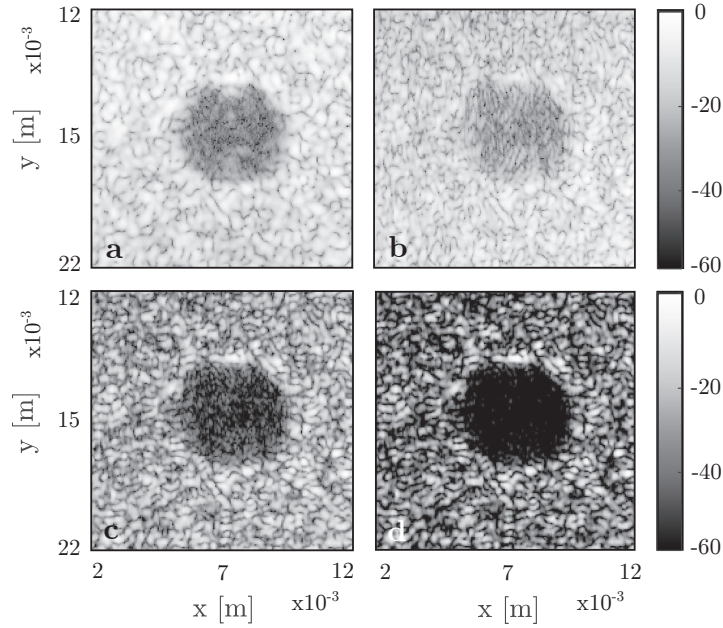


Figure 6.6: Imaging of an anechoic cyst target using (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$

Fig. 6.6 shows that the smallest CR is obtained using $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$. Indeed, as reported in the first row of Table 6.1, the CR for \mathbf{I}_{SAFT} and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ are -22.3 dB and -12.1 dB respectively. Also, as expected, the use of PC notably increases the CR. As ρ increases, the contrast gets larger as presented in Table 6.1, reaching -23.8 dB and -35.2 dB for ρ values of 1 and 2 respectively. However, it can be seen that the gCNR

is practically identical for all three ρ values (0, 1 and 2). Indeed, the gCNR only ranges from 0.83 to 0.85, whereas it reaches 0.91 for \mathbf{I}_{SAFT} . As for the CR, the low gCNR value associated to $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ can directly be interpreted from the ultrasound image when comparing the image with \mathbf{I}_{SAFT} . However, the fact that the gCNR does not increase with increasing ρ is explained by the fact that PC emphasizes the extreme pixel intensity values. Indeed, it can be seen in Figure 6.6c-d that as ρ increases, the cyst becomes darker and the pixels of lowest intensity in the speckle around it also do. Consequently, the pixel intensity distribution curves of both regions (cyst and background) have a considerable overlap for the lowest pixel intensity values.

In addition to the anechoic cyst target, different grayscale targets of the CIRS 040GSE Phantom are used to assess the contrast on the images obtained using the approaches described in Section 6.4. For comparison purposes, the grayscale targets of -9 dB, -6 dB and -3 dB are insonified with a single probe position. The imaging results obtained are presented in Fig. 6.7 for the -9 dB, -6 dB, and -3 dB grayscale targets, from left to right respectively. The mask areas used for the calculation of CR and gCNR are represented in Fig. 6.7 by the dashed red circle (region of interest) and blue rectangles (background).

Fig. 6.7 reveals the interest of the $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ approach with respect to the contrast. Indeed, the PC filtering of the correlation between reference and measured signals results in a better cyst perimeter identification, with the added sensitivity brought by the phase information and the consideration of the transducer geometry, directivity and dynamics. Also, when the PC filter is used in combination with the T filter (cases $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$), the right end cyst (-3 dB target) becomes better represented than with \mathbf{I}_{SAFT} . The CR and gCNR values for all grayscale targets are calculated and presented in Table 6.1.

The results presented in Table 6.1 indicate that, although producing images with lower dynamic range, the $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ approach produces CRs which are closer to the actual target values. Also, it can be noted that an increase in the theoretical contrast

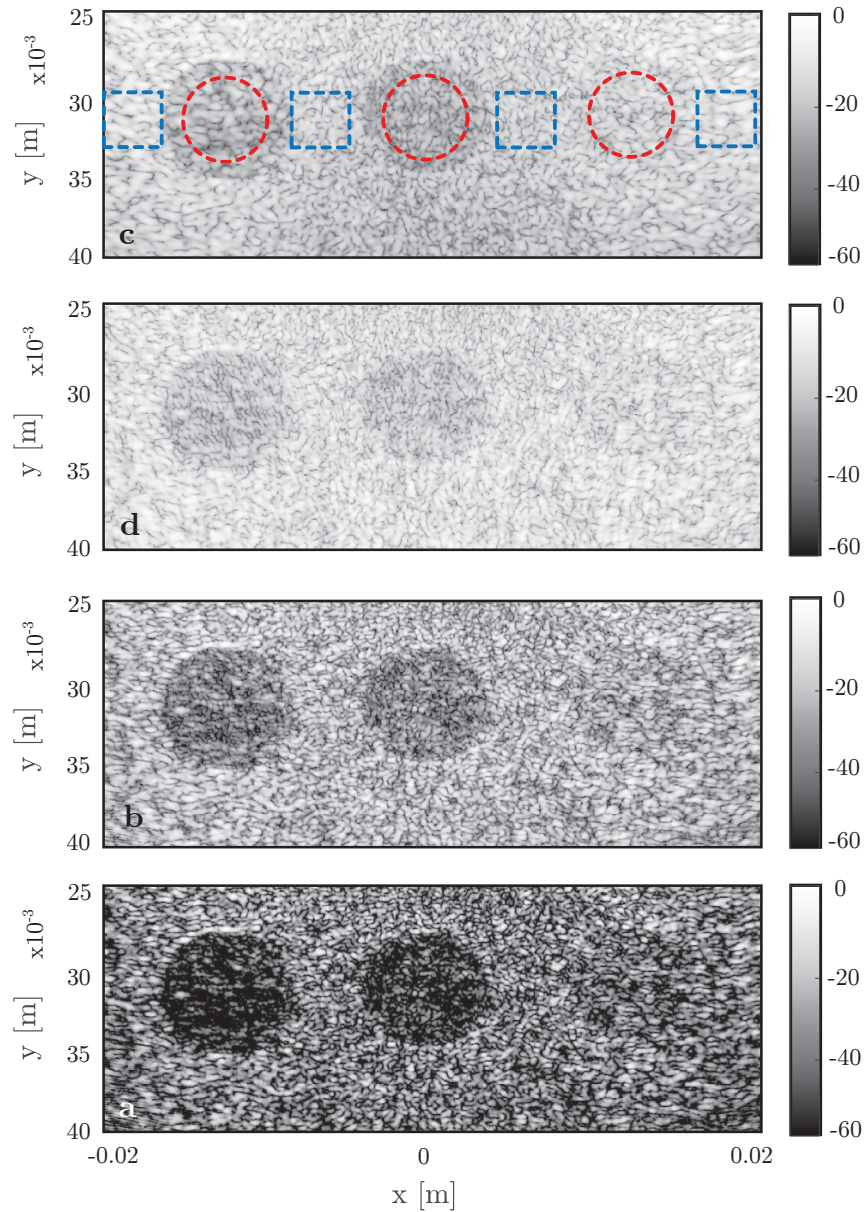


Figure 6.7: Imaging of the -9 dB, -6 dB and -3 dB grayscale targets (left to right respectively) using (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$.

value does not necessarily result in an increase of the CR obtained using SAFT. Indeed, this can be explained by the inability to insonify and image large domains without moving the probe using SAFT. As can be seen in Fig. 6.7a, the speckle size differs from the middle cyst target to the two outer cyst targets. This change in characteristic sizes affects the CR values calculated over the predetermined regions. Although present in the $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ output, this directivity effect is less dominant since it

Table 6.1: Comparison of the CR calculated with \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$, and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ for the anechoic and grayscale targets

Target	\mathbf{I}_{SAFT}		$\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$		$\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$		$\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$	
	CR	gCNR	CR	gCNR	CR	gCNR	CR	gCNR
-3 dB	0.7	0.08	-1.1	0.08	-3.1	0.15	-5.3	0.36
-6 dB	-7.7	0.55	-6.7	0.50	-11.0	0.44	-15.0	0.54
-9 dB	-5.6	0.42	-8.2	0.57	-13.7	0.53	-18.6	0.64
Anec.	-22.3	0.91	-12.1	0.83	-23.8	0.85	-35.2	0.83

is compensated through the analytical calculation of the reference signals. As shown in Fig. 6.7c and d, when PC is used, the dynamic range is extended. Although this results in inaccurate CR when compared with the reference values, the tendencies are clear for both $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$. An increase in the target dB value is translated to an increase of the calculated CR. Regarding the gCNR results, at the exception of the -6 dB case, the tendencies are in line with those observed with the CR. As discussed for the anechoic case, the fact that an increase in ρ does not necessarily translate to better gCNR can be explained by the effect of PC on the pixel intensity distributions. To illustrate the effect of PC on the pixel intensity distributions, Figure 6.8 presents the probability density functions calculated using \mathbf{I}_{SAFT} , $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ (from a to d respectively) for the -9 dB grayscale target presented in Figure 6.7. As shown in Figure 6.8, as ρ increases (from 0 to 2), the probability density function of the pixel intensity associated to the background region $p_o(x)$ widens and lower values become predominant. Since this effect is also observed for the curve associated to the region of interest $p_i(x)$, the overlap increases and the gCNR decreases even though the CR increases.

6.7 Catheter imaging application

In this section, the approaches described in Section 6.4 are applied for the case of a more realistic medical imaging case in which the objective is to segment a catheter. For this measurement, a needle (20 G 1^{1/2} in) was inserted into a chicken breast.

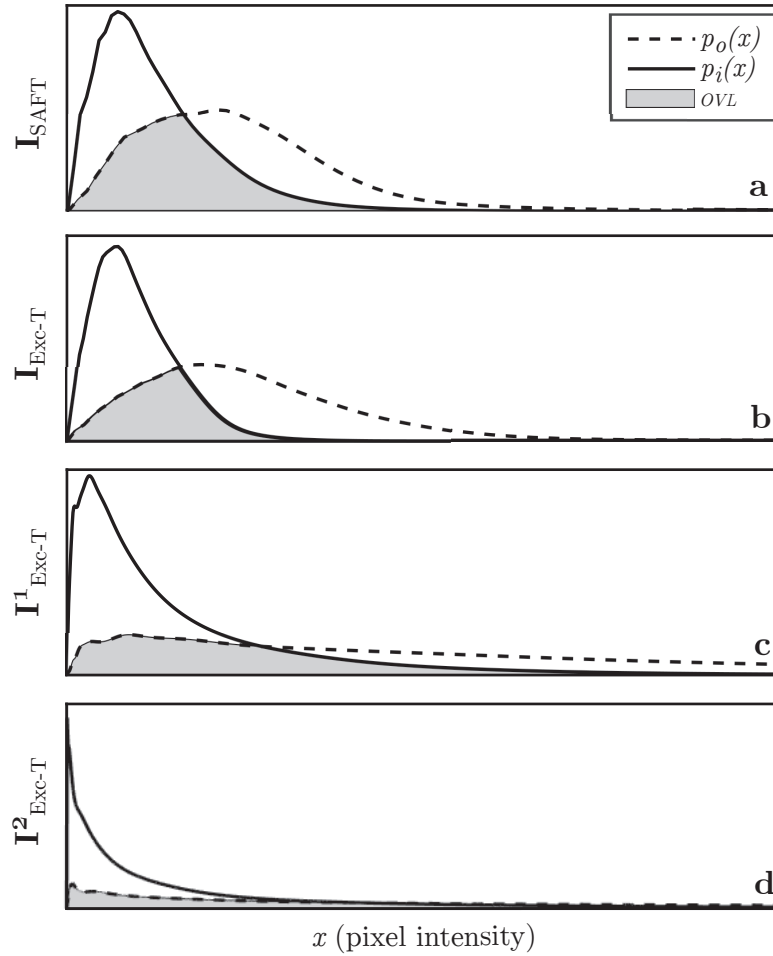


Figure 6.8: Probability density functions associated to the pixel intensity used for the gCNR calculation for (a) \mathbf{I}_{SAFT} , (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$, (c) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ and (d) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^2$ considering the -9 dB grayscale target

The needle has a wall thickness of 0.15 mm and an outer diameter of 0.91 mm, meaning that the wall thickness represents about half the wavelength at the probe's center frequency. The ATL L7-4 probe was water coupled to the chicken breast and the needle was filled with water using a simple syringe. Imaging results showing the tip of the needle and part of the needle on a 1 cm by 2 cm imaging domain are presented in Fig. 6.9a-b for \mathbf{I}_{SAFT} and $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ respectively.

The image presented in Fig. 6.9 shows how difficult it is to quickly identify the needle position using the SAFT approach. As shown in the zoomed area, the tip of the needle is not well resolved as it blends with the speckle. Also, imaging artefacts

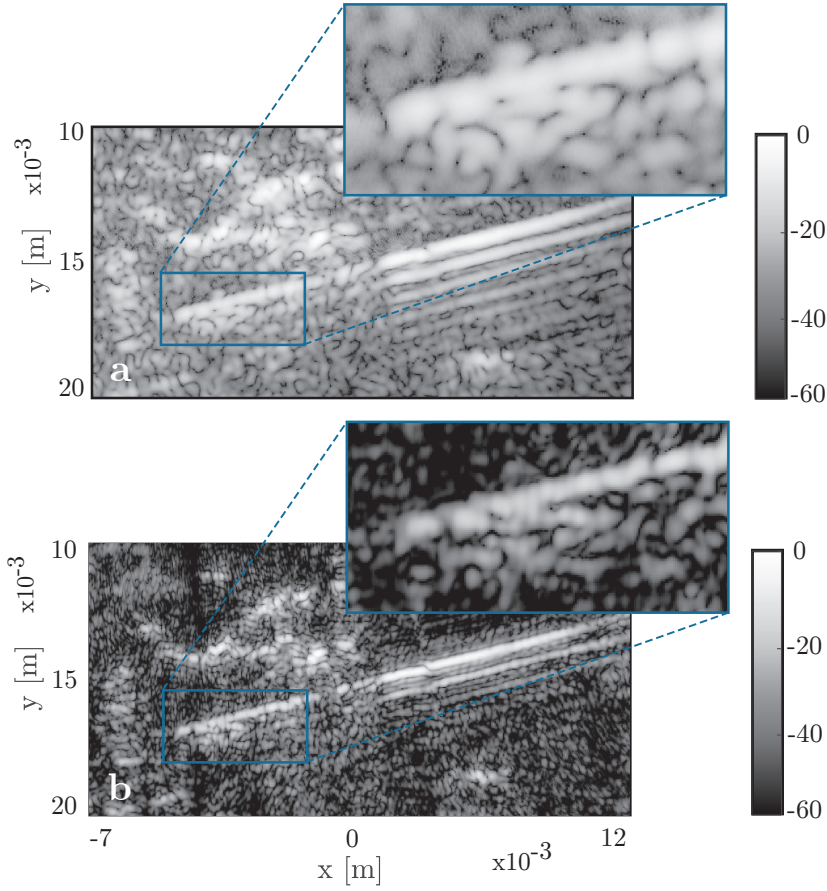


Figure 6.9: Imaging outputs using (a) \mathbf{I}_{SAFT} and (b) $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ for the case of a beveled PrecisionGlide needle (20 G $1^{1/2}$ in) inserted in a chicken breast .

impair the identification of the two needle walls with confidence. Indeed, echoes in the needle result in the appearance of several parallel lines, making it difficult to interpret the image. As shown in Fig. 6.9b, $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}^1$ results in less reverberation artefacts and in a better resolved image. Indeed the proposed method allows for a clear identification of the two needle walls and for the tip of the needle. Even the beveled shape of the tip is well imaged, and such reconstruction helps segmenting with precision the end of the needle. This clear representation of the tip's beveled shape is due to the use of the PC filter. Indeed, the PC tends to emphasize the regions with larger acoustical impedance jumps which are associated to a clear reflection coefficient phase value (0 or π).

6.8 Conclusion

In this paper, the *Excitelet* correlation-based algorithm was applied to medical imaging applications and compared favorably with the SAFT algorithm in terms of resolution and contrast. Indeed, a first validation on numerical and experimental point-like reflectors showed that *Excitelet* outperforms SAFT in terms of resolution. Also, measurements taken on grayscale targets on a phantom showed that *Excitelet* results in more accurate contrast levels than SAFT. As supported by the many tests presented herein, the use of PC filtering helps extending the dynamic range of the image and proved useful for image interpretation. Finally, the proposed algorithm combined with PC filtering shows great potential for the imaging of highly reflective features such as needles or surgical tools. Indeed, using the proposed algorithm, the sub-wavelength beveled tip of the needle is well resolved. Future work will be oriented toward the adaptation of the proposed algorithm for real-time imaging using GPU computing, and the adaptation of the proposed formalism for spatial compounding.

Acknowledgment

The authors would like to thank Prof. Jean Provost and Dr. Jonathan Porée from Polytechnique Montréal for their help with experimental measurements.

7

Conclusion et perspectives

7.1 Discussion

Étant inscrit dans un projet FRQNT équipe, ce projet de thèse visait à faire des ponts et à favoriser le transfert de connaissances entre deux domaines d'imagerie, soit : l'imagerie ultrasonore et l'imagerie acoustique (dans l'audible). Dans ces deux domaines, des antennes de capteurs sont utilisées afin de mesurer le champ de pression en différents points pour ainsi identifier l'origine des ondes mesurées. Contrairement à l'imagerie acoustique, les transducteurs utilisés dans le domaine ultrasonore sont utilisés pour la mesure, mais aussi pour la génération des ondes. En effet, les ultrasons sont utilisés pour insonifier, c'est-à-dire interroger un milieu, afin d'identifier les anomalies ou caractéristiques non observables en surface. Par conséquent, des techniques d'imagerie et outils de traitement de signal propres à chaque domaine ont été développés dans les dernières décennies. En effet, les méthodes actives utilisées en imagerie ultrasonore contiennent plus d'information que les techniques passives typiquement utilisées dans le domaine de l'audible. Ceci provient du fait que l'émission contrôlée des ondes se traduit par une référence connue, et par conséquent, par une phase bien définie. D'ailleurs parmi les propositions les plus prometteuses par la communauté scientifique pour améliorer les cadences d'imagerie sans affecter la qualité des images obtenues, on retrouve la cohérence de phase, basée sur cette connaissance sans équivoque de la phase. Lorsque combinées avec un algorithme d'imagerie, les métriques de cohérence de phase permettent de

réduire de manière notable le nombre de canaux. De plus, l'utilisation de la cohérence de phase résulte en de meilleurs contrastes, et ainsi en des images ultrasonores plus facile à interpréter.

Au Chapitre 4 une introduction du concept de cohérence de phase en imagerie acoustique est proposée. La caractérisation de sources de bruit étendues par techniques d'imagerie acoustique posant toujours problème au sein de la communauté scientifique, ce chapitre propose d'utiliser la cohérence de phase pour aider à la reconstruction. Dans ce chapitre, un algorithme itératif ne faisant aucun *a priori* sur le type de source est suggéré pour la caractérisation de sources étendues en régime harmonique. L'algorithme est basé sur la division du domaine d'imagerie en une multitude de sources monopolaires potentielles. De manière itérative :

- La phase de chaque monopole potentiel est identifiée à l'aide de chaque microphone, permettant ainsi d'évaluer la cohérence de phase entre les 128 microphones.
- Sous l'hypothèse qu'une faible cohérence de phase soit associée à une faible probabilité qu'une source active soit située au point d'intérêt, il est suggéré de rejeter du domaine d'imagerie tous les points dont la cohérence de phase est faible.
- Le système de taille réduite ainsi obtenu est inversé afin d'estimer la grandeur du champ de vitesse.

Ces trois étapes sont exécutées en boucle jusqu'à la convergence de la puissance acoustique rayonnée reconstruite. Grâce au processus de réduction du domaine d'imagerie, les cartographies obtenues contiennent beaucoup moins d'artefacts que celles obtenues par inversion régularisée ou par formation de voies. De plus, il est montré que la diminution du domaine d'imagerie résulte en un système mieux conditionné, et par conséquent, moins sensible au bruit et à la distance séparant l'antenne du plan contenant les sources.

Au Chapitre 5 l'article publié dans la revue JASA issus des travaux de cette

thèse est présenté. Basé sur les idées et concepts développés au Chapitre 4, cet article propose un algorithme d'imagerie formulé dans le domaine temporel pour l'identification de sources vibratoires transitoires. Grâce à la cohérence de phase, il est montré qu'il est possible d'éliminer jusqu'à 99% des inconnues du système d'équations linéaires naïf issus de la superposition de toutes les sources monopolaires potentielles (dans l'espace et dans le temps). Le problème inverse résultant est résolu à l'aide de la méthode de Tikhonov. Dans l'article, cette approche est utilisée afin de reconstruire l'accélération normale d'une plaque simplement supportée excitée à l'aide d'un impact ponctuel. Les cartographies obtenues sont fidèles aux images obtenues par déflectométrie optique (mesure de référence). En effet, contrairement à la technique de formation de voie (DAS), il est montré que l'algorithme offre une bonne estimation de la grandeur du champ d'accélération. De plus, l'approche permet d'observer divers détails du champ vibratoire en accord avec les mesures de références.

Au Chapitre 6 l'article soumis pour publication dans la revue *Ultrasonics* présente un algorithme d'imagerie inspiré du formalisme de la GCC répandue en imagerie acoustique. En effet, l'algorithme *Excitelet* est fondé sur la corrélation dans le domaine fréquentiel entre des signaux mesurés et des signaux théoriques précalculés. Il est d'ailleurs montré que le filtre PHAT répandu dans l'audible n'est pas le meilleur candidat pour la reconstruction des coefficients de réflexion en imagerie ultrasonore dans le domaine médicale. Afin de reconstruire une cartographie plus représentative des coefficients de réflexion du domaine insonifié, un filtre fréquentiel diminuant les effets d'interférence entre multiples réflecteurs est dérivé et appliqué sur le résultat de la corrélation. L'algorithme résultant ($\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$) offre de meilleures résolutions spatiales que l'algorithme de référence SAFT, mais résulte en des artefacts d'imagerie plus importants et ainsi de plus faibles contrastes. Alimenté par les filtres de cohérence de phase développés et présentés aux Chapitres 4 et 5, un nouveau filtre de cohérence de phase est suggéré. Contrairement aux filtres de cohérence de phase répandus dans la littérature, l'objectif de ce filtre n'est pas d'évaluer le niveau de cohérence

de phase associé à chaque pixel, mais d'évaluer s'il y a cohérence de phase ou non. Ainsi, en combinant $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ à cette métrique, la technique d'imagerie bénéficie du pouvoir de résolution de $\mathbf{I}_{\text{Exc-T}}$ et des excellents contrastes qu'offrent cette nouvelle métrique de cohérence de phase. En effet, les résolutions et contrastes des cartographies obtenues surpassent celles de l'algorithme de référence SAFT. Enfin, tel que suggéré à la dernière section de cet article, la technique proposée est prometteuse pour l'imagerie d'outils médicaux (ex. : cathéter) étant donné la cohérence de phase très franche aux parois des outils.

7.2 Travaux futurs

Afin d'être utilisée en pratique pour le suivi d'outils médicaux, la cadence d'imagerie doit être assez élevée pour permettre l'imagerie en temps réel. Ainsi, l'extension naturelle des travaux présentés au dernier chapitre de cette thèse est de paralléliser l'algorithme sur GPU. Afin d'accroître la cadence d'imagerie davantage, l'approche par corrélation pourrait être adaptée au formalisme du *compounding*. En effet, en effectuant seulement quelques tirs (par ondes planes) et en modifiant la banque de signaux théoriques utilisés pour corrélation, il serait possible d'atteindre une cadence d'imagerie assez élevée.

De plus, des travaux initiés vers la fin de ma thèse (non présentés dans ce document) suggèrent qu'il est possible d'utiliser la phase des coefficients de réflexion reconstruits afin d'ajouter de l'information additionnelle sur les cartographies. En effet, lorsque les ondes rencontrent un changement d'impédance acoustique, une signature exprimant le ratio des impédances acoustique à l'interface est comprise dans la phase. Cette signature peut facilement être encodée sur une échelle de couleur afin d'être superposée aux images échographiques standards avec de la transparence. En plus d'aider à l'interprétation des images ultrasonores, cette information pourrait aider à distinguer les cellules cancéreuses (tumeurs) des amas de graisses étant donné les différentes impédances acoustiques de ces types de réflecteurs.

Quant à la caractérisation de sources de bruits dans l'audible, il serait pertinent de tester la technique d'imagerie de sources transitoires présentée au Chapitre 5 pour

des sources plus complexes. En effet, il serait intéressant de vérifier si le formalisme permet de caractériser ou visualiser l'évolution de sources turbulentes. Il serait aussi intéressant d'évaluer dans un premier temps la sensibilité de l'approche aux erreurs de positionnement des microphones (ou du plan source) étant donné qu'il s'agit des seules informations nécessaires (*a priori*) au fonctionnement de l'algorithme.

- Annexe -
Nouvelles scientifiques

A1

La révolution de l'écran tactile¹

Et si un jour nos tables devenaient tactiles? Il sera désormais possible de rendre tactile pratiquement n'importe quelle surface, en plus de mesurer la pression appliquée sur celle-ci. C'est ce que propose la nouvelle technologie d'écran tactile ultrasonore développée par des chercheurs du Groupe d'Acoustique de l'Université de Sherbrooke (GAUS).

L'apparition d'écrans tactiles dans nos poches, dans nos voitures, sur nos électroménagers et partout ailleurs est en partie due aux avancées en miniaturisation de composantes électroniques. Toutefois, plusieurs applications ne peuvent bénéficier de cette propriété tactile pour diverses raisons. Les technologies tactiles capacitives typiquement utilisées dans nos appareils mobiles sont en effet difficilement adaptables aux grandes surfaces ainsi qu'aux surfaces non planes en raison des coûts de fabrication et de la nature des surfaces protectrices (souvent en verre). Ces technologies capacitives utilisent le fait que nos doigts sont conducteurs et qu'ils modifient localement la charge électrique à la surface de l'écran lors d'un contact. C'est ce qui explique pourquoi on doit enlever nos mitaines l'hiver pour naviguer sur nos cellulaires.

En revanche, une technologie d'écran tactile ultrasonore pourrait permettre d'obtenir des écrans tactiles de formes variées en plus de lever la nécessité de

1. Concours de Vulgarisation de l'Université de Sherbrooke, édition 2018

devoir utiliser des objets conducteurs (comme les doigts) pour les contacts. La technologie développée au GAUS est prometteuse et attire déjà plusieurs industriels étant donné son faible coût de production.

Rendre tactile tout objet pouvant vibrer

Le fonctionnement est bien simple : des petites pastilles piézoélectriques (matériaux pouvant se déformer sous l'effet d'un champ électrique) sont collées sur les bords des objets à rendre tactiles et elles sont utilisées afin de générer et mesurer des ultrasons (vibrations). Sachant comment se propagent les ultrasons dans l'objet d'intérêt à l'aide d'une mesure de référence, il est possible d'identifier la position d'un point de contact en comparant les signaux affectés par ce contact avec ce signal de référence. En effet, la présence d'un contact sur l'écran modifie légèrement les propriétés mécaniques de la structure et modifie par conséquent la propagation des ultrasons. Donc, un peu comme les chauves-souris écoutent les échos de leurs cris afin de se repérer dans l'espace, les échos générés ici par la présence d'un point de contact sont mesurés et permettent d'identifier avec précision la position de ce dernier.

La beauté de cette technologie est qu'elle permet de rendre tactile tout objet pouvant « vibrer ». Si le matériau en question est trop viscoélastique (ou amortissant), il est possible de déposer une fine pellicule sur celui-ci et de l'utiliser comme milieu de propagation pour les ultrasons.

Dans les salles de classe

Le groupe supervisé par les professeurs Patrice Masson et Nicolas Quaegebeur collabore actuellement avec une compagnie afin de rendre leurs écrans sphériques tactiles. Ces écrans sphériques font fureur dans les domaines de l'art et de l'enseignement. Entre autres, les écoles primaires et secondaires sont enchantées par ces systèmes lorsqu'il est temps de parler des planètes, du système solaire et de géographie. Sinon, à titre d'exemple, la compagnie Airbus utilise ces écrans

sphériques afin d'afficher en temps réel leurs différents vols sur le globe.

Plusieurs institutions et entreprises ont démontré leur intérêt face à ces systèmes sphériques dans la mesure où ils seraient tactiles, d'où la collaboration avec le GAUS.

D'autre part, un tapis tactile utilisant cette technologie permettra à une équipe de chercheur du domaine biomédical de tester l'efficacité de divers médicaments sur la perception de la douleur.

Enfin, plusieurs grands joueurs dans le domaine de l'art et du visuel manifestent leur intérêt devant cette récente technologie. Avec un peu d'imagination, on pourra certainement trouver de bonnes raisons de « tactiliser » nos planchers, nos tables et nos fenêtres!



D'autre part, un tapis tactile utilisant cette technologie permettra à une équipe de chercheur du domaine biomédical de tester l'efficacité de divers médicaments sur la perception de la douleur. Enfin, plusieurs grands joueurs dans le domaine de l'art et du visuel manifestent leur intérêt devant cette récente technologie. Avec un peu d'imagination, on pourra certainement trouver de bonnes raisons de « tactiliser » nos planchers, nos tables et nos fenêtres!

A2

Quand les oreilles peuvent voir¹

Quand on est malade, afin de voir l'invisible, on a recours à différentes techniques d'imagerie : échographies, IRM, rayons X, etc. Eh bien, lorsqu'il s'agit de réduire le bruit et d'améliorer le confort acoustique, on peut avoir recours à des techniques similaires. En effet, les acousticiens, ces scientifiques qui étudient le son, utilisent des méthodes d'imagerie pour voir et analyser ce qui est invisible à nos yeux : le son.

Un nouvel algorithme d'imagerie appelé TD-PCa², récemment publié dans le *Journal of the Acoustical Society of America* par l'équipe de Pr Masson et Pr Berry [81], permet de détecter des sources de bruits et de visualiser leurs variations dans le temps sous la forme de vidéos. Ces vidéos s'avèrent plus faciles à interpréter par les acousticiens que les images typiquement obtenues.

Qu'est-ce que l'imagerie acoustique ?

En imagerie acoustique, les algorithmes - ces longues séquences de calculs - permettent d'obtenir une cartographie de bruit : une photo du lieu inspecté sur laquelle on a superposé les niveaux de bruit (exemple en Figure 1). Afin d'obtenir ce type d'image, l'acousticien utilise généralement un ensemble de plusieurs microphones, qu'on nomme antenne. Cette antenne agit un peu comme les oreilles

1. Concours de Vulgarisation de l'Université de Sherbrooke, édition 2020
2. TD-PCa pour Time Domain Phase Coherence algorithm

de l'acousticien et mesure très précisément le bruit. À partir de cette mesure, l'algorithme est utilisé pour construire la cartographie du bruit.

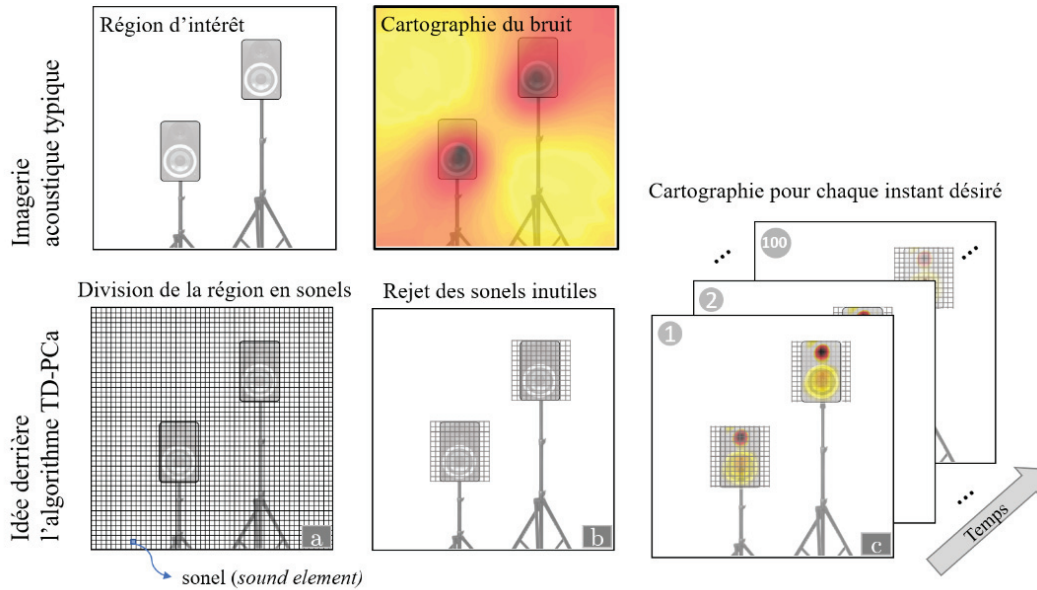


Figure A2.1: Exemple d'image acoustique généralement obtenue (haut) et explication de l'algorithme TD-PCa (bas) : a) On divise la zone d'intérêt en sonels ; b) à l'aide de mathématiques, on ne conserve que les sonels importants ; c) On évalue le bruit sur tous les sonels conservés

Malheureusement, pour obtenir une image claire, ces algorithmes nécessitent l'utilisation d'un grand nombre de microphones. Obtenir une image est déjà compliqué, en avoir plusieurs pour observer les variations de bruit dans le temps est le réel défi. C'est exactement ce que permet le nouvel algorithme, TD-PCa.

En quoi l'algorithme TD-PCa est-il différent ?

Tout comme une image de votre télévision est constituée de millions de pixels³, l'algorithme TD-PCa considère que la zone d'intérêt est divisée en plusieurs milliers de sources élémentaires de bruit que l'on appellera des sonels⁴ (voir Figure A2.1). L'objectif de l'algorithme est donc de trouver comment chacun de ces sonels contribue au bruit mesuré par chacun des microphones. En mathématique, on dit que ces

3. Pixel est une contraction de : picture element

4. Sonel est une contraction de : sound element

sonels sont les inconnues de l'équation. Par exemple, imaginons que la zone d'intérêt est divisée en 5 000 sonels, et que l'objectif est de faire une vidéo constituée de 100 images. Dans ce cas, l'algorithme doit réaliser un calcul composé de 500 000 inconnues (5 000 sonels x 100 images)! Mathématiquement, ce type de problème est très compliqué à résoudre lorsque le nombre de sources (ici 500 000 sonels) est plus petit que le nombre de mesures (données recueillies par les microphones). TD-PCa, lui, utilise une méthode statistique pour identifier les sonels les plus susceptibles de contribuer au bruit. Cette première étape de calcul permet de réduire de 99% le nombre de sonels à considérer dans l'équation. Ainsi, le calcul peut être résolu avec un ordinateur portable typique. De plus, étant donné que l'algorithme donne des images acoustiques plus claires, on peut diminuer le nombre de microphones nécessaire pour obtenir des images comparables à celles des algorithmes classiques.

Pour quoi faire finalement ?

Ce qui est aussi démontré dans cet article[81], c'est que TD-PCa permet de visualiser des phénomènes physiques non observables à l'aide des algorithmes d'imagerie typiques. Ainsi, les acousticiens peuvent mieux identifier les sources de bruit et concevoir des avions, des autos et des lave-vaisselles moins bruyants! Avec la miniaturisation des microphones et la capacité de calcul croissante de nos ordinateurs, tablettes et cellulaires, on peut rêver pour le futur à des caméras acoustiques dans nos poches!

Bibliographie

- [1] H. KRIM et M. VIBERG. « Two decades of array signal processing research : the parametric approach ». In : *IEEE Signal Processing Magazine* 13 (1996), p. 67-94 (pages 1, 16, 19, 20, 85).
- [2] K Kirk SHUNG. *Diagnostic ultrasound : Imaging and Blood Flow Measurements*. 2005 (page 7).
- [3] Martin E ANDERSON et Gregg E TRAHEY. « A seminar on k -space applied to medical ultrasound ». In : (2000) (page 8).
- [4] Francois VIGNON et Michael R BURCHER. « Capon Beamforming in Medical Ultrasound Imaging with Focused Beams ». In : 55.3 (2008), p. 619-628 (pages 8, 63).
- [5] R J DITCHBURN, S K BURKE et C M SCALA. « NDT of welds : state of the art ». In : 29.2 (1996), p. 111-117 (page 9).
- [6] Victor GIURGIUTIU. *Structural Health Monitoring*. Elsevier, 2008, p. 185-238 (page 9).
- [7] Seth S KESSLER, S Mark SPEARING et Constantinos SOUTIS. « Damage detection in composite materials using Lamb wave methods ». In : *Smart Materials and Structures* 11.2 (2002), p. 269-278 (page 9).
- [8] K DIAMANTI, C SOUTIS et J M HODGKINSON. « Piezoelectric transducer arrangement for the inspection of large composite structures ». In : *Composites Part A : Applied Science and Manufacturing* 38.4 (2007), p. 1121-1130 (page 9).
- [9] Denis DUHAMEL. « Notes du cours ACOUSTIQUE ». In : (2013) (page 9).
- [10] Jad ABOU CHAAYA. « Aero-acoustic sources localization and high resolution imaging ». Thèse de doct. École doctorale STITS, 2016 (pages 11, 14, 31).
- [11] Joe C CHEN, Kung YAO et Ralph E HUDSON. « Source Localization and Beamforming ». In : *IEEE Signal Processing Magazine* 19.2 (2002), p. 30-39 (page 14).
- [12] Matthew ALDEMAN et Ganesh RAMAN. « Effects of array scaling and advanced beamforming algorithms on the angular resolution of microphone array systems ». In : *Applied Acoustics* 132.January 2017 (2018), p. 58-81. URL : <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2017.11.009> (page 15).
- [13] Petre. LI, JIAN. STOICA. *Robust adaptive beamforming*. 2006, p. 422 (page 15).
- [14] J CAPON. « High-resolution frequency-wavenumber spectrum analysis ». In : *Proceedings of the IEEE* 57.8 (1969), p. 1408-1418 (page 15).
- [15] Petre STOICA, Zhisong WANG et Jian LI. « Robust Capon beamforming ». In : *IEEE Signal Processing Letters* 10.6 (2003), p. 172-175 (page 15).

- [16] Johan Fredrik SYNNEVÅG, Andreas AUSTENG et Sverre HOLM. « Benefits of minimum-variance beamforming in medical ultrasound imaging ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 56.9 (2009), p. 1868-1879 (page 15).
- [17] JP HELGESEN ÅSEN. « Accelerating adaptive ultrasound imaging algorithms by means of general-purpose computing on graphics processing units ». Thèse de doct. Norwegian University of Science et Technology, 2014 (pages 16, 50).
- [18] Q. LECLÈRE et al. « A unified formalism for acoustic imaging based on microphone array measurements ». In : *International Journal of Aeroacoustics* 16.4-5 (2017), p. 431-456 (pages 16, 29, 86).
- [19] Nauman Anwar BAIG et Mohammad Bilal MALIK. « Comparison of Direction of Arrival (DOA) Estimation Techniques for closely spaced targets ». In : *International Journal of Future Computer and Communication* 2.6 (2013), p. 654 (page 17).
- [20] Richard ROY et Thomas KAILATH. « ESPRIT-Estimation of Signal Parameters Via Rotational Invariance Techniques ». In : *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 37.7 (1989), p. 984-995 (page 17).
- [21] Minghui LI, Yilong LU et Bo HE. « Array Signal Processing for Maximum Likelihood Direction-of-Arrival Estimation ». In : 3.December (2013), p. 1-6 (pages 19, 20).
- [22] N. CHU. « Approche Bayésienne Pour La Localisation De Sources En Imagerie Acoustique ». Thèse de doct. 2013 (pages 19, 20).
- [23] Jérôme ANTONI. « A Bayesian approach to sound source reconstruction : Optimal basis, regularization, and focusing ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 131.4 (2012), p. 2873-2890 (pages 21, 22).
- [24] D MALIOUTOV. « A sparse signal reconstruction perspective for source localization with sensor arrays ». Thèse de doct. Massachusetts Institute of Technology, 2005, p. 3010-3022 (pages 21, 22, 24).
- [25] Jacques HADAMARD. « Sur les problèmes aux dérivées partielles et leur signification physique ». In : *Princeton university bulletin* (1902), p. 49-52 (page 21).
- [26] A N TIKHONOV et V Y ARSEININ. « Solutions of ill posed problems ». In : *Bulletin of the American Mathematical Society* 1.3 (1977), p. 521-524 (page 22).

- [27] S.H. YOON et P.A. NELSON. « Estimation of Acoustic Source Strength By Inverse Methods : Part II, Experimental Investigation of Methods for Choosing Regularization Parameters ». In : *Journal of Sound and Vibration* 233.4 (2000), p. 665-701 (pages 22, 93).
- [28] Gilles CHARDON. « Chardon Approximations parcimonieuses et problèmes inverses en acoustique ». Thèse de doct. 2012 (page 23).
- [29] Antoine PEILLOT. « Imagerie acoustique par approximations parcimonieuses des sources ». Thèse de doct. 2013 (pages 24, 25).
- [30] Emmanuel J CANDÈS et Michael B WAKIN. « An introduction to compressive sampling ». In : *IEEE signal processing magazine* 25.2 (2008), p. 21-30 (page 25).
- [31] Scott SHAOBING et al. « Atomic Decomposition by Basis Pursuit Linked references are available on JSTOR for this article : Atomic Decomposition by Basis ». In : *Society for Industrial and Applied Mathematics* 43.1 (2001), p. 129-159 (page 25).
- [32] Thomas PADOIS et Alain BERRY. « Orthogonal matching pursuit applied to the deconvolution approach for the mapping of acoustic sources inverse problem. » In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 138.6 (2015), p. 3678-3685 (page 25).
- [33] Thomas F BROOKS et William M HUMPHREYS. « A deconvolution approach for the mapping of acoustic sources (DAMAS) determined from phased microphone arrays ». In : *Journal of Sound and Vibration* 294.4-5 (2006), p. 856-879. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0022460X06000289> (page 26).
- [34] Louis CATTAFESTA. « Sparsity constrained deconvolution approaches for acoustic source mapping ». In : April 2017 (2008) (page 27).
- [35] Nikolas S ZAWODNY et al. « Comparison of microphone array processing techniques for aeroacoustic measurements ». In : 9.6 (2010) (pages 27, 28).
- [36] Klaus EHRENFRIED et Lars KOOP. « Comparison of Iterative Deconvolution Algorithms for the Mapping of Acoustic Sources ». In : *AIAA Journal* 45.May (2007), p. 1584-1595 (page 27).
- [37] Pieter SIJTSMA. « CLEAN based on spatial source coherence ». In : *International Journal of Aeroacoustics* 6.4 (2009), p. 357-374 (page 27).
- [38] X.-Z. ZHANG et al. « Transient nearfield acoustic holography based on an interpolated time-domain equivalent source method ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 130.3 (2011), p. 1430-1440 (pages 30, 69, 86, 91, 93).

- [39] G. CHARDON et al. « Near-field acoustic holography using sparse regularization and compressive sampling principles ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 132.3 (2012), p. 1521-1534 (pages 30, 86).
- [40] S. VALAEE, B. CHAMPAGNE et P. KABAL. *Parametric Localization of Distributed Sources*. 1995 (page 30).
- [41] Jooshik LEE et al. « Low-complexity estimation of 2D DOA for coherently distributed sources ». In : *Signal Processing* 83.8 (2003), p. 1789-1802 (page 30).
- [42] Thouraya ABDELLATIF et Pascal LARZABAL. « Performance study of a generalized subspace-based method for scattered sources ». In : l (), p. 3101-3104 (page 30).
- [43] J. ABOU, J. PICHERAL et S. MARCOS. « Localization of spatially distributed near-field sources with unknown angular spread shape ». In : *Signal Processing* 106 (2015), p. 259-265 (page 30).
- [44] *Wikipedia - Raised-cosine filter*. 2016. URL : https://en.wikipedia.org/wiki/Raised-cosine_filter (visité le 17/02/2017) (page 32).
- [45] N. QUAEGBEUR et al. « Enhancement of time-domain acoustic imaging based on generalized cross-correlation and spatial weighting ». In : *Mechanical Systems and Signal Processing* 75 (2016), p. 515-524 (pages 32-34, 87, 118).
- [46] Harvey F. SILVERMAN et al. « Performance of real-time source-location estimators for a large-aperture microphone array ». In : *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing* 13.4 (2005), p. 593-606 (page 33).
- [47] M. OMOLOGO et P. SVAIZER. « Acoustic source location in noisy and reverberant environment using CSP analysis ». In : *1996 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing Conference Proceedings*. T. 2. IEEE, p. 921-924 (page 33).
- [48] P. SVAIZER, M. MATASSONI et M. OMOLOGO. « Acoustic source location in a three-dimensional space using crosspower spectrum phase ». In : *1997 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 1 (1997), p. 1-4 (page 33).
- [49] L. G. DA SILVEIRA JR et al. « A GPU Implementation of the SRP-PHAT Sound Source Localization Algorithm ». In : *Proc. 12th International Workshop on Acoustic Echo and Noise Control (IWAENC)* 2 (2010) (pages 33, 34).
- [50] V. P. MINOTTO et al. « GPU-based approaches for real-time sound source localization using the SRP-PHAT algorithm ». In : *International Journal of High Performance Computing Applications* (2012) (pages 34, 87).

- [51] R. LAVARELLO, F. KAMALABADI et William D. O'BRIEN. « A regularized inverse approach to ultrasonic pulse-echo imaging ». In : *IEEE Transactions on Medical Imaging* 25.6 (2006), p. 712-722 (page 35).
- [52] P. TREMBLAY et D. RICHARD. « DEVELOPMENT AND VALIDATION OF A FULL MATRIX CAPTURE SOLUTION ». In : *9th Int Conf NDE*. Seattle, 2012, p. 457-466 (page 36).
- [53] C. HOLMES, B. DRINKWATER et P. WILCOX. « The post-processing of ultrasonic array data using the total focusing method ». In : *Insight : Non-Destructive Testing and Condition Monitoring* 46.11 (2004), p. 677-680 (page 36).
- [54] C. HOLMES, B. W. DRINKWATER et P. D. WILCOX. « Post-processing of the full matrix of ultrasonic transmit-receive array data for guided wave pipe inspection ». In : *AIP Conference Proceedings* 1096 (2009), p. 137-144 (pages 37, 38).
- [55] Paul D. WILCOX. « Ultrasonic arrays in NDE : Beyond the B-scan ». In : *Review of Progress in Quantitative Nondestructive Evaluation : Volume 32* 1511.1 (2013), p. 33-50 (pages 37, 49).
- [56] Bruce W. DRINKWATER et Paul D. WILCOX. « Ultrasonic arrays for non-destructive evaluation : A review ». In : *NDT and E International* 39.7 (2006), p. 525-541 (page 38).
- [57] Jeremy BERCO et al. « Ultrafast Compound Doppler Imaging : Providing Full Blood Flow Characterization ». In : (2012) (page 40).
- [58] Gabriel MONTALDO et al. « Coherent Plane Wave Compounding for Very High Frame Rate Ultrasonography and Transient Elastography I . Introduction ». In : 56.3 (2009), p. 489-506 (page 40).
- [59] Alan J. HUNTER, Bruce W. DRINKWATER et Paul D. WILCOX. « The wavenumber algorithm for full-matrix imaging using an ultrasonic array ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 55.11 (2008), p. 2450-2462 (page 40).
- [60] Nicolas QUAEGBEUR et Patrice MASSON. « Correlation-based imaging technique using ultrasonic transmit – receive array for Non-Destructive Evaluation ». In : *Ultrasonics* 52.8 (2012), p. 1056-1064 (pages 41, 42, 112, 122).
- [61] N. QUAEGBEUR et al. « Dispersion-based imaging for structural health monitoring using sparse and compact arrays ». In : *Smart Materials and Structures* 20.2 (2011) (pages 41, 122).
- [62] Jiqi CHENG et al. « A new algorithm for spatial impulse response of rectangular planar transducers ». In : *Ultrasonics* 51.2 (2011), p. 229-237 (pages 42, 122).

- [63] Arendt JENSEN. « A new calculation procedure for spatial impulse responses in ultrasound ». In : 105.6 (1999), p. 3266-3274 (page 42).
- [64] A. KULAKOVSKIY et al. « Defect sizing using convolution neural network applied to guided wave imaging ». In : *IWSHM 2019*. 2019 (pages 43, 112).
- [65] C POTEL et M BRUNEAU. *Acoustique générale*. Ed. Ellips. 2006 (page 44).
- [66] C. FRITSCH, J. CAMACHO et M. PARRILLA. « New ultrasound imaging techniques with phase coherence processing ». In : *Ultrasonics* 50.2 (2010), p. 122-126 (pages 45, 87).
- [67] J. CAMACHO et C. FRITSCH. « Phase Coherence Imaging of Grained Materials ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 58.5 (2011), p. 1006-1015 (pages 45, 87, 113).
- [68] J F CRUZA, J CAMACHO et C FRITSCH. « Plane-wave phase-coherence imaging for NDE ». In : *NDT and E International* 87 (2017), p. 31-37 (pages 45, 46, 67, 87, 121).
- [69] Jiqi CHENG et Jian Yu LU. « Extended high-frame rate imaging method with limited-diffraction beams ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 53.5 (2006), p. 880-899 (page 47).
- [70] G. MONTALDO et al. « Coherent plane-wave compounding for very high frame rate ultrasonography and transient elastography ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 56.3 (2009), p. 489-506 (pages 47, 48, 113).
- [71] Mickael TANTER et Mathias FINK. « Ultrafast imaging in biomedical ultrasound ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 61.1 (2014), p. 102-119 (pages 47-50).
- [72] H. LIEBGOTT et al. « Plane-Wave Imaging Challenge in Medical Ultrasound ». In : *IEEE International Ultrasonics Symposium, IUS 2016-Novem* (2016) (pages 47, 113).
- [73] Ece OZKAN, Valery VISHNEVSKY et Orcun GOKSEL. « Inverse Problem of Ultrasound Beamforming with Sparsity Constraints and Regularization ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 65.3 (2018), p. 356-365 (page 49).
- [74] Dimitris PERDIOS et al. « A deep learning approach to ultrasound image recovery ». In : *IEEE International Ultrasonics Symposium, IUS* (2017) (page 49).
- [75] Lucien ROQUETTE et al. « On an analytical, spatially-varying, point-spread-function ». In : *IEEE International Ultrasonics Symposium, IUS* (2017) (page 49).

- [76] Nghia Q. NGUYEN et Richard W. PRAGER. « A Spatial Coherence Approach to Minimum Variance Beamforming for Plane-Wave Compounding ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 65.4 (2018), p. 522-534 (page 49).
- [77] H K H SO et al. « Medical ultrasound imaging : to gpu or not to gpu? » In : *IEEE Micro* (2011) (page 49).
- [78] Junying CHEN et al. « Real-time GPU-based adaptive beamformer for high quality ultrasound imaging ». In : *IEEE International Ultrasonics Symposium, IUS* (2011), p. 474-477 (pages 50, 112).
- [79] Bastien DENARIE et al. « Coherent Plane Wave Compounding for Very High Frame Rate Ultrasonography of Rapidly Moving Targets ». In : 32.7 (2013), p. 1265-1276 (page 50).
- [80] Svante WOLD, Kim ESBENSEN et Paul GELADI. « Principal Component Analysis SVANTE ». In : *Chemometrics and intelligent laboratory systems* 2.1-3 (1987), p. 37-52. arXiv : [arXiv:1011.1669v3](https://arxiv.org/abs/1011.1669v3). URL : <http://files.isec.pt/DOCUMENTOS/SERVICOS/BIBLIO/Documentosdeacessoremoto/Principalcomponentsanalysis.pdf> (page 50).
- [81] Maxime BILODEAU et al. « Time domain imaging of extended transient noise sources using phase coherence ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 146.6 (2019), p. 4851-4859 (pages 55, 57, 113, 149, 151).
- [82] M. BILODEAU et al. « Phase coherence imaging of vibroacoustic sources ». In : *Proceedings of the 7th Berlin Beamforming Conference* (2018), p. 1-11 (pages 58, 88).
- [83] Maxime BILODEAU et al. « Time Domain Phase Coherence Based Algorithm For Impact Source Reconstruction ». In : *Inter-Noise 2019*. 2019 (page 58).
- [84] P.. NELSON et S. YOON. « Estimation of Acoustic Source Strength By Inverse Methods : Part I, Conditioning of the Inverse Problem ». In : *Journal of Sound and Vibration* 233.4 (2000), p. 639-664 (pages 63, 64, 79, 91).
- [85] J. CAMACHO et C. FRITSCH. « Phase Coherence Imaging ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control* 56.5 (2009), p. 958-974 (pages 46, 67, 113).
- [86] F. FAHY et P. GARDONIO. *Sound and structural vibration - Radiation, Transmission and Response*. Sous la dir. d'ELSEVIER. Second. 2007 (page 70).
- [87] Philippe-Aubert GAUTHIER. « Synthèse de champs sonores adaptative ». Thèse de doct. Université de Sherbrooke, 2006 (page 73).

- [88] A. PUTRA et D. J. THOMPSON. « Sound radiation from rectangular baffled and unbaffled plates ». In : *Applied Acoustics* 71.12 (2010), p. 1113-1125 (pages 76, 77).
- [89] F. FAHY. *Sound intensity*. Second. London, 1989, p. 38-99 (page 85).
- [90] J. J. CHRISTENSEN et J. HALD. *Beamforming*. Nærum, 2004, p. 1-23 (page 85).
- [91] Jean-Michel ATTENDU et Annie ROSS. « Sparse regularization for reconstructing transient sources with time domain nearfield acoustical holography ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 143.6 (2018), p. 3796-3806 (page 86).
- [92] Mathias FINK. « Time-reversal acoustics ». In : *Journal of Physics : Conference Series* 118.1 (2008), p. 012001 (page 86).
- [93] Don H. JOHNSON et Dan E. DUDGEON. *Array Signal Processing - Concepts And Techniques*. First. Houston, 1993, p. 157-182 (page 86).
- [94] D. A. BIES, C. HANSEN et C. HOWARD. *Engineering Noise Control*. CRC Press, 2010, p. 826 (page 86).
- [95] I. RAKOTOARISOA et al. « Time-domain delay-and-sum beamforming for time-reversal detection of intermittent acoustic sources in flows ». In : *The Journal of the Acoustical Society of America* 136.5 (2014), p. 2675-2686 (page 86).
- [96] A. V. OPPENHEIM et J. S. LIM. « Importance of Phase in Signals ». In : *Proceedings of the IEEE* 69.5 (1980), pp. 529-541 (pages 87, 113).
- [97] Peter KOVESI. « Phase congruency : A low-level image invariant ». In : *Psychological Research-Psychologische Forschung* 64.2 (2000), p. 136-148 (page 87).
- [98] Y. SHECHTMAN et al. « Phase Retrieval with Application to Optical Imaging : A contemporary overview ». In : *IEEE Signal Processing Magazine* 32.3 (2015), p. 87-109 (pages 87, 104, 113).
- [99] Thomas PADOIS et al. « Time domain localization technique with sparsity constraint for imaging acoustic sources ». In : *Mechanical Systems and Signal Processing* 94 (2017), p. 85-93 (page 88).
- [100] P. C. HANSEN. « Regularization Tools Version 4.0 for Matlab 7.3 ». In : *Numerical Algorithms* 46 (2007), p. 189-194 (page 94).
- [101] B. R. TREEBY et B. T. COX. « k-Wave : MATLAB toolbox for the simulation and reconstruction of photoacoustic wave-fields ». In : *Journal of Biomedical Optics* 15.2 (2010), p. 021314 (page 94).
- [102] O. ROBIN et al. « A Plane and Thin Panel with Representative Simply Supported Boundary Conditions for Laboratory Vibroacoustic Tests ». In : *Acta Acustica united with Acustica* 102.1 (2016), p. 170-182 (page 100).

- [103] Alain GIRAudeau, Fabrice PIERRON et E. P. TOMASINI. « Measurement of Vibrating Plate Spatial Responses Using Deflectometry and High Speed Camera ». In : *AIP Conference Proceedings 1253*. 2010, p. 241-246 (page 100).
- [104] P. O'DONOUGHUE, O. ROBIN et A. BERRY. « Time-resolved identification of mechanical loadings on plates using the virtual fields method and deflectometry measurements ». In : *Strain* 54.3 (2018), e12258 (page 100).
- [105] Yuankun LIU et al. « Precision Displacement Measurement based on Phase Measuring Deflectometry ». In : *AIP Conference Proceedings 1236*. 2010, p. 459-463 (page 100).
- [106] P. DONOUGHUE, O. ROBIN et A. BERRY. « Measuring the Vibration Response of Plane Panels under Stationary and Transient Mechanical Excitations using Deflectometry ». In : *Inter-Noise 2016*. 2016, p. 615-621 (page 100).
- [107] Raja Sekhar BANDARU et al. « Delay and Standard Deviation Beamforming to Enhance Specular Reflections in Ultrasound Imaging ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 63.12 (2016), p. 2057-2068 (page 111).
- [108] Thomas L. SZABO. *Diagnostic Ultrasound Imaging : Inside Out (Second Edition)*. Elsevier Inc., 2014, p. 23-26, 178-198 (pages 111, 126).
- [109] Jorge CAMACHO et C FRITSCH. « Adaptive Beamforming by Phase Coherence Processing ». In : *Ultrasound Imaging*. 2011, p. 57 (page 111).
- [110] Alfonso RODRIGUEZ-MOLARES et al. « The Generalized Contrast-to-Noise Ratio : A Formal Definition for Lesion Detectability ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* (2020) (pages 112, 128).
- [111] S S HAYKIN et K J R LIU. *Handbook on array processing and sensor networks*. John Wiley & Sons, 2009 (page 112).
- [112] HKH SO et al. « Medical ultrasound imaging : to gpu or not to gpu ? » In : *IEEE Micro* 31.5 (2011), p. 54-65 (page 112).
- [113] Tiexiang WEN et al. « GPU - based Volume Reconstruction for Freehand 3D Ultrasound Imaging ». In : *39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (2017), p. 3700-3703 (page 112).
- [114] Jung Woo CHOE et al. « GPU-Based Real-Time Imaging Software Suite for Medical Ultrasound ». In : *2013 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)* (2013), p. 2057-2060 (page 112).

- [115] D. ROMERO et al. « Using GPUs for beamforming acceleration on SAFT imaging ». In : *Proceedings - IEEE Ultrasonics Symposium* (2009), p. 1334-1337 (page 112).
- [116] Gilles ROUGERON et al. « Implementation of a GPU accelerated total focusing reconstruction method within CIVA software ». In : *AIP Conference Proceedings* 1581 33 (2014), p. 1983-1990 (page 112).
- [117] Mickael NJIKI et al. « A real-time implementation of the Total Focusing Method for rapid and precise diagnostic in non destructive evaluation ». In : *Proceedings of the International Conference on Application-Specific Systems, Architectures and Processors* (2013), p. 245-248 (page 112).
- [118] Jørgen Arendt JENSEN et al. « Synthetic aperture ultrasound imaging ». In : *Ultrasonics* 44.SUPPL. (2006) (page 112).
- [119] P. MASSON et al. *U.S. Patent No. 9,733,217*. 2017 (page 112).
- [120] Jean PROVOST et al. « 3D ultrafast ultrasound imaging in vivo. » In : *Physics in medicine and biology* 59.19 (2014), p. L1-L13 (page 113).
- [121] F. FORSBERG. « Ultrasonic biomedical technology ; Marketing versus clinical reality ». In : *Ultrasonics* 42.1-9 (2004), p. 17-27 (page 113).
- [122] Etai MOR et Aharon BAR-HILLEL. « A unified deep network for beamforming and speckle reduction in plane wave imaging : A simulation study ». In : *Ultrasonics* 103.June 2019 (2020), p. 106069. URL : <https://doi.org/10.1016/j.ultras.2020.106069> (page 113).
- [123] D. BUJOREANU et al. « A resolution enhancement technique for ultrafast coded medical ultrasound ». In : *European Signal Processing Conference 2018-Septe* (2018), p. 76-80 (page 113).
- [124] Y. WANG et al. « Coherent plane-wave compounding based on normalized autocorrelation factor ». In : *IEEE Access* 6 (2018), p. 36927-36938 (page 113).
- [125] Giulia MATRONE et al. « The delay multiply and sum beamforming algorithm in ultrasound B-mode medical imaging ». In : *IEEE Transactions on Medical Imaging* 34.4 (2015), p. 940-949 (pages 113, 128).
- [126] Moein MOZAFFARZADEH et al. « Double-Stage Delay Multiply and Sum Beamforming Algorithm Applied to Ultrasound Medical Imaging ». In : *Ultrasound in Medicine and Biology* 44.3 (2018), p. 677-686. arXiv : [1801.06061](https://arxiv.org/abs/1801.06061) (pages 113, 128).
- [127] Muyinatu A. LEDIJU et al. « Short-lag spatial coherence of backscattered echoes : Imaging characteristics ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* (2011) (page 113).

- [128] Zhou WANG et Ep SIMONCELLI. « Local phase coherence and the perception of blur ». In : *Advances in neural information processing systems* (2004), p. 1435-1442 (page 113).
- [129] Hideyuki HASEGAWA et Hiroshi KANAI. « Effect of subaperture beamforming on phase coherence imaging ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 61.11 (2014), p. 1779-1790 (page 113).
- [130] José M. CARCIONE. *Wave Fields in Real Media : Wave Propagation in Anisotropic, Anelastic, Porous and Electromagnetic Media*. Sous la dir. d'ELSEVIER. 3rd editio. Elsevier, 2015, p. 421-508 (page 115).
- [131] Charles H. KNAPP et G. Clifford CARTER. « The Generalized Correlation Method for Estimation of Time Delay ». In : *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* (1976) (page 118).
- [132] Ingvild Kinn EKROLL et al. « An Extended Least Squares Method for Aliasing-Resistant Vector Velocity Estimation ». In : *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control* 63.11 (2016), p. 1745-1757 (page 122).
- [133] A JENSEN et B SVENDSEN. « Calculation of Pressure Fields from Arbitrarily ». In : *Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, IEEE Transactions* 39.2 (1992), p. 262-267 (page 122).
- [134] Thomas L. SZABO et Peter A. LEWIN. « Ultrasound transducer selection in clinical imaging practice ». In : *Journal of Ultrasound in Medicine* 32.4 (2013), p. 573-582 (page 126).
- [135] J. A. JENSEN. « Medical ultrasound imaging ». In : *Progress in Biophysics and Molecular Biology* 93 (2007), p. 153-165 (page 126).