

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

LE MANS UNIVERSITÉ
SOUS LE SCEAU DE
LA COMUE ANGERS – LE MANS

ÉCOLE DOCTORALE N° 602
Sciences de l'Ingénierie et des Systèmes
Spécialité : *Acoustique*

Par

Sébastien MÉNIGOT

Pré et post-traitements du signal pour les systèmes ultrasonores

De l'identification nonlinéaire à la commande optimale pour des applications médicales et de contrôles non-destructifs

Habilitation à Diriger des Recherches présentée et soutenue à Angers, le 26 avril 2024
Unité de recherche : Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Mans (LAUM)

Rapporteurs avant soutenance :

Régine LE BOUQUIN JEANNÈS	Professeur, Université de Rennes
Hervé LIEBGOTT	Professeur, Université Claude Bernard Lyon 1
Denis KOUAMÉ	Professeur, Université Toulouse III Paul Sabatier

Composition du Jury :

Président :	Dominique CERTON	Professeur, Université de Tours
Examineurs :	Jean-Marc GIRAULT	Enseignant-chercheur, ESEO
	Denis KOUAMÉ	Professeur, Université Toulouse III Paul Sabatier
	Régine LE BOUQUIN JEANNÈS	Professeur, Université de Rennes
	Hervé LIEBGOTT	Professeur, Université Claude Bernard Lyon 1
	Jean-Hugh THOMAS	Professeur, Le Mans Université

Ce mémoire d'habilitation à diriger des recherches est diffusé sous licence Creative Commons Paternité - Pas d'Utilisation Commerciale - Partage à l'Identique 2.0 France (CC BY-NC-SA 2.0).



Vous êtes libres :



de reproduire, distribuer et communiquer cette création au public



de modifier cette création

Selon les conditions suivantes :



Paternité — Vous devez citer le nom de l'auteur original de la manière indiquée par l'auteur de l'œuvre ou le titulaire des droits qui vous confère cette autorisation (mais pas d'une manière qui suggérerait qu'ils vous soutiennent ou approuvent votre utilisation de l'œuvre).



Pas d'Utilisation Commerciale — Vous n'avez pas le droit d'utiliser cette création à des fins commerciales.



Partage des Conditions Initiales à l'Identique — Si vous modifiez, transformez ou adaptez cette création, vous n'avez le droit de distribuer la création qui en résulte que sous un contrat identique à celui-ci.

En précisant :

Renonciation — Chacune de ces conditions peut être levée si vous obtenez l'autorisation du titulaire des droits sur cette œuvre.

Domaine public — Si les travaux ou l'un de ses éléments est dans le domaine public en vertu du droit applicable, le statut n'est en rien affectée par la licence.

Autres droits — Rien dans ce contrat ne diminue ou ne restreint le droit moral de l'auteur ou des auteurs.

Notice — A chaque réutilisation ou distribution de cette création, vous devez faire apparaître clairement au public les conditions contractuelles de sa mise à disposition. La meilleure manière de les indiquer est un lien vers cette page web :

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/2.0/fr/>

Résumé explicatif du Code Juridique (la version intégrale du contrat) :

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/2.0/fr/legalcode>

« Walter était le parfait exemple de l'ingénieur compétent, à l'esprit pratique, se méfiant des intuitions brillantes et des raccourcis technologiques. Personne ne l'aurait considéré comme un génie, et parfois il faut du génie pour voir ce qui vous crève les yeux. »

2010 : *Odyssée deux* (1982), Arthur C. CLARKE (trad. Pierre ALIEN), éd. J'ai lu, 1999, chap. 43, p. 210

REMERCIEMENTS

Je remercie Régine LE BOUQUIN JEANNÈS, Hervé LIEBGOTT et Denis KOUAMÉ d'avoir accepté d'être les rapporteurs de ce manuscrit. Je remercie également tous les membres du jury, Dominique CERTON, Jean-Marc GIRAULT et Jean-Hugh THOMAS qui ont pris le temps de juger ce travail.

Merci à Anne-Flore et Alan pour l'aide dans l'organisation de la soutenance.

Depuis la soutenance de ma thèse en 2011, j'ai travaillé dans plusieurs établissements de l'enseignement supérieur. Je ne me risquerai pas à citer tout le monde.

À Ville d'Avray, j'ai été ATER pendant deux années. L'équipe du département GEII a su également me laisser du temps pour réduire mes déplacements entre Tours et Ville d'Avray et pour me laisser du temps au développement de mon projet de recherche. Merci à tous les collègues pour leur accueil ; en particulier à Françoise et Anne.

À Tours, j'ai eu plusieurs contrats de post-doctorants et d'enseignants-chercheurs contractuels. Pendant quelques mois, j'ai travaillé au premier étage de l'hôpital Bretonneau de Tours. Ils ont eu la sagesse de me laisser continuer d'avoir un pied dans l'enseignement. Un merci à l'équipe ; en particulier à Frédéric, Christophe et Élodie.

Mais c'est surtout à Polytech Tours que j'ai beaucoup appris. Avec les collègues, on a partagé des tours du lac pour faire nos remue-méninges. On a monté une nouvelle option autour du biomédical avant l'audit CTI. Le département m'a confié mes premières responsabilités. Merci à la petite équipe : Jean-Marc, Sébastien, Arnaud et Dominique. Merci aussi à Dominique et Jean-Marc Gr. pour avoir pu m'aider à présenter mes travaux à Washington en 2016. Merci à Samuel pour son échange en simulation dans les solides.

Enfin, l'histoire à l'ESEO a commencé loin d'Angers, plus exactement à Beyrouth au Liban. Là-bas, j'ai échangé avec Alain sur une opportunité à l'ESEO. Quelques semaines plus tard, je passais un premier entretien en visio avec des questions de Roberto sur la déconvolution. Pour le second entretien, c'est Samuel qui m'a posé quelques questions avancées sur la programmation en C. Malheureusement, j'ai dû reporter mon arrivée à l'ESEO d'une année. En arrivant, on a monté nos premiers projets de recherche avec Anne-Blandine. Merci donc à Samuel pour le partage (et pas seulement du bureau), à l'équipe du GSII et à Anne-Blandine.

Aujourd'hui, pour moi, l'ESEO rime aussi avec apprentissage. Plusieurs équipes se sont succédées avec Julie, Mélodie, Coraline et Anne-Flore. C'est par leurs bureaux que la plupart de mes journées commencent. Merci à elles. Merci aux collègues avec qui j'échange avec plaisir le long de ce chemin entre la porte de l'ESEO et la porte de mon bureau (parfois plus long que pour arriver à l'ESEO). Merci à Fréd pour les échanges scientifiques et les directs de décollages de fusées. Mention spéciale, pour les jeudis frites et les collègues réguliers du foyer.

Bien sûr, je remercie chaleureusement Jean-Marc, aussi membre du jury. On a construit beaucoup de projets ensemble. On a fait de la science et trouvé des idées jusque sur la plage d'AGADIR ou à l'université libanaise. On est finalement arrivé à l'ESEO en même temps. Je m'arrêterai là, mais la liste est longue. Tout simplement merci.

Enfin, une vie d'enseignant-chercheur ne s'arrête souvent pas à la porte de l'école. Étudier l'ingénierie biomédical, c'était par exemple comprendre le monitoring du rythme cardiaque fœtal à l'arrivée d'Adèle. Lucile comprendra. Son soutien m'est essentiel. ♡.

Et puis la science, ce n'est pas toujours des équations. Les soirs d'hiver, Adèle et moi regardons BÉTELGEUSE, RIGEL et SIRIUS. Mais ça, c'est autre histoire.

TABLE DES MATIÈRES

I	Curriculum vitæ et synthèse des activités	13
1	Curriculum vitæ & Synthèse des activités	14
1.1	Enseignant-chercheur	14
1.1.1	Situation actuelle	14
1.1.2	Parcours et formation	15
1.2	Synthèse de mes domaines de compétences	16
1.3	Synthèse des activités d'enseignements	18
1.3.1	Parcours en enseignements	18
1.3.2	Synthèse des enseignements	19
1.3.3	Activités administratives	21
1.4	Synthèse des activités de recherche	22
1.4.1	Projets de recherche financés	22
1.4.2	Encadrements	23
1.4.3	Activités d'expertise et d'évaluation	26
1.4.4	Listes des publications	27
II	Bilan des activités de recherche	35
	Liste des notations	36
	Introduction des activités de recherche	38
2	Détection de micro-emboles cérébraux	41
2.1	Principe de détection de micro-emboles	42
2.2	Détection sur l'énergie à court terme	43
2.3	Détection à partir d'une représentation temps-fréquence	45
2.3.1	Information de décision nettoyée	46
2.3.2	Détection et réjection par seuillage bidimensionnel	47
2.3.3	Résultats	49
2.4	Discussions	50
3	Modélisation nonlinéaire	52
3.1	Modèles nonlinéaires en parallèle pour l'extraction des sous et ultra-harmoniques	53
3.1.1	Modélisation MISO pour les sous et ultra-harmoniques	53
3.1.2	Application à l'extraction optimale des sous et ultra-harmoniques	54
3.2	Modèles nonlinéaires en série pour l'extraction d'harmoniques	56
3.2.1	Identification aveugle pour l'extraction harmonique	58
3.2.2	Comparaison du modèle de Volterra et des modèles de Hammerstein en série	59
3.2.3	Application expérimentale	60
3.3	Discussions	61

4	Commande optimale appliquée au contrôle non-destructif	63
4.1	Commande optimale paramétrique	64
4.2	Application à la commande optimale de fréquence	64
4.2.1	Simulations	65
4.2.2	Expériences	66
4.3	Application à la modulation vibro-acoustique	67
4.3.1	Commande optimale de la fréquence pompe	68
4.3.2	Expériences	69
4.4	Discussions	69
5	Commande optimale stochastique	71
5.1	Optimisation de la forme d'onde	72
5.1.1	Ondes stochastiques exploratrices	72
5.1.2	Onde imageante	73
5.2	Application à l'imagerie par inversion d'impulsion	73
5.2.1	Extraction en imagerie par inversion d'impulsions	73
5.2.2	Fonction de coût en imagerie harmonique de tissu	74
5.2.3	Simulations	74
5.2.4	Expériences	77
5.2.5	Extension à l'imagerie de contraste	80
5.3	Application au contrôle non-destructif	81
5.3.1	Commande optimale stochastique préfiltrée	81
5.3.2	Commande optimale stochastique appliquée aux solides	82
5.4	Discussions	83
6	Retournement temporel pour l'imagerie ultrasonore harmonique	85
6.1	Amplification du deuxième harmonique	87
6.1.1	Extraction harmonique	87
6.1.2	Retournement temporel pour le deuxième harmonique	88
6.1.3	Reconstruction de l'image harmonique	89
6.2	Application en simulation	89
6.3	Discussions	90
7	Bilan et projet de recherche	92
7.1	Bilan des travaux de recherche	92
7.2	Projet de recherche	93
7.2.1	Approfondissement des pré-traitements et des post-traitements pour les systèmes ultrasonores	94
7.2.2	Traitement des signaux biomédicaux	96
	Bibliographie	104
	Annexes	119
A	Algorithme d'optimisation	120

B	Modèles de simulation	121
B.1	Propagation dans les milieux mous	121
B.2	Propagation dans les solides	121
B.3	Microbulle	122
C	Dispositifs expérimentaux	123
C.1	Dispositif expérimental d'un système d'imagerie ultrasonore simplifié	123
C.1.1	Mesure de la réponse de microbulles	124
C.1.2	Application à la propagation dans les milieux mous	124
C.1.3	Application à l'imagerie de tissus	124
C.1.4	Application au contrôle non-destructif de solides	124
C.2	Dispositif expérimental en modulation vibro-acoustique	125
D	Signaux Doppler ultrasonores transcrâniens	126
D.1	Système holter ultrasonore transcrânien	126
D.2	Acquisition des données cliniques	126
D.3	Base de données cliniques	127
E	Modèles nonlinéaires	129
E.1	Modèle SISO de Volterra	129
E.2	Modèle de Hammerstein	130

PREMIÈRE PARTIE

Curriculum vitæ et synthèse des activités

CURRICULUM VITÆ & SYNTHÈSE DES ACTIVITÉS

Sébastien Ménigot

Né le 19 décembre 1985 (38 ans)



Idhal : semenigot

ORCID ID : 0000-0002-7097-7533

ResearchID : I-2356-2014

Github : smenigot

CNU : qualification 61 depuis 2012, renouvelée en 2017 et en 2022

Adresse professionnelle : ESEO

10 boulevard Jeanneteau

CS90717

49107 Angers CEDEX2

France

Téléphone : + 33 (0) 2 41 86 67 16

Courriel : sebastien.menigot@eseo.fr

Page personnelle : <http://sebastien.menigot.free.fr/>

1.1 Enseignant-chercheur

1.1.1 Situation actuelle

Enseignant-chercheur en traitement du signal

Depuis 2018 Enseignant-chercheur en traitement du signal

ESEO, Angers

Laboratoire de rattachement : Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Mans (LAUM), UMR 6613, Institut d'Acoustique - Graduate School (IA-GS), CNRS, Le Mans Université, Le Mans, France

Responsabilités :

- Responsable du cursus ingénieur par apprentissage (FISA) depuis sept. 2021.
- Coordinateur multi-campus FISA depuis sept. 2023

Enseignements : traitement du signal et de l'image, systèmes embarqués

Thème de recherche : traitement du signal pour le monitoring et l'imagerie ultrasonore pour des applications biomédicales et de santé de structure

1.1.2 Parcours et formation

Recherche en traitement du signal et imagerie médicale

2015 – 2018 Enseignant-chercheur contractuel

Département électronique et énergie, Polytech Tours, Tours

Thème de recherche : système ultrasonore

2014 – 2015 Post-doctorant en imagerie médicale

Inserm U930 *Imagerie et cerveau*, Tours

Thème de recherche :

— monitoring Doppler pour la détection de micro-embolies cérébraux (9 mois)

— recalage d'images IRM de cerveau de moutons (3 mois)

2012 – 2014 ATER en électronique et informatique industrielle

Département génie électrique et informatique industrielle, IUT de Ville d'Avray

Thème de recherche : système ultrasonore nonlinéaire

2012 Post-doctorant en imagerie médicale

Inserm U930 *Imagerie et cerveau*, Tours

Thème de recherche :

— système ultrasonore nonlinéaire

— estimation du rythme cardiaque fœtal

Formations

nov. 2008 - déc. 2011 : Doctorat sciences de la vie et de la santé

Thèse soutenue le 12 décembre 2011.

Université François-Rabelais de Tours, Inserm U930 « imagerie et cerveau », Tours.

Titre : **Commande optimale appliquée aux systèmes d'imagerie ultrasonore.**

Jury : Président du jury : Denis KOUAMÉ (CNU 27). Rapporteurs : Olivier BASSET (CNU 61), Claude DEPOLLIER (CNU 60). Examineur : Vincent GIBIAT (CNU 60). Directeur de thèse : Jean-Marc GIRAULT (CNU 61). Co-directeur de thèse : Abdeldjalil OUAHABI (CNU 61).

2008 Master de physique, spécialité technologies de l'imagerie médicale, mention bien (major de promotion).

Université François-Rabelais de Tours, Tours.

Stage : *Développement d'un logiciel en C++ pour l'analyse et la caractérisation de texture dans les radiographies.* Édimes, Le Plessis-Grammoire, stage de master.

2006 Licence de sciences de la matière, spécialité physique.

Université François-Rabelais de Tours.

2003 Baccalauréat général, série scientifique, spécialité sciences physiques, mention assez bien.

Lycée Édouard Vaillant, Vierzon.

1.2 Synthèse de mes domaines de compétences

	C&C personnelles	C&C en enseignement	C&C en R&D
Com. scientifiques	<ul style="list-style-type: none"> – 21 articles dans des revues à comité de lecture – 1 brevet – 48 communications de congrès 		
Projets	<ul style="list-style-type: none"> – 2 projets régionaux à travers le RFI WISE (Attractivité et International) – 2 projets en collaboration avec les Chantiers de l'Atlantique 		
Encadrements	<ul style="list-style-type: none"> – 4 thèses soutenues – 1 thèse non soutenue – 1 ingénieur de recherche – 2 post-doctorants 		
Sécurité	<ul style="list-style-type: none"> – Sécurité laser (niveau 2) depuis juillet 2020 – Habilitation électrique H0V, B0, B1V, B2/B2V, BC, BR, BE Essais depuis juin 2023 		
Instrumentation et système embarqué	<ul style="list-style-type: none"> – Électronique analogique et instrumentation (amplification, filtre analogique, conversion analogique-numérique et numérique-analogique) – Programmation de microcontrôleur Atmel – Electricité et fonctions électroniques de base (AOP, filtrage) 	<ul style="list-style-type: none"> – Projet de générateur de fonction carré et triangulaire – Echantillonnage sous GNU/Linux temps-réel – Système d'exploitation et Linux embarqué, FreeRTOS – Transmission vidéo par FPGA Altera – Microcontrôleur Atmel et STM32 – Projet de thermomètre – Projet d'émetteur-récepteur AM – Réseau LoRa 	<ul style="list-style-type: none"> – Pilotage de l'instrumentation
Génie biomédical	<ul style="list-style-type: none"> – Imagerie médicale – Conception d'un podomètre pour Firefox OS (HTML5/CSS3, Javascript) 	<ul style="list-style-type: none"> – Système d'information médicale – Projet : oxymètre de pouls – Projet : phonocardiographe numérique – Projet : visualiseur d'images médicales 	<ul style="list-style-type: none"> – Segmentation de l'endomètre – Estimation temps-réelle du rythme cardiaque fœtal – Imagerie ultrasonore – Détection de micro-embolies cérébraux – Machine learning pour l'aide à la procréation médicale assistée – Segmentation de l'endomètre
Informatique et développement logiciel	<ul style="list-style-type: none"> – Programmation orientée objet : C++, UML, Java – Conception d'un logiciel d'analyse d'images radiographiques : interface wxWidgets et bibliothèque de traitements d'images OpenCV – Serveur Web – Maison connectée 	<ul style="list-style-type: none"> – Algorithmique, langage C et Python – Programmation concurrente – Base de données et modèle de conception 	<ul style="list-style-type: none"> – MATLAB et optimisation par code en C, calcul parallèle (OpenMP) – Encadrement de projets étudiants pour la conception d'interfaces pour l'analyse des signaux Doppler : plates-formes C et web

* C&C : connaissances et compétences.

	C&C personnelles	C&C en enseignement	C&C en R&D
Acoustique, système ultra-sonore, contrôle non-destructif (CND) et contrôle de santé de structure (SHM)	<ul style="list-style-type: none"> – Mécanique des milieux continus – Acoustique nonlinéaire – Capteurs de courant, de déplacement, de force, de flux et de pression 	<ul style="list-style-type: none"> – Formation de faisceaux ultrasonore – Projet de table tactile utilisant les vibrations 	<ul style="list-style-type: none"> – Système d'imagerie ultrasonore – Simulation numérique de la propagation nonlinéaire ultrasonore dans les milieux mous et les milieux solides – Transducteurs micro-usinés : mesures nano-métriques par interférométrie laser – Pilotage des échographes MultiX (M2M) et Vantage (VERASONICS)
Traitement du signal	<ul style="list-style-type: none"> – Filtre linéaire, modélisation paramétrique et théorie de l'information – Modulation – Compression 	<ul style="list-style-type: none"> – Traitement numérique du signal et filtrage numérique – Calcul numérique : optimisation, calcul intégral, équation différentiel, applications à l'électronique et génie électrique (exemple : placement automatique de composants sur un PCB) – Multiplexage, code en ligne 	<ul style="list-style-type: none"> – Identification et modélisation nonlinéaire, filtre de WIENER et réduction du bruit, filtrage adapté, modèle de HAMMERSTEIN, modèle de VOLTERRA – Détection par seuillage adaptatif – Classification supervisée, non-supervisée – <i>Machine Learning</i> et <i>deep learning</i> (Python/TensorFlow/Keras) – Optimisation et algorithme génétique – Modulation numérique – Détection et correction d'erreur (turbocode)
Traitement d'images	<ul style="list-style-type: none"> – Filtrage, compression image et video – Recalage d'image – Analyse de la textures et analyse fractale 	<ul style="list-style-type: none"> – Traitement numérique de l'image : filtrage et segmentation – Compression JPEG – Tatouage 	<ul style="list-style-type: none"> – Déconvolution aveugle et régularisation – Segmentation par contours actifs et évaluation supervisée et non-supervisée – Réduction des inhomogénéités des images IRM par champs de Markov – Recalage d'images IRM de cerveau de brebis

* C&C : connaissances et compétences.

1.3 Synthèse des activités d’enseignements

L’enseignement supérieur et la recherche sont indissociables. La préparation des cours et les interactions avec les étudiants contribuent à développer la pédagogie, indispensable pour transmettre le savoir, y compris dans les publications scientifiques.

Mon expérience d’enseignant a débuté pendant ma thèse, avec des TP en DUT « Réseaux et Télécommunications » à l’IUT de Blois. Elle s’est poursuivie en tant qu’ATER à l’IUT de Ville d’Avray (2012-2014), puis en tant qu’enseignant-chercheur au département électronique et énergie de Polytech Tours (2014-2018). J’ai alors assuré la responsabilité de plusieurs éléments constituant d’une unité d’enseignement (ECUE) d’informatique industrielle, allant de l’algorithmique aux systèmes embarqués sur diverses plateformes (microcontrôleur, Linux embarqué, FPGA).

Depuis 2018, j’ai rejoint l’ESEO. Je suis en charge de plusieurs UE et ECUE liées au traitement du signal, de l’image et à l’imagerie ultrasonore. Je coordonne notamment l’ECUE de traitement numérique de l’image pour les élèves de première année d’école d’ingénieur. Ces enseignements ont été dispensés en présentiel, sauf pendant le premier confinement dû à la pandémie de Covid19. À cette occasion, j’ai mis en œuvre des méthodes innovantes d’enseignement, basées sur la numérisation et la ludification.

Par ailleurs, j’encadre chaque année plusieurs projets d’élève-ingénieur, souvent en collaboration avec des entreprises. Par exemple, j’ai supervisé le développement de méthodes d’apprentissage profond pour la détection de panneaux dans le transport ou de défauts dans les documents d’identité.

Après presque 11 ans d’expérience, j’ai dispensé environ 210 heures équivalent TD par an, principalement en TD/TP. Mes expériences principales relevant la section 61 en tant qu’enseignant sont décrites ci-après.

1.3.1 Parcours en enseignements

Enseignements en traitement du signal et systèmes embarqués

Depuis 2018 Enseignant-chercheur en traitement du signal

ESEO, Angers

Enseignements : traitement du signal, traitement de l’image et systèmes embarqués

Nombre d’heures statutaires par an : 256 HeqTD de 2018 à 2020, puis 192 HeqTD jusqu’à aujourd’hui

2015 – 2018 Enseignant-chercheur contractuel

Département électronique et énergie, Polytech Tours, Tours

Enseignements : traitement du signal et systèmes embarqués

Nombre d’heures statutaires par an : 192 HeqTD

2012 – 2014 ATER en électronique et informatique industrielle

Département génie électrique et informatique industrielle, IUT de Ville d’Avray, Ville d’Avray

Enseignements : électronique analogique, informatique et traitement numérique du signal

Nombre d’heures statutaires par an : 192 HeqTD

2010 – 2011 Vacataire en réseau et télécommunication

Département réseau et télécommunication, IUT de Blois, Blois

Enseignements : réseaux, ADSL, GSM, codage en ligne

Nombre d’heures réalisées : 32 HeqTD

1.3.2 Synthèse des enseignements

Mes activités d'enseignements sont comptabilisées dans la figure 1.1, en incluant mes responsabilités administratives.

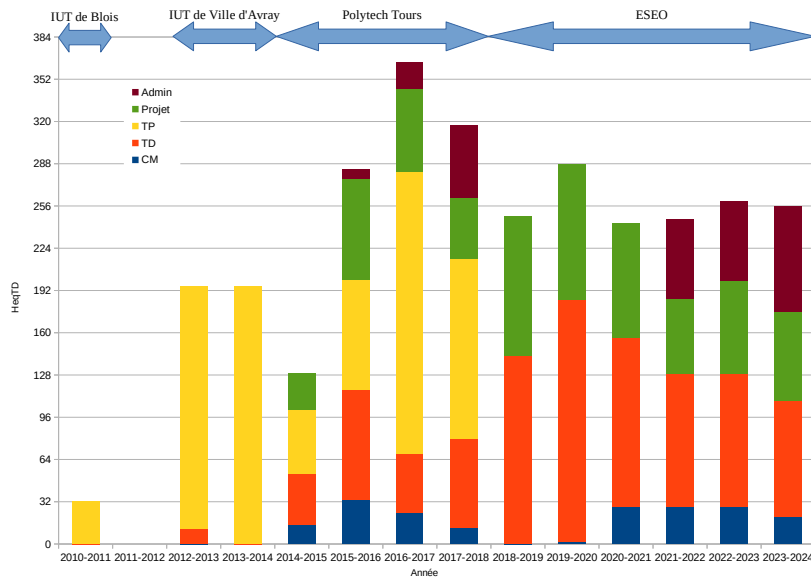


FIGURE 1.1 – Volume d'heures d'enseignements par année.

Le tableau ci-après donne une représentation chronologique des principaux cours que j'ai assurés.

	Niveau	2010 2011	2011 2012	2012 2013	2013 2014	2014 2015	2015 2016	2016 2017	2017 2018	2018 2019	2019 2020	2020 2021	2021 2022	2022 2023	2023 2024 (provi- soire)
Réseaux : ADSL, GSM, Codage en ligne	DUT 2	32 H_{TD} (TP)													
IUT de Blois, Département R&T															
IUT de Ville d'Avray, Département GEII															
Systèmes électroniques : filtrage, modulation	DUT1			99 H _{TD}	84 H _{TD}										
Filtrage numérique temps- réel	DUT2			11 H _{TD}	13 H _{TD}										
Informatique : algorithmi- que, langage C	DUT1			45 H _{TD}	59 H _{TD}										
Polytech Tours, département électronique et énergie															
Informatique : algorithmi- que, Python	Ingénieur 3					56 H _{TD}	52 H _{TD}	62 H _{TD}	32 H _{TD}						
Microcontrôleur	Ingénieur 3					6 H _{TD}	6 H _{TD}	6 H _{TD}	6 H _{TD}						
Système d'exploitation	Ingénieur 4					26 H _{TD}	26 H _{TD}	26 H _{TD}	26 H _{TD}						
Traitement du signal	Ingénieur 4					14 H _{TD}	14 H _{TD}	14 H _{TD}	14 H _{TD}						
Calculs numériques appli- qués au traitement du si- gnal	Ingénieur 4					16 H _{TD}	16 H _{TD}	16 H _{TD}	16 H _{TD}						
Dispositifs médicaux em- barqués	Ingénieur 4														
FPGA	Ingénieur 4							27 H _{TD}	27 H _{TD}						
Système d'exploitation	Ingénieur 5					24 H _{TD}	24 H _{TD}	24 H _{TD}	24 H _{TD}						
Formation de faisceaux ul- trasonores	Master 2					12 H _{TD}	12 H _{TD}	12 H _{TD}							
Génie biomédical pour l'archivage des images	Master 2					24 H _{TD}	24 H _{TD}	24 H _{TD}	24 H _{TD}						
ESEO															
Protocole des objets	Bachelor 2														
Projet EON connectés	Bachelor 2														
Traitement du signal	Bachelor 2														
Veille technologique	Ingénieur 3														
Traitement du signal	Ingénieur 3														
Traitement de l'image	Ingénieur 3														
Imagerie ultrasonore	Ingénieur 4														
Langage C pour l'embar- qué	Appren- tissage 4														
Automatismes et réseaux industriels	Appren- tissage 4														
Traitement de l'image	Appren- tissage 4														
Traitement du signal	Appren- tissage 5														
Synthèse annuelle															
CM				12 H _{TD}		23 H _{TD}	50 H _{TD}	36 H _{TD}	17 H _{TD}	0 H _{TD}	2 H _{TD}	28 H _{TD}	28 H _{TD}	28 H _{TD}	21 H _{TD}
TD						38 H _{TD}	84 H _{TD}	44 H _{TD}	54 H _{TD}	143 H _{TD}	229 H _{TD}	128,5 H _{TD}	100,5 H _{TD}	100,5 H _{TD}	87,5 H _{TD}
TP			32 H _{TD}	183 H _{TD}	195 H _{TD}	51 H _{TD}	106 H _{TD}	185 H _{TD}	56 H _{TD}	105,5 H _{TD}	103 H _{TD}	86,5 H _{TD}	57,5 H _{TD}	71 H _{TD}	67 H _{TD}
Total			32 H_{TD}	195 H_{TD}	195 H_{TD}	112 H_{TD}	240 H_{TD}	265 H_{TD}	179 H_{TD}	249,5 H_{TD}	287 H_{TD}	242,5 H_{TD}	187,5 H_{TD}	187,5 H_{TD}	175,5 H_{TD}
Volume statutaire				192 H _{TD}	192 H _{TD}	192 H _{TD}	192 H _{TD}	192 H _{TD}	192 H _{TD}	256 H _{TD}	256 H _{TD}	192 H _{TD}	132 H _{TD}	132 H _{TD}	132 H _{TD}

1.3.3 Activités administratives

Responsabilités à Polytech Tours (2015-2018) Dès 2015, j'ai endossé mes premières responsabilités au sein du département électronique et énergie de Polytech Tours (tableau 1.1). J'ai été nommé correspondant en communication et pour le parcours premier cycle. En 2017-2018, j'ai aussi été responsable d'année. Ces missions m'ont permis de participer à la promotion de la formation et au suivi des étudiants.

Responsabilités à l'ESEO (depuis 2020) Après avoir rejoint l'ESEO en 2018, j'ai pris la responsabilité du cursus ingénieur par apprentissage (FISA) en 2020. Ce cursus concerne les trois années du cycle ingénieur, avec des promotions de 48 alternants chacune. Il implique l'animation et l'organisation sur les plans scientifiques, techniques, pédagogiques, administratifs et logistiques. Pour mener à bien cette mission, je travaille en collaboration avec la direction des études et la direction des programmes. Je suis aussi en lien avec le centre de formation des apprentis (CFA) de la Chambre de Commerce et de l'Industrie du Maine-et-Loire (CCI49). Depuis septembre 2023, je suis aussi coordinateur multi-campus des responsables de cursus FISA.

TABLE 1.1 – Synthèse des activités administratives en enseignement

	2015 2016	2016 2017	2017 2018	2018 2019	2019 2020	2020 2021	2021 2022	2022 2023	2023 2024
Responsable de l'option 5 ^e année du cycle ingénieur "électronique pour application médicale"									
Correspondant communication pour le département électronique et énergie									
Correspondant parcours premier cycle pour le département électronique et énergie									
Responsable de l'année 1 du cycle ingénieur									
Responsable du cursus ingénieur sous statut apprenti (FISA)									
Coordinateur multi-campus des responsables de cursus FISA									

1.4 Synthèse des activités de recherche

Au cours de ma carrière, j'ai mené des activités de recherche variées et originales dans le domaine du traitement du signal et du système ultrasonore. J'ai contribué à plusieurs projets financés, d'une dimension régionale à internationale, en tant que responsable ou partenaire. J'ai également co-encadré des doctorants et des post-doctorants. La partie II présentera en détail les aspects scientifiques de mes activités de recherche, en mettant en évidence mes problématiques, mes méthodes, mes résultats, et mes perspectives.

1.4.1 Projets de recherche financés

Projets en monitoring et imagerie ultrasonore nonlinéaire

2018-2021 Projet **Commande Optimale de Senseurs Intelligents pour la Nonlinéarité UltraSonore (COSINUS)**

Co-responsable du projet

Financement : région Pays de Loire à travers l'appel à projet RFI WISE Attractivité

Résumé : Les besoins de caractérisation de qualités des structures sont nombreux afin de pouvoir définir la vie restante de ces structures. Avec l'objectif d'une détection précoce des défauts, ces derniers peuvent avoir impédance acoustique proche du milieu environnant. Le rapport signal-sur-bruit (SNR) est alors réduit et il devient difficile de détecter les défauts. Toutefois, il est possible de pondérer l'impédance acoustique en tenant compte des propriétés nonlinéaires des défauts. Cependant, l'onde transmise est un facteur déterminant pour augmenter le SNR à partir de la réponse nonlinéaire du milieu. L'intérêt de rechercher le meilleur signal électrique codé excitant une sonde échographique multi-élément a été démontré en imagerie médicale ultrasonore harmonique dans des précédents travaux. L'objectif du projet est de généraliser la commande optimale pour le contrôle non-destructif (CND) des milieux solides pour des applications industrielles.

Recrutement : contrat de thèse.

2020-2021 Projet **Nonlinear Imaging using Time Reversal and Array Transducers (NITRAT)**

Co-responsable du projet

Financement : Région Pays de Loire à travers l'appel à projet RFI WISE International

Partenaire international : université de Sherbrooke

Résumé : En imagerie ultrasonore, des améliorations ont été rendues possibles en utilisant des nonlinéarités. Le contraste des images échographiques a été augmenté en considérant les fréquences harmoniques, comme dans le domaine agroalimentaire ou en imagerie biomédicale. En imagerie nonlinéaire, les détecteurs de défauts avec de tels systèmes se font en transmettant une onde à une fréquence f_0 et en recevant leurs harmoniques à $2f_0, 3f_0...$ Le signal transmis est souvent sélectionné empiriquement comme une sinusoïde apodisée à fréquence fixe, en ne prenant en compte que la bande passante du transducteur. Cependant, l'amélioration du contraste nécessite un bon niveau d'harmonique reçue et la forme d'onde devrait prendre en compte toutes les caractéristiques du système d'imagerie et du milieu observé. Habituellement, deux voies sont possibles pour optimiser un système d'imagerie : soit par un pré-traitement, soit par un post-traitement de reconstruction de l'image. L'objectif de ce projet est d'exploiter et d'ajuster la conception de la forme d'onde basé sur le retournement temporel et l'imagerie basée sur la corrélation pour les systèmes d'imagerie nonlinéaire.

Recrutement : contrat de post-doctorant d'un an. Extension de 4 mois (suite au départ du post-doctorant, après sa réussite au concours de maître de conférence à l'Institut Agro d'Angers).

Projets en contrôle de santé de structure

2019-2023 Projet avec les Chantiers de l'Atlantique

Responsable scientifique

Financement : Chantiers de l'Atlantique

Résumé : Les Chantiers de l'Atlantique ont sollicité l'ESEO pour les accompagner dans la mise en place d'un tableau de bord pour le suivi de santé des structures. Des indicateurs spectraux et mécaniques (fatigue) sont calculées sur un serveur web basé sur le framework *Django* avec *Python*.

Le projet est à caractère confidentiel concernant les structures étudiées et leurs caractéristiques.

2022-2024 Projet Digit+

Responsable scientifique d'un workpackage

Financement : Chantiers de l'Atlantique par appel à projet Ademe

Résumé : Les Chantiers de l'Atlantique portent le projet DIGIT+, présenté et sélectionné par le comité de filière CORIMER et par l'Action Transport des Investissements d'avenir. Dans le cadre de ce projet, l'entreprise a sollicité l'ESEO pour l'accompagner dans une étape de prédiction de la santé des structures. L'objectif de l'étude est de proposer des solutions pour la surveillance des structures et la résolution de problèmes inverses à l'aide d'apprentissage automatique.

Le projet est à caractère confidentiel concernant les structures étudiées et leurs caractéristiques.

Recrutement : ingénieur de recherche pendant 18 mois.

1.4.2 Encadrements

Thèses soutenues

2010 – 19 décembre 2013 Fatima SBEITY

Titre : Identification et modélisation de systèmes nonlinéaires générant des sous et ultra-harmoniques : application à l'imagerie ultrasonore sous et ultra-harmonique

Université de rattachement : université François-Rabelais de Tours

Taux d'encadrement : 30% avec Jean-Marc GIRAULT et Abdeldjalil OUAHABI

Financement : CNRS Libanais

Jury : Jamal CHARARA, Jean-Marc GIRAULT, Denis KOUAMÉ, Alain LE DUFF, **Sébastien Ménigot**, Laurent SIMON, Didier VRAY

Référence de la thèse : [Sbeity, 2013]

Position actuelle : Enseignante à l'université libanaise (Beyrouth)

Publications associées : 2 articles et 3 actes de congrès [Sbeity *et al.*, 2013a, Sbeity *et al.*, 2013b, Sbeity *et al.*, 2017, Sbeity *et al.*, 2012a, Sbeity *et al.*, 2012b].

Remarque : ma participation à l'encadrement de thèse n'a commencé qu'à partir de la deuxième de thèse en décembre 2011 (après ma soutenance de thèse).

2013 – 5 décembre 2016 Maroun GERYES

Titre : Development of signal processing algorithms for the detection of micro-emboli using a new TCD system

Université de rattachement : co-tutelle entre l'université François-Rabelais de Tours et l'université libanaise (Beyrouth, Liban)

Taux d'encadrement : 30% avec Jean-Marc GIRAULT et Jamal CHARARA

Financement : bourse de l'université libanaise

Jury : Jamal CHARARA, Jean-Marc GIRAULT, Ramseu HAMADEY, Walid HASSAN, Denis KOUAMÉ, Alain LE DUFF, **Sébastien Ménigot**

Référence de la thèse : [Geryes, 2016]

Position actuelle : Enseignant dans plusieurs universités à Beyrouth

Publications associées : 2 articles et 3 actes de congrès [Geryes *et al.*, 2019a, Geryes *et al.*, 2016b, Geryes *et al.*, 2016a, Geryes *et al.*, 2015, Geryes *et al.*, 2016c].

2012 – 7 janvier 2021 Nesrine HOUHAT

Titre : Commande optimale de systèmes acoustiques : design d'ondes ultrasonores pour la magnification de défauts en contrôle non-destructif

Université de rattachement : Université des sciences et de la technologie Houari BOUMEDIENE (Bab Ezzouar, Algérie)

Taux d'encadrement : 30% avec Tarek BOUTKEDJIRT, Jean-Marc GIRAULT

Financement : 100% Centre de Recherche en Technologies industrielles CRTI (Alger, Algérie)

Jury : Adel BELOUCHRANI, Tarek BOUTKEDJIRT, Ahmed Chafik CHAMI, Zine Abidine FELLAH, Jean-Marc GIRAULT, **Sébastien Ménigot**, Youcef REMRAM, Vincent TOURNAT.

Référence de la thèse : [Houhat, 2021]

Position actuelle : Ingénieur de recherche à Vermon (Tours, France).

Publications associées : 1 article et 2 actes de congrès [Houhat *et al.*, 2019b, Houhat *et al.*, 2019a, Houhat *et al.*, 2018].

2019 – 18 décembre 2023 Zeinab ABBAS

Sujet de thèse : Predicting the outcome of intracytoplasmic sperm injection in women using machine learning combining Doppler and clinical data

Université de rattachement : Le Mans université

Taux d'encadrement : 50% avec Jean-Marc GIRAULT et Jamal CHARARA

Financement : bourse du centre Al-Hady (Beyrouth)

Jury : Sofiane BOUDAUD, Jamal CHARARA, Chadi FAKIH, Jean-Marc GIRAULT, Denis KOUAMÉ, Régine LE BOUQUIN, **Sébastien Ménigot**, Amine NAIT ALI.

Référence de la thèse : [Abbas, 2023]

Publication associée : 1 acte de congrès [Abbas *et al.*, 2023] et 1 article en cours de révision chez *IEEE Access*.

Remarque : ma participation à l'encadrement de thèse n'a commencé qu'à partir de la deuxième de thèse en 2021.

Thèse non soutenue

2018-2022 Volodymyr Gatsa

Sujet de thèse : Commande optimale codée d'un réseau de capteurs ultrasonores intelligents pour la détection de défauts présents dans des matériaux complexes non linéaires et variant dans le temps en CND-SHM (contrôle non-destructif et structure health monitoring)

Université de rattachement : Le Mans université

Taux d'encadrement : 60% avec Vincent TOURNAT

Financement : Projet COSINUS

Position actuelle : ingénieur chez Schneider Electric

Publications associées : 1 article et 1 acte de congrès [Gatsa *et al.*, 2022, Gatsa *et al.*, 2020].

Ingénieur de recherche

2020-2023 Warren PONS

Projet : Digit+ en partenariat avec les Chantiers de l'Atlantique

Taux d'encadrement : 100%

Financement : Chantiers de l'Atlantique par appel à projet ADEME

Post-doctorants

mai 2019-jan. 2020 Nizar Bouhlel

Taux d'encadrement : 60% avec Nicolas QUAEGBEUR et Patrice MASSON

Financement : Projet NITRAT

Position actuelle : Maître de conférence à l'Institut Agro Rennes-Angers

fév. 2020- sept. 2020 Iulian Voicu

Taux d'encadrement : 60% avec Nicolas QUAEGBEUR et Patrice MASSON

Financement : Projet NITRAT

Position actuelle : Création d'entreprise

Publications associées : 1 acte de congrès [Houhat *et al.*, 2022].

1.4.3 Activités d'expertise et d'évaluation

Examineur dans des jurys de thèses

avril 2022 Nathalie FREYCENON

Titre : Analyse et diagnostic des troubles respiratoires du sommeil à l'aide des sons trachéaux

Université de rattachement : Le Mans université

Jury : Régine LE BOUQUIN-JEANNES, Roberto LONGO, **Sébastien Ménigot**, Nicole MESLIER, David ROUSSEAU, Laurent SIMON

Référence de la thèse : [Freycenon, 2022]

novembre 2022 Maxime BENCHEMOUL

Titre : Conception et réalisation d'un dispositif ultrasonore haute-fréquence pour la mesure de vitesse de l'onde de pouls sur des artères superficielles

Université de rattachement : INSA, Lyon

Jury : Lori BRIDAL, Dominique CERTON, Marielle DEFONTAINE, Claudine GEHIN, Hervé LIEBGOTT, Bertrand MASSOT, **Sébastien Ménigot**, David SAVERY, Philippe VINCE

Référence de la thèse : [Benchemoul, 2022]

Membre extérieur de comité de suivi individuel de thèse (CSI)

septembre 2023 Othmane ACHOUHAM

Titre : Nonlinear acoustics, acoustic emission and machine data processing for NDT and SHM of materials and structures

Université de rattachement : Le Mans université

Encadrement : Rachid EL GUERJOUA, Charfedding MECHRI

Membres extérieurs du CSI : **Sébastien Ménigot**, Jimmy PONTON, Marco SCALERANDI

Reviewer

Pour des journaux à comité de lecture

3 reviews pour *Applied Acoustics*

3 reviews pour *Applied Sciences*

3 reviews pour *Biomedical and Pharmacology Journal*

5 reviews pour *Biomedical Signal Processing and Control*

2 reviews pour *Computers in Biology and Medicine*

2 reviews pour *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*

1 review pour *Journal of Visualized Experiments*

3 reviews pour *Ultrasonics*

Pour des congrès

1 review pour *GRETSI*

4 reviews pour *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*

2 reviews pour *International Conference on Biological Information and Biomedical Engineering*

1 review pour *International Conference on Physics, Mathematics and Statistics*

1 review pour *International Congress on Sound and Vibration*

Activités associatives

depuis 2019 *Groupe d'Intérêt Scientifique* au service de la recherche Évaluation et Contrôle Non-Destructif en *Pays de Loire* (GIS ECND PdL)
Membre du conseil scientifique

2018-2022 Société Française d'Acoustique (SFA)
Bureau du groupe spécialisé *Groupe Instrumentation et Signal* (GIS)

1.4.4 Listes des publications

La liste suivante représente l'ensemble de mes publications :

- 18 articles dans des revues à comité de lecture référencées au JCR parmi *Applied acoustics*, *Biomedical signal processing and control*, *Computational and mathematical methods in medicine*, *entropy*, *IEEE transactions on ultrasonics ferroelectrics and frequency control*, *Ultrasonics*, *Ultrasound in medicine and biology*.
- 3 articles dans des revues à comité de lecture (non JCR)
- 1 brevet
- 23 communications de congrès parmi *Eusipco*, *IEEE International Ultrasonic Symposium*, *International Congress of Ultrasonics*, *ISBI*
- 26 participations à d'autres congrès et colloques
- 8 codes informatiques et logiciels

Une synthèse est présentée dans la figure 1.2.

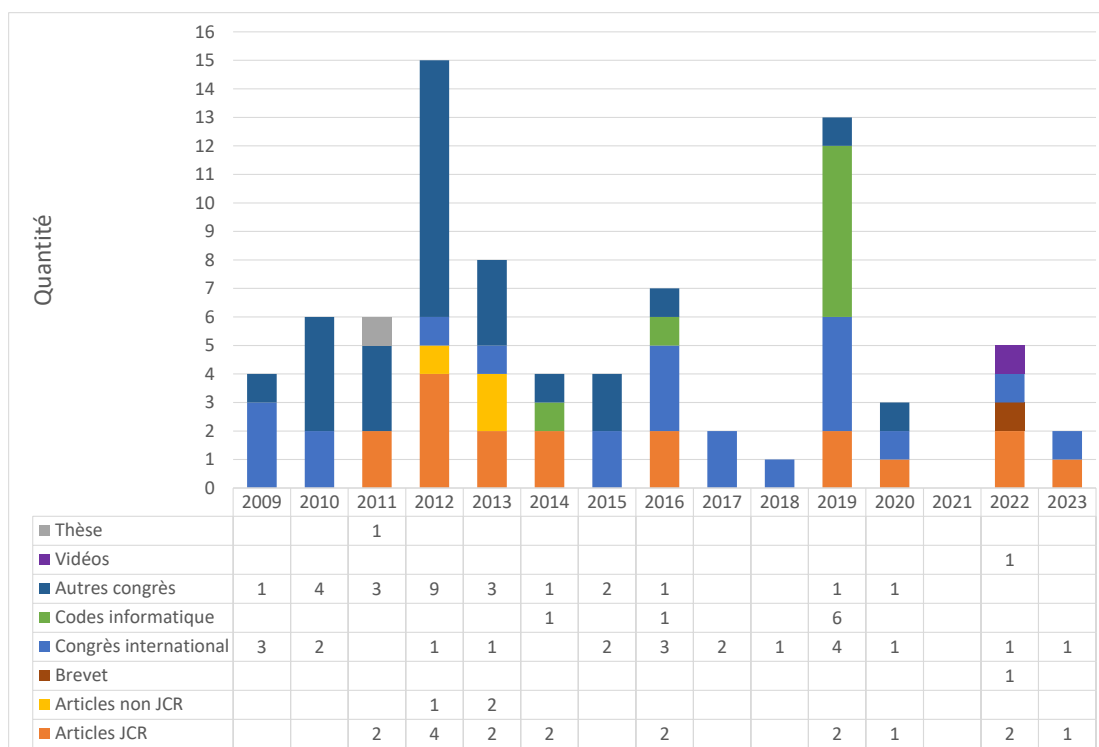


FIGURE 1.2 – Synthèse de mes publications par type depuis 2009 à 2023.

Thèse

- [Ménigot, 2011] **Ménigot, S.** (2011). *Commande optimale appliquée aux systèmes d'imagerie ultrasonore*. Thèse, Université François-Rabelais de Tours.

Articles dans des revues référencées au JCR

- [Girault *et al.*, 2023] Girault, J. M., Longo, R. et **Ménigot, S.** (2023). Orthogonal signal generation : an analytical approach. *Circuits, Systems, and Signal Processing*. *À paraître*.
- [Girault et Ménigot, 2022] Girault, J. M. et **Ménigot, S.** (2022). Palindromic Vectors, Symmetry and Symmentropy as Symmetry Descriptors of Binary Data. *Entropy*, 24(1).
- [Gatsa *et al.*, 2022] Gatsa, V., Houhat, N. et **Ménigot, S.** (2022). Hybrid optimization of driving frequency for crack signature enhancement in nonlinear ultrasonic nondestructive testing. *Applied Acoustics*, 195:108810.
- [Ménigot *et al.*, 2020b] **Ménigot, S.**, Geryes, M. et Girault, J. M. (2020). Detection of Weak Doppler Microembolic Signature using Two-Dimensional-Adaptive Time-Frequency Threshold from Spectrogram. *Biomedical Signal Processing and Control*, 57:101811.
- [Geryes *et al.*, 2019a] Geryes, M., **Ménigot, S.**, Charara, J., Nasserline, M., Mcheick, A. et Girault, J. M. (2019). Enhanced Weak Doppler Micro-Embolic Signal Detection using Energy Fluctuations. *Biomedical Signal Processing and Control*, 47:177–182.
- [Houhat *et al.*, 2019b] Houhat, N., Tournat, V., **Ménigot, S.**, Boutkedjirt, T. et Girault, J. M. (2019). Optimal pump excitation frequency for improvement of damage detection by nonlinear vibro acoustic modulation method in a multiple scattering sample. *Applied Acoustics*, 155:222–231.
- [Ménigot et Girault, 2016b] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2016). Optimization of Contrast Resolution by Genetic Algorithm in Ultrasound Tissue Harmonic Imaging. *Ultrasonics*, 71:231–244.
- [Geryes *et al.*, 2016b] Geryes, M., **Ménigot, S.**, Hassan, W., Mcheick, A., Charara, J. et Girault, J.-M. (2016). Detection of Doppler Microembolic Signals Using High Order Statistics. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2016:3243290.
- [Ménigot *et al.*, 2014a] **Ménigot, S.**, Certon, D., Gross, D. et Girault, J.-M. (2014). Automatic Optimal Input Command for Linearization of cMUT Output by a Temporal Target. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 61(10):1742–1753.
- [Voicu *et al.*, 2014] Voicu, I., **Ménigot, S.**, Kouamé, D. et Girault, J.-M. (2014). New estimators and guidelines for better use of fetal heart rate estimators with Doppler ultrasound devices. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2014(Article ID 784862):pp. 1–10.
- [Ménigot et Girault, 2013b] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2013). Optimization of Contrast-to-Tissue Ratio by Adaptation of Transmitted Ternary Signal in Ultrasound Pulse Inversion Imaging. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013:6.
- [Sbeity *et al.*, 2013a] Sbeity, F., **Ménigot, S.**, Charara, J. et Girault, J.-M. (2013). A General Framework for Modeling Sub- and Ultraharmonics of Ultrasound Contrast Agent Signals with MISO Volterra Series. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013:934538.
- [Ménigot *et al.*, 2012b] **Ménigot, S.**, Girault, J.-M., Voicu, I. et Novell, A. (2012). Optimization of Contrast to Tissue Ratio by Frequency Adaptation in Pulse Inversion Imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 59(11):2431–2438.
- [Ménigot *et al.*, 2012a] **Ménigot, S.**, Girault, J.-M. et Voicu, I. (2012). Optimization of sequential parameters of excitation applied to ultrasound contrast imaging of second harmonic extraction. *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 33(3):211–216.
- [Girault *et al.*, 2012b] Girault, J.-M., **Ménigot, S.** et Guibert, B. (2012). Automatic detection of cerebral micro-emboli by a new detector of conditional variance. *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 33(3):217–222.
- [Voicu *et al.*, 2012] Voicu, I., Girault, J.-M. et **Ménigot, S.** (2012). Improved Estimation of the

- Fetal Heart Rate Using Directional Doppler Signal and YIN. *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 33(4):263–271.
- [Girault *et al.*, 2011a] Girault, J.-M., Kouamé, D., **Ménigot, S.**, Guidi, F., Souchon, G. et Remenieras, J.-P. (2011). Analysis of index modulation of doppler microembolic signals part II : in vitro discrimination. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 37(1):102–111.
- [Girault *et al.*, 2011b] Girault, J.-M., Kouamé, D., **Ménigot, S.**, Souchon, G. et Tranquart, F. (2011). Analysis of index modulation in microembolic Doppler signals part I : radiation force as a new hypothesis-simulations. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 37(1):87–101.

Articles dans une revue à comité de lecture (non JCR)

- [Sbeity *et al.*, 2013b] Sbeity, F., **Ménigot, S.**, Charara, J. et Girault, J.-M. (2013). Contrast Improvement in Sub- and Ultraharmonic Ultrasound Contrast Imaging by Combining Several Hammerstein Models. *International Journal of Biomedical Imaging*, 2013:270523.
- [Zaylaa *et al.*, 2013] Zaylaa, A., **Ménigot, S.**, Charara, J. et Girault, J.-M. (2013). Automatic Optimization of Chirp Setting Parameters In Medical Ultrasound Contrast Imaging. *Journal of Life Sciences*, 7(6):592–598.
- [Ménigot et Girault, 2012d] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2012). Transmit Frequency Adaptation for Contrast to Tissue Ratio Optimization in Second Harmonic Imaging. *Journal of Electrical and Control Engineering*, 2(5):9–14.

Brevets

- [Freyceonon *et al.*, 2022] Freyceonon, N., Longo, R. et **Ménigot, S.** (2022). Procédé de détermination de phases respiratoires dans un signal acoustique, produit programme d'ordinateur, médium de stockage et dispositif correspondant. WO2022214422A1.

Conférences internationales avec actes de congrès

- [Abbas *et al.*, 2023] Abbas, Z., **Ménigot, S.**, Charara, J., Ibrahim, Z., Fakih, C. et Girault, J. M. (2023). Predicting in vitro fertilization from ultrasound measurements using Machine Learning techniques. In *ICABME*, Beyrouth, Lebanon.
- [Houhat *et al.*, 2022] Houhat, N., **Ménigot, S.**, Voicu, I., Draï, R. et Girault, J. M. (2022). Optimal Command of the Nonlinear Elastic Wave Spectroscopy Method (NWMS). Dans *IEEE International Ultrasonic Symposium 2022*, Venise, Italie.
- [Gatsa *et al.*, 2020] Gatsa, V., **Ménigot, S.** et Tournat, V. (2020). Excitation frequency optimisation to enhance harmonics backscattered by a nonlinear medium. Dans *Forum Acusticum 2020*, pages 31–35, Lyon (en ligne), France.
- [Ménigot *et al.*, 2019b] **Ménigot, S.**, Houhat, N. et Girault, J. M. (2019). Optimal Prefiltered Stochastic Transmitted Waves for Fat Inclusion Detection in Milk with Harmonic Ultrasound. Dans *2019 IEEE International Ultrasonic Symposium*, 2019 IEEE International Ultrasonic Symposium, Glasgow, Royaume-Uni.
- [Houhat *et al.*, 2019a] Houhat, N., Tournat, V., **Ménigot, S.**, Boutkedjirt, T., Draï, R. et Girault, J. M. (2019). Optimization of Bifrequential Pump Excitation Parameters by Genetic Algorithm in Nonlinear Vibro Acoustic Wave Modulation Technique. Dans *2019 IEEE International Ultrasonic Symposium*, 2019 IEEE International Ultrasonic Symposium, Glasgow, Royaume-Uni.
- [Girault *et al.*, 2019] Girault, J. M., Geryes, M., Charara, J. et **Ménigot, S.** (2019). An overview of nearly a half century of microembolic signal processing techniques. Dans *ICABME 2019*, ICABME 2019, Tripoli, Liban.
- [Geryes *et al.*, 2019b] Geryes, M., **Ménigot, S.**, Charara, J., Skaiky, A., Mcheick, A. et Girault, J. M. (2019). A Signal Processing Method for Artefact Rejection in Transcranial Doppler

- Signals used for Micro-embolus detection. *Dans ICABME 2019*, ICABME 2019, Tripoli, Liban.
- [Houhat *et al.*, 2018] Houhat, N., **Ménigot, S.**, Boutkedjirt, T., Draï, R. et Girault, J.-M. (2018). Optimal Stochastic Excitation for Linear Flaw Detection in a Solid Material. *Dans 23rd Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*, Madrid, Espagne.
- [Geryes *et al.*, 2017] Geryes, M., **Ménigot, S.**, Charara, J. et Girault, J.-M. (2017). An Energy Detector Based on Negative Energy Fluctuations Coupled with Sub-band Decomposition as a Robust Micro-embolus Detection System. *Dans IEEE International Ultrasonic Symposium 2017*, Washington, DC, États-Unis d'Amérique.
- [Sbeity *et al.*, 2017] Sbeity, F., **Ménigot, S.**, Kanbar, E., Houhat, N., Charara, J. et Girault, J.-M. (2017). Complexity Reduction of Ultrasound Sub-Ultra-Harmonic Modeling by an Input Modified Volterra Approach. *Dans IEEE International Ultrasonic Symposium 2017*, Washington, États-Unis d'Amérique.
- [Geryes *et al.*, 2016a] Geryes, M., **Ménigot, S.**, Hassan, W., Mcheick, A., Almar, M., Guibert, B., Gautier, C., Charara, J. et Girault, J. M. (2016). A Micro-Embolic Energy Detector based on Sub-band Decomposition. *Dans MECBME*, pages 54–58, Beirut, Liban.
- [Ménigot *et al.*, 2016] **Ménigot, S.**, Kanbar, E., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2016). SNR Improvement by Subharmonic Extraction with Hammerstein Models for Microbubble Signals. *Dans IEEE International Ultrasonic Symposium 2016*, Ultrasonics Symposium (IUS), 2016 IEEE International, Tours, France.
- [Ménigot et Girault, 2016a] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2016). Harmonic Magnification by Time Reversal based on a Hammerstein Decomposition. *Dans IEEE International Ultrasonic Symposium 2016*, Ultrasonics Symposium (IUS), 2016 IEEE International, Tours, France.
- [Geryes *et al.*, 2015] Geryes, M., **Ménigot, S.**, Hassan, W., Almar, M., Guibert, B., Gautier, C., Charara, J. et Girault, J.-M. (2015). A new energy detector of micro-emboli using a time-varying threshold. *Dans 2015 International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)*, pages 89–92, Beyrouth, Liban.
- [Girault et Ménigot, 2015] Girault, J.-M. et **Ménigot, S.** (2015). Contrast Optimization by Metaheuristic for Inclusion Detection in Nonlinear Ultrasound Imaging. *Physics Procedia*, 70:614–617. International Congress on Ultrasonics, Metz, Mai 2015.
- [Ménigot et Girault, 2013a] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2013). Contrast-to-Tissue Ratio Improvement by Transmitted Optimized Binary Signal in Ultrasound Pulse Inversion Imaging. *Dans 2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pages 776–779, San Francisco, États-Unis d'Amérique.
- [Sbeity *et al.*, 2012a] Sbeity, F., Girault, J.-M., **Ménigot, S.** et Charara, J. (2012). Sub and ultra harmonic extraction using modified Hammerstein model. *Dans 2012 International Conference on Complex Systems (ICCS)*, pages 1–5, Agadir, Maroc.
- [Ménigot et Girault, 2012a] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2012). Analysis and modelling of the Optimal Command for a Ultrasound Pulse Inversion Imaging System. *Dans Eusipco 2012*, pages 1059–1063, Bucarest, Roumanie.
- [Ménigot *et al.*, 2010d] **Ménigot, S.**, Voicu, I., Novell, A., Elkateb Hachemi Amar, M. et Girault, J.-M. (2010). Adaptive matched filters for contrast imaging. *Dans IEEE, éditeur : Ultrasonics Symposium (IUS), 2010 IEEE International*, pages 1728 – 1731, San Diego, États-Unis d'Amérique.
- [Ménigot *et al.*, 2010b] **Ménigot, S.**, Novell, A., Voicu, I., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2010). Adaptive contrast imaging : transmit frequency optimization. *Physics Procedia*, 3(1):667–676. International Congress on Ultrasonics, Santiago de Chile, January 2009.
- [Ménigot *et al.*, 2009a] **Ménigot, S.**, Dreibine, L., Meziati, N. et Girault, J.-M. (2009). Automatic detection of microemboli by means of a synchronous linear prediction technique. *Dans IEEE, éditeur : Ultrasonics Symposium (IUS), 2009 IEEE International*, pages 2371 – 2374, Rome, Italie. IEEE.
- [Ménigot *et al.*, 2009b] **Ménigot, S.**, Novell, A., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2009). Improve-

- ment of the power response in contrast imaging with transmit frequency optimization. *Dans IEEE*, éditeur : *IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, pages 1–4, Rome, Italie.
- [Ménigot *et al.*, 2009d] **Ménigot, S.**, Novell, A., Voicu, I., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2009). Transmit frequency optimization for ultrasound contrast agent response. *Dans Meditech 2009 International Conference on Advancements of Medicine and Health Care through Technology*, volume 26, pages 181–184, Cluj-Napoca, Roumanie.

Autres Conférences

- [Ménigot *et al.*, 2020a] **Ménigot, S.**, Gatsa, V. et Tournat, V. (2020). Commande Optimale de Senseurs Intelligents pour la Nonlinéarité UltraSonore. *Dans Journée Scientifique du programme WISE*, Angers, France.
- [Ménigot *et al.*, 2019a] **Ménigot, S.**, Houhat, N., Gatsa, V., Girault, J. M. et Tournat, V. (2019). Commande optimale de capteurs ultrasonores pour la détection de défauts présents dans des matériaux complexes non-linéaires. *Dans Journée scientifique du GIS ECND PdL*, Nantes, France.
- [Geryes *et al.*, 2016c] Geryes, M., **Ménigot, S.**, Hassan, W., Nassereddine, M., Mcheik, A., Almar, M., Gauthier, C., Charara, J. et Girault, J.-M. (2016). Amélioration de la détection de micro-emboles par une approche de décomposition en sous-bandes. *Dans CFA 2016 Vishno*, Le Mans, France.
- [Labas *et al.*, 2015a] Labas, V., Teixeira-Gomes, A.-P., Andersson, F., **Ménigot, S.**, Batailler, M., Adriaensen, H., Migaud, M. et Chaillou, E. (2015). 2.5D Representations Combining in vivo 3D MRI and ex vivo 2D MSI Approaches to Study the Lipid Distribution in the Whole Sheep Brain. Congrès français de Spectrométrie de Masse et d'Analyse Protéomique (SMAP 2015), Ajaccio, France.
- [Labas *et al.*, 2015b] Labas, V., Teixeira-Gomes, A.-P., Banliat, C., Andersson, F., **Ménigot, S.**, Batailler, M., Adriaensen, H., Migaud, M. et Chaillou, E. (2015). Tissue phenotyping based on multimodal imaging : *ex vivo* Mass Spectrometry Imaging (MSI) and histological staining combined to *in vivo* Magnetic Resonance Imaging (MRI) : Application to whole sheep brain. 28. Colloque Biotechnocentre.
- [Ménigot *et al.*, 2014b] **Ménigot, S.**, Geryes, M., Charara, J. et Girault, J. M. (2014). Détection d'inclusion ou de défaut en imagerie ultrasonore à l'aide de l'optimisation d'onde aléatoire transmise. *Dans 12ème congrès français d'acoustique*, Poitiers, France.
- [Ménigot et Girault, 2013c] **Ménigot, S.** et Girault, J. M. (2013). Transmission de signaux stochastiques pour optimiser le contraste en imagerie par inversion d'impulsions. *Dans Journées SIAM*, Tours, France. Société française d'acoustique.
- [Ménigot *et al.*, 2013b] **Ménigot, S.**, Geryes, M. et Girault, J. M. (2013). Inclusion/Flaw Detection in Ultrasound Imaging Through Optimization of Random Transmitted Wave. *Dans Acoustics 2013*, New Delhi, Inde.
- [Ménigot *et al.*, 2013a] **Ménigot, S.**, Certon, D., Gross, D. et Girault, J. M. (2013). Automatic Optimal Command for the Linearization of the CMUT Output. *Dans MUT 2013*, Side, Turquie.
- [Chira *et al.*, 2012] Chira, L.-T., Girault, J.-M., Mateo, T., **Ménigot, S.** et Rusu, C. (2012). Ultrasound medical image deconvolution using CLEAN algorithm. *Dans d'Acoustique*, S. F., éditeur : *Acoustics 2012*, Nantes, France.
- [Girault *et al.*, 2012a] Girault, J.-M., **Ménigot, S.**, Addakiri, K. et Guibert, B. (2012). Micro-embolic signatures detection through GARCH parameters. *Dans Acoustics 2012*, Nantes, France.
- [Ménigot et Girault, 2012b] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2012). Optimal Control by Transmit Frequency in Tissue Harmonic Imaging. *Dans Acoustics 2012*, pages 2863–2868, Nantes, France.
- [Ménigot et Girault, 2012c] **Ménigot, S.** et Girault, J.-M. (2012). Random excitation by optimized pulse inversion in contrast harmonic imaging. *Dans Acoustics 2012*, pages 2895–2900,

- Nantes, France.
- [Sbeity *et al.*, 2012b] Sbeity, F., Girault, J.-M., **Ménigot, S.** et Charara, J. (2012). Ultrasound contrast agents modeling using an extended Volterra model. *Dans Acoustics 2012*, Nantes, France.
- [Zaylaa *et al.*, 2012a] Zaylaa, A., **Ménigot, S.**, Girault, J.-M. et Charara, J. (2012). Empirical Optimization Of Frequency Parameters In Chirp Inversion Imaging. *Dans Acoustics 2012*, pages 2889–2893, Nantes, France.
- [Zaylaa *et al.*, 2012b] Zaylaa, A. J., Girault, J. M., **Ménigot, S.**, Nasserddine, M. et Charara, J. (2012). Optimization of the frequency parameters of chirp-microbubble interactions in contrast ultrasound imaging. *Dans 8ème Colloque Franco-Libanais sur les Sciences des Matériaux*, Beirut, Liban.
- [Zaylaa *et al.*, 2012c] Zaylaa, A. J., Girault, J. M., **Ménigot, S.**, Nasserreddie, M. et Charara, J. (2012). Optimization of Chirp excitation : Application to contrast ultrasound imaging. *Dans 18th International Science Meeting (LAAS 18) : New Discoveries in Science.*, Université Notre-Dame-de-Louaizé / Zouk Mosbeh, Liban.
- [Zaylaa *et al.*, 2012d] Zaylaa, A. J., Girault, J. M., **Ménigot, S.**, Nasserddine, M. et Charara, J. (2012). Empirical Optimization Of Chirp Excitations : Application To Contrast Ultrasound Imaging. *Dans 18th International Sciences Meeting : New Discoveries in Science*, Beirut, Liban.
- [Voicu *et al.*, 2011] Voicu, I., Girault, J.-M. et **Ménigot, S.** (2011). Estimation du rythme cardiaque fœtal par l’estimateur YIN. TAIMA 2011, Hammamet, Tunisie.
- [Girault *et al.*, 2012b] Girault, J.-M., **Ménigot, S.** et Guibert, B. (2011). Détection automatique de micro-emboles cérébraux grâce à un nouveau détecteur de variance conditionnelle. TAIMA 2011, Hammamet, Tunisie.
- [Girault *et al.*, 2011c] Girault, J. M., **Ménigot, S.**, Voicu, I., Sbeity, F. et Charara, J. (2011). A new cerebral micro-emboli detector. *Dans International Conference on Advances in Biomedical Engineering*, Tripoli, Liban.
- [Ménigot *et al.*, 2010a] **Ménigot, S.**, Girault, J.-M., Voicu, I. et Novell, A. (2010). Optimization of the Contrast Tissue Ratio in Ultrasound Contrast Imaging by an Adaptive Transmit Frequency. *Dans First Mediterranean Congress on Acoustics 2010*, Salé, Maroc.
- [Girault *et al.*, 2010b] Girault, J.-M., **Ménigot, S.**, Dreibine, L. et Meziati, N. (2010). Détection US automatique de micro-emboles par des techniques de prédictions linéaires synchrones. *Dans 10ème Congrès Français d’Acoustique*, Lyon, France.
- [Ménigot *et al.*, 2010c] **Ménigot, S.**, Novell, A., Voicu, I. et Girault, J.-M. (2010). Optimisation de l’énergie rétrodiffusée en imagerie de contraste par la fréquence de transmission. *Dans 10ème Congrès Français d’Acoustique*, Lyon, France.
- [Girault *et al.*, 2010a] Girault, J. M., **Ménigot, S.** et Dreibine, L. (2010). Automatic detection of micro-emboli by means of a generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model. *Dans 2nd PAN American/Iberian Meeting on Acoustics*, Cancun, Mexique.
- [Ménigot *et al.*, 2009c] **Ménigot, S.**, Novell, A., Voicu, I., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2009). Imagerie de contraste adaptative : optimisation de la fréquence d’émission. *Dans Colloque IMVIE 5 Imagerie pour les sciences du vivant et la médecine*, Mulhouse, France.

Codes informatiques & logiciels

- [Ménigot, 2019a] **Ménigot, S.** (2019). Harmonic Extraction with a Volterra Model.
- [Ménigot, 2019b] **Ménigot, S.** (2019). Harmonics Extraction with a Polynomial Hammerstein Model.
- [Ménigot, 2019c] **Ménigot, S.** (2019). Microembolic detection by a 2D-adaptive time-frequency Threshold.
- [Ménigot, 2019d] **Ménigot, S.** (2019). Optimization of contrast resolution by genetic algorithm in ultrasound tissue harmonic imaging : Simulation.

- [Ménigot, 2019e] **Ménigot, S.** (2019). Simulation Frequency Optimization of Contrast to Tissue Ratio in Pulse Inversion Imaging.
- [Ménigot, 2019f] **Ménigot, S.** (2019). Subharmonic Extraction with Hammerstein Models.
- [Ménigot, 2016] **Ménigot, S.** (2016). Pedometer in HTML5 for Firefox OS and Firefox for Android.
- [Ménigot et Girault, 2014] **Ménigot, S.** et Girault, J. M. (2014). Microembolic detection by an adaptive energy threshold.

DEUXIÈME PARTIE

Bilan des activités de recherche

LISTE DES NOTATIONS

\angle	Symbole de l'angle d'un nombre complexe
*	Symbole du conjugué complexe
T	Symbole de la transposition vectorielle
$\alpha(n)$	Composante basse-fréquence du signal DOPPLER
$\gamma(n)$	Composante haute-fréquence du signal DOPPLER
$\delta(t)$	Signal de différence absolue entre l'enveloppe et la fluctuation positive du signal DOPPLER
Δn	Retard entre deux signaux en entrée
$\Delta\phi$	Différence de phase
ε_{uv}	Erreur entre les signaux u et v
θ	Paramètres d'optimisation
λ_{Art}	Seuil de décision de réjection d'artefact
λ_{Emb}	Seuil de détection de micro-emboles
μ_{Art}	Paramètre de réglage du seuil adaptatif 2D pour la réjection d'artefact
μ_d	Paramètre de réglage du seuil adaptatif 1D pour la détection de micro-emboles
μ_{Emb}	Paramètre de réglage du seuil adaptatif 2D pour la détection de micro-emboles
ρ_{corr}	Coefficients de corrélation
σ_d	Écart-type de la différence absolue $\delta(t)$
ϕ	Phase
A	Amplitude de la commande optimale
A_0	Amplitude de référence
B/A	Coefficient de nonlinéarité de la propagation
$b(n)$	Bruit additif s'ajoutant en sortie du système
c	Célérité de l'onde
C	Contraste
$C_p(n)$	Fonction de modulation et de démodulation
c_w	Célérité de l'onde dans l'eau
d	Distance entre le point idéal et la meilleure détection dans une courbe ROC
D	Profondeur d'exploration
E	Énergie rétrodiffusée
E_{lin}	Énergie rétrodiffusée des composantes linéaires
E_{NL}	Énergie rétrodiffusée des composantes nonlinéaires
$Env_{neg}(t)$	Enveloppe des fluctuations négatives de l'énergie DOPPLER
erf	Fonction d'erreur de GAUSS
f	Fréquence
f_{\oplus}	Fréquence DOPPLER positive
f_{\ominus}	Fréquence DOPPLER négative
f_0	Fréquence fondamentale d'un signal
f_c	Fréquence centrale du transducteur
f^*	Fréquence optimale
F_s	Fréquence d'échantillonnage
\mathbf{g}	Coefficients d'un filtre linéaire
\mathbf{g}^*	Coefficients d'un filtre linéaire optimal
\mathbf{g}_{GA}^*	Coefficients d'un filtre linéaire optimal déterminés par algorithme génétique
\mathbf{h}	Coefficients d'un filtre linéaire

\mathbf{h}^*	Coefficients d'un filtre linéaire optimal
$\mathcal{H}[x(n)]$	Transformée de Hilbert de $x(n)$
$H(x)$	Fonction de HEAVISIDE
H_{Emb}	Hypothèse de décision de détection des micro-emboles
H_{Art}	Hypothèse de réjection d'artefact
ID_{Art}	Information de décision de réjection d'artefact
ID_{Emb}	Information de décision embolique
j	Unité imaginaire
J	Fonction de coût à optimiser
L	Mémoire du modèle de HAMMERSTEIN ou de VOLTERRA
M	Mémoire du modèle de HAMMERSTEIN ou de VOLTERRA
M_{GA}	Nombre de solutions individuelles dans une génération de l'algorithme génétique
MSE_{uv}	Erreur quadratique moyenne (MSE) calculée à partir de l'erreur ε_{uv}
n	Temps discret
N	Nombre d'échantillons d'un signal
N_s	Nombre d'échantillons de la commande stochastique
N_{sh}	Ordre de la composante sous-harmonique
N_{band}	Nombre de sous-bandes pour le détecteur de micro-emboles en sous-bande
\mathcal{N}	Distribution normale
$\mathcal{P}(x)$	Densité de probabilité de x
P	Ordre du modèle de HAMMERSTEIN ou de VOLTERRA
P_x	Puissance du signal \mathbf{x}
Q	Ordre du modèle de HAMMERSTEIN ou de VOLTERRA
\Re	Symbole de la partie réelle
Rect	Fonction porte rectangulaire
$S(\mathbf{z}, n, f)$	Spectrogramme du signal \mathbf{z}
$S_o(x_0, t)$	Source d'une onde au point x_0
t	Temps continu
T_s	Période d'échantillonnage
$u(t)$	Déplacement local du milieu
\mathbf{w}	Commande stochastique
\mathbf{w}^*	Commande optimale stochastique
$W(n)$	Fenêtre d'apodisation
\mathbf{x}	Vecteur du signal numérique d'entrée $x(n)$
$x_s(t)$	Signal sonde d'entrée
$x_p(t)$	Signal pompe d'entrée
$\tilde{x}(n)$	Signal analytique tel que $x(n) + j \cdot \mathcal{H}[x(n)]$
\mathbf{y}	Vecteur du signal numérique intermédiaire $y(n)$ en entrée du transducteur d'émission
$\hat{\mathbf{y}}$	Signal \mathbf{y} modélisé
\mathbf{y}_{lin}	Composante linéaire du signal \mathbf{y}
\mathbf{y}_{nl}	Composante nonlinéaire du signal \mathbf{y}
\mathbf{z}	Vecteur du signal numérique de sortie $z(n)$
$\bar{\mathbf{z}}$	Moyenne temporelle du signal \mathbf{z}
$\hat{\mathbf{z}}$	Signal \mathbf{z} modélisé
\mathbf{z}_{lin}	Composante linéaire du signal \mathbf{z}
\mathbf{z}_{nl}	Composante nonlinéaire du signal \mathbf{z}

INTRODUCTION DES ACTIVITÉS DE RECHERCHE

DEPUIS l'invention des systèmes ultrasonores dans les années 1950 [Wild et Neal, 1951], ces derniers ont pris une place considérable dans le diagnostic clinique. Le développement de l'électronique numérique a été un moteur pour un suivi temps-réel [Bercoff, 2011]. Au fur et à mesure, les systèmes ultrasonores se sont également enrichis de monitoring du flux sanguin en exploitant l'effet DOPPLER-FIZEAU [Doppler, 1843, Fizeau, 1870], ou encore de l'estimation de la dureté des tissus en élastographie [Gennisson *et al.*, 2013].

Tous ces systèmes peuvent être synthétisés avec un schéma fonctionnel simplifié (en position verticale à gauche dans la figure 1.3) :

1. un signal électrique est généré par le générateur, puis amplifié et transmis au transducteur ;
2. le transducteur convertit le signal électrique en une onde mécanique se propageant dans le milieu ;
3. les ondes qui se sont propagées dans le milieu sont recueillies par le transducteur ;
4. des post-traitements sont ajoutés pour extraire des informations désirées [Contreras Ortiz *et al.*, 2012]. Par exemple, il peut s'agir d'une démodulation comme en monitoring DOPPLER pour avoir la vitesse d'un flux sanguin, d'un filtrage pour extraire les harmoniques et augmenter le contraste en imagerie harmonique, ou des étapes de la formation de faisceaux pour la reconstruction d'image ultrasonore ;
5. une analyse des données peut enfin compléter cette chaîne d'acquisition sur laquelle le clinicien basera son diagnostic.

Pour améliorer la qualité des systèmes ultrasonores (par exemple au travers de la résolution spatiale, du contraste, du rapport signal-sur-bruit, de la détection d'évènements), il est possible d'agir sur une ou plusieurs fonctions de la chaîne. Les améliorations des capteurs et de l'électronique peuvent agir sur les étapes 1, 2 et 3 ; tandis que le traitement du signal peut naturellement agir sur les étapes 4 et 5. Néanmoins, il est également possible d'ajouter des pré-traitements à l'étape 1.

Puisqu'il est souvent plus commun de développer des méthodes de traitement du signal sur les dernières étapes, ce manuscrit propose de remonter la chaîne du système ultrasonore pour améliorer la qualité des signaux ultrasonores et pour améliorer l'analyse des données fournies. Depuis ma soutenance de thèse en décembre 2011, mes contributions (figure 1.3) ont ainsi porté sur :

Étape 5 : la détection de micro-embolies cérébrales en monitoring Doppler ultrasonore. Le signal DOPPLER est un signal audio que le médecin écoute pour entendre la présence soudaine d'évènements micro-emboliques. Ces derniers sont issus de corps insolubles (graisse, agrégation de globules rouges, caillots...) étrangers à la composition du sang, précurseurs d'accidents vasculaires cérébraux (AVC). Le spectrogramme est également observé simultanément à l'écoute. Seulement une telle détection peut être utilisateur-dépendante et ne permet pas de détecter les plus petits micro-embolies, parce qu'ils sont masqués par la composante du rythme cardiaque. Pour améliorer le suivi des patients, un nouveau système holter a été développé pour un suivi continu. Outre la détection des plus petits micro-embolies, de nouveaux algorithmes de détection étaient nécessaires pour tenir compte de la longue durée des signaux et de l'augmentation des artefacts.

Pour cette thématique, j'ai commencé à travailler sur la représentation temps-fréquence du signal audio. Cette méthode a permis de déterminer un nouveau seuil de détection qui tient compte de la position en temps et en fréquence de la signature micro-embolique. Il peut être vu comme l'automatisation de la détection par l'observation du spectrogramme. J'ai commencé

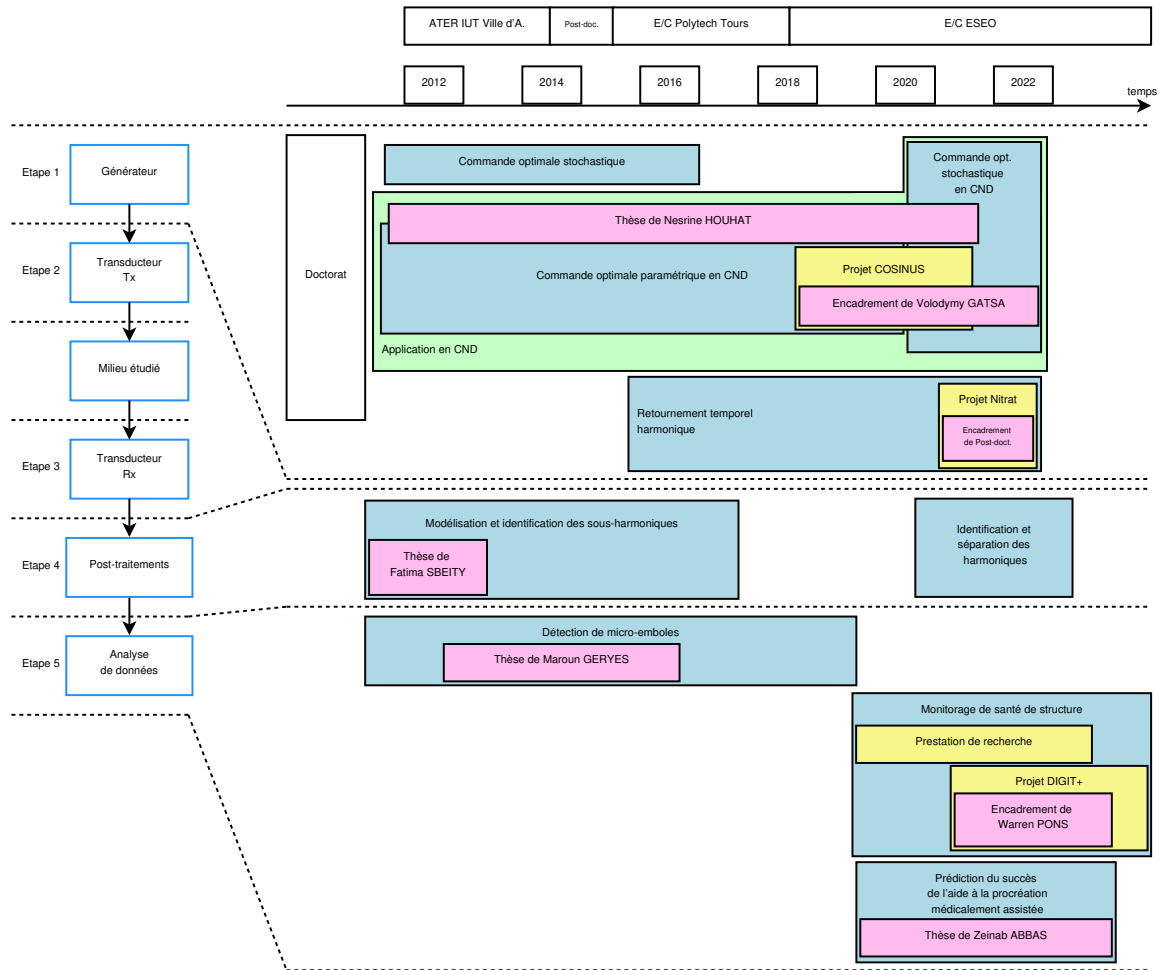


FIGURE 1.3 – Schéma fonctionnel général d’un système ultrasonore (à gauche) et historique de mes projets de recherche (à droite). Les problématiques de recherche sont représentées en bleu dans l’historique; les encadrements sont en rose; les projets financés sont en jaune.

ces travaux au travers d’un post-doctorat financé par le projet ANR EMBOLTER en 2013-2014, puis comme une activité de recherche lorsque j’étais enseignant-chercheur contractuel à Polytech Tours, sans que cela ne soit mon activité principale.

J’ai ensuite contribué au développement d’un algorithme à seuil adaptatif basé sur les fluctuations de l’énergie du signal DOPPLER, lors du co-encadrement de la thèse de Maroun GERYES. Il peut être vu comme l’automatisation de la détection par l’écoute du clinicien.

Le chapitre 2 sera dédié à cette étape.

Étape 4 : avant d’appliquer une analyse de données, il peut être nécessaire d’appliquer des post-traitements pour réhausser la qualité du signal. En imagerie et monitoring ultrasonore, le contraste peut être augmenté en ne conservant que les composantes harmoniques des échos reçus (à des fréquences multiples de la fréquence transmise), ce qui conduit à l’imagerie harmonique. En imagerie de contraste, des méthodes de **modélisation et d’identification de système nonlinéaire** ont été alors étendues pour extraire les composantes sous-harmoniques et ultra-harmoniques ($f_0/2$, $3f_0/2\dots$). À partir de 2012, au travers du co-encadrement de la thèse de Fatima SBEITY, la parallélisation des modèles de HAMMERSTEIN et de VOLTERRA a permis d’étendre le filtrage optimal à ces composantes et de l’appliquer à des systèmes simulés. J’ai repris ces travaux pour les appliquer sur des signaux expérimentaux, pendant mes activités de recherche à Polytech Tours.

Cependant, ces méthodes reposent sur l’hypothèse que seul le milieu génère des nonlinéarités.

Lorsque l'instrumentation génère aussi des harmoniques, les précédentes méthodes ne sont pas capables de séparer les nonlinéarités selon leurs origines. Dans le cadre du projet *COSINUS* entre 2018 et 2021, j'ai proposé une méthode reposant sur la mise en série de plusieurs modèles de HAMMERSTEIN, optimisée par un algorithme génétique.

Cette étape 4 sera traitée dans le chapitre 3.

Étape 1 : les systèmes ultrasonores ont la particularité d'être des systèmes actifs, puisqu'il est nécessaire de générer une source ultrasonore. Cependant, si cette source ultrasonore n'a pas les bonnes propriétés (par exemple en fréquence et/ou en amplitude), le signal acquis en étape 3 pourrait être de très faible amplitude, voire absent. Les efforts des précédentes étapes pourraient être anéantis si l'instrumentation est mal configurée. L'enjeu est alors de proposer une méthode automatique qui trouve une excitation optimale qui maximise la qualité de l'image. Ce problème inverse de la **commande optimale** peut être difficile dans le cadre de l'imagerie nonlinéaire. Il peut se résumer à trois questions principales :

1. *Estimation* : il faut choisir la fonction de coût pour transcrire mathématiquement l'objectif souhaité afin de maximiser les nonlinéarités provenant de la région d'intérêt (incluant le défaut par exemple), tout en éliminant les nonlinéarités générées par le milieu environnant ou par l'instrumentation ;
2. *Description de l'onde ultrasonore* : l'excitation du système doit être décrite au travers de paramètres. En fonction du degré de nonlinéarité du système, ils peuvent être plus ou moins complexes ;
3. *Optimisation* : elle est réalisée automatiquement à l'aide d'une heuristique ou d'une méta-heuristique. Son choix réside dans le compromis entre robustesse et taux de convergence.

Pendant mon doctorat, j'avais proposé le concept de commande optimale paramétrique, même s'il est sous-optimale, pour des applications en imagerie médicale (imagerie de contraste et imagerie harmonique de tissu).

Le développement des méthodes de pré-traitements est resté mon activité principale depuis ma soutenance de thèse.

Lorsque j'étais ATER entre 2012 et 2014, j'ai développé le concept de commande optimale stochastique pour trouver une solution optimale en réglant la forme du signal transmis. La commande optimale stochastique utilise les propriétés du hasard pour trouver le meilleur signal à transmettre.

Ce concept de commande optimale (paramétrique et stochastique) a été étendu à des milieux solides pour le contrôle non-destructif à mon arrivée à l'ESEO en 2018. Il s'est réalisé par le biais du co-encadrement de la thèse de Nesrine HOUHAT et grâce au projet *COSINUS* avec l'encadrement de Volodymyr GATSA.

Cependant, pour limiter les itérations nécessaires au pré-traitement, j'ai étendu le principe du retournement temporel à l'imagerie harmonique, à partir de 2016 [Ménigot et Girault, 2016a], puis dans le projet *NITRAT*. Cette méthode optimise le rapport signal-sur-bruit en imagerie harmonique de tissu. Elle est basée sur le filtrage adapté et le modèle de HAMMERSTEIN. Elle requiert une pré-étape d'annihilation des harmoniques à partir d'un diviseur analogique de fréquence pour des signaux N-dimensionnelles.

Cette étape 1 sera respectivement traitée dans les chapitres 4, 5 et 6.

ANALYSE DE SIGNAUX BIOMÉDICAUX : APPLICATION À LA DÉTECTION DE MICRO-EMBOLES CÉRÉBRAUX

Contexte

Cette thématique se focalise sur l'analyse des données de l'étape 5 (figure 1.3). L'application est dédiée aux signaux DOPPLER ultrasonores pour améliorer la détection de micro-embolies à partir de système holter.

Pendant ma thèse, j'avais commencé quelques travaux à côté de mon sujet principal. Dans les mois qui ont suivi ma soutenance de thèse, j'ai aussi participé aux travaux de l'estimation du rythme cardiaque foetal [Voicu *et al.*, 2014], financés par l'ANR *SURFETUS*.

Fort de ces premières expériences en traitement du signal biomédical, j'ai commencé à travailler sur l'analyse des signaux DOPPLER lorsque j'étais en post-doctorat pendant l'année scolaire 2013-2014. Ces travaux étaient financés par l'ANR *EMBOLTER* en collaboration avec ATYS MEDICAL. D'une part, j'avais pour mission d'optimiser les algorithmes avec un passage des programmes de Matlab en C. D'autre part, j'ai aussi proposé un nouvel algorithme basé sur la synchronisation du spectrogramme DOPPLER avec le rythme cardiaque. Il faut noter que pendant trois mois de cette même année, j'ai aussi travaillé sur le développement d'outils de recalage d'images de cerveau de brebis acquises en IRM, financé par le projet région *NEUROGÉO*.

Cette thématique a été l'occasion de participer au co-encadrement de la thèse de Maroun GERYES qui a aussi commencé en 2013. Après la fin de ce post-doctorat et jusqu'à mon arrivée à l'ESEO en septembre 2018, j'ai continué de travailler sur ces questions, sans que cela ne soit mon thème principal de recherche.

Ainsi, j'ai contribué au développement de plusieurs solutions :

1. pour détecter les plus petits micro-embolies [Geryes *et al.*, 2016b, Geryes *et al.*, 2019a], réalisé dans le cadre de la thèse de Maroun GERYES [Geryes, 2016] ;
2. pour associer la détection avec la réjection des artefacts. Mon apport principal est le développement la méthode basée sur le spectrogramme [Ménigot *et al.*, 2020b].

L'ensemble de ces travaux a été publié dans [Geryes *et al.*, 2015, Geryes *et al.*, 2016c, Geryes *et al.*, 2017, Geryes *et al.*, 2016a, Geryes *et al.*, 2016b, Geryes *et al.*, 2019b, Girault *et al.*, 2019, Geryes *et al.*, 2019a, Ménigot *et al.*, 2020b]. Les codes sources des programmes associés à ces publications sont disponibles dans [Ménigot, 2019c].

MALGRÉ des améliorations en matière de prévention, de gestion des facteurs de risque, de traitements et de soins, les accidents vasculaires cérébraux (AVC) restent la deuxième cause de mortalité en Europe, responsable d'environ 154 décès pour 100 000 habitants chaque année [Shah *et al.*, 2018]. L'une des causes principales des AVC ischémiques est la présence de micro-embolies circulant dans le système vasculaire cérébral et provenant de plaques carotidiennes et aortiques ou de sources cardiaques [Droste et Ringelstein, 1998]. La détection des micro-embolies est donc devenue un enjeu de santé publique. Dans la gestion et le diagnostic des facteurs de risque, le système DOPPLER ultrasonore transcrânien (TCD) est le seul dispositif non-invasif et non-irradiant pour détecter les micro-embolies cérébrales circulantes spontanées [Spencer *et al.*, 1990, Vuković-Cvetković, 2011]. Ces événements micro-emboliques apparaissent comme des signaux transitoires de haute intensité (HITS) superposés au signal TCD rétrodiffusé [Siebler *et al.*, 1995, Markus *et al.*, 2010]. De plus, les petits

micro-emboles étant des précurseurs de gros emboles aux effets plus dangereux [Dunne *et al.*, 2001], la détection précoce des plus petits micro-emboles est une étape cruciale.

Bien que les détecteurs standards à seuils constant fonctionnent bien pour des signaux emboliques relativement intenses, leurs performances dans la détection de signaux micro-emboliques de faible intensité ne sont pas satisfaisantes. Tout d'abord, le clinicien peut détecter les micro-emboles de manière audible, tandis que les méthodes standards restent silencieuses. Deuxièmement, tous les TCD affichent le spectrogramme pour aider les cliniciens dans la détection manuelle. Le clinicien peut ainsi détecter certaines signatures micro-emboliques inaudibles grâce à l'utilisation du spectrogramme. De plus, pour détecter un nombre plus élevé de petits micro-emboles, la durée de l'examen doit être augmentée, en raison du faible nombre d'événements se produisant par heure.

Pour pallier ces inconvénients, un nouvel effort a été consenti pour améliorer l'instrumentation du système DOPPLER ultrasonore. Des systèmes holters ont offert la possibilité d'un positionnement asservi du transducteur pour une seule porte DOPPLER [Aaslid, 1992, Mackinnon *et al.*, 2004]. Le patient peut alors être suivi de manière prolongée pendant plusieurs heures, ce qui contribue à augmenter la confiance dans le détecteur [Mackinnon *et al.*, 2004].

D'un autre côté, plusieurs méthodes ont combiné la détection des micro-emboles et la réjection des artefacts [Brucher et Russell, 2002, Marvasti *et al.*, 2004, Gençer *et al.*, 2013]. D'autres méthodes se sont concentrées uniquement sur la détection de micro-emboles sans couvrir le rejet d'artefact, puisque la préoccupation principale reste la séparation des informations relatives aux micro-embolies des informations sur le débit cardiaque. La plupart des détections de micro-emboles peuvent être séparées en deux grandes familles. La première famille consiste à filtrer les informations de débit cardiaque par une décomposition fréquentielle [Marvasti *et al.*, 2004, Aydin *et al.*, 2004]. La seconde famille consiste à établir un seuil variant dans le temps en fonction des informations sur le débit cardiaque. Grâce aux propriétés de pseudo-cyclostationnarité du signal DOPPLER sanguin [Girault *et al.*, 2006], soit les données de chaque cycle cardiaque peuvent être segmentées [Ménigot *et al.*, 2009a], soit le seuil peut être adaptatif avec le cycle cardiaque [Guepie *et al.*, 2018]. D'autres solutions ont été proposées soit sur la détection de rupture de modèle des signaux DOPPLER [Girault *et al.*, 2000] ou des statistiques d'ordre supérieur [Geryes *et al.*, 2016b], soit en analysant le spectrogramme comme une image [Guépié *et al.*, 2017].

Cependant, les nouveaux systèmes holters apportent de nouvelles questions quant à la réjection d'artefact et la détection de signaux micro-emboliques de faible intensité : la durée des enregistrements augmente et une détection manuelle prendrait un temps trop long. De plus, le système holter n'observant le flux sanguin que dans une seule direction et qu'au travers d'une seule porte DOPPLER, il est alors nécessaire d'adapter les détecteurs, en particulier pour la réjection d'artefact. Ce chapitre se focalisera alors sur mes apports autour de l'analyse des données de l'étape 5 (figure 1.3) pour améliorer la détection de micro-emboles à partir du système holter.

2.1 Principe de détection de micro-emboles

Dans un système TCD, le premier post-traitement consiste à démoduler en phase et en quadrature les signaux reçus par le transducteur [Jensen, 1996]. À partir de ces signaux DOPPLER ultrasonores, il reste à en faire une analyse pour détecter les micro-emboles.

À partir de tests binaires, ce processus de détection de micro-emboles consiste à (i) détecter les surintensités de l'information de décision embolique ID_{Emb} et de (ii) vérifier si ces signaux transitoires à haute intensité (HITS) ne sont pas des artefacts :

$$\left(ID_{Emb} \underset{H_{Emb}=0}{\overset{H_{Emb}=1}{\geq}} \lambda_{Emb} \right) \text{ ET NON } \left(ID_{Art} \underset{H_{Art}=0}{\overset{H_{Art}=1}{\geq}} \lambda_{Art} \right). \quad (2.1)$$

Si l'information de décision embolique ID_{Emb} est supérieure au seuil λ_{Emb} , alors le détecteur de micro-embole se déclenche (hypothèse où $H_{Emb} = 1$), sinon aucune détection de micro-emboles n'a lieu

(hypothèse où $H_{Emb} = 0$). Le même principe est appliqué à la réjection d'artefact : si l'information de décision des artefacts ID_{Art} est supérieure au seuil λ_{Art} , alors la réjection de l'artefact se déclenche (hypothèse où $H_{Art} = 1$). Ainsi, si l'information de décision embolique ID_{Emb} déclenche le premier détecteur sans déclencher le deuxième détecteur sur l'information de décision des artefacts ID_{Art} , un événement micro-embolique est détecté. Il convient alors de déterminer les informations de décision ID_{Emb} , ID_{Art} et leurs seuils respectifs λ_{Emb} , λ_{Art} .

D'une part, sur la base de l'examen clinique classique, tous les TCD commerciaux utilisent des estimateurs spectraux basés sur la transformée de Fourier à court terme (STFT). Cet estimateur spectral $S(\mathbf{z}, n, f)$ du signal DOPPLER $\mathbf{z}(n)$ peut s'écrire formellement :

$$S(\mathbf{z}, n, f) = \left| \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{z}(k) W^*(n-k) e^{-2\pi j f \frac{k}{N}} \right|^2. \quad (2.2)$$

où n est le temps discret, f la fréquence, $*$ le symbole du conjugué complexe, $W(n)$ la fenêtre d'apodisation de HAMMING de largeur N . Notez que le signal DOPPLER \mathbf{z} doit être stationnaire dans la fenêtre d'apodisation. Cette hypothèse est considérée comme vraie pour une durée d'environ 10 ms [Aydin et Markus, 2000]. Le spectrogramme $S(\mathbf{z}, n, f)$ correspond à l'information visuelle étudiée par le clinicien.

D'autre part, il est largement admis que, lorsque la diffusion de RAYLEIGH est valide, l'énergie renvoyée par une embolie est supérieure à celle renvoyée par des milliards de globules rouges [Girault, 2013, Morse et Ingard, 1968, Moehring et Klepper, 1994] :

$$E(\mathbf{z}, n) = \sum_f S(\mathbf{z}, n, f) = \alpha(n) + \gamma(n), \quad (2.3)$$

pouvant être décomposée telle que :

- une composante basse fréquence $\alpha(n)$. Elle est le reflet du rythme cardiaque qui explique la quasi-cyclostationnarité [Gardner *et al.*, 2006] et qui empêche l'application d'un seuil constant ;
- une composante haute fréquence $\gamma(n)$ résultant de fluctuations aléatoires dues aux positions aléatoires des globules rouges. Cette composante fluctue aussi avec le rythme cardiaque, ce qui conduit à un signal hétéroscédastique [White, 1980], c'est-à-dire que son énergie varie de manière cyclique avec le temps.

L'estimateur de l'énergie permet de réduire la dimension de l'information en 1D. Il est l'équivalent de l'analyse auditive du clinicien. Notez que de telles propriétés déjà rapportées dans de précédents travaux [Ménigot *et al.*, 2009a, Girault *et al.*, 2010a, Girault et Zhao, 2014], conduisent à utiliser des détecteurs avec un seuil variable dans le temps.

Les informations de décision embolique devraient ainsi s'appuyer sur ces deux estimateurs.

2.2 Détection sur l'énergie à court terme

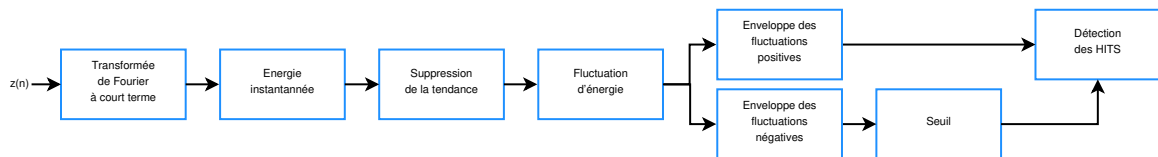


FIGURE 2.1 – Schéma fonctionnel représentant la détection des micro-embolies basée sur les fluctuations d'énergie du signal DOPPLER.

Cette première méthode se concentre sur la détection de micro-embolies, sans tenir compte de la réjection d'artefact (figure 2.1). Elle se rapproche d'une équivalence de l'écoute du signal DOPPLER pendant l'examen clinique. Elle est le fruit du résultat de la thèse de Maroun GERYES [Geryes, 2016]

que j'ai co-encadrée. Elle s'appuie sur l'estimateur basé sur l'énergie (figure 2.2a). Nous faisons ici l'hypothèse que la composante haute fréquence $\gamma(n)$ (figure 2.2b) peut être décomposée en une fluctuation positive $\gamma_{pos}(n)$ et une fluctuation négative $\gamma_{neg}(n)$. Elle est également supposée être paire (figure 2.2c), lorsqu'aucun micro-HITS et aucun artefact n'est présent.

Ainsi, en utilisant la propriété de symétrie de la densité de probabilité de la fluctuation, il est possible de calculer un seuil variant dans le temps basé uniquement sur l'amplitude négative de la fluctuation, puis de l'appliquer sur la partie positive pour détecter les HITS strictement positifs.

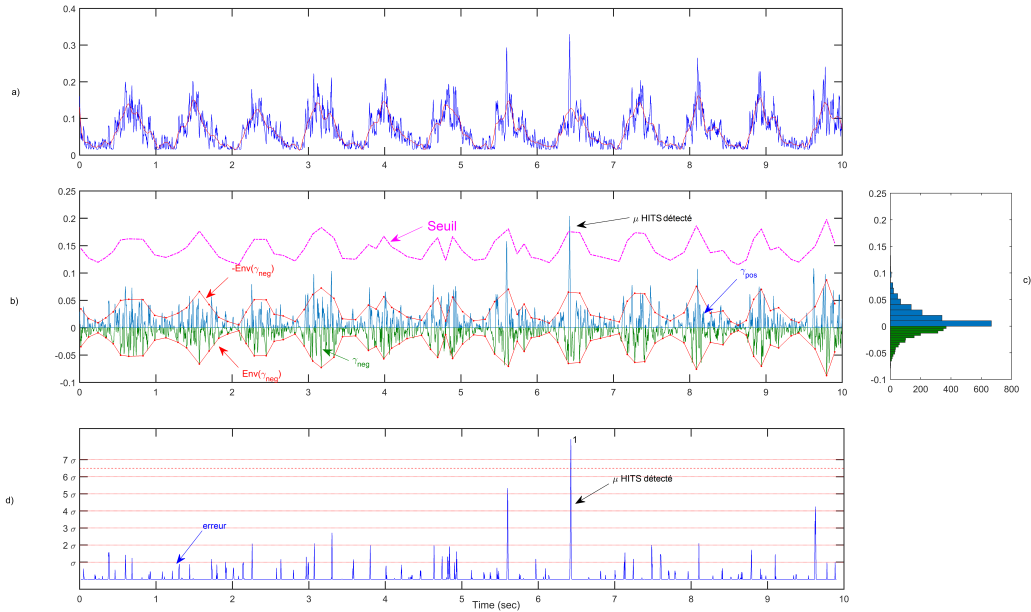


FIGURE 2.2 – Exemple de détection de micro-embolies basée sur les fluctuations énergétiques négatives. (a) Énergie instantanée du signal DOPPLER (en bleu) et sa composante basse fréquence $\alpha(t)$ (en rouge). (b) Fluctuations d'énergie (fluctuations positives en bleu et fluctuations négatives en vert). Une enveloppe négative variant dans le temps (en rouge) est construite à partir des fluctuations négatives. (c) Histogramme des fluctuations positives (en bleu) et négatives (en vert). (d) Signal de différence absolue $\delta(t)$ entre l'enveloppe et la fluctuation positive (en bleu) et seuil de détection (ligne horizontale en rouge pointillée).

Suivant l'équation 2.1, l'information de décision embolique ID_{Emb} devient $\gamma(n)$. Sachant que le signal DOPPLER est quasi-cyclostationnaire, le seuil λ_{Emb} est proposé comme dépendant de l'enveloppe des fluctuations négatives de l'énergie $Env_{neg}(t)$ plus une constante à fixer :

$$\lambda_{Emb}(n) = Env_{neg}(t) + \mu_d \cdot \sigma_d, \quad (2.4)$$

où μ_d étant une constante à définir pendant une phase d'apprentissage ($\mu_d = 6.5$ dans la figure 2.2d) et σ_d l'écart-type de la différence absolue $\delta(t)$ entre l'enveloppe $Env_{neg}(t)$ et la fluctuation positive.

Les résultats sont présentés en deux phases (annexe D). La première partie concerne la phase d'entraînement, durant laquelle les paramètres optimaux du détecteur sont estimés. La seconde partie porte sur la phase de test, durant laquelle les performances du détecteur sont évaluées avec les paramètres obtenus lors de la phase d'entraînement.

La méthode proposée est comparée à deux méthodes de référence :

- le détecteur standard, qui utilise un seuil fixe et empirique pour détecter les embolies. Ce seuil dépend du patient, de l'opérateur et de l'appareil. Il est défini comme la valeur maximale de l'énergie du signal, lorsque aucun embole n'est présent [Ringelstein *et al.*, 1998].
- le détecteur en sous-bande, qui applique le même principe de détection que le détecteur standard, mais sur N_{band} sous-bandes fréquentielles. Le détecteur standard est un cas particulier

du détecteur en sous-bande avec $N_{band} = 1$.

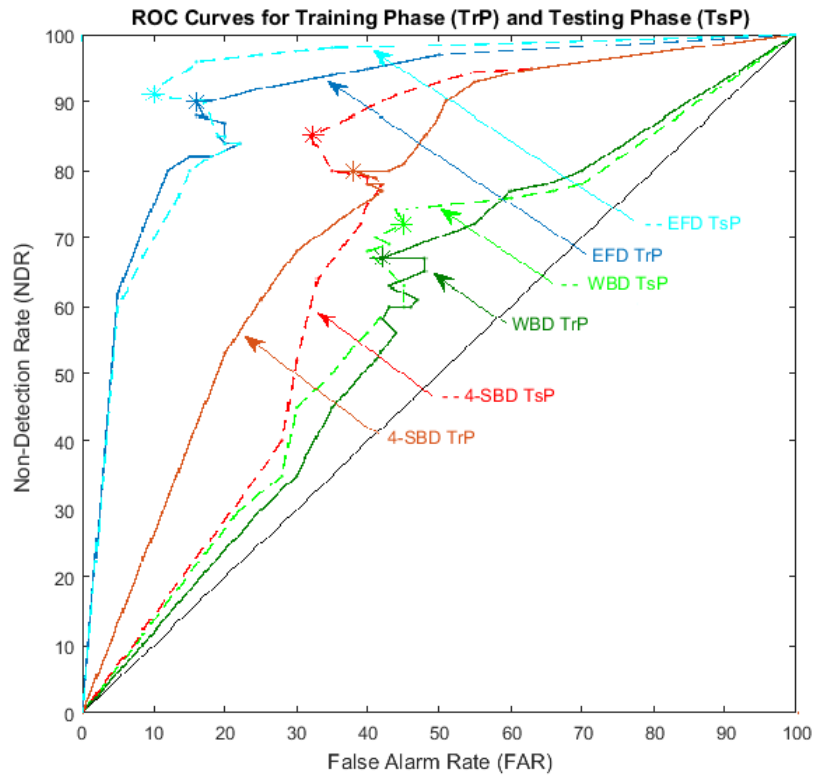


FIGURE 2.3 – Courbes ROC pour différentes valeurs de seuils dans la phase d’entraînement (TrP) et la phase de test (TsP) pour le détecteur de fluctuations d’énergie (EFD en bleu et cyan respectivement), détecteur à 4 sous-bandes (4-SBS en marron et rouge respectivement) et détecteur de bande entière standard (WBD en vert foncé et clair respectivement). Avec un réglage idéal, les courbes tendent vers le point (0, 0).

Dans la phase d’apprentissage (figure 2.3), le détecteur à fluctuations d’énergie permet d’être au plus proche du point idéal (0% de taux de fausse alarme FAR et 0% de taux de non-détection NDR). Il surpasse les autres détecteurs avec une aire sous la courbe (AUC) de 91%, soit une augmentation de 23% par rapport au détecteur en sous-bande et de 57% par rapport au détecteur standard. En comparant les résultats pendant la phase d’entraînement et la phase de test, les résultats des deux phases sont très similaires.

2.3 Détection à partir d’une représentation temps-fréquence

Même si la méthode précédente a de bonnes performances de détection, la phase de réjection d’artefact n’était pas incluse. Cette seconde méthode propose donc une alternative incluant la réjection d’artefact. Elle est basée sur le principe de l’observation du spectrogramme pendant l’examen clinique et suit le fonctionnement décrit en figure 2.4. J’ai développé cette méthode pendant mon post-doctorat. Je l’ai ensuite validée lorsque j’étais enseignant-chercheur contractuel à Polytech Tours.

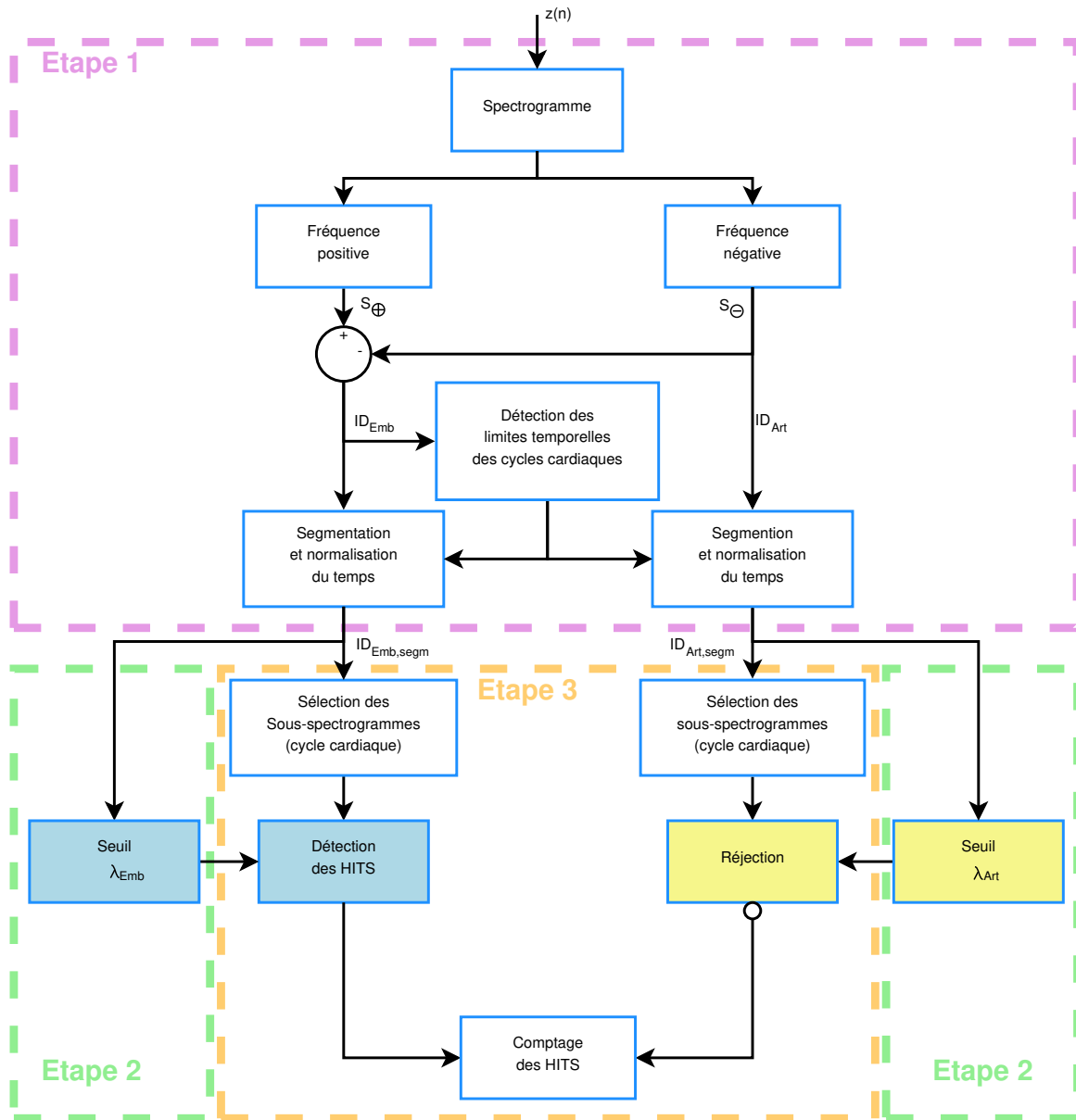


FIGURE 2.4 – Schéma fonctionnel représentant la détection des micro-embolies à partir du spectrogramme. Le processus est divisé en 3 étapes : (1) calcul des sous-spectrogrammes normalisés en temps $ID_{Emb, segm}(n, f)$ et $ID_{Art, segm}(n, f)$, (2) calculant les seuils adaptatifs $\lambda_{Emb}(n, f)$ et $\lambda_{Art}(n, f)$ et (3) seuillage avec l'équation 2.5.

2.3.1 Information de décision nettoyée

Dans les systèmes TCD, afin de déterminer la direction du flux sanguin, le signal DOPPLER $z(n)$ est un signal IQ complexe où le signal des fréquences positives f_{\oplus} (flux direct s'approchant du transducteur) peut être différent du signal des fréquences négatives f_{\ominus} (flux de retour s'éloignant du transducteur). Néanmoins, pour de fortes surintensités et/ou à cause de problèmes d'interférences entre les voies I et Q, la voie I peut perturber physiquement la voie Q (et réciproquement) sur la carte électronique. Cette perturbation est observée en même temps par des signatures similaires, voire identiques (c'est-à-dire spectre des fréquences positives \approx spectre des fréquences négatives). Cela pourrait conduire à la création d'artefact qui apparaissent principalement comme bidirectionnels [Aydin *et al.*, 2004, Markus *et al.*, 1993, Ringelstein *et al.*, 1998]. Compte tenu de la propriété mono-porte du système holter et d'un réglage de la sonde garantissant le flux sanguin dans les fréquences

positives uniquement, une solution efficace pour réduire les artefacts bidirectionnels consiste simplement à calculer une simple différence entre les spectres de fréquences positives et négatives (exemple sur la figure 2.5c).

Ainsi, cette seconde méthode est basée sur un seuillage adaptatif bidimensionnel (figure 2.4) où les informations de décision (équation 2.1) seront les spectrogrammes nettoyés $ID_{Emb}(n, f)$ pour la détection des micro-embolies et $ID_{Art}(n, f)$ pour la réjection d'artefact :

$$\begin{cases} ID_{Emb}(n, f) = |S_{\oplus}(\mathbf{z}, n, f)| - |S_{\ominus}(\mathbf{z}, n, f)|; \\ ID_{Art}(n, f) = |S_{\ominus}(\mathbf{z}, n, f)|, \end{cases} \quad (2.5)$$

avec

$$S_{\oplus}(\mathbf{z}, n, f) = \begin{cases} S(\mathbf{z}, n, f), & \forall f \geq 0; \\ 0, & \forall f < 0, \end{cases} \quad (2.6)$$

$$S_{\ominus}(\mathbf{z}, n, f) = \begin{cases} 0, & \forall f \geq 0; \\ S(\mathbf{z}, n, f), & \forall f < 0. \end{cases} \quad (2.7)$$

Un exemple de spectrogrammes S_{\oplus} et S_{\ominus} est présenté en figure 2.5.

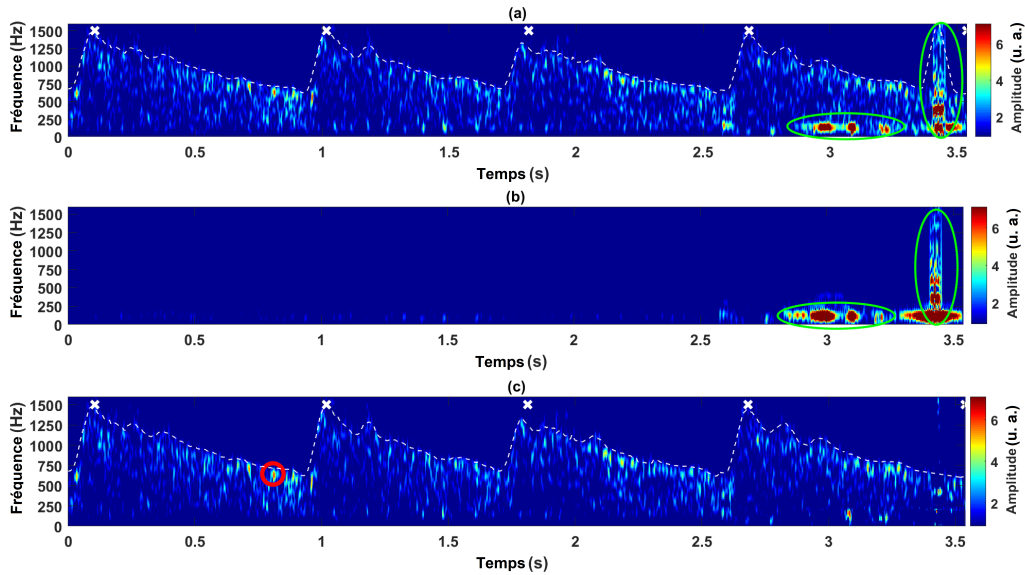


FIGURE 2.5 – Exemple de spectrogramme calculé à partir d'un signal DOPPLER \mathbf{z} . (a) Spectrogramme $|S_{\oplus}|$ pour les fréquences positives. (b) Spectrogramme $|S_{\ominus}|$ pour les fréquences négatives. (c) Spectrogramme nettoyé ID_{Emb} pour la détection des micro-embolies. À titre d'illustration, la fréquence maximale DOPPLER $f_{max}^+(n)$ est représentée par une ligne blanche, les limites temporelles des cycles cardiaques par des croix blanches. Notez également que la palette de couleurs est la même pour tous les graphiques.

2.3.2 Détection et réjection par seuillage bidimensionnel

La première étape consiste à synchroniser le spectrogramme avec le rythme cardiaque, en utilisant l'information temps-fréquence $ID_{Emb}(n, f)$ pour délimiter les cycles cardiaques (étape 1 dans le schéma fonctionnel en figure 2.4). Chaque sous-spectrogramme correspond à un cycle cardiaque, qui est normalisé en temps pour avoir le même nombre d'échantillons que les autres (figure 2.6). Les sous-spectrogrammes sont ensuite superposés pour former les spectrogrammes segmentés et normalisés $ID_{Emb, segm}(n, f)$ et $ID_{Art, segm}(n, f)$.

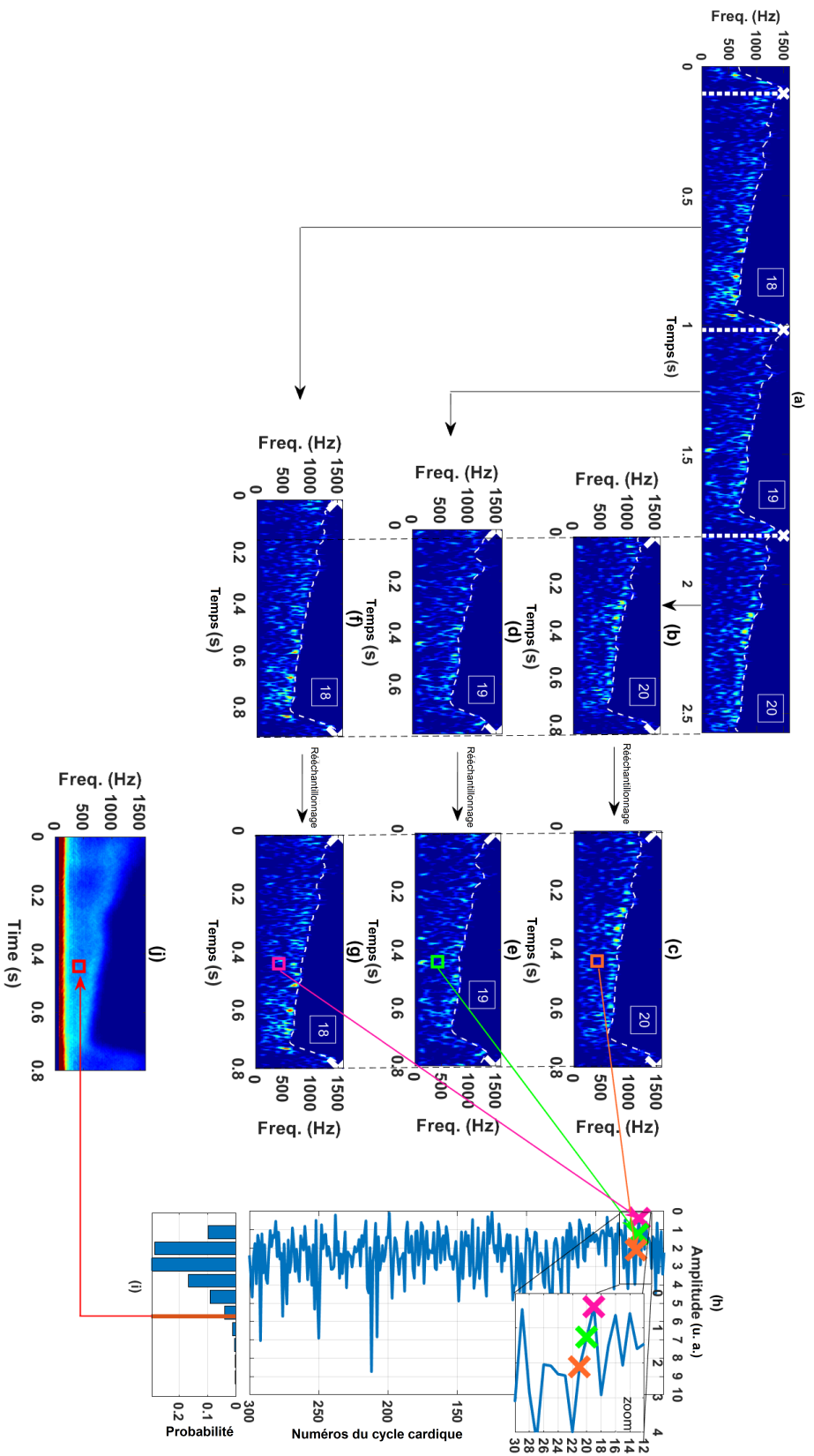


FIGURE 2.6 – Exemple de segmentation et de normalisation en temps du spectrogramme suivant les cycles cardiaques. (a) Spectrogramme nettoyé et non-segmenté $ID_{Emb}(n, f)$. (b), (d) et (f) Sous-spectrogrammes segmentés par les trois cycles cardiaques respectifs. (c), (e) et (g) Ré-échantillonnage des trois sous-spectrogrammes $ID_{Emb, segm}(n, f)$. Ces nouveaux sous-spectrogrammes sont normalisés dans le temps pour qu'ils aient la même durée. (h) Exemple d'extraction d'amplitude à partir de sous-spectrogrammes normalisés dans le temps. Les exemples de valeurs des sous-spectrogrammes (c), (e) et (g) sont extraits et représentés respectivement en rose, vert et orange. (i) Histogramme du signal d'amplitude indiqué en (h). Un seuil en rouge est déduit en pourcentage. (j) Seuil 2D adaptatif $\lambda_{Emb}(n, f)$ obtenu pour toutes les positions temporelles du cycle cardiaque et pour toutes les fréquences. Notez que la palette de couleurs est la même pour tous les graphiques comme dans figure 2.5.

La deuxième étape (schéma fonctionnel en figure 2.4) consiste à calculer deux seuils adaptatifs 2D, $\lambda_{Emb}(n, f)$ pour la détection de micro-emboles et $\lambda_{Art}(n, f)$ pour la réjection d'artefact, à partir des sous-spectrogrammes normalisés dans le temps. Ces seuils correspondent à des pourcentiles des amplitudes des sous-spectrogrammes, en supposant que les HITS sont des événements rares (figure 2.6). D'une part, le seuil adaptatif 2D $\lambda_{Emb}(n, f)$ est calculé tel que :

$$\lambda_{Emb}(n, f) = \mathcal{P} \left(ID_{Emb, segm}(n, f), \text{erf} \left(\frac{\mu_{Emb}}{\sqrt{2}} \right) \right), \quad \forall n, \forall f, \quad (2.8)$$

où μ_{Emb} est le paramètre de réglage du seuil adaptatif 2D pour la détection des micro-emboles. Notez que l'étape de segmentation et la mesure de la statistique de chaque point du spectrogramme sont équivalentes à mettre en évidence $\gamma(n)$ par rapport à $\alpha(n)$ (équation 2.3). D'autre part, le seuil adaptatif 2D $\lambda_{Art}(n, f)$ est calculé tel que :

$$\lambda_{Art}(n, f) = \mathcal{P} \left(ID_{Art, segm}(n, f), \text{erf} \left(\frac{\mu_{Art}}{\sqrt{2}} \right) \right), \quad \forall n, \forall f, \quad (2.9)$$

où μ_{Art} est le paramètre de réglage du seuil adaptatif 2D pour le rejet des artefacts. Notez que μ_{Emb} et μ_{Art} sont définis lors d'une phase d'apprentissage.

Enfin, la troisième étape (schéma fonctionnel en figure 2.4) consiste à détecter les HITS à partir des sous-spectrogrammes normalisés dans le temps, en utilisant les seuils adaptatifs 2D. Les détections proches sont fusionnées sur la base d'outils de traitement d'image avec une opération morphologique de fermeture [Serra, 1982]. Les détections sont ensuite comparées aux artefacts détectés à partir des sous-spectrogrammes normalisés dans le temps, et les artefacts sont rejetés. Les HITS sont comptés par un algorithme d'étiquetage des composantes connexes à 8 connectivités [Gonzalez *et al.*, 2009].

2.3.3 Résultats

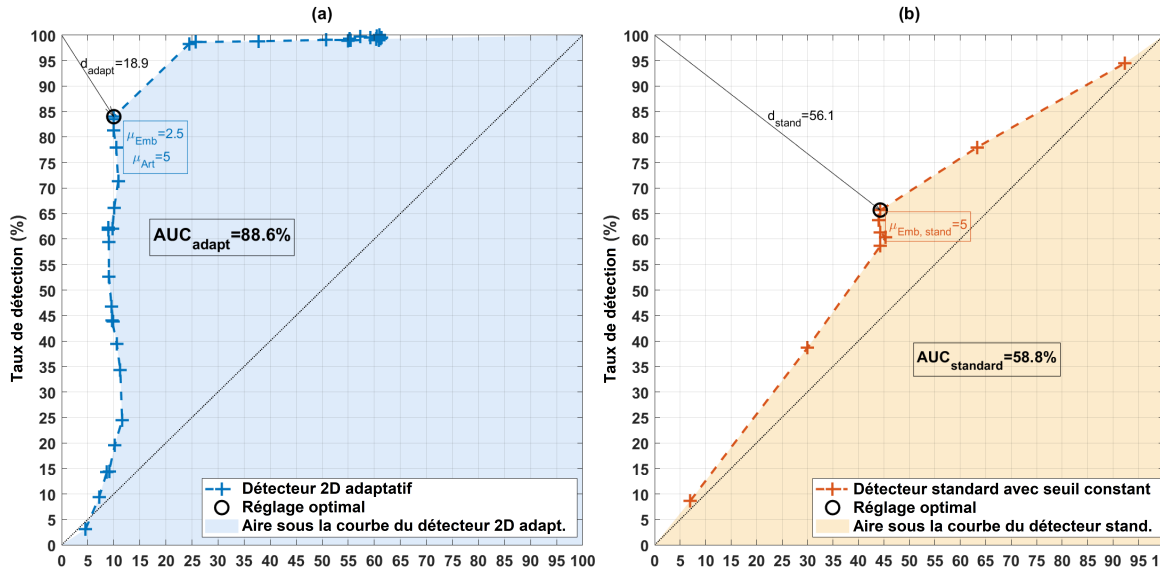


FIGURE 2.7 – Courbes ROC du détecteur 2D adaptatif (a) et du détecteur standard (b) pendant la phase de test.

Tout d'abord, les meilleurs paramètres de phase d'entraînement sont déterminés. Dans un second temps, les résultats obtenus en phase de test du détecteur 2D adaptatif et des résultats du détecteur standard sont comparés.

La phase d'apprentissage a permis de fixer les seuils en trouvant le meilleur compromis entre le taux de fausses alarmes FAR et le taux de détection DR . La figure 2.7 montre les taux de détection en fonction des taux de fausses alarmes obtenus à partir de plusieurs valeurs de seuil sélectionnées pour le détecteur standard (figure 2.7b) et le détecteur 2D adaptatif (figure 2.7a). La courbe ROC du nouveau détecteur est la plus proche du point idéal (0% FAR et 100% DR) en réglant $\mu_{Emb} = 2,5$ (équation 2.8) et $\mu_{Art} = 5$ (équation 2.9). La distance avec le point idéal est trois fois supérieure ($d_{adapt}/d_{stand} = 56,1/18,9$) par rapport à la meilleure performance obtenue pour le détecteur standard (avec $\mu_{Emb,stand} = 5$). Ce résultat est confirmé par l'aire sous la courbe ROC (AUC), qui est 3,6 fois plus proche de l'AUC idéal par rapport à celui du détecteur standard.

À titre d'illustration, l'histogramme du taux de micro-emboles détectés dans la base de données comme une fonction du rapport embole-sur-sang (EBR défini dans l'annexe D) montre que la méthode 2D adaptative (figure 2.8a) détecte mieux les plus petits micro-emboles que la méthode standard (figure 2.8b), par rapport à l'étalon-or (figure 2.8c) et ceux qui ne sont pas détectés (figure 2.8d) :

- 61% des micro-emboles avaient un EBR supérieur à 24 dB. Ces micro-emboles ont été détectés à la fois par la méthode 2D adaptative et la méthode standard ;
- 38% des micro-emboles avaient un EBR compris entre 15 et 24 dB. Ils n'ont pu être détectés qu'avec la méthode 2D adaptative, même si 40% de micro-emboles avec un EBR inférieur à 19 étaient encore indétectables ;
- 1% des micro-emboles de notre base de données avaient un EBR inférieur à 15 dB et étaient indétectables.

La nouvelle méthode était plus efficace, car elle détectait plus de micro-emboles (88% contre 61%), en particulier celles ayant un EBR plus petit qui est souvent corrélé à une plus petite taille [Moehring et Klepper, 1994].

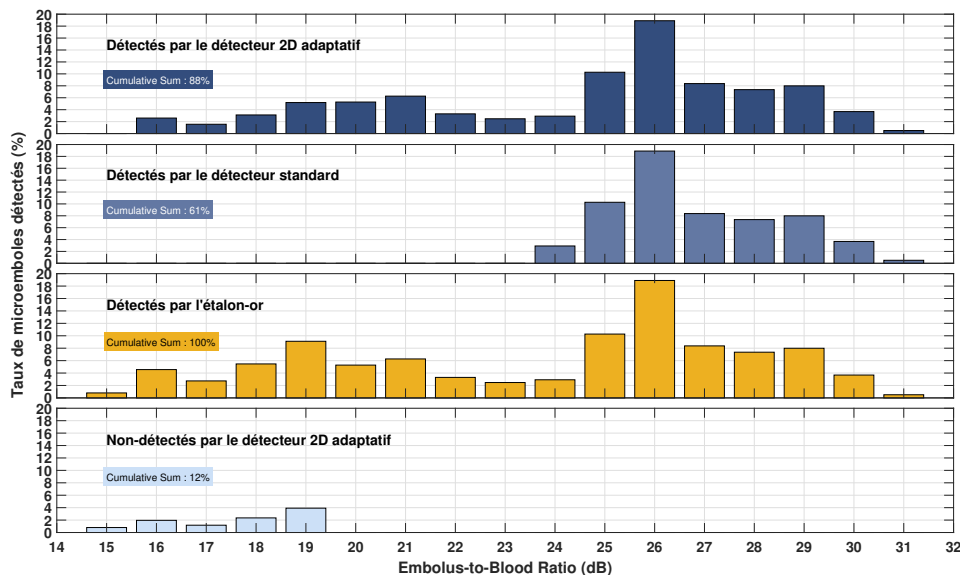


FIGURE 2.8 – Histogramme des micro-emboles détectés (a) par la méthode 2D adaptative, (b) par la méthode standard, (c) par l'étalon-or et (d) non-détectés, en fonction du rapport embole-sur-sang (EBR).

2.4 Discussions

Pour dépasser les performances des méthodes existantes en termes de taux de fausses alarmes et de taux de détection, deux méthodes ont été proposées :

- l'une est basée sur les fluctuations énergétiques instantanées. Elle vise à remplacer l'écoute des signaux DOPPLER ;

- l'autre est basée sur une analyse temps-fréquence du signal Doppler. Elle vise à remplacer la visualisation du spectrogramme des signaux DOPPLER. Cette méthode est mon apport le plus important, en synchronisant la détection 2D avec le rythme cardiaque et en traitant les spectrogrammes avec des outils de traitement d'image.

Ces méthodes reposent sur plusieurs hypothèses.

La première hypothèse concerne le caractère non-stationnaire du signal DOPPLER. D'une part, en tenant compte de l'hétéroscédasticité et de la quasi-cyclostationnarité, un seuil variable dans le temps peut permettre de détecter les plus petites signatures micro-emboliques. Sans tenir compte de cette hypothèse, le seuil aurait été constant et la détection aurait été limitée à la détection des plus gros micro-embolies. D'autre part, la segmentation du spectrogramme était garantie par cette même propriété, permettant de déterminer des limites de temps du cycle cardiaque.

La deuxième hypothèse repose sur la propriété paire de la distribution instantanée des fluctuations d'énergie. La sensibilité de la méthode est limitée aux micro-embolies faibles avec des énergies juste supérieures aux fluctuations énergétiques de fond.

La troisième hypothèse suppose que le flux sanguin est direct avec une sténose carotidienne. Dès que cette hypothèse est invalide, par exemple par repliement de spectre lié à la sténose intracrânienne, il conviendra de changer la méthode de réjection des artefacts.

Ainsi, une analyse hors ligne des acquisitions longues pourrait être possible, parce qu'elle semble particulièrement bien adaptée aux signaux DOPPLER acquis avec un holter TCD. Le nombre d'occurrences pourrait alors être plus grand avec une plus grande diversité des signatures micro-emboliques (EBR faible et élevée). Des informations plus réalistes au plus près des conditions de vie des patients pourront contribuer à améliorer le diagnostic.

Cependant, au-delà du diagnostic, la bonne analyse et la bonne détection reposent avant tout sur un système ultrasonore offrant une bonne qualité du signal reçu. Cette question sera abordée dans les chapitres suivants.

POST-TRAITEMENTS PAR MODÉLISATIONS ET IDENTIFICATIONS NONLINÉAIRES

Contexte

Cette thématique se focalise sur les post-traitements de l'étape 4 (figure 1.3), dans le cas où le système ultrasonore génère des nonlinearités. Dans ce cas, ce sont ces dernières qui portent l'information la plus importante sur le milieu étudié. Les méthodes sur lesquelles j'ai travaillées s'appuient sur la modélisation et l'identification des systèmes nonlinéaires.

Pendant ma thèse, j'avais mis en œuvre de telles méthodes pour extraire les composantes harmoniques des signaux reçus. Je les avais aussi exploitées pour linéariser les transducteurs cMUT [Ménigot *et al.*, 2014a].

Mais j'ai vraiment commencé à jouer sur ces méthodes elles-mêmes avec le co-encadrement de la thèse de Fatima SBEIY en 2012 et 2013. J'ai ensuite pris en charge l'application des méthodes sur des signaux réels. L'ensemble de ces travaux a été publié dans [Sbeity *et al.*, 2012a, Sbeity *et al.*, 2012b, Sbeity *et al.*, 2013a, Sbeity *et al.*, 2013b, Ménigot *et al.*, 2016, Sbeity *et al.*, 2017, Girault *et al.*, 2023]. Les codes sources des programmes associés à ces publications sont disponibles dans [Ménigot, 2019b, Ménigot, 2019a, Ménigot, 2019f].

À partir de ces compétences en modélisation et en optimisation, dans le cadre du projet *COSINUS* où j'étais le co-porteur, j'ai exploité ces modèles pour répondre à la problématique d'extraction d'harmonique au regard des contraintes de l'instrumentation. Un article intitulé « *Blind Double Polynomial HAMMERSTEIN Models in Series for Harmonic Extraction in Nonlinear Ultrasound Monitoring* » est en cours de préparation.

L'imagerie ultrasonore harmonique est devenu la norme de l'imagerie médicale ultrasonore. L'exemple le plus marquant est l'imagerie du second harmonique [Frinking *et al.*, 2000, Burns, 2002], qui consiste à envoyer un train d'ondes sinusoïdales de fréquence f_0 et à réaliser l'image à partir du signal rétrodiffusé à la fréquence double, c'est-à-dire $2f_0$. Avant même d'analyser les données, il est donc nécessaire de proposer des post-traitements appropriés (étape 4 en figure 1.3).

L'extraction des harmoniques est alors un post-traitement essentiel de l'imagerie harmonique ultrasonore. La solution la plus simple est un simple filtrage numérique appliqué sur les signaux de sortie et centré sur la fréquence harmonique désirée. Cependant, les réglages empiriques du filtre (par exemple, la fréquence centrale ou la bande passante) peuvent être difficiles, lorsque le signal d'entrée est une impulsion large bande comme en imagerie ultrasonore. Un mauvais réglage peut dégrader le contraste et même la résolution spatiale [Burns, 2002].

Pour surmonter ce problème, un réglage optimal des filtres numériques doit séparer les composantes harmoniques. Lorsque les nonlinearités ne sont plus très faibles, il n'est plus possible de linéariser et le système doit être décrit à l'aide d'un modèle nonlinéaire. Des modèles nonlinéaires proposent alors de décomposer le système en sous-systèmes simples en parallèle avec une fonction nonlinéaire suivie d'un filtre à réponse impulsionnelle finie [Wiener, 1966]. Parmi ces modèles, le modèle polynomiale de HAMMERSTEIN propose une solution simple où la fonction nonlinéaire est un polynôme [Narendra et Gallman, 1966]. Le modèle de VOLTERRA augmente la taille des noyaux des filtres au lieu de simples fonctions polynomiales [Wiener, 1966]. Notez que ces modèles sont décrits en annexe E.

Cependant, ces modèles ne sont pas capables de :

- modéliser et extraire les sous et ultra-harmoniques présentes en imagerie de contraste par l'injection de microbulles. Des solutions ont été construites en parallélisant des modèles. J'ai

- participé à ces travaux dans le cadre du co-encadrement de la thèse de Fatima SBEITY ;
- modéliser et extraire les harmoniques du milieu étudié, même si la chaîne d'instrumentation génère elle-aussi des composantes nonlinéaires. J'ai développé une méthode dans le cadre du projet *COSINUS* où j'étais le co-porteur. Elle est basée sur la mise en série des modèles.

3.1 Modèles nonlinéaires en parallèle pour l'extraction des sous et ultra-harmoniques

L'introduction de produit de contraste (constitué de microbulles) dans l'imagerie médicale ultrasonore a fortement amélioré le contraste de l'image en modifiant l'étape 3 en figure 1.3. Les microbulles ont apporté des informations fonctionnelles supplémentaires, ce qui a permis d'améliorer le diagnostic médical [Calliada *et al.*, 1998, Forsberg *et al.*, 1998, Frinking *et al.*, 2000]. En prenant en compte leurs comportements nonlinéaires, il a été possible d'améliorer le contraste des images [Frinking *et al.*, 2000, De Jong *et al.*, 2009].

Bien que l'imagerie harmonique de contraste présente des avantages indéniables, son contraste peut être limité par la présence de composantes harmoniques générées par le tissu environnant [Averkiou, 2000]. Cependant, sous certaines conditions spécifiques de fréquence et de pression, les microbulles peuvent aussi générer des sous-harmoniques à $f_0/2$ [Shankar *et al.*, 1998] et des ultra-harmoniques à $3f_0/2, 5f_0/2 \dots$ [Basude et Wheatley, 2001], alors que le signal rétrodiffusé par le tissu environnant en est dépourvu. Une imagerie sous et ultra-harmonique apparaît alors comme une alternative sérieuse [Novell *et al.*, 2013] en transmettant un signal de fréquence f_0 et en extrayant les composantes à $f_0/2, 3f_0/2, 5f_0/2$ des échos.

Un post-traitement pour extraire les sous et ultra-harmoniques apparaît comme indispensable pour augmenter sensiblement le contraste. De plus, le codage de plusieurs excitations, comme l'inversion d'impulsion [Simpson *et al.*, 1999], ne répond pas non plus à la question d'une extraction optimale. Même si les sous-harmoniques peuvent être considérées comme des composantes harmoniques paires, la somme des échos avec une excitation $x(t)$ et $-x(t)$ ne permet pas de garantir la présence ou l'absence de sous-harmoniques, puisque deux solutions co-existent à cause de l'identité trigonométrique $\sin\left(2\pi\frac{f_0}{2}t\right) = \pm\sqrt{\frac{1-\cos(2\pi f_0 t)}{2}}$. Enfin, les modèles de HAMMERSTEIN ou de VOLTERRA ne sont pas non plus capables de modéliser les sous et ultra-harmoniques. Pour surmonter cette difficulté, plusieurs solutions ont été proposées, dans le cadre du co-encadrement de la thèse de Fatima SBEITY, en parallélisant les modèles et en modifiant leurs entrées ou leurs sorties.

3.1.1 Modélisation MISO pour les sous et ultra-harmoniques

Alors que le modèle nonlinéaire s'appuie souvent sur une fonction polynomiale pour réaliser la fonction nonlinéaire, les puissances non-entières ne répondent pas à la génération de sous-harmoniques, parce que ces fonctions ne sont bijectives uniquement que sur \mathbb{R}^+ . Cependant, à partir de la solution proposée par BOAGHE et BILLINGS [Boaghe et Billings, 2003], il est possible de modéliser les sous et ultra-harmoniques du signal de sortie \mathbf{z} , si le signal d'entrée \mathbf{x} du modèle nonlinéaire a lui aussi des composantes sous-harmoniques à f_0/N_{sh} . Une telle solution consiste en transformer le modèle SISO en un modèle MISO (Multiple Input Single Output) décrit en figure 3.1. Cette décomposition fait apparaître la parallélisation de plusieurs modèles nonlinéaires SISO où chacun prend en entrée un des signaux \mathbf{x}_k :

$$z(n) = \sum_{k=1}^{N_{sh}} \text{SISO}_k(x_k(n)) \quad (3.1)$$

où $\text{SISO}(x(n))$ est le modèle nonlinéaire SISO choisi dont l'entrée est $x(n)$. Il peut ainsi être un modèle de HAMMERSTEIN ou un modèle de VOLTERRA.

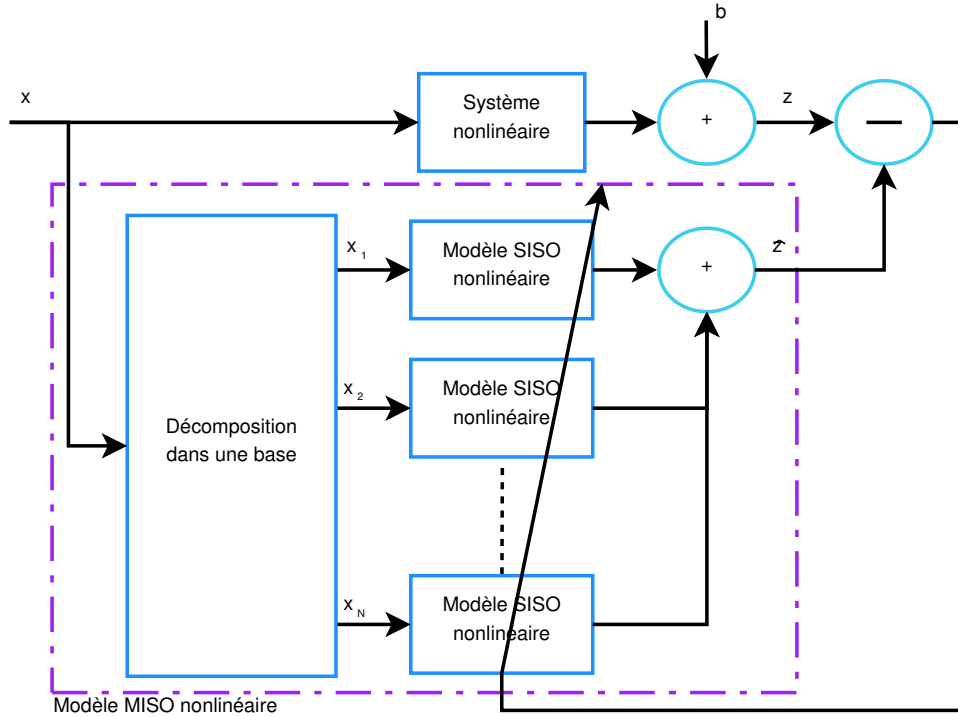


FIGURE 3.1 – Schéma fonctionnel de la modélisation MISO nonlinéaire à partir de la parallélisation de modèle SISO nonlinéaire.

Cependant, comme la thèse de Fatima SBEITY l'a montrée, plusieurs hypothèses se cachent dans le choix de la décomposition du signal d'entrée :

1. le signal d'entrée du modèle MISO doit générer une composante à la fréquence sous-harmonique f_0/N_{sh} ;
2. chaque entrée multiple du modèle MISO doit être orthogonale. Cette condition est déterminante dans la généralisation [Sbeity *et al.*, 2013a].

3.1.2 Application à l'extraction optimale des sous et ultra-harmoniques

Plusieurs décompositions de l'entrée ont été proposées. Néanmoins, dans l'objectif d'extraire les composantes harmoniques, il convient d'ajouter l'hypothèse que chaque élément de la décomposition n'a qu'une composante fréquentielle. De plus, Pour réduire la complexité du modèle, un modèle de HAMMERSTEIN est préféré dans cette application [Sbeity *et al.*, 2013b, Ménigot *et al.*, 2016]. Ainsi, nous avons proposé une solution construite à partir de modulation d'amplitude :

$$x_k(n, f_0) = \tilde{x}(n) \cdot C_p(n), \quad (3.2)$$

avec

$$C_p(n) = \exp\left(2\pi j \cdot (k-1) \frac{f_0}{k} \cdot \frac{n}{F_s}\right) \quad (3.3)$$

où $\tilde{x}(n)$ est le signal analytique calculé à partir de $x(n)$ tel que $\tilde{x}(n) = x(n) + j \cdot \mathcal{H}[x(n)]$, $\mathcal{H}[x(n)]$ la transformée de Hilbert de $x(n)$ et F_s la fréquence d'échantillonnage.

Alors qu'un modèle de HAMMERSTEIN avec l'entrée $x_1(n)$ à la fréquence f_0 modélisera très bien les composantes $f_0, 2f_0, 3f_0 \dots$, le modèle de HAMMERSTEIN avec l'entrée $x_2(n)$ à la fréquence $f_0/2$ modélisera très bien les composantes $f_0/2, 3f_0/2 \dots$. Ainsi en parallélisant ces deux modèles, il devrait être possible d'extraire des sous et ultra-harmonique en sélectionnant les canaux dont l'entrée est à la

fréquence $f_0/2$.

Il reste à adapter le modèle de HAMMERSTEIN pour garantir l'extraction de chaque composante indépendamment. Les deux modèles en parallèle ne doivent pas modéliser les mêmes composantes. Par exemple, la composante f_0 serait la première composante modélisée par le premier modèle de HAMMERSTEIN polynomial; la composante f_0 serait la seconde composante modélisée par le second modèle de HAMMERSTEIN polynomial. Or, le but du second modèle n'est de modéliser que les sous et ultra-harmoniques. Le modèle proposé ici remplace la fonction polynomiale par des fonctions de modulation, pour faciliter l'extraction des harmoniques. À noter que cette modification est possible, puisque les composantes continues modélisées par l'ordre pair sont supprimées avec le filtrage des transducteurs.

La modélisation sous-harmonique et ultra-harmonique devient alors possible grâce à une combinaison de deux modèles de HAMMERSTEIN en parallèle (en vert et en blanc sur la figure 3.2) :

$$\hat{z}(n) = \sum_{k=1}^{N_{sh}} \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M h_p(m) \cdot \Re \{ \tilde{x}(n - m, f_0, N_{sh}) \cdot C_p(n) \}, \quad (3.4)$$

où M la mémoire du modèle de HAMMERSTEIN, \Re le symbole de la partie réelle et $C_p(n)$ décrit par l'équation 3.3. Par conséquent, la modélisation de HAMMERSTEIN est résolue en trouvant les coefficients de filtre linéaire h_p .

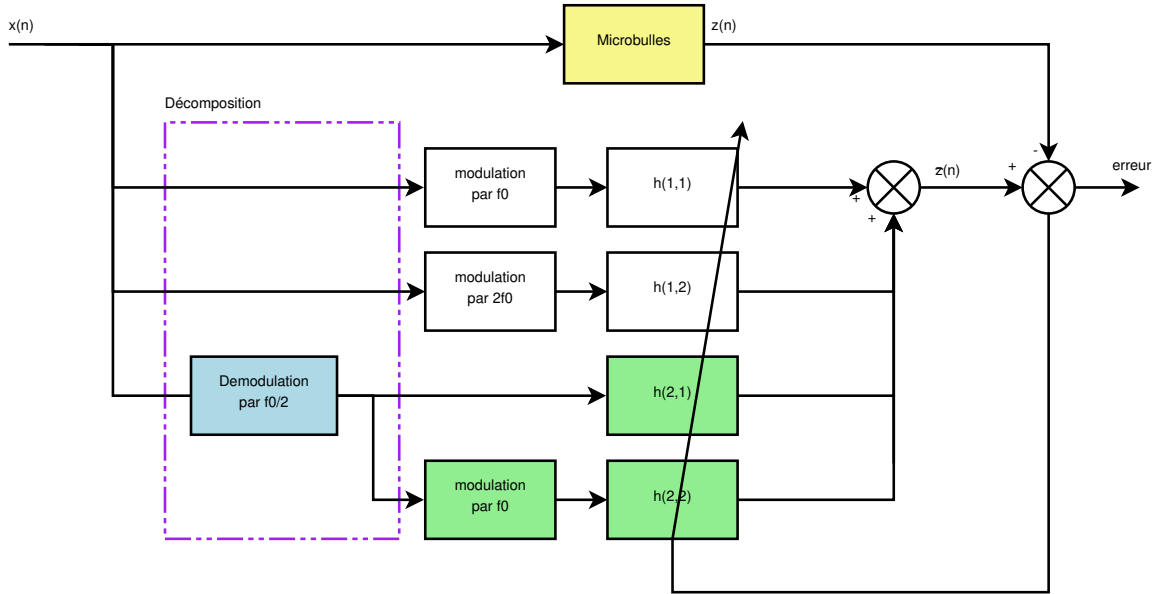


FIGURE 3.2 – Schéma fonctionnel du modèle MISO de HAMMERSTEIN du second ordre adapté aux composants sous-harmoniques. La somme des fonctions blanches et vertes représentent les deux modèles de HAMMERSTEIN en parallèle.

Deux solutions ont été appliquées sur un signal de microbulles de Sonovue™ (Bracco Research, Genève, Suisse) à partir d'un dispositif expérimental en transmission-réception (décrit en annexe C) :

- la méthode 1 décompose l'entrée dans une base en ajoutant une démodulation à l'entrée des canaux responsables de la modélisation des sous et ultra-harmoniques ;
- la méthode 2 propose plutôt une démodulation en sortie du système.

De plus, pour modéliser le signal sur toute la durée, la mémoire M devait être égale au nombre d'échantillon, comme ici 5000.

La figure 3.3a montre que les deux méthodes modélisent fidèlement le signal de microbulles, avec une erreur inférieure à -35 dB. Les figure 3.3b-c montrent que les deux méthodes permettent d'extraire les sous-harmoniques du signal, en les séparant des autres composantes harmoniques. À titre

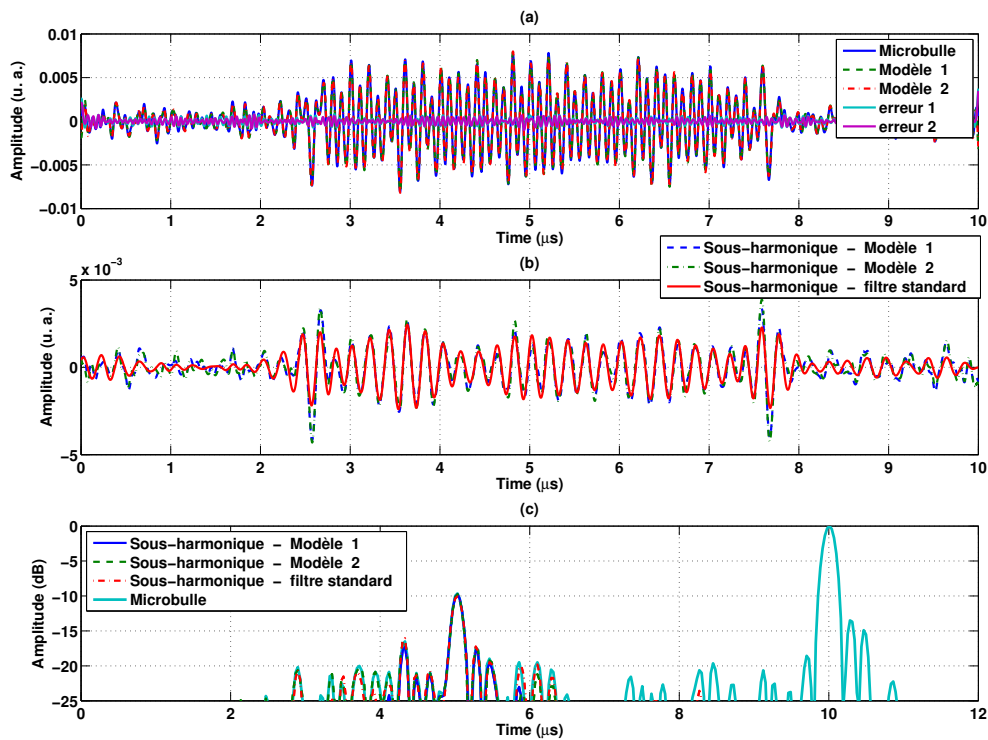


FIGURE 3.3 – (a) Signal de microbulles, ses modélisations par les méthodes 1 et 2 et l'erreur respective entre elles. (b) Signal de sous-harmoniques à partir des méthodes 1 et 2. (c) Spectres du signal de sous-harmoniques à partir des méthodes 1 et 2. Notez que la méthode 1 comprenait une démodulation en entrée et la méthode 2 une modulation de sortie.

d'illustration, les extractions sous-harmoniques ont été comparées à un filtrage de BUTTERWORTH centré à 5 MHz avec une bande passante de 40% à -3 dB. La composante sous-harmonique principale était similaire, mais les bandes passantes étaient légèrement plus larges avec le filtrage standard, ce qui pouvait entraîner un chevauchement avec la composante fondamentale.

La figure 3.4 montre la comparaison quantitative entre les différentes méthodes, en termes de rapport signal-sur-bruit (SNR), de l'erreur quadratique moyenne (MSE) et de biais. Les deux méthodes de HAMMERSTEIN en parallèle ont des performances similaires, avec une MSE légèrement inférieure pour la méthode 2. Le biais est toujours inférieur à -50 dB pour les deux méthodes. Le SNR des extractions sous-harmoniques est supérieur de 4 dB pour les deux méthodes, par rapport au filtrage standard.

3.2 Modèles nonlinéaires en série pour l'extraction d'harmoniques

Comme nous l'avons vu dans la section précédente, l'extraction des harmoniques est un post-traitement essentiel de l'imagerie harmonique ultrasonore (étape 4 en figure 1.3). Cependant, l'extraction des nonlinéarités nécessite également une instrumentation de haute qualité. Si l'instrumentation (stimulant l'entrée du système ultrasonore d'entrée ou recevant la sortie de ce même système) a un comportement nonlinéaire du même ordre que le milieu étudié, il devient impossible de distinguer les nonlinéarités de l'instrumentation des nonlinéarités du système physique ultrasonore.

Les nonlinéarités de chaque système étant physiquement enchaînées en série, nous supposons que

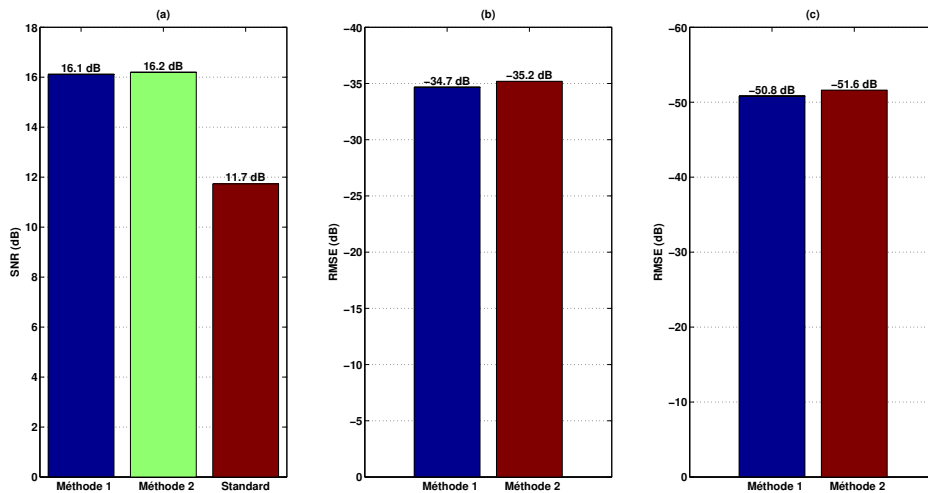


FIGURE 3.4 – (a) Rapport signal-sur-bruit avec la méthode 1, la méthode 2 et le filtrage standard. (b) Erreur quadratique moyenne pour la méthode 1 et la méthode 2. (c) Biais pour la méthode 1 et la méthode 2. Notez que la méthode 1 comprenait une démodulation en entrée et la méthode 2 une démodulation en sortie.

l'instrumentation est séparable du système physique ultrasonore (milieu étudié). Néanmoins, sans garantir un accès intermédiaire dans l'instrumentation, les modèles nonlinéaires précédents peuvent seulement extraire toutes les nonlinéarités, mais sans distinction de leurs origines. Par exemple, la nonlinéarité inhérente de l'amplificateur de puissance peut affecter de manière critique le rapport signal-sur-bruit (SNR) générant une distorsion harmonique dans la transmission [Choi *et al.*, 2017]. Alors que les composants harmoniques doivent améliorer le SNR, la nonlinéarité de l'amplificateur de puissance réduit la dynamique du signal harmonique. Il pourrait même se superposer au signal harmonique des régions à faible nonlinéarité, créant un artefact. Cet inconvénient peut également apparaître en utilisant un transducteur ultrasonore micro-usiné capacitif (cMUT), en raison de leur nonlinéarité inhérente [Novell *et al.*, 2009]. Par conséquent, l'instrumentation devrait réduire son impact sur la nonlinéarité de la chaîne d'acquisition. Dans un tel cas, soit l'instrumentation est conçue pour garantir un comportement linéaire [Choi *et al.*, 2017], soit le signal d'entrée peut ajouter une certaine prédistorsion pour compenser le comportement nonlinéaire de l'instrumentation, par exemple [Ménigot *et al.*, 2013a] pour le cMUT ou [Novak *et al.*, 2018] pour le haut-parleur. Néanmoins, les deux solutions nécessitent une grande maîtrise de l'instrumentation. Certaines techniques proposent une séparation des sources ou une identification des mélanges en aveugle. Elles peuvent utiliser une analyse en composantes indépendantes [Wu *et al.*, 2010], une architecture de réseau de neurones [Tan et Wang, 2001] ou un modèle de mélange linéaire-quadratique [Deville et Duarte, 2015]. Elles peuvent être étendues pour les nonlinéarités comme l'analyse en composantes indépendantes nonlinéaires [Karhunen, 2001]. Cependant, la séparation des sources dans les mélanges nonlinéaires n'est souvent pas soluble [Taleb et Jutten, 1999]. De plus, ils sont dédiés à trouver la source avant les fonctions nonlinéaires. Ils ne sont donc pas dédiés à extraire les harmoniques.

Alors que dans la section 3.1, nous avons exploré la parallélisation des modèles nonlinéaires, il s'agit ici d'étudier des modèles nonlinéaires en série. Dans le cadre du projet *COSINUS*, j'ai proposé une méthode d'extraction d'harmoniques pour le système nonlinéaire complet, sans contraintes sur l'instrumentation. Les harmoniques générés par le milieu sont séparés en connaissant uniquement l'entrée et la sortie du système global, sans le signal intermédiaire souvent inaccessible. La méthode impose cependant que les deux sous-systèmes soient physiquement en série et que leurs ordres soient connus *a priori*.

3.2.1 Identification aveugle pour l'extraction harmonique

Le système nonlinéaire est ici composé de deux sources nonlinéaires : la première est due à l'instrumentation et la seconde est due à la propagation nonlinéaire des ultrasons (figure 3.5).

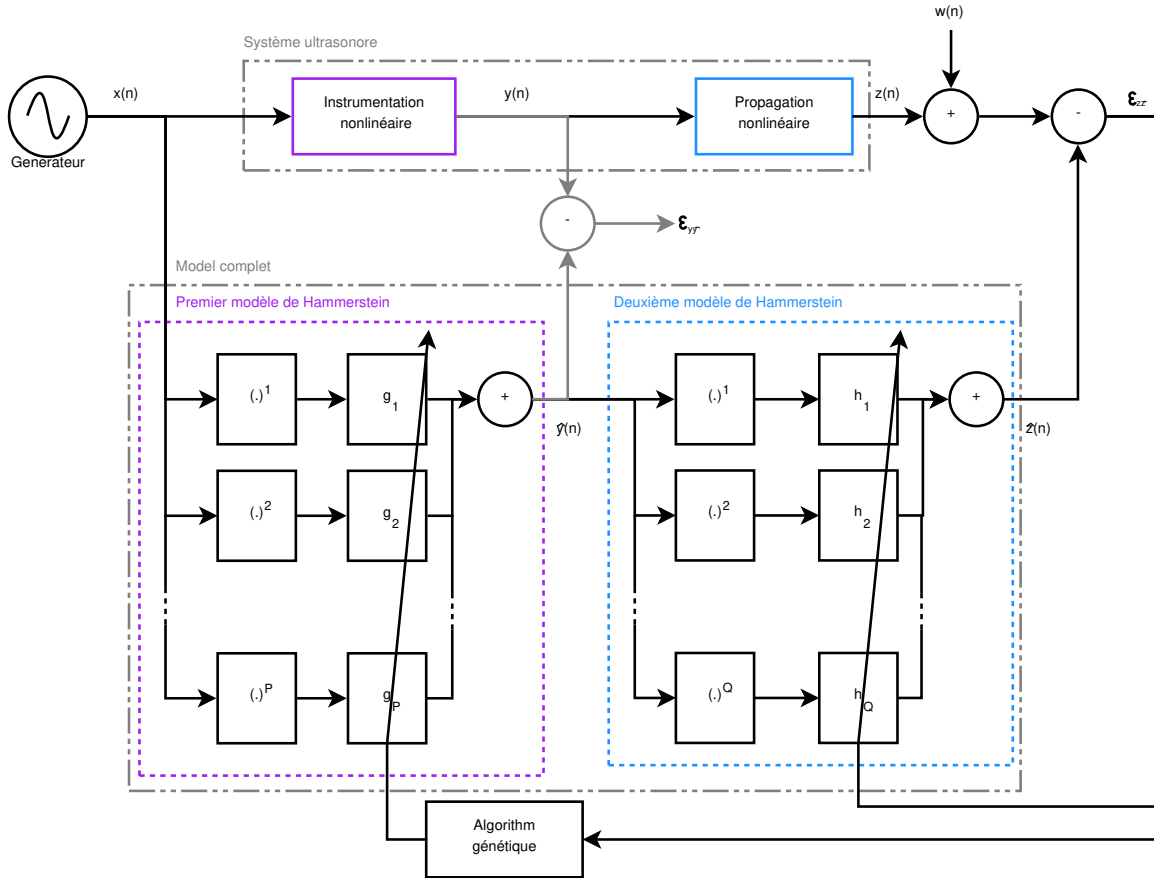


FIGURE 3.5 – Schéma fonctionnel de modèles de HAMMERSTEIN polynomiaux en série. Les coefficients \mathbf{g} et \mathbf{h} sont évalués à partir de l'erreur ϵ_{zz} entre les signaux \mathbf{z} et $\hat{\mathbf{z}}$. Notez que l'erreur $\epsilon_{y\hat{y}}$ n'est généralement pas accessible en pratique.

Le signal $x(n)$ est l'entrée du système global et du premier sous-système nonlinéaire. Le signal $z(n)$ est la sortie du système global et du second sous-système nonlinéaire. Le signal intermédiaire $y(n)$, qui est la sortie du premier sous-système et l'entrée du second, est inaccessible à la mesure. Ces deux sous-systèmes nonlinéaires sont modélisés par deux modèles de HAMMERSTEIN polynomiaux en série, décrits par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \hat{y}(n) = \sum_{p=1}^P \sum_{l=0}^{L-1} g_p(l) x^p(n-l); \\ \hat{z}(n) = \sum_{q=1}^Q \sum_{m=0}^{M-1} h_q(m) \hat{y}^q(n-m), \end{cases} \quad (3.5)$$

où n est le temps discrétisé, $\hat{y}(n)$ et $\hat{z}(n)$ les sorties du premier et du deuxième systèmes nonlinéaires modélisant respectivement le premier et le deuxième systèmes nonlinéaires, P et Q les ordres des deux modèles de HAMMERSTEIN respectifs, L et M la mémoire des deux modèles HAMMERSTEIN respectifs, g_p et h_q les coefficients des deux modèles HAMMERSTEIN respectifs. Notez que les ordres P et Q sont supposés être connus *a priori*, ce qui limite le nombre de solutions possibles. Enfin, la sortie de

l'ensemble du système peut être écrite comme suit :

$$\hat{z}(n) = \sum_{q=1}^Q \sum_{m=0}^{M-1} \left[h_q(m) \cdot \left(\sum_{p=1}^P \sum_{l=0}^{L-1} g_p(l) x^p(n-m-l) \right)^q \right]. \quad (3.6)$$

Une méthode d'identification aveugle est proposée avec optimisation globale pour trouver les coefficients des modèles de HAMMERSTEIN, en minimisant l'erreur quadratique moyenne (MSE) de la sortie du système global :

$$[\mathbf{g}^*, \mathbf{h}^*] = \arg \min_{\mathbf{g}, \mathbf{h}} MSE_{zz} = \arg \min_{\mathbf{g}, \mathbf{h}} \left[\frac{1}{T} \sum_{m=0}^T (z(m) - \hat{z}(m))^2 \right], \quad (3.7)$$

où MSE_{uv} est la MSE calculée à partir de l'erreur ε_{uv} entre les signaux u et v (c'est-à-dire $\varepsilon_{uv} = u(n) - v(n)$).

Comme ce problème d'optimisation peut être difficile, un algorithme génétique hybride (annexe A) recherche les coefficients \mathbf{g} du premier modèle de HAMMERSTEIN. À chaque itération de l'algorithme génétique, les coefficients \mathbf{h} du deuxième modèle de HAMMERSTEIN sont trouvés à partir d'une pseudo-inversion. Sa solution optimale est appelée \mathbf{g}^* .

Une fois les modèles de Hammerstein identifiés, les harmoniques du système physique ultrasonore peuvent être extraits en séparant les composantes linéaires et nonlinéaires du second modèle à partir de l'équation 3.5 :

- d'une part, la composante linéaire $\hat{\mathbf{z}}_{lin}$ du second modèle est reconstruite en ne gardant que les sous-canaux du premier ordre du second modèle de HAMMERSTEIN ;
- d'autre part, la composante nonlinéaire $\hat{\mathbf{z}}_{nl}$ est reconstruite en ne gardant que les sous-canaux d'ordre supérieur (> 1) du second modèle.

Notez que puisque les modèles de HAMMERSTEIN sont polynomiaux, la composante nonlinéaire peut avoir une composante fondamentale à f_0 , puisque les termes d'ordres impairs peuvent la générer ; par exemple un troisième ordre peut générer une composante fondamentale et un troisième harmonique. Cependant, comme la bande passante de l'instrumentation est limitée, cette extraction de puissance est proche d'une extraction des harmoniques.

3.2.2 Comparaison du modèle de Volterra et des modèles de Hammerstein en série

Cette combinaison de deux modèles HAMMERSTEIN en série peut être comparée avec un unique modèle de VOLTERRA.

Un modèle de VOLTERRA appliqué au système complet peut être écrit par l'équation E.1 (annexe E). Contrairement au modèle de HAMMERSTEIN, les noyaux multidimensionnels ajoutent des intercorrélations, par exemple $x(n - k_1) \cdot x(n - k_2)$ avec $k_1 \neq k_2$.

Puisque la sortie du premier modèle est l'entrée du deuxième modèle, chaque canal du deuxième modèle peut introduire des termes d'intercorrélations. Ces termes dans la sortie des deux modèles de HAMMERSTEIN en série émergent alors en développant l'équation 3.6 comme dans un unique modèle de VOLTERRA.

Finalement, la combinaison de ces deux modèles de HAMMERSTEIN en série peut être équivalente à un unique modèle de VOLTERRA. Si les ordres des modèles de HAMMERSTEIN P et Q sont égaux et si les mémoires des modèles de HAMMERSTEIN M et L sont égales, l'ensemble du système est alors équivalent à un unique modèle de VOLTERRA d'ordre $(P \cdot Q)$ et une mémoire de $(M + L - 1)$. Par exemple, si $M = L = 4$ et $P = Q = 3$, alors l'ordre supérieur sera $(3 \times 3) = 9$ et la mémoire sera $(4 + 4 - 1) = 7$.

J'ai donc montré que la combinaison de deux modèles de HAMMERSTEIN en série peut être équivalente à un unique modèle de VOLTERRA, sous certaines conditions sur les ordres et les mémoires des

modèles. Cette équivalence permet de comparer les performances et les complexités des deux approches pour modéliser des systèmes nonlinéaires.

3.2.3 Application expérimentale

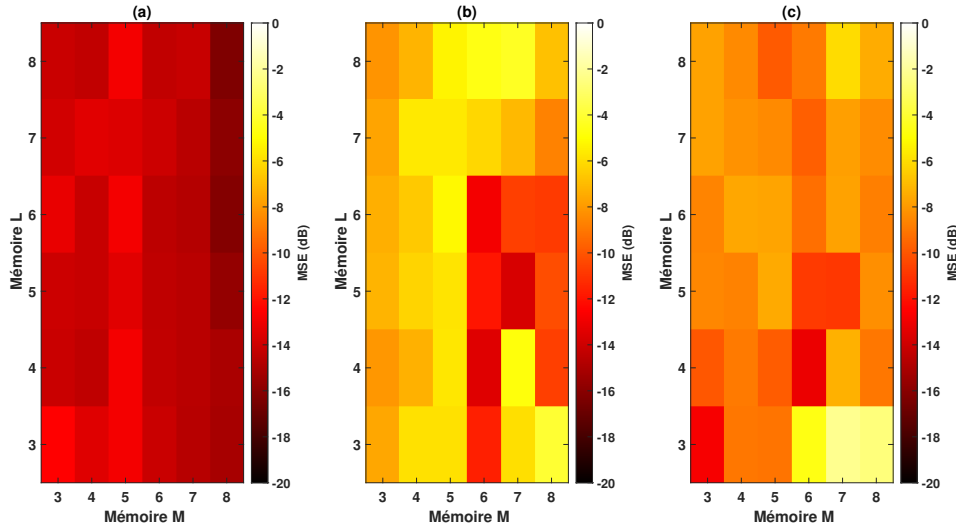


FIGURE 3.6 – Moyenne des erreurs quadratiques moyennes (MSE) pour les modèles aveugles de HAMMERSTEIN polynomiaux en série avec différentes mémoires M et L . Pour chaque modèle de HAMMERSTEIN polynomial, l'optimisation qui fixe \mathbf{g} et \mathbf{h} a été répétée 10 fois. (a) Moyenne de $MSE_{z\hat{z}}$ entre \mathbf{z} et $\hat{\mathbf{z}}$ pour les 10 répétitions. (b) Moyenne de $MSE_{y\hat{y}}$ entre \mathbf{y} et $\hat{\mathbf{y}}$ pour les 10 répétitions. (c) Moyenne de $MSE_{\hat{z}_{nl}\hat{z}_{nl,ref}}$ entre \hat{z}_{nl} et $\hat{z}_{nl,ref}$ pour les 10 répétitions.

Dispositif expérimental

Le dispositif expérimental est construit sur la base d'un système ultrasonore (annexe C), où les non-linéarités peuvent provenir de 2 sources : l'amplificateur de puissance et la propagation nonlinéaire des ultrasons dans de la graisse de noix de coco. Un double modèle aveugle de HAMMERSTEIN polynomial en série est appliqué sur ces signaux expérimentaux. Cependant, étant donné que la bande passante est limitée en raison des transducteurs, le système ultrasonore ne peut générer que des deuxièmes et troisièmes harmoniques. Ainsi l'ordre des modèles était limité à 3. De plus, étant donné que l'amplificateur de puissance ne peut pas générer des harmoniques pairs, le canal pair du premier modèle de HAMMERSTEIN a été supprimé, c'est-à-dire que, pour le premier modèle de HAMMERSTEIN, seuls les canaux pairs sont conservés avec $p = 1$ et $p = 3$.

Résultats expérimentaux

Le double modèle aveugle de HAMMERSTEIN polynomial en série a été déterminé sur les signaux calculés à partir de l'expérience. Il est comparé à :

- un unique modèle de HAMMERSTEIN appliqué sur le deuxième sous-système,
- un double modèle non-aveugle de HAMMERSTEIN en série avec la connaissance de \mathbf{y} . Il est considéré comme référence principale.
- un unique modèle de VOLTERRA unique d'ordre 3 et une mémoire équivalente aux modèles HAMMERSTEIN en série, comme seconde référence.

La figure 3.6 montre les MSE obtenues pour différentes étapes du modèle et différentes mémoires M et L entre 3 et 8. La figure 3.6a montre les erreurs quadratiques moyennes $MSE_{z\hat{z}}$. La moyenne

la plus basse de $MSE_{z\hat{z}}$ après 10 optimisations est de $-16,1$ dB pour les mémoires $L = 6$ et $M = 8$. Par conséquent, pour la prochaine expérience, les modèles polynomiaux aveugles de HAMMERSTEIN en série seront toujours pour ces mémoires $L = 6$ et $M = 8$. Avec ces mémoires, les MSE $MSE_{y\hat{y}}$ et $MSE_{\hat{z}_{nl}\hat{z}_{nl,ref}}$ (évaluées à partir du modèle aveugle et du modèle non-aveugle de référence) restent satisfaisantes pour le signal intermédiaire ($-10,8$ dB) et pour l'extraction harmonique ($-8,8$ dB).

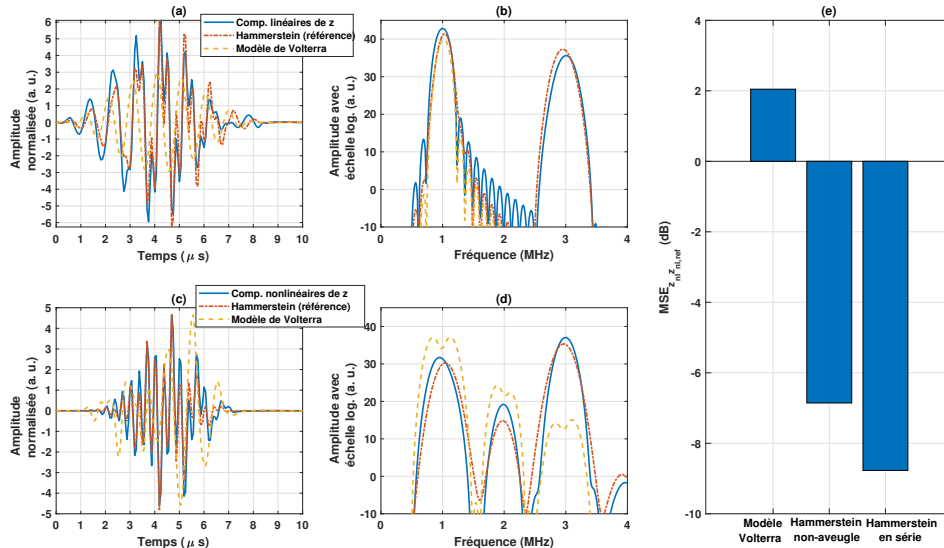


FIGURE 3.7 – (a) et (b) Composantes linéaires et nonlinéaires du signal \hat{z} . (b) et (d) Leurs spectres respectifs. (e) $MSE_{\hat{z}_{nl}\hat{z}_{nl,ref}}$ entre l'extraction harmonique nonlinéaire avec les modèles aveugles de HAMMERSTEIN et les modèles non-aveugles de HAMMERSTEIN où le signal \mathbf{y} est disponible. Notons que les résultats sont aussi comparés à une extraction de nonlinéarité avec un unique modèle de VOLTERRA sur le système complet.

La figure 3.7e montre la MSE entre l'extraction nonlinéaire et la référence non-aveugle. On constate que le modèle aveugle de Hammerstein en série atteint une MSE de $-6,9$ dB, supérieure au modèle de Volterra global. La figure 3.8 montre le signal d'entrée, le signal intermédiaire et le signal de sortie, ainsi que leurs spectres mesurés et modélisés. On remarque que les signaux modélisés sont en bon accord avec les signaux mesurés, sauf pour le troisième harmonique du signal intermédiaire. On note également que le signal intermédiaire n'a pas de deuxième harmonique, comme attendu.

Dans l'étape d'extraction de nonlinéarités, la figure 3.7 montre la composante linéaire \hat{z}_{lin} et la composante nonlinéaire \hat{z}_{nl} . Le modèle aveugle de Hammerstein en série atteint une MSE de $-6,9$ dB, surpassant le modèle de VOLTERRA global. L'extraction des modèles aveugles et non-aveugles de HAMMERSTEIN est très proche, tandis que le modèle de VOLTERRA global ne modélise pas correctement les composantes. Par exemple, dans l'extraction des nonlinéarités, l'amplitude de la deuxième harmonique est surestimée de 10 dB, tandis que l'amplitude de la troisième harmonique est sous-estimée de 20 dB.

3.3 Discussions

Ces nouveaux modèles nonlinéaires de HAMMERSTEIN trouvent leurs forces dans leurs combinaisons soit en parallèle, soit en série, pour modéliser et extraire les composantes harmoniques, sous et ultra-harmoniques du système ultrasonore nonlinéaire :

- la première méthode consiste à paralléliser des modèles de HAMMERSTEIN, en utilisant des bases orthogonales en entrée. Cela a conduit à la mise au point d'un filtrage optimal pour les composantes sous et ultra-harmoniques ;

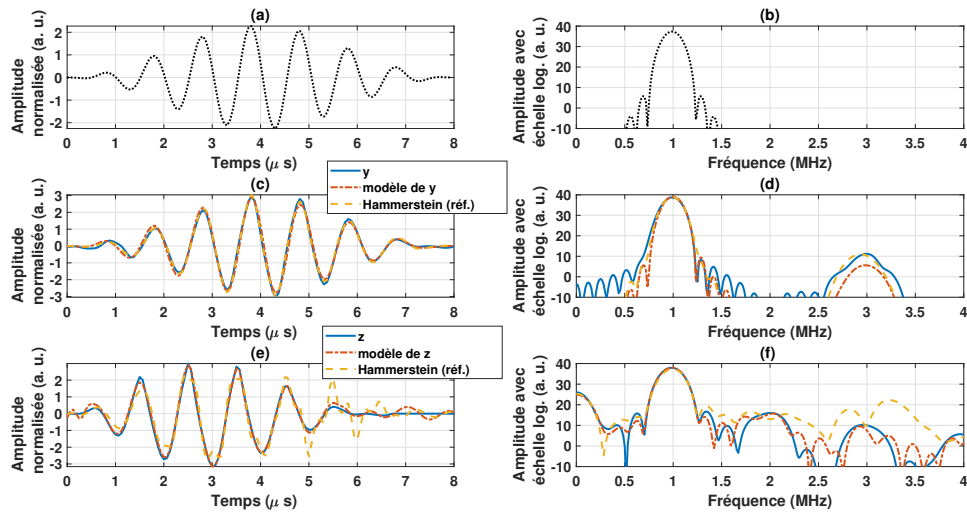


FIGURE 3.8 – Signaux mesurés et modélisés par des modèles aveugles de HAMMERSTEIN polynomiaux en série. (a) Signal d’entrée x . (c) Signal \hat{y} modélisé d’après le premier modèle de HAMMERSTEIN polynomial. Il est comparé au signal mesuré et aux modèles non-aveugles de HAMMERSTEIN où le signal y est disponible. (e) Signal \hat{z} modélisé. (b), (d), (f) Leurs spectres respectifs.

- la seconde méthode consiste à mettre en série des modèles de HAMMERSTEIN polynomiaux. Cette méthode permet de prendre en compte le comportement nonlinéaire de l’instrumentation et de réaliser une extraction harmonique du système physique ultrasonore. Même si le signal intermédiaire y entre les systèmes est inconnu ou difficile à mesurer, l’identification peut être résolue aveuglément à partir de l’entrée et de la sortie de l’ensemble du système et à partir d’informations *a priori* limitées, ce qui rend possible l’extraction harmonique.

Tout d’abord, le choix des modèles de HAMMERSTEIN et leur succession en série limitent la solution possible et garantissent de trouver une solution. L’erreur d’extraction harmonique s’en retrouve limitée. Même s’il y a toujours une erreur $MSE_{\hat{z}_{nl}, \hat{z}_{nl, ref}}$ entre le modèle aveugle et non-aveugle, les modèles en série dépassent largement une approche globale appliquée au système complet. Contrairement à ces approches globales, la solution du signal intermédiaire y doit satisfaire les composantes linéaires et nonlinéaires de la sortie de l’ensemble du système. D’une part, cette solution y doit se trouver dans la partie linéaire du second système nonlinéaire, c’est-à-dire la partie linéaire de z . D’autre part, cette solution y doit contribuer à ajuster les nonlinéarités mesurées en sortie du système, c’est-à-dire la partie nonlinéaire de z à partir des autres canaux (sauf le premier) du deuxième modèle.

Seuls leurs ordres et leurs mémoires doivent être ajustés en ajoutant des informations *a priori*, à partir de la connaissance physique des sous-systèmes. Néanmoins, toutes ces informations sont souvent bien connues de l’expérimentateur.

Finalement, ces combinaisons de modèle devraient contribuer à augmenter le SNR et le contraste en imagerie nonlinéaire ou à simplement supprimer les réglages empiriques. Ils pourraient également reporter la difficulté de conception de l’électronique sur le calcul, sans garantir la linéarité électronique.

COMMANDE OPTIMALE POUR LE CONTRÔLE NON-DESTRUCTIF DES SOLIDES

Contexte

Cette thématique se focalise sur les pré-traitements de l'étape 1 (figure 1.3) pour des systèmes d'imagerie ultrasonore non linéaire avec des applications au contrôle non-destructif des matériaux solides.

Durant ma thèse de doctorat [Ménigot, 2011], j'ai mis au point la commande optimale paramétrique s'appuyant sur une description paramétrique de l'onde transmise. Elle a été appliquée à l'imagerie médicale (imagerie de contraste [Ménigot *et al.*, 2012b] et à l'imagerie harmonique de tissu [Ménigot et Girault, 2012b]).

À mon arrivée à l'ESEO, j'ai monté le projet *COSINUS*, financé par le RFI WISE Attractivité, en tant que co-porteur. L'objet était de transposer la commande optimale au contrôle non-destructif des solides, ce qui faisait suite à quelques prémices lorsque j'étais enseignant-chercheur contractuel à Polytech Tours. Ce projet s'inscrivait dans mon intégration au *LAUM*.

Ce principe a ainsi été étendu au milieu solide pendant la thèse de Nesrine HOUHAT [Houhat, 2021] et le projet *COSINUS* pour lequel j'ai encadré Volodymyr GATSA. L'ensemble de ces travaux ont été publiés dans [Houhat *et al.*, 2019a, Houhat *et al.*, 2019a, Houhat *et al.*, 2019b, Gatsa *et al.*, 2020, Houhat *et al.*, 2022, Gatsa *et al.*, 2022].

Au-delà des applications médicales, le contrôle non-destructif (CND) ultrasonore dans les applications industrielles a aussi connu un grand développement au cours des dernières décennies. Là où les techniques linéaires conventionnelles restaient aveugles, de nombreuses études ont montré la possibilité de détecter des défauts à des stades plus précoces en prenant en compte les propriétés non linéaires du milieu [Solodov, 1998, Solodov *et al.*, 2010]. La présence de tels défauts non linéaires, comme les fissures ou le délaminage, peut en effet donner lieu à des phénomènes non linéaires : génération d'harmoniques, de sous-harmoniques, de modulation ou du décalage de la fréquence de résonance [Blitz et Simpson, 1995].

Pour prendre en compte ces effets non linéaires, plusieurs techniques ont été développées, qui se distinguent par le type d'onde excitatrice et le type de paramètre mesuré. Par exemple, la technique NRUS (*Nonlinear Resonance Ultrasound Spectroscopy*) utilise une onde sinusoïdale à la fréquence de résonance du milieu et mesure le décalage de cette fréquence en fonction de l'amplitude [Van Den Abeele et Windels, 2006]. La technique NWMS (*Nonlinear Wave Modulation Spectroscopy*) utilise deux ondes simultanées, une basse fréquence et une haute fréquence, et mesure les composantes fréquentielles à la somme et à la différence de ces deux fréquences, qui résultent de l'intermodulation d'onde [Van Den Abeele *et al.*, 2000, Sutin et Johnson, 2005].

Comme nous l'avons vu dans le chapitre 3, les outils de post-traitements (étape 4 en figure 1.3) sont importants pour distinguer les effets non linéaires. Néanmoins, en raison de particularités expérimentales, inhérentes à l'échantillon et à l'instrumentation, les techniques de post-traitements ne sont pas toujours suffisantes. Les effets non linéaires peuvent alors être cachés. Tout d'abord, la bande passante du transducteur peut être limitée [Pollakowski et Ermert, 1994]. Une solution simple pour mesurer les harmoniques du signal rétrodiffusé peut être d'utiliser deux transducteurs différents : un en émission et un en réception avec une fréquence centrale égale à la fréquence de l'harmonique. Deuxièmement, les signatures non linéaires dépendent fortement de l'onde transmise [Smith, 1965]. Par exemple, avec une faible amplitude, l'effet non linéaire peut être invisible. Par opposition, une amplitude de transmission trop élevée peut conduire à une saturation acoustique et à des résultats injustifiés [Duck, 2002].

Sur la base de ces informations, une étape de pré-traitement du signal devrait être nécessaire (étape 1 en figure 1.3). Habituellement, un choix empirique des paramètres du signal de commande est effectué lors de l'inspection des matériaux, tels que la fréquence de l'excitation [Bramanti, 1992] ou l'amplitude transmise [Breyse, 2012]. Par exemple, le choix de la fréquence de l'excitation peut être basé uniquement sur la bande passante du transducteur de réception pour mesurer le second harmonique. En imagerie médicale, il est souvent admis de fixer la fréquence de l'émission aux deux tiers de la fréquence centrale du transducteur [Hossack *et al.*, 2000]. Pour trouver le meilleur signal d'excitation, un balayage de la fréquence peut aussi être proposé avec un *chirp* [Novak *et al.*, 2012]. Cependant, le problème reste complexe, puisqu'il faut définir les coefficients du *chirp*, en tenant compte des informations sur le milieu et l'instrumentation [Barlow *et al.*, 2011].

4.1 Commande optimale paramétrique

La génération des harmoniques en imagerie non linéaire est essentielle pour la détection des défauts. Pour garantir cette génération, il faut optimiser la forme d'onde transmise. La commande optimale paramétrique propose une solution sous-optimale (figure 4.1). Elle consiste à :

1. décrire l'onde avec les paramètres θ pour réduire les solutions à une famille de signaux ;
2. définir une fonction de coût $J(\theta)$ qui mesure les propriétés non linéaires recherchées, en tenant compte des contraintes ;
3. maximiser $J(\theta)$ par un algorithme d'optimisation itératif, tel que :

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} [J(\theta)]. \quad (4.1)$$

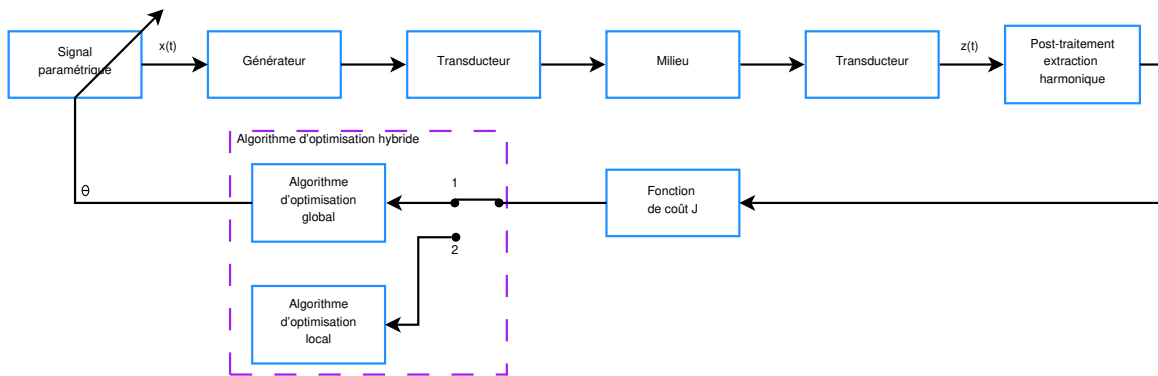


FIGURE 4.1 – Schéma fonctionnel de la commande optimale paramétrique.

Ainsi, à chaque itération k , un signal $x_k(t)$ généré à partir des paramètres θ_k est transmis au milieu. Le signal reçu $z_k(t)$ est analysé pour extraire les informations non linéaires. La fonction de coût J_k est alors évaluée et une rétroaction permet de sélectionner un nouveau signal $x_{k+1}(t)$ généré à partir des paramètres θ_{k+1} pour l'itération suivante. Ces étapes sont ensuite répétées jusqu'à ce que les paramètres optimaux θ^* soient atteints. Le processus se répète jusqu'à la convergence vers les paramètres optimaux θ^* . Cependant, si J n'est pas convexe, il faut combiner une métaheuristique et un algorithme d'optimisation local (en basculant l'interrupteur en position 2 sur la figure 4.1).

4.2 Application à la commande optimale de fréquence

La commande optimale de fréquence est un cas particulier de la commande optimale paramétrique. L'ensemble de ces travaux a été appliqué au CND pendant le projet COSINUS et publié dans [Gatsa *et al.*, 2020, Gatsa *et al.*, 2022].

Suivant le protocole décrit dans la section précédente, la commande optimale de fréquence est construite telle que :

- l'onde transmise est choisie pour être une impulsion sinusoïdale apodisée par une fonction gaussienne, paramétrée par sa fréquence f_k ;
- l'optimisation doit maximiser la réponse nonlinéaire d'une fissure dans un solide, tout en garantissant que la réponse linéaire reste limitée, puisque c'est le comportement nonlinéaire qui est recherché. À partir de l'équation 4.1, la fonction de coût appelée « rapport nonlinéaire-linéaire » NLR est alors proposée [Ghrib *et al.*, 2018] :

$$f^* = \arg \max_f [NLR(f)] = \arg \max_f \left[10 \cdot \log_{10} \left(\frac{E_{NL}}{E_{lin}} \right) \right], \quad (4.2)$$

où f^* est la fréquence optimale de l'excitation qui fournit le meilleur NLR. Les énergies reçues E_{lin} et E_{NL} du fondamental et des harmoniques supérieurs respectivement sont calculées dans le domaine temporel comme suit :

$$E_m = \sum_{n=0}^{N-1} (z_k(n) * h_m(n))^2, \quad (4.3)$$

où $z_k(n)$ est le signal reçu, N le nombre d'échantillons reçus, $h_m(n)$ la réponse impulsionnelle infinie du filtre passe-bande de BUTTERWORTH et $*$ le symbole de convolution. Ainsi, le premier et le second filtres sont centrés à $m \cdot f_k$. E_{lin} représente l'énergie du fondamental E_1 et E_{NL} est l'énergie de la somme des harmoniques E_m avec $m > 1$. Notez que l'extraction harmonique est ici réalisée par un simple filtre passe-bande. Pour optimiser la méthode, elle pourrait être remplacée par une méthode optimale présentée dans le chapitres 3.

- la fonction de coût $NLR(f_k)$ est maximisée par une approche hybride (annexe A), pour augmenter la robustesse de l'optimisation et avec plus de précision [Kelly Jr et Davis, 1991]. L'algorithme d'optimisation combine une métaheuristique et un algorithme d'optimisation local, pour trouver la fréquence optimale f^* qui maximise la réponse nonlinéaire du défaut.

4.2.1 Simulations

La méthode de la commande optimale de fréquence est simulée en transmission—réception, en utilisant le solveur de O. BOU MATAR *et al.* [Bou Matar *et al.*, 2006] décrit en annexe B. Le milieu de duraluminium inclut une fissure hystérétique générant des harmoniques impairs.

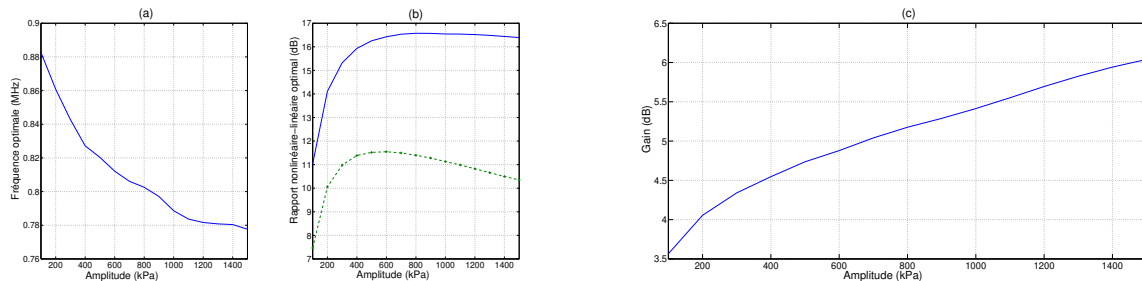


FIGURE 4.2 – (a) Fréquences optimales pour différentes amplitudes A . (b) Rapports nonlinéaires-linéaires (NLR) optimaux en bleu obtenus à partir des réglages proposés en (a). Ils sont comparés aux cas où la fréquence de l'excitation est à la fréquence centrale du transducteur (en pointillé vert). (c) Gain respectif de la commande optimale de fréquence.

La figure 4.2 montre les fréquences optimales (f^*), les NLR optimaux et les gains obtenus pour différentes amplitudes A de l'excitation transmise. La fréquence optimale décroît avec l'amplitude,

avec un gain entre 3,5 et 6 dB (par rapport aux mesures à la fréquence centrale du transducteur d'émission centré à 1 MHz). Cette décroissance n'est pas linéaire avec l'amplitude.

La figure 4.3 illustre le processus itératif d'optimisation pour l'amplitude de 800 kPa, comparé à un balayage empirique avec un pas de 25 kHz. L'algorithme d'optimisation locale atteint un maximum global de la fonction de coût à 16,6 dB, après 3 itérations, autour de la fréquence de 800 kHz. Le gain du NLR entre la fréquence optimale et la fréquence centrale du transducteur est de 5,15 dB.

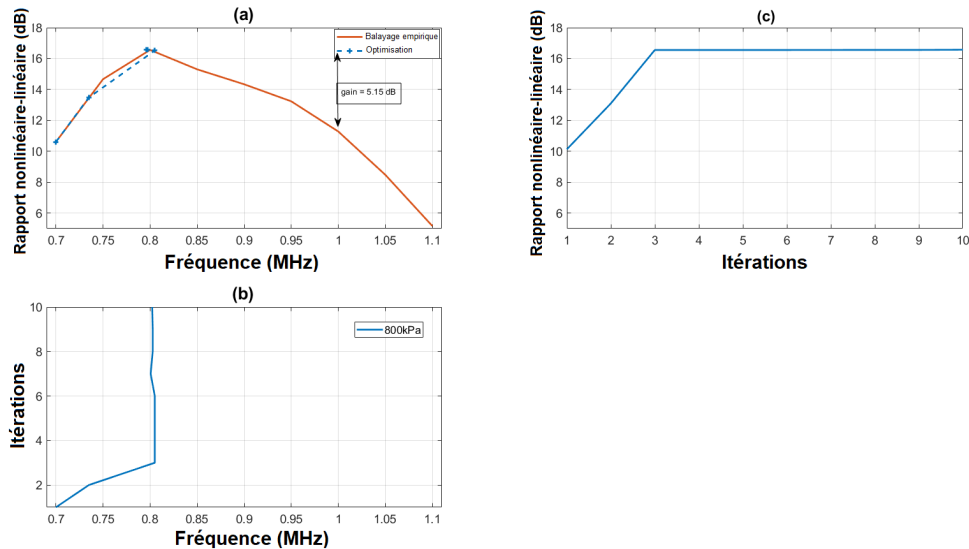


FIGURE 4.3 – Optimisation du rapport nonlinéaire-linéaire à partir de la fréquence d'émission pour une amplitude A de 800 kPa.

4.2.2 Expériences

La commande optimale de fréquence est testée expérimentalement sur un échantillon de duraluminium avec une fissure de 6 cm obtenue après un essai de fatigue. Un système en transmission—réception est placé de part et d'autre de la fissure (annexe C). Les résultats sont obtenus selon les étapes suivantes :

1. Une analyse empirique est réalisée pour évaluer la fonction de coût NLR pour les matériaux intacts et fissurés, en balayant les fréquences entre 0,8 et 2,5 MHz avec un pas de 50 kHz. La figure 4.4 montre la statistique de 20 optimisations. Le maximum global de NLR est plus élevé pour le matériau avec fissure (1,81 dB à 1,35 MHz) que sans fissure (-9,16 dB à 1,25 MHz). La fonction de coût présente plusieurs maxima locaux.
2. Une optimisation par algorithme génétique (GA) est effectuée pour atteindre la région du maximum de NLR. Les résultats du GA sont proches de ceux du balayage empirique, avec quelques différences dues aux variations entre les répétitions et à la connaissance discrète de NLR.
3. Les résultats d'optimisation GA sont affinés par l'algorithme de NELDER–MEAD (NMA), qui permet de trouver la fréquence optimale f^* qui maximise la réponse nonlinéaire du défaut. Le gain du NLR entre la fréquence optimale et la fréquence centrale du transducteur d'émission ($f_{c(Tx)} = 1$ MHz) peut atteindre 12 dB.

La figure 4.5 illustre les spectres de l'émission à la fréquence optimale et les spectres en réception pour les matériaux avec et sans fissure. Le deuxième harmonique est au même niveau que le fondamental pour le matériau avec fissure, alors qu'il est inférieur de 13 dB pour le matériau sans fissure. La commande optimale de la fréquence a donc bien augmenté la proportion des composantes nonlinéaires en présence de la fissure.

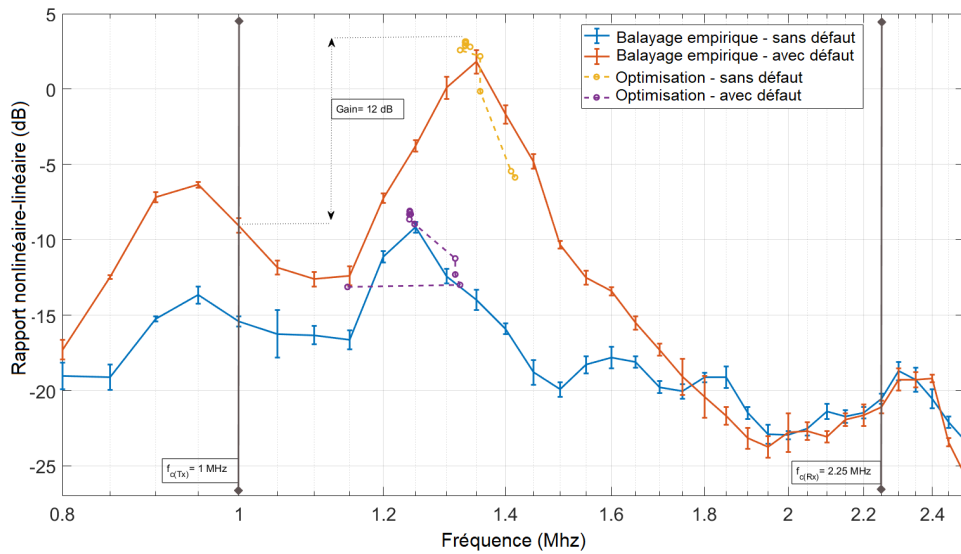


FIGURE 4.4 – Rapport nonlinéaire-linéaire (NLR) en fonction de la fréquence d'émission pour un matériau de duraluminium avec et sans défaut. L'optimisation automatique est superposée au balayage empirique. Les fréquences $f_{c(Tx)}$ et $f_{c(Rx)}$ correspondent aux fréquences centrales des transducteurs d'émission et de réception respectivement.

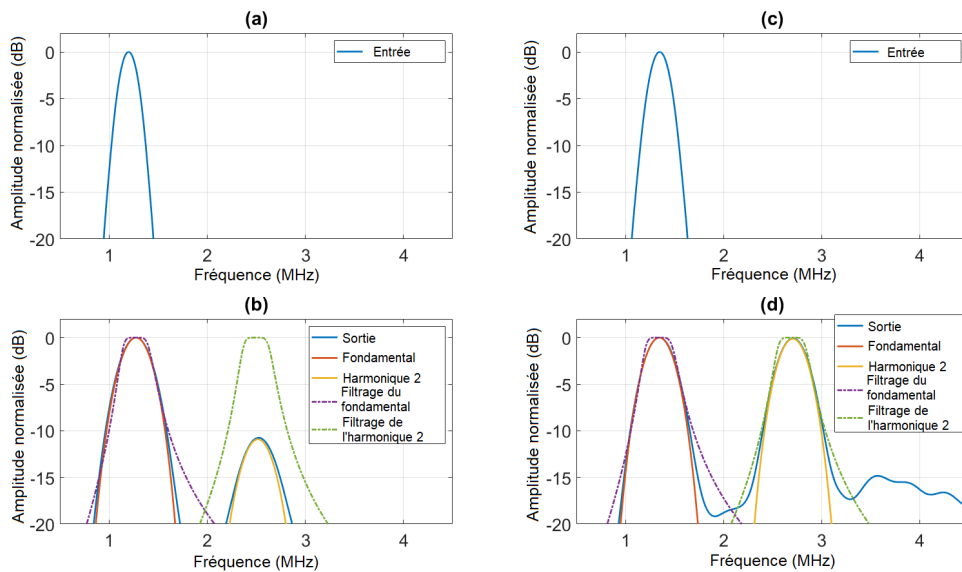


FIGURE 4.5 – Spectres des signaux reçus aux fréquences optimales pour le matériau sans fissure (b) et avec fissure (d) dont les spectres de l'émission sont respectivement en (a) et (c). Les réponses en fréquence des filtres permettant l'extraction des composantes linéaires et non linéaires sont superposées aux spectres de réception.

4.3 Application à la modulation vibro-acoustique

La modulation vibro-acoustique (VAM) est une technique qui utilise l'interaction nonlinéaire entre un signal pompe et un signal sonde pour détecter les micro-dommages dans les matériaux [Donskoy et Sutin, 1998, Pieczonka *et al.*, 2015]. Le signal pompe est généralement choisi pour correspondre à un mode de vibration de l'échantillon, ce qui augmente la réponse vibratoire [Pieczonka *et al.*, 2015, Hu *et al.*, 2010, Klepka *et al.*, 2012, Pieczonka *et al.*, 2014, Liu *et al.*, 2017]. Cependant, cela peut aussi poser des problèmes si la fissure est située à un nœud de défor-

mation du signal pompe ou sonde, ou si les fréquences de résonance varient avec l'amplitude du signal pompe [Dunn *et al.*, 2017]. Pour éviter ces inconvénients, la commande optimale paramétrique apparaît alors comme une solution pour trouver la fréquence de l'onde pompe. L'ensemble de ces travaux a été développé pendant la thèse de Nesrine HOUHAT et publié dans [Houhat *et al.*, 2019a, Houhat *et al.*, 2019a, Houhat *et al.*, 2019b, Houhat *et al.*, 2022].

4.3.1 Commande optimale de la fréquence pompe

Le but de la commande optimale paramétrique est donc ici de trouver automatiquement la meilleure fréquence pompe f_p^* , qui maximise les effets de la modulation nonlinéaire. Habituellement, pour quantifier ces effets dans le contexte de plusieurs milieux de diffusion, l'interférométrie par ondes de coda dans le domaine temporel est utilisée [Zhang *et al.*, 2013, Zhang *et al.*, 2017, Hilloulin *et al.*, 2014, Legland *et al.*, 2017]. D'après l'équation 4.1, notre fonction de coût devient le coefficient de corrélation ρ_{corr} entre le signal codé de la sonde reçue sans pompe et avec l'excitation de la pompe :

$$f_p^* = \arg \max_{f_p} (-\rho_{corr}(f_p)) = \arg \min_{f_p} (\rho_{corr}(f_p)), \quad (4.4)$$

où le coefficient de corrélation ρ_{corr} est calculé entre les signaux $\mathbf{z}_{r,k}$ et $\mathbf{z}_{m,k}$ sur l'intervalle $[t_1, t_2]$.

Notez que le coefficient de corrélation ρ_{corr} est inversement proportionnel à la modulation nonlinéaire entre les signaux sonde et pompe, ce qui explique que la fonction de coût est à minimiser, plutôt qu'à maximiser.

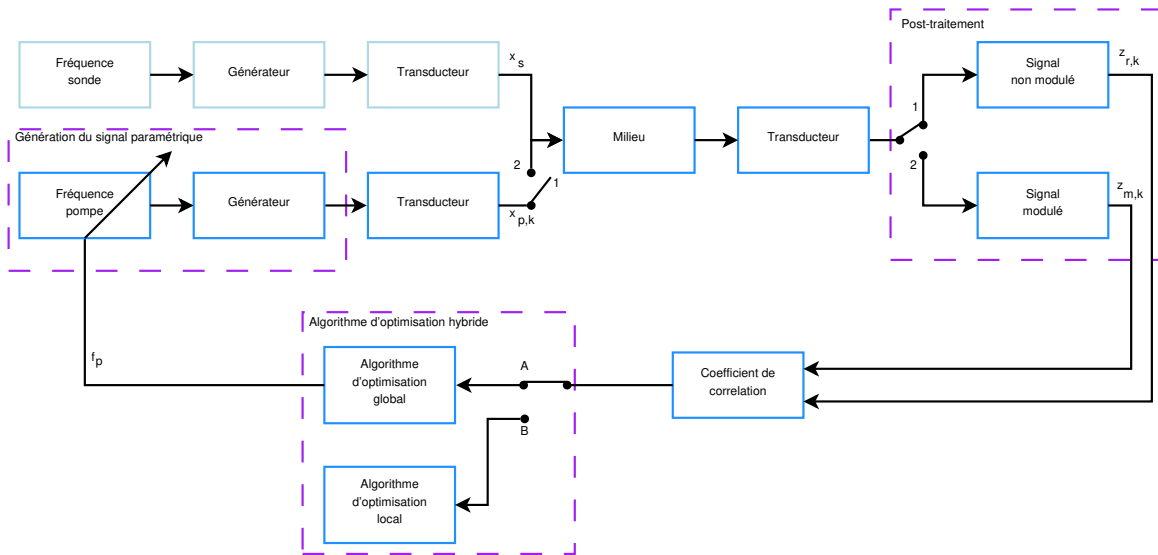


FIGURE 4.6 – Schéma fonctionnel de la commande optimale de la fréquence pompe adaptée de la commande optimale paramétrique présenté en figure 4.1. Le signal de coda de référence $z_{r,k}(t)$ sans onde pompe est enregistré avec l'interrupteur en 1. Puis le signal de coda $z_{m,k}(t)$ avec onde pompe est également enregistré.

Pendant le processus d'optimisation, pour chaque itération k , le même signal de l'onde sonde $x_s(t)$ est transmis à l'échantillon sans le signal pompe (interrupteur en position 1 sur la figure 4.6) et $\mathbf{z}_{r,k}$ est acquis en réception. Puis, l'onde pompe $x_{p,k}(t)$ à une fréquence $f_{p,k}$ est transmise vers le milieu simultanément à l'onde pompe (interrupteur en position 2 sur la figure 4.6) et $\mathbf{z}_{m,k}$ est acquis. Un algorithme d'optimisation (annexe A) s'occupe de minimiser la fonction de coût $\rho_{corr}(\mathbf{z}_{r,k}, \mathbf{z}_{m,k})$.

4.3.2 Expériences

La commande optimale de la fréquence pompe est appliquée à une barre en aluminium présentant des fissures simulées par des vis placées dans des trous taraudés pour simuler des fissures [Riviere *et al.*, 2010, Hilloulin *et al.*, 2014, Legland *et al.*, 2017, Chen *et al.*, 2017]. Trois configurations de l'échantillon ont été considérées : sans vis (*configuration 1*), avec deux vis aux extrémités (*configuration 2*) et avec toutes les vis (*configuration 3*). Le niveau de nonlinéarité de l'échantillon dépend du nombre de vis et du serrage des écrous.

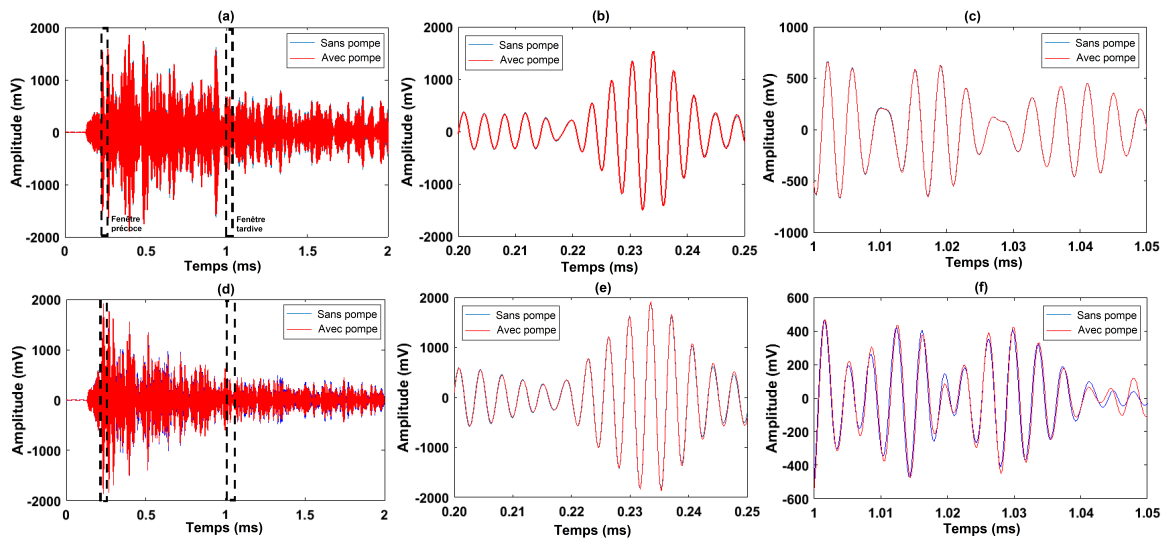


FIGURE 4.7 – Signaux expérimentaux des signaux de coda obtenus à partir du *configuration 1* (sans vis) : (a), (b) et (c), et pour le *configuration 2* (avec vis) : (d), (e) et (f), avec et sans l'excitation de la pompe. L'excitation de la pompe est un signal sinusoïdal continu à une fréquence de résonance $f_p = 150$ Hz. (b) et (e) Zoom sur les signaux coda pour un intervalle de temps précoce entre $[0,2; 0,25]$ ms. (c) et (f) Zoom sur les signaux coda pendant pour un intervalle tardif entre $[1, 1,05]$ ms.

En préambule, l'effet de la modulation nonlinéaire sur le signal de coda reçu est comparé en utilisant une fréquence de pompe de 150 Hz et en son absence. La figure 4.7 montre le signal de coda pour chaque configuration, ainsi que des fenêtres temporelles précoces et tardives avec ou sans l'excitation de la pompe. La pompe n'affecte pas le signal de coda de l'échantillon intact, mais elle modifie le signal de coda de l'échantillon endommagé pour la fenêtre tardive. Cela indique une modulation nonlinéaire entre l'onde sonde et l'onde pompe, qui peut être due à différents effets physiques [Zhang *et al.*, 2013, Zhang *et al.*, 2017, Chen *et al.*, 2017].

La fréquence de la pompe est ensuite optimisée pour la *configuration 3*, en utilisant un algorithme génétique. Un balayage empirique de la fréquence pompe est d'abord réalisé entre 10 Hz et 900 Hz pour identifier les minima locaux correspondant aux résonances de l'échantillon. La figure 4.8 montre les résultats de l'optimisation, avec un zoom sur la région trouvée par l'algorithme génétique. La fréquence optimale de la pompe est de 22,17 Hz après 7 générations et un coefficient de corrélation de $\rho_{corr} = 0,971$. Ces résultats sont proches de ceux obtenus par le balayage empirique, mais avec une précision moindre. Cela peut s'expliquer par le pas de la fréquence pompe utilisé dans le balayage empirique, qui n'est pas assez fin pour capturer la fonction de coût de manière continue. De plus, aucun algorithme d'optimisation n'a été utilisé ici pour affiner l'optimisation.

4.4 Discussions

La commande optimale paramétrique a été présentée pour ajuster automatiquement les paramètres du signal d'entrée du système, afin de détecter des défauts nonlinéaires dans les matériaux solides.

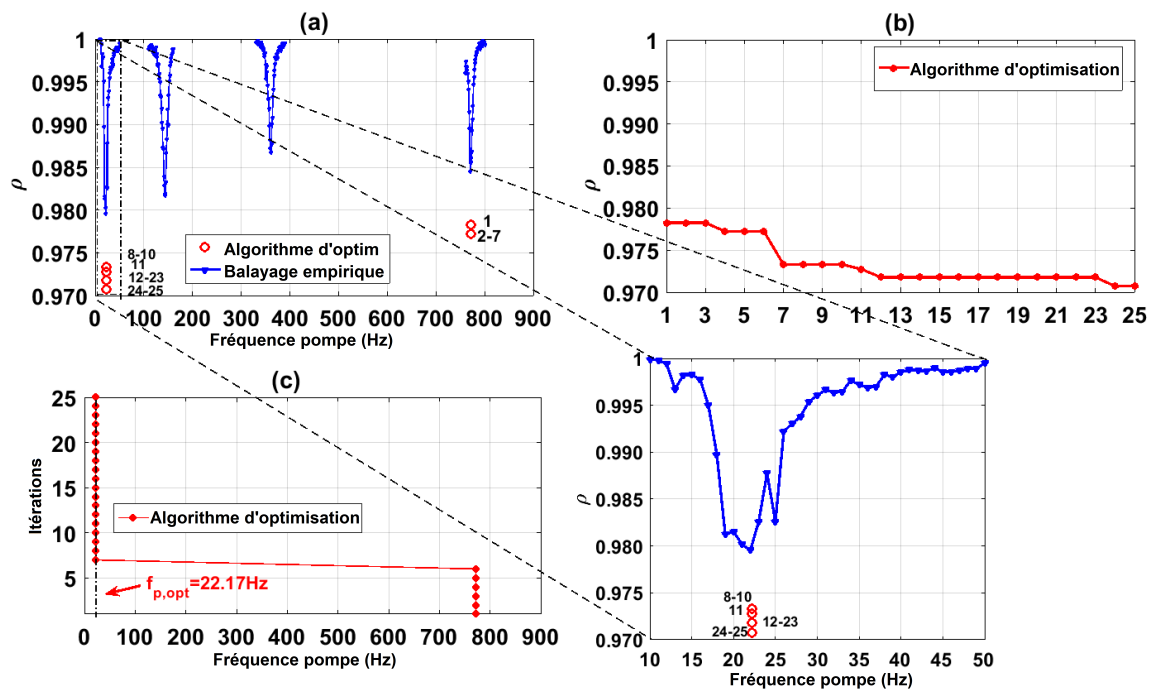


FIGURE 4.8 – Résultats de la commande optimale de la fréquence pompe pour la *configuration 3*. (a) Balayage empirique et optimisation (cercles rouges). Un zoom sur la zone de convergence est ajouté en bas à droite. (b) Coefficient de corrélation ρ_{corr} en fonction des itérations de l'algorithme d'optimisation. (c) Fréquence en hz en fonction des itérations de l'algorithme d'optimisation. Notez ici que l'algorithme d'optimisation n'inclut que la phase d'optimisation globale avec un algorithme génétique.

La fréquence du signal d'entrée a été principalement optimisée, mais la méthode peut s'appliquer à d'autres paramètres influençant le signal en réception.

Les systèmes d'instrumentation en boucle ouverte (par détection d'harmoniques ou par modulation vibro-acoustique) ont été enrichis d'une rétroaction, qui transforme le balayage empirique en un balayage optimal. L'optimisation se concentre sur l'optimum de la fonction de coût, et peut simplifier l'analyse modale dans le cas de la modulation vibro-acoustique.

Cela a été rendu possible par un algorithme hybride divisé en deux étapes : (i) une sélection de la région du maximum global et (ii) un affinage sur le maximum global. La fréquence optimale du signal d'entrée a été trouvée en quelques mesures, alors qu'un balayage empirique nécessite une précision limitée.

La méthode est particulièrement intéressante pour les milieux présentant des caractéristiques non-linéaires, qui rendent l'optimisation difficile. Dans ce contexte, un gain de 12 dB a été obtenu par rapport à la fréquence centrale du transducteur d'émission, grâce à la capacité du transducteur de réception à capter le second harmonique. Cette propriété est prise en compte indirectement dans la fonction de coût.

L'optimisation est dédiée aux milieux comprenant des fissures non-linéaires. Les dispositifs électroniques sont supposés être linéaires, au moins sur une certaine plage. Sinon, il faut ajouter une contrainte à partir du signal reçu, comme un filtrage complémentaire, ou appliquer une méthode d'identification des non-linéarités, comme celle du chapitre 3.

Enfin, comme la fissure non-linéaire a une faible signature, les paramètres optimaux de la configuration expérimentale sont cruciaux. La boucle fermée peut aider à les ajuster, tout en limitant le nombre de mesures. Ainsi, la commande de fréquence optimale devrait faciliter la détection des fissures.

Ces contributions ont permis d'adapter la commande optimale paramétrique des applications biomédicales aux applications du contrôle non-destructif pour des milieux solides.

COMMANDE OPTIMALE STOCHASTIQUE

Contexte

Cette thématique se focalise sur les pré-traitements de l'étape 1 (figure 1.3) pour des systèmes d'imagerie ultrasonore nonlinéaire.

Pendant ma thèse, j'avais mis en œuvre des solutions paramétriques pour des applications biomédicales : la commande optimale paramétrique expliquée au chapitre précédent. Elle offre une solution sous-optimale en sélectionnant une famille de signaux en entrée du système. Une optimisation par méthode de MONTE-CARLO proposait un premier pas vers une optimisation de la forme d'onde.

À partir de 2012 et jusqu'à mon arrivée à l'ESEO en 2018, cette thématique de la commande optimale stochastique est devenue mon domaine d'activité principale. Elle propose une solution de l'optimisation de la forme d'onde en entrée du système ultrasonore nonlinéaire. Elle a été appliquée dans le contexte de l'imagerie médicale ultrasonore. Puis, avec le projet *COSINUS*, des applications ont été proposées pour le contrôle non-destructif des matériaux.

L'ensemble de ces travaux a été publié dans [Ménigot et Girault, 2013b, Ménigot et Girault, 2016b] avec un contexte d'imagerie médicale ultrasonore. Cette méthode a été aussi étendue au contrôle non-destructif ultrasonore dans le cadre de la thèse de Nesrine Houhat [Houhat, 2021] et le projet *COSINUS* pour lequel j'ai encadré de Volodymyr GATSA [Ménigot *et al.*, 2013b, Ménigot *et al.*, 2019b, Houhat *et al.*, 2018].

LA formation de faisceaux en réception des systèmes ultrasonores peut être optimisée par un processus adaptatif [Synnevag *et al.*, 2007], mais le *design* de la forme d'onde émise reste souvent non-optimal. Au mieux, ce choix est sous-optimal, parce que la forme d'onde est restreinte à une famille de signaux décrite par des paramètres, comme pour la commande optimale paramétrique (chapitre 4). Or, les réglages de l'excitation devraient dépendre du milieu étudié (étape 1 en figure 1.3) et non pas seulement de la sonde disponible. Il faudrait donc résoudre un problème de commande optimale sans contrainte sur la forme d'onde, en maximisant une fonction de coût J qui caractérise la qualité de l'image ultrasonore. Ce problème peut s'écrire sous la forme :

$$\mathbf{w}^* = \underset{\mathbf{w}}{\operatorname{argmax}} (J(\mathbf{w})), \quad (5.1)$$

où $\mathbf{w} = [w(0), w(1), \dots, w(N_s)]^T$ est le signal numérique transmis, T le symbole de la transposition vectorielle et N_s le nombre total d'échantillons.

La première solution proposée pour résoudre ce problème a été d'utiliser les propriétés d'invariance de l'équation de propagation des ondes [Fink, 1992]. L'imagerie par retournement temporel optimise le rapport signal-sur-bruit grâce à un filtre adapté et peut ainsi annuler les composantes nonlinéaires [Couture *et al.*, 2008]. Bien que manquant de robustesse, une autre solution intéressante s'appuyait sur une initialisation de \mathbf{w} par méthode de MONTE-CARLO [Ménigot et Girault, 2012c].

Toutefois, pour limiter à la fois la complexité et le coût du système, des générateurs unipolaires (binaire avec impulsion de tension V) ou bipolaires (ternaire avec des tensions $-V$, 0 ou V) peuvent être préférés dans les échographes conventionnels. Pour adapter ces solutions à un générateur binaire ou ternaire, il faut convertir le codage non-binaire de l'excitation en un codage binaire [Huang et Li, 2006], ce qui ajoute une contrainte supplémentaire à l'équation 5.1.

Afin de surmonter ces difficultés, nous avons proposé un nouveau système d'imagerie nonlinéaire basé sur une rétroaction et un générateur binaire, ternaire ou arbitraire. Notre processus d'optimisation comporte deux étapes. La première envoie des « ondes exploratrices » aléatoires pour sonder le milieu.

La seconde transmet une « onde imageante » optimale adaptée au milieu. La solution est trouvée automatiquement sans information *a priori* sur la forme d'onde, en analysant les échos des « ondes exploratrices ». Il suffit de connaître le type de générateur utilisé, ce qui rend la méthode compatible avec tout type de reconstruction de l'image (formation de faisceaux ou extraction nonlinéaire).

5.1 Optimisation de la forme d'onde

Le système d'imagerie optimal comprend une rétroaction telle que décrite sur la figure 5.1 afin de transmettre la forme d'onde optimale \mathbf{x}^* . À partir du principe de la commande optimale paramétrique (chapitre 4), le processus d'optimisation est divisé en deux étapes pour chaque itération k :

- une phase d'« exploration » où des ondes stochastiques sont envoyées séquentiellement pour optimiser une fonction de coût J ;
- une phase « imageante » pour reconstruire une image complète.

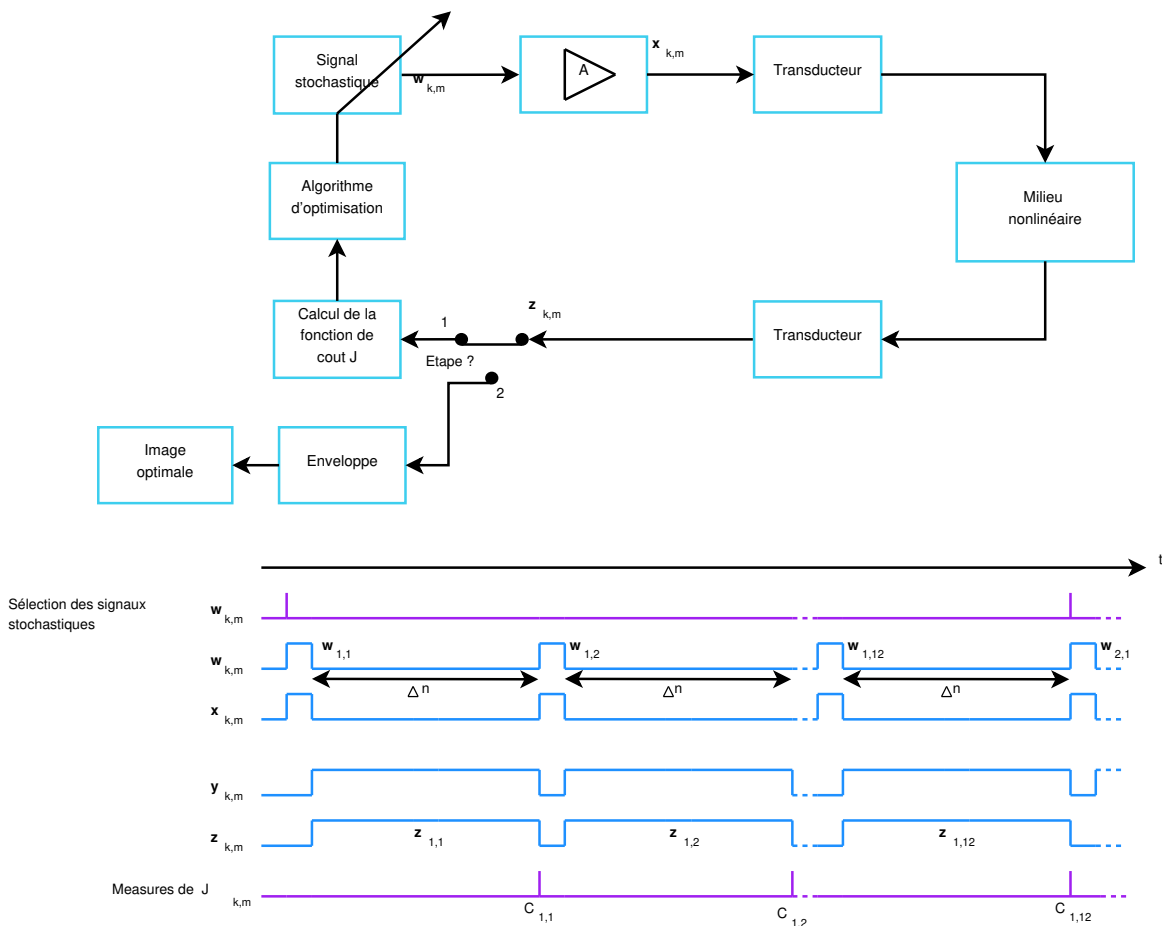


FIGURE 5.1 – Schéma fonctionnel d'un système d'imagerie incluant la commande optimale stochastique.

5.1.1 Ondes stochastiques exploratrices

À l'itération k , la première étape du processus d'optimisation consiste à explorer le milieu. Les M_{GA} ondes exploratrices $\mathbf{x}_{k,m}$ sont tirées aléatoirement (interrupteur en position 1 sur la figure 5.1) à partir des commandes stochastiques $w_{k,m}$ et grâce à un algorithme génétique (annexe A) :

$$\mathbf{x}_{k,m} = A_{k,m} \cdot w_{k,m} \quad (5.2)$$

où les commandes stochastiques $\mathbf{w}_{k,m}$ sont définies sur N_S échantillons tels que $\mathbf{w}_{k,m} = [w_{k,m}(0), w_{k,m}(1), \dots, w_{k,m}(N_S - 1)]^T$.

Les ondes exploratrices sont séquentiellement transmises au système d'imagerie avec un retard Δn (chronologie sur la figure 5.1) et une durée $T_{impulsion}$ correspondant à 100% de la bande passante fractionnaire du transducteur. Le retard Δn est choisi en fonction de la profondeur d'exploration D comme $\Delta n \geq 2 \cdot D/c_w$ avec c_w la célérité de l'onde dans l'eau. Ces paramètres garantissent la résolution spatiale dans l'image.

Enfin, pour obtenir une puissance constante du signal transmis $\mathbf{x}_{k,m}$ égale à $P_{x_{ref}}$, l'amplitude de la commande stochastique est ajustée telle que :

$$A_{k,m} = \sqrt{\frac{A_0^2 \cdot P_{x_{ref}}}{\mathbf{w}_{k,m}^T \cdot \mathbf{w}_{k,m}}} \quad (5.3)$$

où la puissance $P_{x_{ref}}$ est calculée pour un signal \mathbf{x}_{ref} qui est la réponse impulsionnelle du transducteur avec une amplitude A_0 . La puissance du signal émis $\mathbf{x}_{k,m}$ reste constante en ajustant l'amplitude du signal $A_{k,m}$.

5.1.2 Onde imageante

L'onde imageante \mathbf{x}_k^* est le résultat de la seconde étape de chaque itération k . Elle est choisie comme la meilleure solution individuelle parmi les M_{GA} signaux d'exploration $\mathbf{x}_{k,m}$:

$$\mathbf{x}_k^* = \underset{m=1, \dots, M_{GA}}{\operatorname{argmax}}_{\mathbf{x}_{k,m}} [\mathbf{J}_{k,m}(\mathbf{x}_{k,m})]. \quad (5.4)$$

Cette onde imageante \mathbf{x}_k^* est envoyée au système d'imagerie afin d'acquérir les lignes radiofréquences \mathbf{z}_k^* et de construire une image en niveau de gris à partir des enveloppes de ces N_l échos respectifs \mathbf{z}_k^* .

Il est important de noter que l'onde imageante est la même pour toutes les lignes d'image, afin d'assurer une résolution axiale uniforme. Par ailleurs, le processus d'optimisation peut être arrêté selon deux critères : soit le critère J atteint une valeur désirée $J_{desired}$, soit le nombre d'itérations dépasse une limite fixée à l'avance.

5.2 Application à l'imagerie par inversion d'impulsion

En imagerie harmonique de tissu, le système d'imagerie peut inclure une étape d'inversion d'impulsions dans l'étape de l'extraction des nonlinéarités [Ménigot et Girault, 2016b].

5.2.1 Extraction en imagerie par inversion d'impulsions

La méthode d'inversion d'impulsions [Simpson *et al.*, 1999] peut extraire les composantes harmoniques de l'interaction nonlinéaire entre l'excitation et le milieu, quel que soit le signal transmis. Elle consiste à transmettre séquentiellement le signal \mathbf{x} , puis le même signal mais en opposition de phase $-\mathbf{x}$.

À l'aide d'un exemple simple, nous démontrons que ce principe reste vrai quel que soit \mathbf{x} . Premièrement, le signal émis \mathbf{x} peut être découpé en deux parties composées chacune de deux composantes fréquentielles telles que :

$$x^\pm(n) = x_1^\pm(n) + x_2^\pm(n), \quad (5.5)$$

où les composantes $x_1^\pm(n)$ correspondent aux composantes fondamentales à f_0 , et les composantes $x_2^\pm(n)$ à une composante harmonique, par exemple $3f_0$. Cependant, en imagerie par inversion d'impulsions, les deux signaux transmis sont en opposition de phase, c'est-à-dire $-x^+(n) = x^-(n)$; donc $-x_1^+(n) = x_1^-(n)$ et $-x_2^+(n) = x_2^-(n)$.

Nous émettons alors l'hypothèse que les échos $y^+(n)$ et $y^-(n)$ peuvent être décomposés en séries de puissance des signaux transmis :

$$\begin{cases} y^+(n) = \sum_i x_1^i(n) \approx [x_1^+(n) + x_2^+(n)] + [x_1^+(n) + x_2^+(n)]^2; \\ y^-(n) = \sum_i x_2^i(n) \approx [x_1^-(n) + x_2^-(n)] + [x_1^-(n) + x_2^-(n)]^2. \end{cases} \quad (5.6)$$

Il peut être noté qu'en pratique, le second ordre est suffisant et que la puissance est équivalente à une décomposition harmonique, car le transducteur n'est pas assez large pour recevoir les ordres supérieurs et la composante continue.

Enfin, pour construire la ligne image l , les deux échos sont additionnés :

$$\begin{aligned} z(n) &= y^+(n) + y^-(n); \\ &= 2(x_1^+(n))^2 + 4x_1^+(n) \cdot x_2^+(n) + 2(x_2^+(n))^2, \end{aligned} \quad (5.7)$$

où la composante $(x_1^+(n))^2$ correspond à la composante harmonique générée à la fréquence $2f_0$ et la composante $(x_2^+(n))^2$ à la composante harmonique générée à la fréquence $4f_0$. De plus, l'intermodulation entre les composantes $x_1^+(n) \cdot x_2^+(n)$ génère des composantes harmoniques aux fréquences $2f_0$ ($= 3f_0 - f_0$) et $4f_0$ ($= 3f_0 + f_0$). Ainsi, la transmission directe des composantes $x_1^+(n)$ et $x_2^+(n)$ à f_0 et $2f_0$ est supprimée de la ligne radiofréquence $z(n)$. Seules les composantes harmoniques issues de l'interaction nonlinéaire entre l'excitation et le milieu subsistent. Cependant, le transducteur n'étant pas assez large, la ligne radiofréquence z_k est principalement composée des composantes $(x_1^+(n))^2$ et $x_1^+(n) \cdot x_2^+(n)$ à $2f_0$:

$$z(n) \approx 2(x_1^+(n))^2 + 4x_1^+(n) \cdot x_2^+(n). \quad (5.8)$$

5.2.2 Fonction de coût en imagerie harmonique de tissu

Pour chacune des M_{GA} solutions individuelles de l'itération k , les M_{GA} lignes radiofréquences sont analysées pour évaluer une mesure de contraste entre deux tissus différents en imagerie harmonique. La fonction de coût J est ainsi définie comme la résolution de contraste C_k entre deux zones contenant deux tissus différents [Szabo, 2004]. Les deux zones sont délimitées manuellement avant le processus d'optimisation, mais une étape de segmentation pourrait être mise en œuvre pour aider le processus de délimitation. Cependant, si le milieu comporte plus de deux types de tissus, la délimitation doit choisir une cible parmi plusieurs tissus.

Dans cette application, il est à noter que, sans perte de généralité et pour une plus grande simplicité du dispositif expérimental, chaque résolution de contraste $C_{k,m}$ a été mesurée à partir d'une seule ligne radiofréquence, plutôt qu'une image entière. De plus, bien que la résolution de contraste $C_{k,m}$ puisse être calculée à partir de l'amplitude de l'enveloppe liée à l'image en niveaux de gris, un calcul de puissance peut révéler le comportement harmonique moyen de chaque zone pour la ligne radiofréquence $z_{k,m}$, tout en évitant le calcul de l'enveloppe. Ainsi les résolutions de contraste $C_{k,m}$ ont été définies comme la différence normalisée entre la puissance harmonique $P_{1,m}$ rétrodiffusée par la zone du premier tissu et la puissance harmonique $P_{2,m}$ rétrodiffusée par la zone du second tissu [Szabo, 2004] comme suit :

$$C_{k,m} = \frac{P_{1,m} - P_{2,m}}{P_{1,m} + P_{2,m}}. \quad (5.9)$$

5.2.3 Simulations

L'optimisation du contraste entre deux tissus a été appliquée à un modèle de simulation (présenté en annexe B) pour deux types d'émetteurs différents (forme d'onde bipolaire et arbitraire). La méthode a été testée 20 fois avec des initialisations aléatoires pour évaluer sa robustesse et sa reproductibilité. L'amplitude A_0 était de 200 kPa pour toutes les simulations. La durée $T_{impulsion} = 0,9 \mu s$ correspondait

à 100% de la bande passante fractionnaire du transducteur, soit 40 échantillons N_s selon le taux d'échantillonnage ($f_s = 46$ MHz) du modèle. L'efficacité de la méthode a été comparée à celle de deux impulsions sinusoidales modulées par une Gaussienne [Hossack *et al.*, 2000, Ma *et al.*, 2005], avec la même bande passante que les signaux stochastiques. Les fréquences d'émission étaient (i) les deux tiers de la fréquence centrale f_c du transducteur ($2/3f_c = 2,67$ MHz) [Hossack *et al.*, 2000], et (ii) la fréquence optimale $f^* = 1,9$ MHz obtenue par la commande optimale paramétrique (chapitre 4).

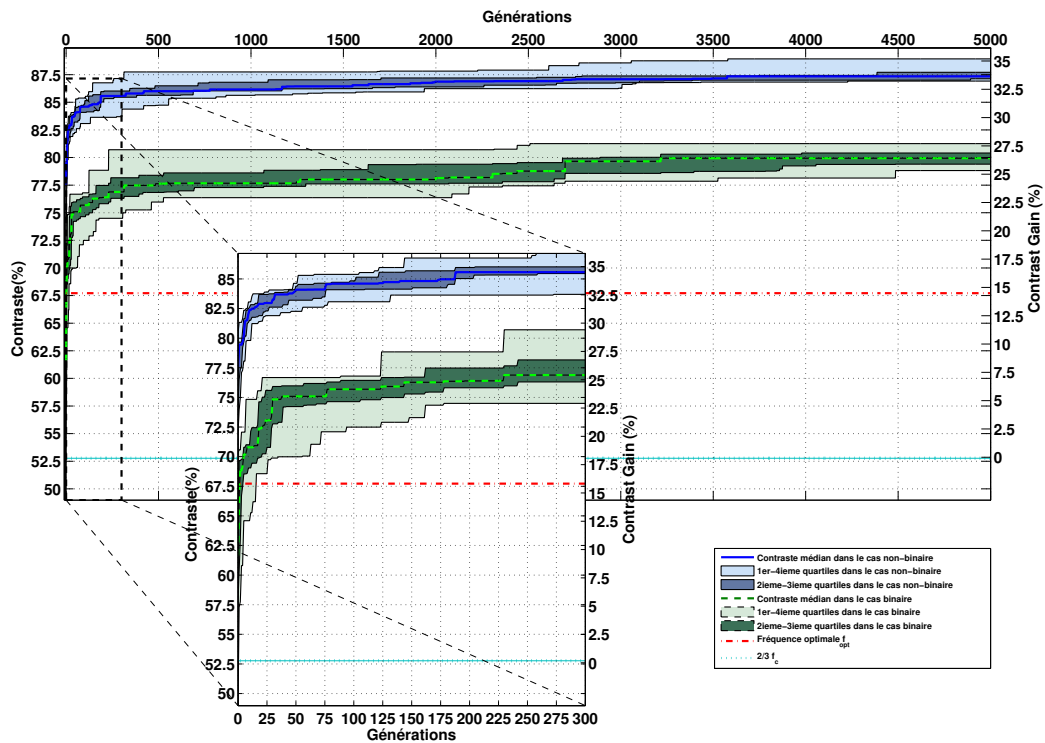


FIGURE 5.2 – Distributions statistiques du contraste optimisé par un signal stochastique binaire ou un signal stochastique discret pour vingt simulations. Les optimisations ont été comparées à deux impulsions sinusoidales où la fréquence d'émission était à la fréquence optimale et aux deux tiers de la fréquence centrale du transducteur.

La figure 5.2 illustre l'évolution du contraste C en fonction de la génération k , avec ou sans contrainte binaire sur la commande (générateur binaire ou arbitraire). Avec l'optimisation fréquentielle (ligne pointillée rouge dans figure 5.2), la solution sous-optimale de la commande paramétrique offrait déjà un gain de 15% par rapport au contraste du signal à fréquence usuelle (ligne pointillée cyan dans figure 5.2). Toutefois, la meilleure commande stochastique binaire augmentait le contraste de 27% en moyenne. Quand le nombre de degrés de liberté était grand, il pouvait encore croître de 8% en moyenne. Il n'était pas nécessaire d'attendre beaucoup de générations pour approcher le contraste optimal, puisqu'un nombre de générations pouvait être réduit à 300. Cela donnait un bon compromis entre contraste et durée. De plus, une seule génération avec des commandes stochastiques discrètes suffisait pour dépasser le contraste de la commande optimale de fréquence (contraste entre 72% et 80%). Avec la commande binaire stochastique, sept générations étaient requises pour avoir la même propriété (contraste entre 68% et 75%), à cause de la limitation du nombre de degrés de liberté.

Les figures 5.3 et 5.4 montrent les signaux d'entrée et de sortie, les spectres, les ondes à la sortie du transducteur, et les lignes radiofréquences pour les meilleures ondes imageantes avec (i) la meilleure commande stochastique binaire et (ii) la meilleure commande stochastique discrète \mathbf{w}^* , respectivement. La meilleure onde imageante avait plusieurs composantes dans la bande passante du transducteur,

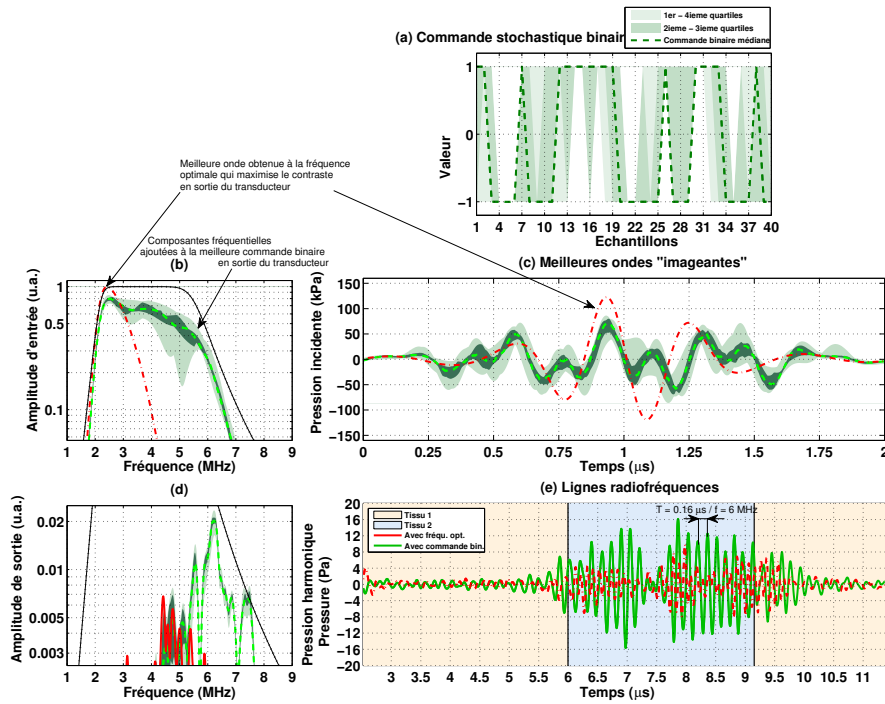


FIGURE 5.3 – (a) Distribution des échantillons de la commande binaire parmi les vingt simulations. (c) Ondes transmises à la sortie du transducteur pour la commande optimale binaire \mathbf{w}^* . (b) Spectres respectifs. (e) Ligne radiofréquence médiane. (d) Spectres respectifs.

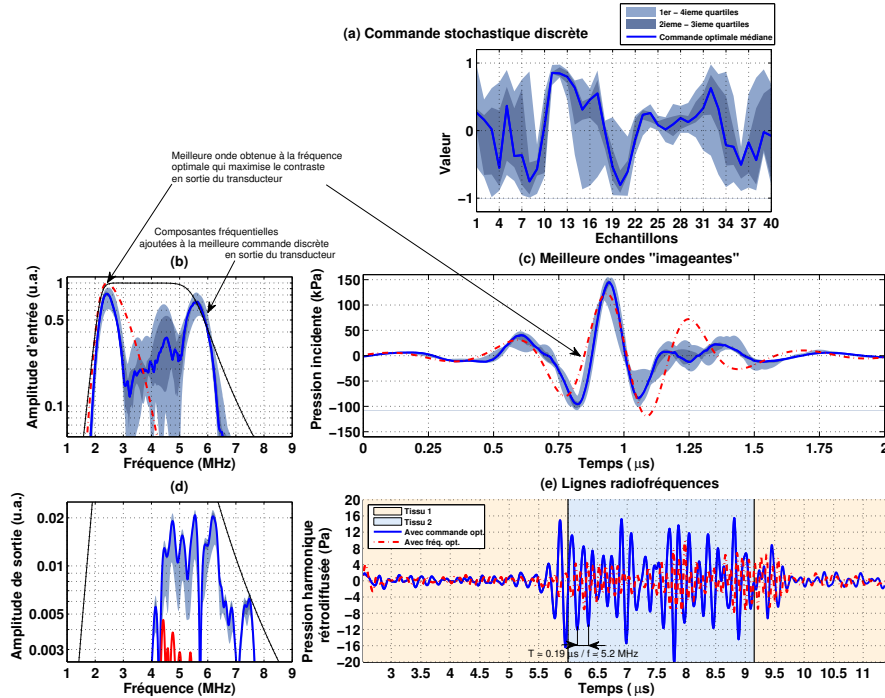


FIGURE 5.4 – (a) Distribution des échantillons de la commande discrète parmi les vingt simulations. (c) Ondes transmises à la sortie du transducteur pour la commande optimale discrète \mathbf{w}^* . (b) Spectres respectifs. (e) Ligne radiofréquence médiane. (d) Spectres respectifs.

dont une composante fondamentale à la même fréquence que l'onde à fréquence optimale, mais avec une amplitude réduite pour répartir la puissance sur d'autres composantes fréquentielles, notamment autour de trois fois la fréquence fondamentale (2 à 6 MHz). Les résultats sont comparés à des impulsions sinusoïdales à la fréquence optimale f^* .

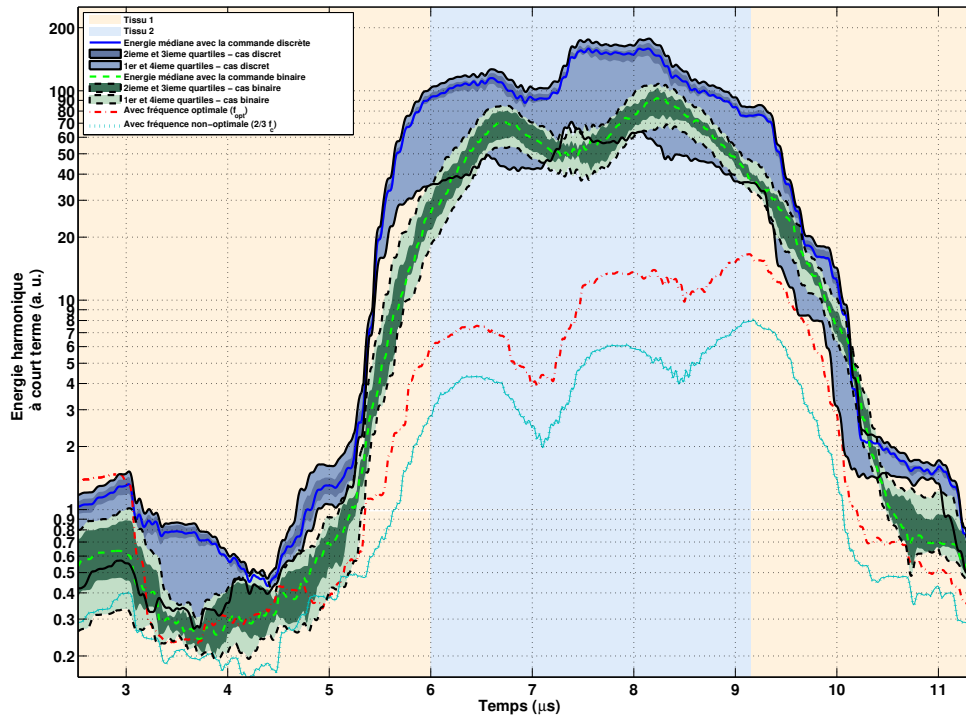


FIGURE 5.5 – Simulation des énergies harmoniques à court terme calculées sur une ligne radiofréquence lorsque le signal transmis était la commande stochastique discrète, la commande stochastique binaire, une impulsion sinusoïdale à la fréquence optimale et une impulsion sinusoïdale à la fréquence habituelle de $2/3f_c$.

La figure 5.5 montre les puissances harmoniques à court terme des signaux radiofréquences transmis avec les commandes optimales stochastiques binaires et discrètes, ainsi qu'avec les deux signaux à fréquence fixe. Les zones bleues et vertes indiquent la distribution statistique des puissances moyennes harmoniques pour les vingt optimisations. Il a ainsi été possible d'obtenir un meilleur contraste sur la ligne radiofréquence et de montrer l'efficacité des commandes optimales proposées.

Enfin, la figure 5.6 affiche les images synthétiques obtenues avec les commandes optimales stochastiques binaires et discrètes, ainsi que les signaux à fréquence fixe. L'optimisation a été faite pour la ligne radiofréquence centrale de la région d'intérêt et le même signal transmis a été utilisé pour toutes les lignes radiofréquences de l'image.

5.2.4 Expériences

Un système ultrasonore à un seul transducteur (décrit en annexe C) a confirmé expérimentalement les résultats de simulation.

La figure 5.7a illustre l'optimisation du contraste C avec ou sans contrainte binaire sur la commande. Ces résultats sont comparés aux signaux à fréquence fixe. Les optimisations ont été arrêtées après 330 générations proches de la convergence obtenue en simulation. Ces résultats sont cohérents

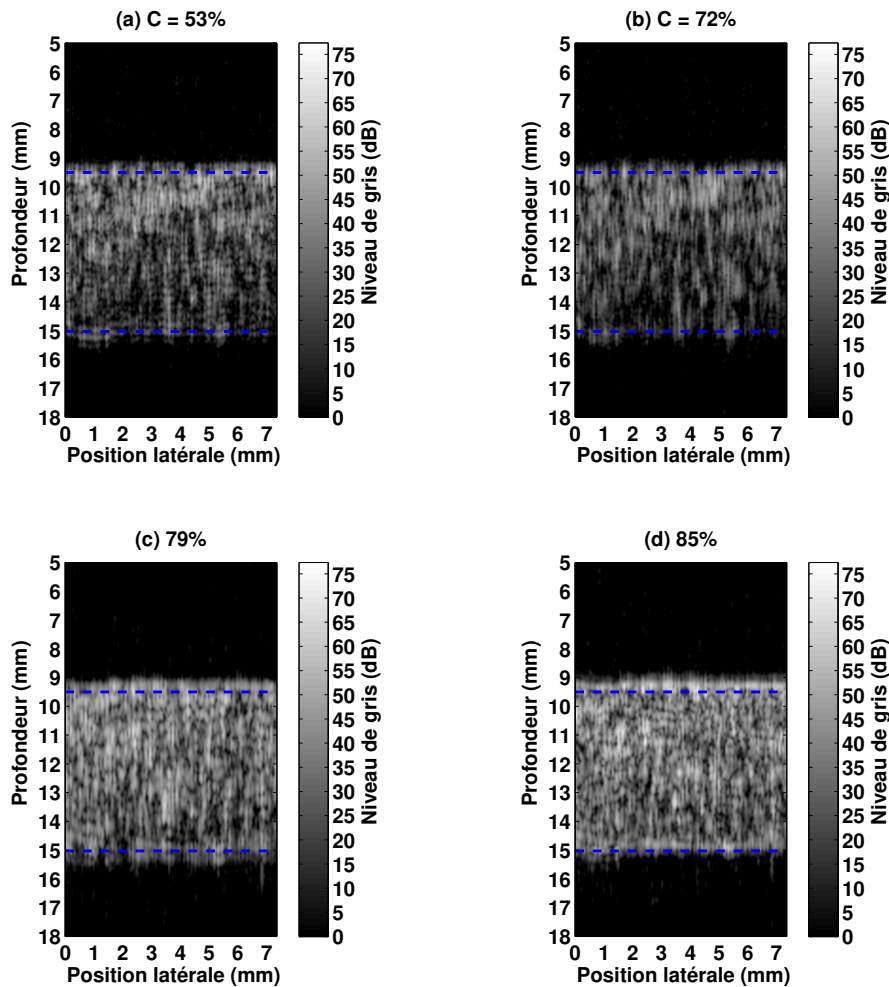


FIGURE 5.6 – Images synthétiques utilisant (a) une impulsion sinusoïdale aux deux tiers de la fréquence centrale du transducteur $2/3f_c$, (b) une impulsion sinusoïdale à la fréquence optimale, (c) la meilleure commande stochastique binaire et (d) la meilleure commande stochastique discrète.

avec la simulation. Avec la commande paramétrique de fréquence, un gain de 6% est obtenu par rapport au signal à fréquence habituelle. Le gain était de 11% avec la commande binaire et de 17.5% avec la commande discrète.

Les figures 5.7b à 5.7h montrent les signaux, les spectres, les ondes et les lignes radiofréquences pour les commandes stochastiques et les signaux à fréquence fixe. Les ondes transmises avaient aussi d'autres composantes que la composante fondamentale dans la bande passante du transducteur. Comme en simulation, une composante haute fréquence est présente, même si leurs amplitudes étaient moins fortes. Ces composantes hautes-fréquences n'étaient pas dues aux nonlinéarités de l'électronique, car la différence entre les signaux en phases opposées était faible.

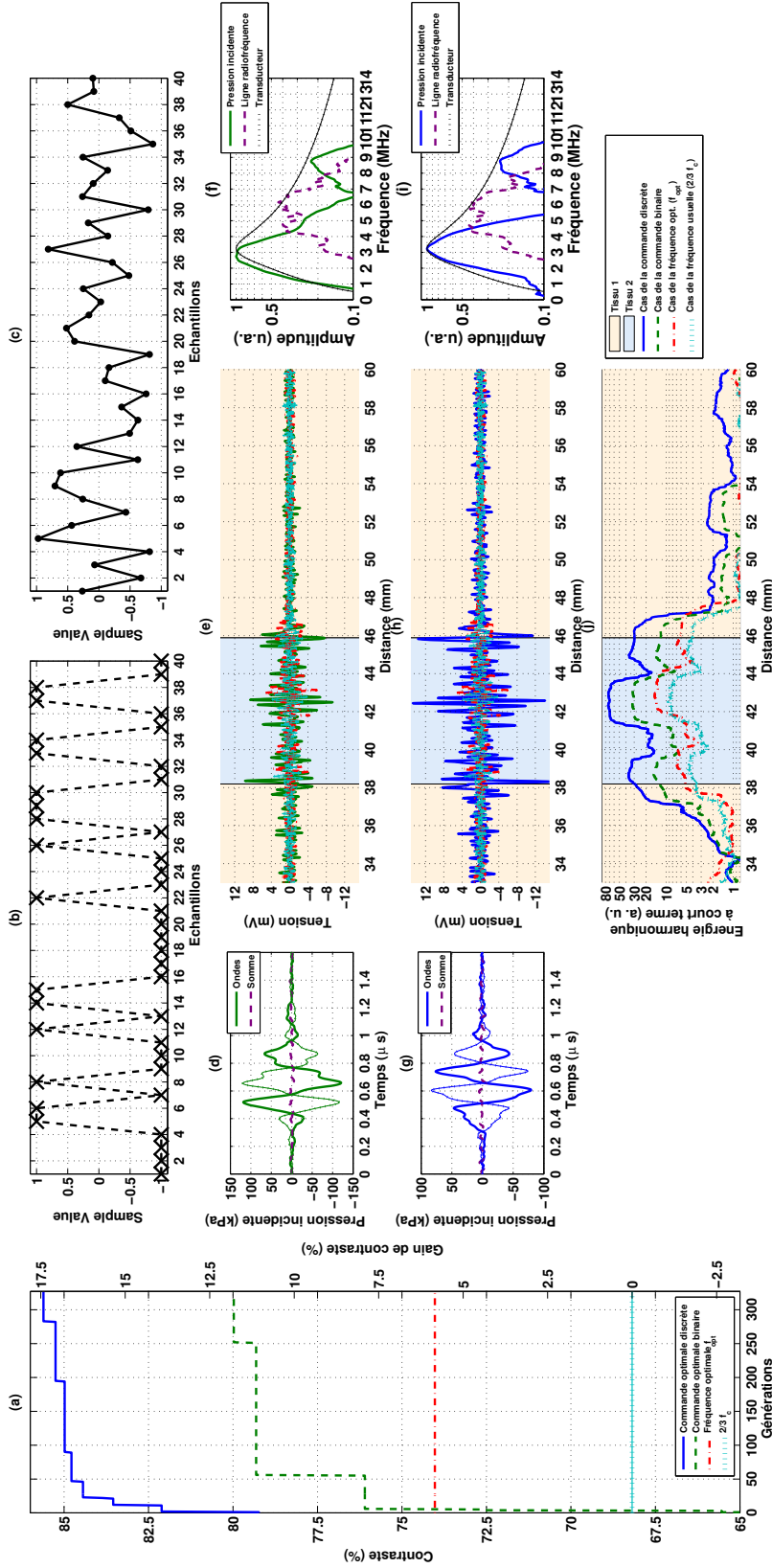


FIGURE 5.7 – Optimisation du contraste par la commande optimale stochastique binaire et la commande optimale stochastique discrète. (a) Expérience et comparaison avec deux impulsions sinusoïdales à la fréquence optimale et aux deux tiers de la fréquence centrale du transducteur. (b) et (c) Meilleure commande stochastique w^* respectivement (signaux de radiofréquence et leur somme). (d) et (g) Ondes transmises respectives. (e) et (h) Lignes de radiofréquences correspondantes. (e) Leurs énergies harmoniques à court terme respectives. (f) et (i) Spectres des ondes transmises et rétrodiffusées. La bande passante du transducteur est ajoutée par une ligne noire.

La figure 5.8 montre les images expérimentales obtenues avec les commandes stochastiques et les signaux à fréquence fixe. Les images expérimentales montraient une augmentation du contraste C entre les deux tissus, proche des résultats précédents. Les contrastes mesurés sur l'ensemble de l'image étaient légèrement inférieurs à ceux mesurés sur les lignes radiofréquences centrales, car la distribution du diffuseur devait varier selon les lignes. De plus, la configuration expérimentale n'a pas permis de centrer l'inclusion dans l'image. Le processus d'optimisation a donc favorisé la réduction de la contribution de la seconde partie du tissu 1 plutôt que de la première partie.

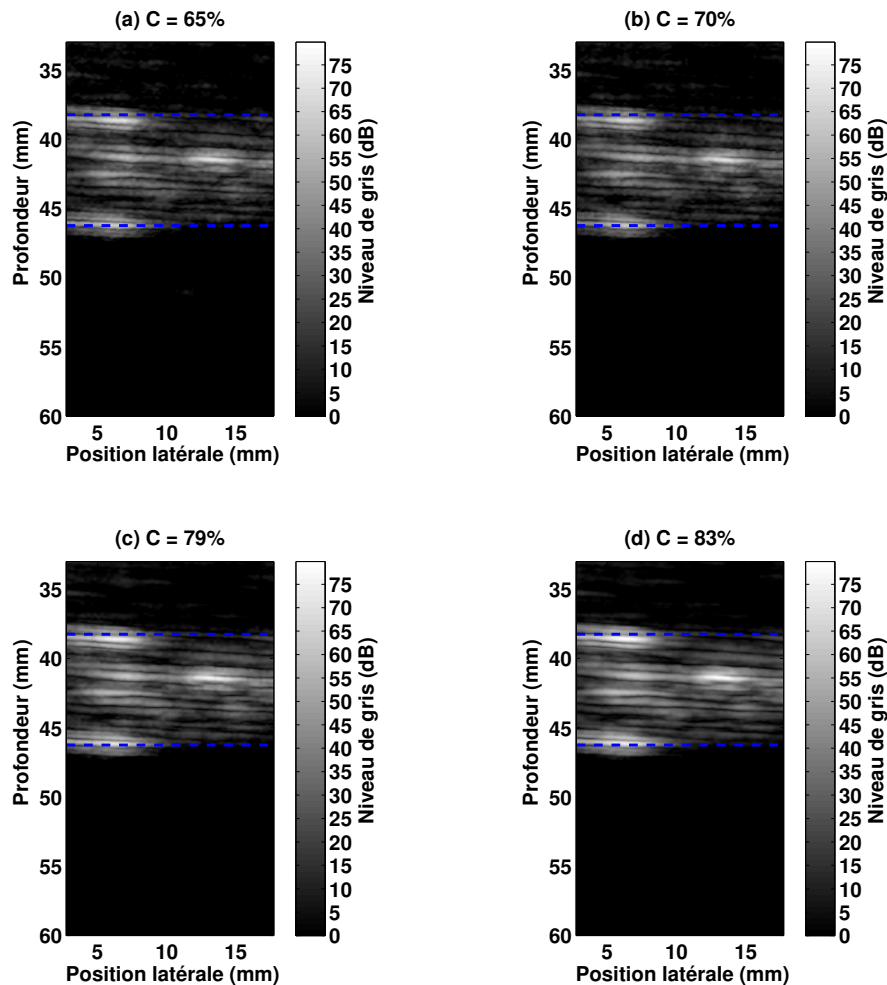


FIGURE 5.8 – Images expérimentales utilisant (a) une impulsion sinusoïdale aux deux tiers de la fréquence centrale du transducteur $2/3f_c$, (b) une impulsion sinusoïdale à la fréquence optimale, (c) la meilleure commande stochastique binaire et (d) la meilleure commande stochastique discrète.

5.2.5 Extension à l'imagerie de contraste

La commande optimale a aussi été adaptée à l'imagerie ultrasonore de contraste [Ménigot et Girault, 2013b]. Dans ce cas, la fonction de coût J est le CTR (*Contrast-to-Tissue Ratio*), qui mesure le rapport de puissance entre le tissu perfusé $P_{b,k}$ et le tissu non-perfusé $P_{t,k}$

[Phukpattaranont et Ebbini, 2003] :

$$CTR_k = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{P_{b,k}}{P_{t,k}} \right). \quad (5.10)$$

De plus, la commande optimale \mathbf{w}_k est contrainte à être ternaire (c'est-à-dire avec des valeurs -1, 0 ou 1), pour tenir compte de la complexité du générateur.

En simulation (annexe B), la figure 5.9 illustre le meilleur CTR en fonction de la génération k . Ce résultat est comparé aux signaux à fréquence fixe. Après 239 générations, le CTR était optimal et supérieur à la commande de fréquence. Le gain était de 3,9 dB par rapport au signal à fréquence habituelle, et de 0,8 dB par rapport au signal à fréquence optimale f_{opt} . Ces résultats sont similaires à ceux de l'imagerie harmonique de tissu. Toutefois, pour une application expérimentale, le nombre d'itérations devrait être réduit pour éviter la destruction de microbulles.

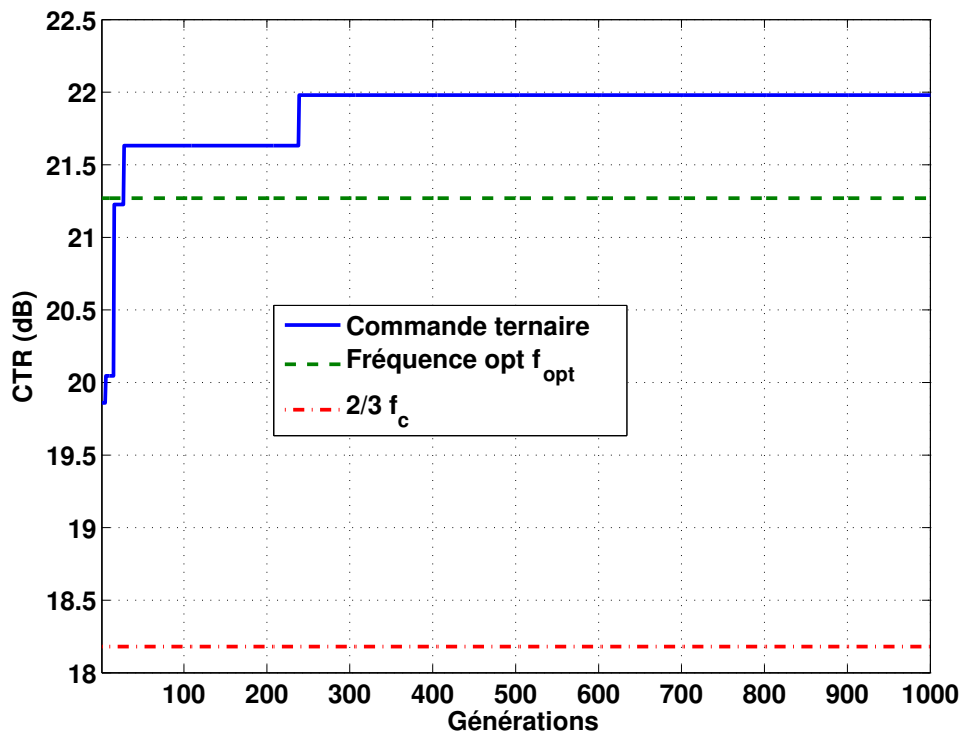


FIGURE 5.9 – Simulation d'optimisation automatique du CTR par une commande optimale stochastique ternaire. L'optimisation a été comparée à deux signaux ternaires où la fréquence d'émission était à la fréquence optimale et aux deux tiers de la fréquence centrale du transducteur.

5.3 Application au contrôle non-destructif

5.3.1 Commande optimale stochastique préfiltrée

Dans un contexte de détection de teneur en graisse dans le lait, il est possible d'optimiser le rapport signal-sur-bruit (SNR) entre une référence (lait sans amas de matière grasse) et amas de matière grasse. Pour gagner en vitesse de convergence, la commande \mathbf{w} est préfiltrée [Ménigot *et al.*, 2019b].

La fréquence de coupure basse du préfiltre est la même que celle du transducteur à -3 dB, soit 2,4 MHz. La fréquence de coupure haute est choisie pour avoir au moins la même bande passante que le transducteur. La figure 5.10a montre l'optimisation du SNR en fonction de la génération k pour les 3 fréquences de coupures hautes du préfiltre. Le SNR converge plus vite avec le préfiltre qu'avec la

commande sans préfiltrage. Avec la fréquence de coupure haute de 5,6 MHz, le SNR de 8,25 dB est atteint avec 4 itérations, contre 12 itérations sans préfiltrage.

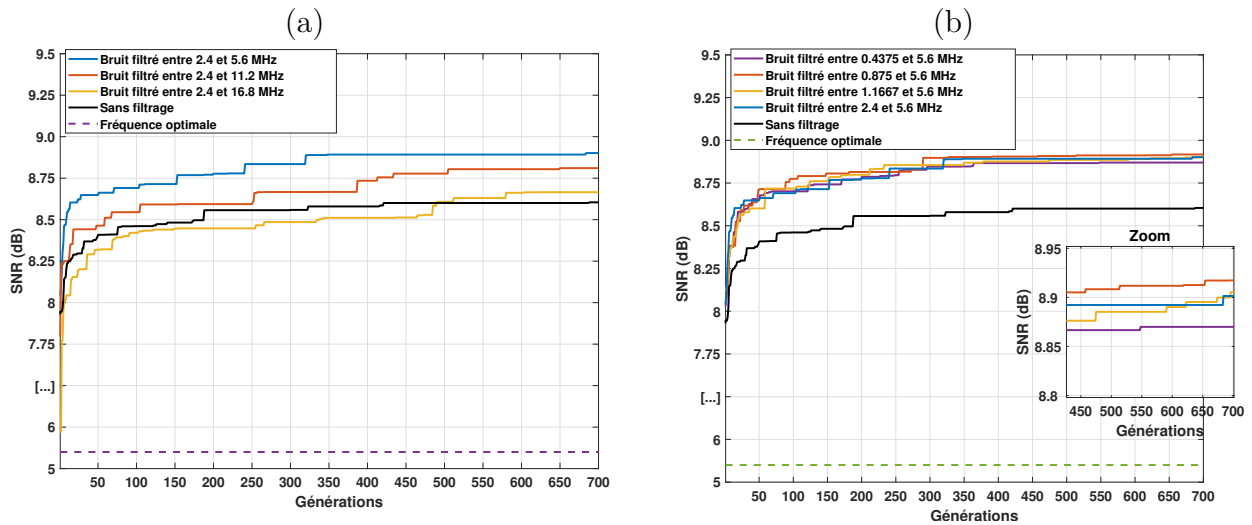


FIGURE 5.10 – (a) Simulation d’optimisation automatique du SNR par une commande optimale stochastique préfiltrée. La fréquence de coupure basse de la forme d’onde préfiltrée est fixée à la même valeur que la fréquence de coupure basse du transducteur, *soit* 2,4 MHz. (b) Simulation d’optimisation automatique du SNR par une commande optimale stochastique préfiltrée. Le SNR indiqué ici est la médiane pour 10 simulations. La fréquence de coupure haute de la forme d’onde préfiltrée est fixée à la même valeur que la fréquence de coupure haute du transducteur, *soit* 5,6 MHz. Les SNR indiqués ici sont les médianes pour 10 simulations. A titre d’illustration, l’optimisation sans aucune contrainte sur la bande passante est représentée en noir, ainsi que le cas d’une impulsion à la fréquence optimale.

La figure 5.10b montre l’optimisation du SNR, en fonction de la génération k , pour les 4 fréquences de coupures basses du préfiltre et en fixant la fréquence de coupure haute du préfiltre à 5,6 MHz. Le SNR maximal est toujours plus élevé avec le préfiltrage qu’avec la commande sans préfiltrage ou avec les fréquences de coupure hautes de la figure 5.10b. Cependant, quelle que soit la fréquence de coupure basse, le SNR reste élevé.

5.3.2 Commande optimale stochastique appliquée aux solides

Par extension du section 4.2, la commande optimale stochastique est adaptée au contrôle non-destructif des solides (section 4.2), en utilisant le rapport NLR comme fonction de coût. Les composantes linéaires E_{lin} et harmoniques E_{NL} du signal sont extraites par filtrage adapté, où les filtres h_m deviennent respectivement le signal d’entrée et le signal d’entrée au carré. Cette commande optimale est alors appliquée dans le même contexte que la commande optimale paramétrique, avec la même durée du signal d’entrée. Le nombre d’échantillons composants \mathbf{w} est donc de 88, avec une fréquence d’échantillonnage à 6,25 MHz.

Après 540 générations, la commande optimale stochastique permet d’atteindre un NLR de -1,2 dB (figure 5.11), supérieur à celui obtenu avec la commande optimale de fréquence. Il est supérieur de 4,8 dB par rapport au -6 dB obtenu avec une commande optimale de fréquence à 1,35 MHz. Notez que la comparaison directe avec la commande optimale paramétrique présentée en chapitre 4 n’est pas possible, puisque le calcul de la fonction de coût est légèrement différent.

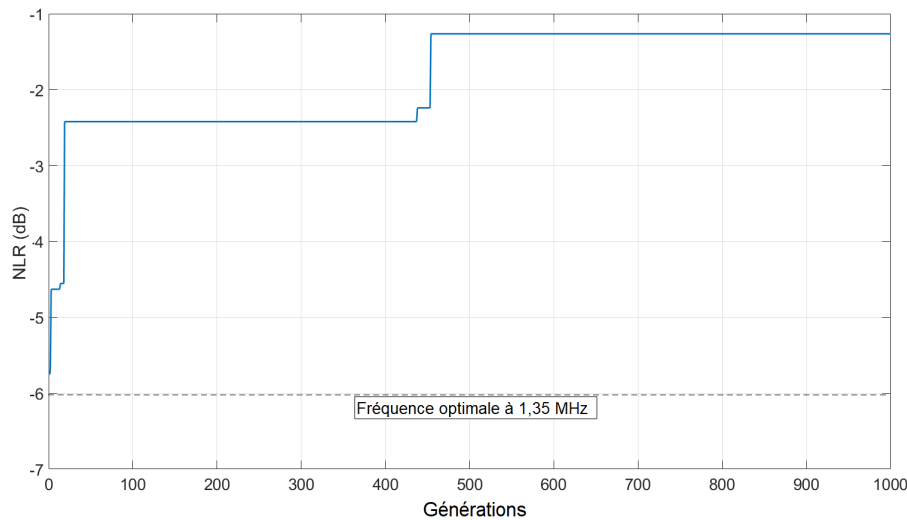


FIGURE 5.11 – Expérience de l’optimisation du rapport NLR par la commande optimale stochastique discrète. L’optimisation est comparée à une impulsion sinusoïdale où la fréquence fixe d’émission était à la fréquence optimale.

5.4 Discussions

L’optimisation automatique d’une fonction de coût exprimant la qualité de l’image ou la capacité à détecter un défaut pour un système ultrasonore non linéaire a été réalisée, en utilisant des séquences stochastiques. Cette méthode a été appliquée à divers contextes de l’imagerie médicale et du contrôle non-destructif. Elle repose sur les avantages suivants :

- alors qu’un simple filtre adapté peut suffire dans le cas d’un milieu linéaire, elle propose une extension en présence de nonlinéarités ;
- elle fournissait la meilleure commande optimale stochastique pour chaque milieu exploré, en fonction de la contrainte sur la commande ;
- elle augmentait la fonction de coût au-delà des performances avec une simple impulsion sinusoïdale à la fréquence f_0 . Toutes les meilleures ondes « imageantes » étaient des commandes stochastiques filtrées composées de plusieurs composantes fréquentielles. Les composantes basses fréquences permettaient de générer les composantes de deuxième harmonique rétrodiffusées, tandis que les composantes hautes fréquences associées aux composantes basses fréquences amplifiaient la génération de puissance harmonique rétrodiffusée par intermodulation ;
- elle ne nécessitait pas d’informations *a priori* sur le milieu ou le transducteur, car la fonction de coût était basée sur les signaux mesurés. Seules les informations *a priori* sur la position de la cible ou les harmoniques à détecter pouvaient influencer le choix de la fonction de coût.

Les performances de la méthode dépendaient du nombre de degrés de liberté de la commande, qui était fonction du type de générateur de signaux électriques. L’optimisation a été adaptée à ce choix en modifiant le tirage aléatoire des échantillons de l’excitation. Il a été observé que plus le nombre de degrés de liberté était élevé, plus le contraste pouvait être élevé. Toutefois, cela rendait l’optimisation plus difficile. Il a donc été proposé de préfiltrer la commande pour éliminer les fréquences trop éloignées de la bande passante du transducteur.

Enfin, la durée d’optimisation peut être cruciale pour une future intégration dans un système d’imagerie ultrasonore. La valeur minimale souhaitée de la fonction de coût et la fréquence d’image maximale du système d’imagerie sont les principaux facteurs impactant la durée d’optimisation. En

effet, la durée d'optimisation est proportionnelle au « nombre de générations nécessaires pour atteindre la valeur souhaitée » \times « le nombre de solutions individuelles par génération M_{GA} » / « la fréquence d'image du système ». Des pistes pour réduire la durée d'optimisation peuvent être envisagées, comme utiliser une optimisation plus courte, voire une réduction jusqu'à une seule génération.

Pour conclure, j'ai montré que le système ultrasonore non linéaire habituel était loin du contraste optimal. Avec une simple optimisation de la fréquence, il a été possible d'améliorer les performances. Cependant, pour être proche des performances optimales, un générateur bipolaire de séquences stochastiques était au minimum requis, mais seul le générateur de séquences stochastiques donne les meilleures performances. L'optimisation de l'onde ultrasonore devait aussi prendre en compte l'ensemble du système d'imagerie, depuis le transducteur jusqu'à la réception électronique en passant par le milieu exploré. Il n'est donc pas possible d'optimiser une forme d'onde une fois pour toutes, mais il faut que le processus d'optimisation soit réalisé pour chaque milieu exploré. En comparaison avec les méthodes conventionnelles, même si le système peut devenir plus complexe et peut réduire la fréquence d'images, l'optimisation est robuste et peut atteindre un contraste plus élevé rapidement.

RETOURNEMENT TEMPOREL POUR L'IMAGERIE ULTRASONORE HARMONIQUE

Contexte

Cette thématique se focalise sur une alternative à la commande optimale stochastique pour des pré-traitements de l'étape 1 (figure 1.3) appliqués aux systèmes d'imagerie ultrasonore nonlinéaire.

Lors du développement de la commande optimale stochastique, le retournement temporel était considéré comme la méthode concurrente, lorsque le milieu étudié reste linéaire.

À partir de 2016, j'ai imaginé une extension du retournement temporel adapté à l'imagerie harmonique. La méthode a été testée dans un contexte simplifié avec un seul diffuseur et un milieu aberrant [Ménigot et Girault, 2016a]. En 2020, pour continuer à développer ce concept, j'ai monté le projet *NITRAT*, financé par le RFI WISE International, en partenariat avec l'université de SHERBROOKE, ce qui a permis d'étendre le principe à une simulation dans un milieu plus complexe.

LE *design* de la forme d'onde peut être optimisé selon deux voies : spatialement, par la formation de faisceaux [Johnson et Dudgeon, 1992], ou temporellement, par le choix des séries temporelles transmises à la sonde.

La formation de faisceaux spatial peut être obtenue à partir d'un processus optimal et adaptatif [Synnevag *et al.*, 2007], mais les solutions d'excitations codées pour l'imagerie harmonique (par exemple l'inversion d'impulsion) sont non-optimales. La question de l'optimisation temporelle de la forme d'onde reste ouverte.

Ainsi, le milieu ciblé devrait être considéré pour déterminer les paramètres de l'excitation, en utilisant la commande optimale qui consiste à chercher l'excitation qui fournit la meilleure qualité de l'image (chapitres 4 et 5). Ce processus itératif prend tout son sens dans le cas de l'imagerie nonlinéaire pour rehausser les composantes harmoniques de la région d'intérêt ciblée. Cependant, il peut nécessiter de nombreuses itérations avant de trouver une solution satisfaisante.

La solution idéale devrait s'appuyer sur ces deux voies. Le retournement temporel permet d'optimiser le rapport signal-sur-bruit (SNR) en combinant l'optimisation spatiale et temporelle de la forme d'onde, grâce à un filtre adapté physique :

$$\max_{p(t)} SNR = \max_{p(t)} \frac{\mathbb{E}([p(t) * h(t) + w(t)]^2)}{\mathbb{E}([w(t)]^2)}, \quad (6.1)$$

avec \mathbb{E} le symbole de l'espérance mathématique, $p(t)$ le filtre adapté, $h(t)$ le système physique et $w(t)$ un bruit pouvant corrompre la sortie du système. La solution de ce problème s'obtient en utilisant l'inégalité de CAUCHY-SCHWARZ :

$$p(t) = K \cdot h(-t), \quad (6.2)$$

avec K une constante. Cette solution met en avant le principe d'inversion du temps et rend possible la focalisation de l'onde sur de petites inhomogénéités, sans l'information *a priori* du milieu et même si le milieu crée des aberrations de phases [Fink, 1992]. Son principe consiste à envoyer une première onde et à rétro-propager les échos retournés temporellement. Bien que le retournement temporel reste valide en présence de nonlinéarités tant qu'il n'y a pas de formation d'onde de choc, il réduit les composantes harmoniques [Tanter *et al.*, 2001], puisque l'onde revit sa propagation passée. Cette propriété a été utilisée pour réduire les composantes harmoniques du tissu en imagerie de contraste [Couture *et al.*, 2008] ou pour analyser les caractéristiques nonlinéaires [Tournat *et al.*, 2006, Ulrich *et al.*, 2007].

Cependant, cette méthode ne permet donc pas de maximiser les composantes harmoniques provenant de la propagation.

Une méthode combinant le retournement temporel avec les harmoniques a été proposée pour refocaliser linéairement la composante à $2f_0$ vers les inhomogénéités générant des nonlinéarités [Goursolle *et al.*, 2008]. Cette méthode consiste à extraire le deuxième harmonique à $2f_0$ par inversion d'impulsions, lorsque la première onde est à la fréquence f_0 , puis à le rétropropager. Cependant, un retournement temporel direct du deuxième harmonique n'est pas un filtre adapté qui optimise le SNR des composantes harmoniques, puisque la rétropropagation à $2f_0$ est linéaire.

Pour comprendre ce principe, il faut essayer de modéliser le système ultrasonore nonlinéaire. Considérons l'équation d'onde nonlinéaire avec source sans atténuation (modèle tronqué) :

$$\rho \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} - \frac{\partial}{\partial x} \left(\rho c^2 \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{1}{2} \frac{B}{A} \left(\frac{\partial u}{\partial x} \right)^2 \right) = S_o(x_0, t), \quad (6.3)$$

avec t le temps, u le déplacement local du milieu, c la célérité de l'onde, ρ la masse volumique, B/A le coefficient de nonlinéarité du milieu, $S_o(x_0, t)$ la source de l'onde à son origine x_0 et au temps t . En discrétisant l'équation aux dérivées partielles avec

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = \frac{u(x, t - \Delta t) - 2u(x, t) + u(x, t + \Delta t)}{\Delta t^2}, \quad (6.4)$$

et, puisque la source rayonne, en posant :

$$u(x, t - k\Delta t) = S \left(x_0, t - \frac{x - x_0}{c} - k\Delta t \right), \quad (6.5)$$

l'équation de la propagation peut s'écrire sous la forme d'un modèle de Volterra (annexe E) :

$$\begin{aligned} u(x, t + \Delta t) \propto & \sum_k \beta_{1,k} S \left(x_0, t - \frac{x - x_0}{c} - k\Delta t \right) + \\ & \sum_k \sum_l \beta_{2,k,l} S \left(x, t - \frac{x - x_0}{c} - k\Delta t \right) \cdot S \left(x, t - \frac{x - x_0}{c} - l\Delta t \right), \end{aligned} \quad (6.6)$$

avec $k \in \mathbb{N}^+$, $\beta_{1,k}$ et $\beta_{2,k,l}$ deux coefficients caractérisant la propagation. Ainsi, en simplifiant cette modélisation avec l'élimination des termes croisés, le système peut être modélisé par un modèle de HAMMERSTEIN polynomial, où la nonlinéarité est séparée de la linéarité. Dans le retournement temporel, seul le premier canal dédié à la sortie linéaire est considéré. Donc, après la transmission de la composante fondamentale (à f_0) retournée temporellement, le SNR de la composante linéaire est optimal, grâce au filtre adapté du premier canal. Cependant, trouver l'onde optimale pour la génération harmonique signifie créer un filtre adapté pour le deuxième canal et sa solution n'est pas triviale. En effet, après la transmission du deuxième harmonique (à $2f_0$) retournée temporellement, d'une part, la composante rétropropagée à $2f_0$ est liée au processus linéaire du premier canal. D'autre part, les nonlinéarités doublent la fréquence à $4f_0$ à cause de la fonction carrée dans le deuxième canal. Le filtre adapté pour le deuxième harmonique est donc perturbé par l'effet nonlinéaire (modélisé ici par une fonction carrée).

Notre objectif est donc de trouver l'onde optimale pour maximiser la génération d'harmonique en tenant compte de ce doublement de fréquence et sans augmenter la puissance d'émission. J'ai ajusté le retournement temporel en ajoutant une nouvelle étape. En supposant que le système ultrasonore peut être modélisé comme un modèle de HAMMERSTEIN, le filtre adapté pour les harmoniques pourrait être obtenu en inversant le temps et en annihilant les effets harmoniques. Cette annihilation est obtenue en inversant la fonction responsable de l'effet nonlinéaire dans le modèle de HAMMERSTEIN. La faisabilité d'une telle solution est évaluée afin de n'amplifier que le deuxième harmonique, à partir de simulations.

6.1 Amplification du deuxième harmonique

L'amplification harmonique repose sur une extension au cas nonlinéaire du filtre adapté qui maximise le SNR harmonique en sortie du système. Cette solution met en avant le principe d'inversion du temps, selon deux étapes (figure 6.1). La première étape (interrupteurs en position 1) consiste à envoyer une première excitation standard $x_{standard}(n)$. Notez ici que dans un but de faire de l'imagerie, j'ai choisi l'imagerie par onde plane [Montaldo *et al.*, 2009] (pour cette étape initiale), où tous les éléments transducteurs de la sonde ultrasonore sont excités simultanément. Les composantes rétrodiffusées du deuxième harmonique $z_{NL}(n)$ sont ensuite extraites par un modèle de HAMMERSTEIN. Cependant, en rétropropageant directement les signaux harmoniques, les composantes à $2f_0$ seraient dues à un effet linéaire, puisque le sous-système décrivant le comportement harmonique double la fréquence. Ainsi, dans un deuxième temps (interrupteurs en position 2), il faut annihiler les effets nonlinéaires en inversant la contribution nonlinéaire, puis en inversant le temps. Ce signal optimal $x^*(n)$ est finalement rétro-propagé dans le milieu.

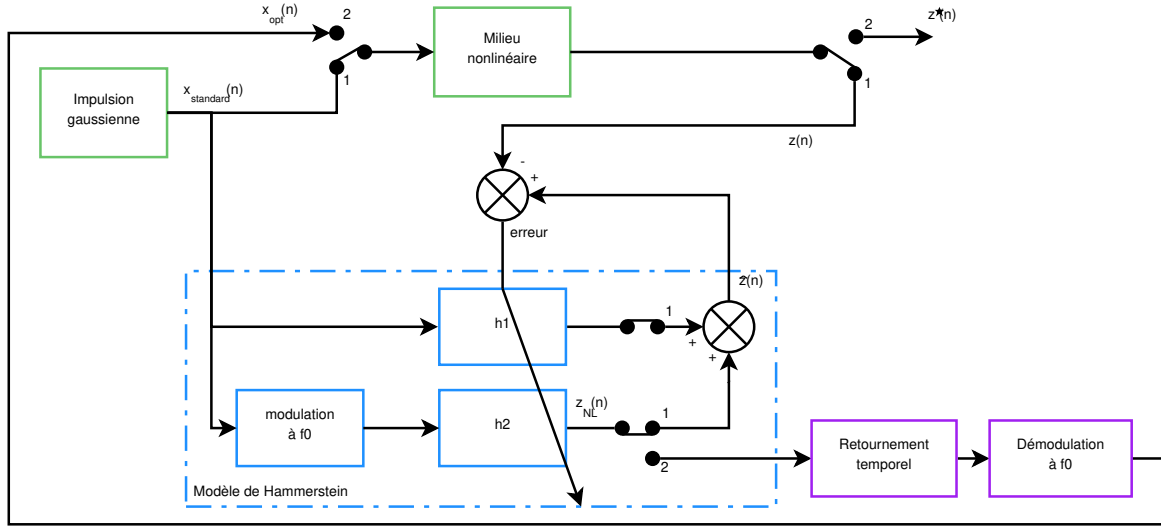


FIGURE 6.1 – Schéma fonctionnel de l'amplification harmonique par retournement temporel basé sur un modèle de HAMMERSTEIN. Les fonctions vertes sont l'imagerie standard. En mettant les commutateurs en position 1, les composantes du deuxième harmonique peuvent être extraites par le modèle de HAMMERSTEIN en bleu. Enfin, les composantes du deuxième harmonique sont utilisées pour optimiser les harmoniques rétrodiffusés dans le violet.

6.1.1 Extraction harmonique

Ainsi, après la réception des premiers échos, l'extraction harmonique est basée sur un modèle de HAMMERSTEIN (annexe E), qui est bien adapté pour modéliser la propagation d'une onde sans atténuation. Cependant, les fonctions polynomiales sont seulement bijectives sur \mathbb{R}^+ . Ainsi, pour garantir l'inversion des sous-systèmes, les fonctions polynomiales sont remplacées par un décalage de fréquence (figure 6.1), grâce à une modulation. Le signal modélisé $\hat{z}(n)$ du signal rétrodiffusé $z(n)$ peut ainsi s'écrire :

$$\hat{z}(n) = \sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M h_p(m) x_{standard}(n-m) \cdot C_p(n), \quad (6.7)$$

où n est le temps discret, M la mémoire du modèle de HAMMERSTEIN, P son ordre, $x_{standard}(n)$ le modèle d'entrée et $C_p(n) = \cos\left(2\pi \frac{(p-1)f_0 n}{F_s}\right)$ avec F_s la fréquence d'échantillonnage. Notez qu'ici l'ordre P doit être réglé sur 2 afin d'extraire le deuxième harmonique. Par conséquent, la modélisation de HAMMERSTEIN est résolue pour trouver les coefficients de filtre linéaire h_p . De plus, puisque les

signaux reçus ont une durée beaucoup plus importante que le signal d'excitation, il est nécessaire que la mémoire du filtre M soit égale au nombre d'échantillons du signal reçu.

L'extraction du deuxième harmonique est finalement obtenue sur les coefficients \mathbf{h}_2 par pseudo-inversion (annexe E).

6.1.2 Retournement temporel pour le deuxième harmonique

Après l'extraction du deuxième harmonique, le signal du deuxième harmonique \mathbf{z}_{NL} est inversé dans le temps. De plus, puisque nous supposons que le deuxième harmonique peut être modélisé par un décalage de fréquence et un filtre linéaire, annihiler les effets du deuxième harmonique consiste en un décalage « opposé » de fréquence par une démodulation. Cependant, ce décalage de fréquence inverse correspond à un décalage de la fréquence instantanée. Il doit prendre en compte la phase du signal du deuxième harmonique rétrodiffusé \mathbf{z}_{NL} , afin de conserver les retards des ondes reçues sur tous les éléments de la sonde ultrasonore. Intuitivement, la solution pour trouver le meilleur signal serait de démoduler de f_0 pour translater l'harmonique à $2f_0$ vers f_0 :

$$\tilde{x}^*(n) = A \cdot z_{NL}(n) \cdot \cos\left(2\pi f_0 \frac{n}{F_s} + \frac{\phi}{2}\right), \quad (6.8)$$

où A est un coefficient afin de conserver la puissance d'émission égale au signal émis initial $x_{standard}(n)$, ϕ la phase de la composante du deuxième harmonique. Malheureusement, une telle solution n'est pas triviale, en particulier pour la phase ϕ qui conduit à des sauts de phase, puisque les formules d'angle moitié donnent une solution sans le signe :

$$\left|\cos\left(\frac{\theta}{2}\right)\right| = \sqrt{\frac{1 + \cos\theta}{2}} \quad \text{et} \quad \left|\sin\left(\frac{\theta}{2}\right)\right| = \sqrt{\frac{1 - \cos\theta}{2}}.$$

De plus, dans le cas de plusieurs échos provenant de plusieurs cibles, le décalage de fréquence nécessiterait d'identifier les différents déphasages ϕ_n pour chaque écho, tels que :

$$e^{2\pi j f_0 t + j\phi} = \sum_n e^{2\pi j f_0 t + j\phi_n}. \quad (6.9)$$

Pour simplifier le problème, nous considérerons que les zones de chevauchement entre plusieurs échos sont relativement rares, ce qui reste vrai tant que le nombre de gros diffuseurs reste limité.

Ainsi, il est nécessaire d'initialiser la division de fréquence instantanée à partir de l'information *a priori* de la phase de la composante fondamentale. Le meilleur signal transmis pour amplifier le deuxième harmonique peut alors s'écrire comme suit :

$$x^*(n) = A \cdot \Re\left(|\tilde{z}_{NL}(t)| \cdot \exp\left\{2\pi j f_0 t + j \cdot \angle[z_{Lin}(t)] + j \cdot \frac{\Delta\phi}{2}\right\}\right), \quad (6.10)$$

où $\tilde{s}(t)$ le symbole du signal analytique de $s(t)$, $\angle(z)$ le symbole de l'argument du nombre complexe z .

La différence de phase $\Delta\phi$ est obtenue en trois étapes. Tout d'abord, un déphasage entre la composante du fondamental \mathbf{z}_{Lin} et du deuxième harmonique \mathbf{z}_{NL} est calculé à partir de l'argument du signal analytique de chaque composante. Ce déphasage est ensuite déroulé en transformant les sauts absolus supérieurs à 2π en leur complément à 4π . Néanmoins, les problèmes de déroulement de phase sont complexes et peuvent être difficiles à résoudre en présence de bruit, d'un sous-échantillonnage de la phase ou de singularités dans la phase [Ghiglia, 1998]¹. Pour réduire les sauts de phase qui pourraient subsister, le déphasage $\Delta\phi$ correspond donc à des minima à court terme de la précédente estimation déroulée (pour une fenêtre glissante de $T_0 = 1/f_0$ de large).

1. Le projet *NITRAT* s'est particulièrement attaché à cette question.

Ces étapes conduisent à ce que l'onde harmonique refocalise sur les diffuseurs ayant rétrodiffusés beaucoup de signaux harmoniques (comme sur l'exemple en figure 6.2).

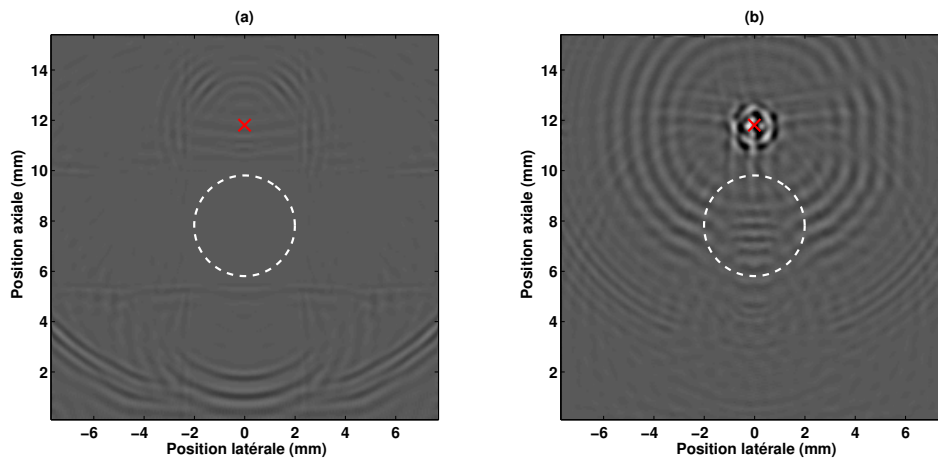


FIGURE 6.2 – Exemple de la propagation de l'onde harmonique en utilisant le retournement temporel au début de la propagation (a) et à la focalisation (b). À titre d'illustration, le diffuseur cible est représenté par une croix rouge et un milieu aberrant est noté par un trait blanc. À noter que la sonde était située à 0 mm (en bas).

6.1.3 Reconstruction de l'image harmonique

Enfin, les composantes harmoniques des signaux reçus après le retournement temporel harmonique sont de nouveau extraites à partir du modèle de HAMMERSTEIN. À partir de ces signaux harmoniques extraits, il est possible de reconstruire une image harmonique en utilisant la méthode de focalisation en tout point [Jensen *et al.*, 2006].

Cependant, ce premier retournement temporel conduit à reformer l'onde plane initiale. Puisque la focalisation en tout point se base sur la connaissance des retards de réception des échos en fonction de leur position dans le milieu, il est nécessaire de séparer temporellement la réception des échos. La solution utilisée ici est de répéter le processus de retournement temporel une seconde fois.

6.2 Application en simulation

Afin de valider la faisabilité, nous avons utilisé des simulations composées de différentes phases : transmission, propagation nonlinéaire 2D et réception (annexe B). Ces étapes suivent le principe de l'imagerie par onde plane [Montaldo *et al.*, 2009].

À l'émetteur, une impulsion sinusoïdale $x_{standard}(n)$ à une fréquence centrale f_0 de 2 MHz et avec une bande passante de 50 % est générée numériquement. Elle est transmise à une sonde composée de 8 éléments centrés à $f_c = 4$ MHz avec une bande passante fractionnaire de 80% à -3 dB. Une onde plane est générée et se propage de manière nonlinéaire dans le milieu incluant trois fils de nylon et un milieu aberrant (figure 6.3a).

Le processus d'amplification harmonique est ensuite appliqué séparément pour l'ensemble des signaux rétrodiffusés $z(n)$ mesurés par la sonde. Enfin les meilleurs signaux $x^*(n)$ pour amplifier le deuxième harmonique sont transmis au milieu et les signaux rétrodiffusés $z_{opt}(n)$ sont enregistrés. Il est finalement répété une seconde fois, comme expliqué précédemment.

La figure 6.3 montre les images harmoniques reconstruites en utilisant la méthode d'amplification harmonique par retournement temporel harmonique avec la topologie du milieu observé, l'image harmonique de référence avant les étapes de retournement temporel harmonique, l'image harmonique

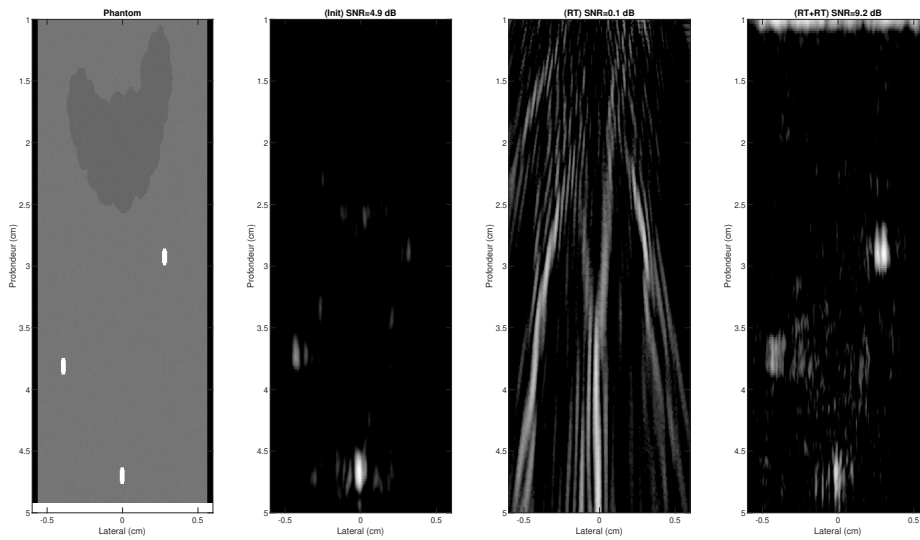


FIGURE 6.3 – Application du retournement temporel harmonique des signaux harmoniques. (a) Topologie du milieu simulé. (b) Image harmonique obtenue avec l'imagerie par onde plane. (c) Image harmonique obtenue avec un retournement temporel harmonique. (d) Image harmonique obtenue avec deux retournements temporels harmoniques.

après le premier retournement temporel harmonique et l'image harmonique après le deuxième retournement temporel harmonique.

Alors que les fils de nylon ne sont que peu visibles sur l'image harmonique de référence, les fils de nylon sont facilement identifiables après les deux étapes de retournement temporel harmonique. Notez qu'après un seul retournement temporel harmonique, l'image est difficile à reconstruire, puisque toutes les ondes arrivent simultanément.

Pour résumer, la figure 6.4 montre le SNR mesuré dans les images selon les différentes méthodes. L'imagerie harmonique avec un double retournement temporel harmonique permet de rehausser le SNR de 2 dB par rapport à un double retournement temporel linéaire avec une extraction harmonique.

6.3 Discussions

Le retournement temporel harmonique est la conjugaison de mes travaux sur les pré-traitements et les post-traitements.

Contrairement à l'inversion temporelle standard, le retournement temporel harmonique permet d'amplifier les harmoniques. En trouvant une onde qui prenne en compte la complexité du milieu, l'onde focalise sur les cibles. Elle a donc généré une plus grande quantité de deuxième harmonique et a permis d'augmenter fortement le SNR.

De plus, cette amplification réside dans la pré-annihilation des effets harmoniques avant l'envoi du signal retourné temporellement. Cette annihilation a été possible, parce que nous avons supposé que le système ultrasonore pouvait être modélisé par un modèle de HAMMERSTEIN utilisant le décalage de fréquence (par modulation). Cependant, cette hypothèse pourrait devenir fausse pour une nonlinéarité élevée. De plus, la prise en compte de la phase est cruciale pour la démodulation. Pour trouver une solution et dépasser le problème de congruence de phase, il est nécessaire d'utiliser l'information *a priori* de la phase du fondamental. Elle est ensuite légèrement ajustée. Cependant, cette estimation de la phase reste difficile et localement elle peut ne pas être précise. Elle était pourtant suffisante pour améliorer le SNR.

De ce point de vue, le processus d'optimisation peut être considéré comme une extension du filtrage

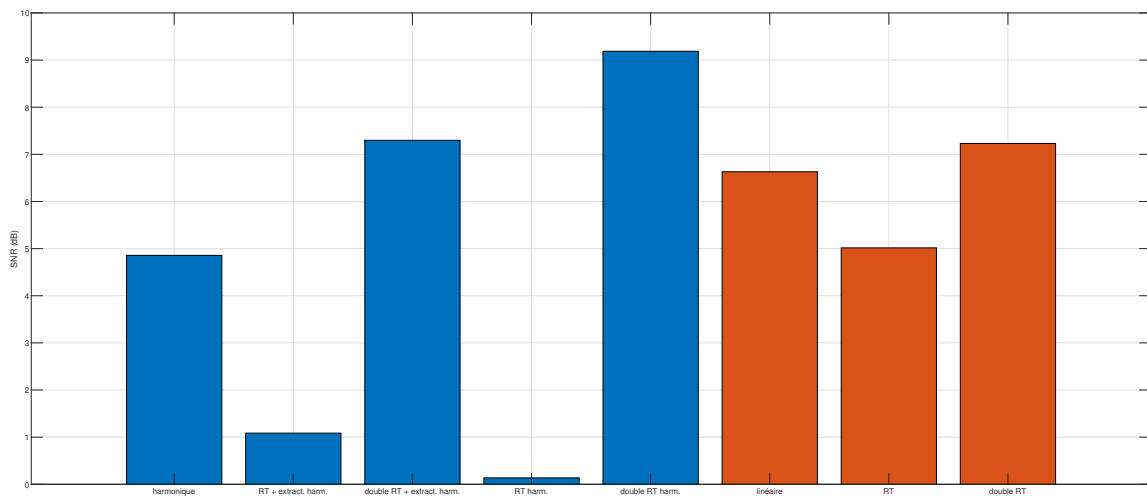


FIGURE 6.4 – SNR en fonction des différentes méthodes de retournement temporel linéaire et harmonique.

adapté du deuxième harmonique. Il n'est pas totalement en concurrence avec la commande optimale stochastique, parce que le choix de l'onde initiale reste à déterminer. Néanmoins, cette nouvelle méthode pourrait permettre d'améliorer l'imagerie harmonique dans le cas où la phase d'aberration peut être élevée.

Une validation expérimentale reste encore à réaliser.

BILAN ET PROJET DE RECHERCHE

7.1 Bilan des travaux de recherche

L'ensemble de ces travaux de recherche s'intègre dans la chaîne des systèmes ultrasonores (figure 1.3). Mes contributions ont permis d'améliorer la qualité du signal et de l'aide au diagnostic clinique. À partir d'une bonne connaissance de la chaîne d'instrumentation, les méthodes développées ici sont basées tant sur des post-traitements et analyses de données que sur des pré-traitements.

Pendant mon doctorat, j'avais développé le concept de commande optimale paramétrique, ce qui m'a permis de monter en compétences sur la modélisation nonlinéaire et l'optimisation. À partir de cet instant, il est possible de distinguer deux périodes majeures dans mes travaux de recherche.

La première période couvre de 2012 à 2018, lorsque j'ai été alternativement post-doctorant, ATER et enseignant-chercheur contractuel à Polytech Tours et rattaché à l'unité Inserm U930 (aujourd'hui devenu *iBrain* U1253). J'ai travaillé sur ces trois étapes de la chaîne d'acquisition :

- Tout d'abord, j'ai développé le concept de commande optimale stochastique pour améliorer la qualité des signaux en réception des systèmes ultrasonores (étape 1 en figure 1.3). Cette méthode propose un pré-traitement du signal d'émission en l'adaptant pour optimiser une fonction de coût en sortie du système ultrasonore. Alors que le retournement temporel apporte une solution pour les systèmes linéaires, cette méthode prend tout son sens pour les systèmes nonlinéaires. La commande optimale stochastique surpasse la commande optimale paramétrique développée pendant ma thèse, en itérant les bruits transmis pour trouver la meilleure forme d'onde. Elle offre une solution générale et flexible en ajustant la fonction de coût ;
- Ensuite, les systèmes ultrasonores requièrent souvent des post-traitements pour amplifier une caractéristique des signaux reçus (étape 4 en figure 1.3). Ces post-traitements trouvent une limitation lorsque les composantes harmoniques ne sont plus entières. J'ai alors contribué à développer plusieurs méthodes dans le cas où le milieu génère des sous et ultra-harmoniques, au travers du co-encadrement de la thèse de Fatima SBEITY, ce qui m'a permis de monter en compétences sur la modélisation nonlinéaire ;
- Enfin, à partir de signaux post-traités, il reste à les analyser pour aider aux diagnostics (étape 5 en figure 1.3). Dans le cas clinique, avec les nouveaux systèmes ultrasonores, la quantité d'informations n'a fait qu'augmenter pour une détection toujours plus précoce des maladies. Un traitement manuel des données devient de plus en plus difficile. Ainsi, en monitoring DOPPLER ultrasonore, j'ai contribué et développé plusieurs méthodes de détection de micro-embolies à partir de seuil adaptatif 1D et 2D, lorsque j'étais post-doctorant et au travers du co-encadrement de la thèse de Maroun GERYES. Ces méthodes sont bien adaptées aux signaux DOPPLER de longues durées.

La seconde période couvre de 2018 avec mon arrivée à l'ESEO en tant qu'enseignant-chercheur permanent, jusqu'à aujourd'hui. À mon arrivée au LAUM, j'ai continué de travailler sur les applications biomédicales, tout en étendant des méthodes au contrôle non-destructif.

- Tout d'abord, j'ai été co-porteur du projet *COSINUS* pour étendre la commande optimale paramétrique au contrôle non-destructif des solides, même si des prémices de ce thème sont apparues avant 2018. J'ai aussi participé au co-encadrement de la thèse de Nesrine HOUHAT. Bien qu'elle offre une solution satisfaisante, elle n'en reste pas moins qu'une solution sous-optimale, parce qu'elle est restreinte à une famille de signaux. Le projet *COSINUS* a permis d'aller jusqu'à l'application de la commande optimale stochastique pour les solides.

- Fort de l'expérience en modélisation nonlinéaire, j'ai continué le développement de ces méthodes. Néanmoins, les méthodes reposent souvent sur l'hypothèse que seul le milieu a un comportement nonlinéaire, contrairement à l'instrumentation. J'ai proposé une méthode pour extraire les harmoniques tout en considérant leurs origines, à partir d'une modélisation du système ultrasonore avec des modèles de HAMMERSTEIN, pour les besoins du projet *COSINUS*.
- Finalement, lorsque l'optimisation du système ultrasonore porte sur le rapport signal-sur-bruit, il est possible de limiter le nombre d'itérations du pré-traitement en exploitant les propriétés du retournement temporel. J'ai ainsi proposé une méthode innovante pour étendre le retournement temporel au réhaussement des harmoniques. Ce travail a permis de combiner mes travaux sur la modélisation nonlinéaire et la commande optimale, grâce au projet *NITRAT* où j'étais le co-porteur.

L'ensemble de ces travaux (qui ont suivi mon doctorat) a apporté la soutenance de quatre thèses et ont permis la publication de 11 articles (dont 6 à travers l'encadrement de thèse) et 18 communications de congrès (dont 10 à travers l'encadrement de thèse).

7.2 Projet de recherche

Le projet de recherche que je décris ici correspond à ce que je prévois de mener à court terme, mais aussi à plus long terme. Il s'appuie sur mes travaux antérieurs dans le domaine du traitement du signal, de la chaîne d'instrumentation et des applications biomédicales. Il se focalise principalement sur deux aspects clés du traitement du signal : les post-traitements (étapes 4) et l'analyse des données (5). Ces aspects sont essentiels pour extraire des informations pertinentes et fiables à partir des signaux acquis, notamment dans le contexte du signal biomédical.

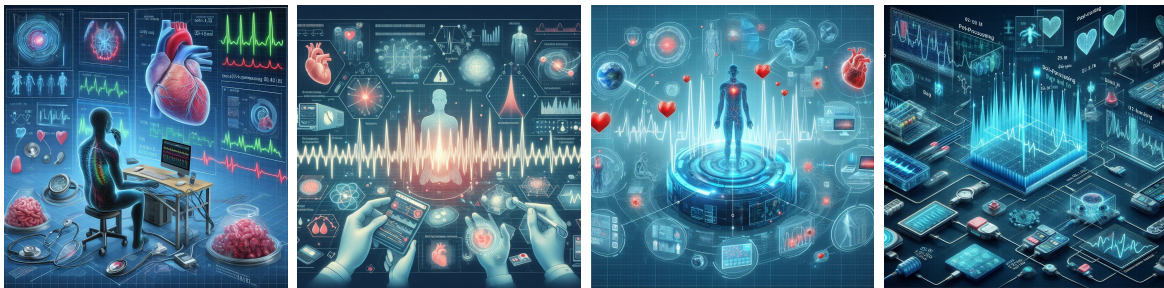


FIGURE 7.1 – Illustrations générées par l'intelligence artificielle générative DALL-E 3 à partir des mots-clés de l'introduction de mon projet de recherche : Traitement de signaux biomédicaux acquis à partir de capteurs biomédicaux, et des informations extraites à l'aide de méthodes de post-traitement et d'analyse des données. Images générées par DALL-E 3 à partir des mots-clés de l'introduction de mon projet de recherche.

Le projet se décline en deux parties : une partie à court terme, qui concerne le pré-traitement et le post-traitement qui découlent directement des travaux présentés dans ce manuscrit, et une partie à long terme, qui vise à approfondir le traitement du signal biomédical. La première partie présente quelques perspectives des pré-traitements. La deuxième partie expose la nouvelle orientation de mon projet de recherche vers le traitement du signal biomédical, en exploitant mes connaissances de la modélisation (tant d'un point de vue de la physique que du traitement du signal), mais aussi sur une montée en compétences en apprentissage profond (figure 7.1). Ces perspectives s'inscrivent dans le cadre des axes de recherche de l'équipe Groupe Signal Image et Instrumentation (GSII) à l'ESEO, qui recentre ses préoccupations sur l'instrumentation et le traitement du signal appliqués à la géophysique et au biomédical. Fort de mes expériences avec des applications biomédicales (rythme cardiaque [Voicu *et al.*, 2014], micro-emboles [Ménigot *et al.*, 2020b], cycle respiratoire [Freyceon *et al.*, 2022]), c'est naturellement que j'oriente ce projet vers ce domaine.

Ma démarche de travail et ma méthodologie reposent sur trois étapes principales : la simulation, la modélisation et l'analyse. La première étape consiste à simuler les signaux biomédicaux à partir des équations de la physique, qui décrivent les phénomènes physiologiques et les interactions entre les ondes sonores et les tissus biologiques. La deuxième étape consiste à modéliser les signaux biomédicaux à partir de méthodes de traitement du signal, qui permettent de représenter, de filtrer, de transformer ou de synthétiser les signaux, à partir de la connaissance de la physique. La troisième étape consiste à analyser les signaux biomédicaux à partir de méthodes d'apprentissage automatique, qui permettent de détecter, de classifier, de segmenter ou de reconstruire les signaux.

Le projet de recherche présenté ici n'est pas figé, mais évolutif. Il nécessite encore des réflexions et des actions pour être affiné et réalisé. Il constitue néanmoins une vision globale et cohérente de mes ambitions scientifiques pour les années à venir.

7.2.1 Approfondissement des pré-traitements et des post-traitements pour les systèmes ultrasonores

Ces perspectives à court terme de mon projet de recherche découlent directement des travaux présentés dans ce manuscrit. Elles concernent principalement le pré-traitement et le post-traitement des signaux ultrasonores. Elles visent à valider expérimentalement le retournement temporel harmonique, à améliorer la robustesse des signaux du système d'acquisition en contrôle non-destructif des solides, et à ouvrir de nouvelles voies pour la détection et la classification des défauts.

De la validation expérimentale vers un démonstrateur

Le chapitre 6 a montré l'intérêt d'une nouvelle méthode basée sur le retournement temporel, qui permet d'optimiser le signal émis en tenant compte des milieux aberrants. Cette méthode a été testée en simulation, mais il reste à la corroborer avec des expériences. Une expérience mono-élément est peut-être envisageable, mais les perspectives d'imagerie et de reconstruction seront difficiles, voire impossibles, à réaliser avec cette configuration. Il faudrait donc disposer d'une instrumentation multi-élément avec un émetteur programmable, capable de générer des signaux arbitraires avec une haute précision et une grande mémoire. Des premiers essais avaient été tentés avec le VANTAGE de VERASONICS avant 2018, mais ils n'avaient pas abouti, en raison des limitations du mode arbitraire, qui repose sur une modulation de largeur d'impulsion (PWM), et de la profondeur mémoire insuffisante. Il faudrait donc pouvoir utiliser un mode supplémentaire (par exemple avec le module HIFU du VERASONICS selon sa documentation), qui permet de générer des signaux plus longs et d'énergie plus grande. Enfin, si les signaux sont très longs, il faudrait pouvoir s'assurer d'émettre avec une moitié de la sonde et de recevoir simultanément avec l'autre moitié de la sonde, pour éviter les interférences entre l'émission et la réception. Cette perspective vise donc à valider expérimentalement la méthode du retournement temporel, en montrant qu'elle permet d'améliorer le SNR des échos reçus, même en présence de milieux aberrants. Elle s'inscrit dans la continuité de mes travaux sur le *design* de la forme d'onde, et dans une collaboration avec le GREMAN à Tours.

Le chapitre 5 a montré des premiers résultats pour le contrôle non-destructif sur les solides, en utilisant des méthodes d'optimisation fréquentielle et stochastique. Plusieurs expériences ont démontré l'intérêt de ces méthodes. Il reste à améliorer la robustesse du dispositif expérimental pour améliorer la comparaison entre les méthodes et les expériences, en contrôlant les paramètres tels que la position, l'orientation, la pression et le couplage des transducteurs. Cela permettrait de construire un démonstrateur (figure 7.2) utilisable à l'ESEO et en lien avec les activités du LAUM, qui illustrerait les principes et les applications du CND par ultrasons. À partir de là, de nouvelles perspectives pourraient apparaître vers une détection et une classification des défauts, en exploitant les informations extraites des signaux optimisés.



FIGURE 7.2 – Exemple de *design* d'un possible démonstrateur généré par l'intelligence artificielle générative DALL·E 3.

Formation de faisceaux en réception et reconstruction

Les chapitres 4 et 5 ont montré l'importance du *design* temporel de la forme d'onde, qui permet d'adapter le signal émis aux caractéristiques du milieu et du défaut. Le chapitre 6 a ajouté la dimension spatiale du *design* de la forme d'onde, en prenant en compte les milieux aberrants. Ces méthodes ont conduit à une grande amélioration du rapport signal-sur-bruit (SNR) des échos reçus, mais ce dernier peut être limité par la formation de faisceaux en réception, qui ne prend pas en compte l'optimisation spatiale de l'onde émise.

La plupart des méthodes de formation de faisceaux en réception reposent sur l'hypothèse d'une célérité de l'onde uniforme et connue, ce qui permet d'estimer les retards de propagation à partir d'outils de géométrie euclidienne. Pour surpasser cette hypothèse, des méthodes ont ainsi proposé une imagerie de la célérité de l'onde [Jaeger *et al.*, 2015, Rau *et al.*, 2019]. Elles proposent de résoudre le problème inverse par optimisation, en minimisant une fonction coût qui mesure l'écart entre les signaux observés et les signaux prédits par un modèle physique. D'autres développements ont aussi essayé de s'affranchir de l'aberration de phase [Bendjador *et al.*, 2021] et de la diffusion multiple [Lambert *et al.*, 2022b, Lambert *et al.*, 2022a], qui sont des phénomènes qui dégradent la qualité des images ultrasonores. Ces travaux utilisent des méthodes de décomposition en valeurs singulières (SVD) ou de factorisation de matrices pour extraire les signaux cohérents et incohérents, et pour reconstruire des images plus nettes et plus contrastées.

Ces méthodes sont intéressantes, mais elles ne tiennent pas compte du *design* de la forme d'onde, qui est un paramètre essentiel pour optimiser le SNR des échos. Avec l'utilisation de la commande optimale ou du retournement temporel harmonique, il faudrait tenir compte du *design* de la forme d'onde dans la formation de faisceaux en réception et dans la reconstruction des images. Au lieu de considérer que les signaux soient retardés par une célérité uniforme et connue, il faudrait considérer que les ondes se propagent en ligne droite dans un espace non-euclidien, qui dépend du milieu, du défaut et de la forme d'onde. Cette fonction complexe pourrait être estimée par des méthodes d'optimisation ou d'apprentissage. La reconstruction de l'image devrait alors intégrer toutes ces dimensions, en passant d'une géométrie euclidienne à une géométrie non-euclidienne pour résoudre les géodésiques [Sethian, 1999]. La première étape consistera à proposer une modélisation du milieu pour estimer sa géométrie. Les méthodes d'estimation de la célérité en sont un bon point de départ.

7.2.2 Traitement des signaux biomédicaux

Dans cette sous-section, je vais présenter mes premiers travaux sur l'application de l'apprentissage automatique au traitement du signal biomédical. Ce changement de cap est motivé par mon intérêt pour les signaux biomédicaux et par la ré-organisation de l'équipe GSII.

Parmi les signaux biomédicaux, je m'intéresse particulièrement aux signaux d'origine acoustique, qui sont en lien avec les axes du LAUM. Ces signaux sont les sons corporels, qui sont produits par les mouvements ou les vibrations des organes internes, comme le cœur ou les poumons. Ces signaux peuvent être captés par des microphones ou des stéthoscopes.

Ce nouveau projet m'oriente aussi vers une montée en compétences de l'intelligence artificielle avec l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. Ce virage a déjà commencé avec des premiers travaux sur la classification du succès de la fécondation *in vitro* (FIV) et la détection du cycle respiratoire à partir de microphones.

Prémices de l'apprentissage automatique : application à la prédiction du succès de fécondation *in vitro*

En préambule, je vais d'abord revenir sur mes travaux antérieurs qui marque le début de la transition vers le traitement du signal biomédical et l'apprentissage automatique. J'ai co-encadré la thèse de Zeinab ABBAS, soutenue en décembre 2023, sur la prédiction du succès de la procréation médicalement assistée (PMA). Ces travaux constituent les prémices de mon intérêt pour l'apprentissage automatique appliqué au traitement du signal biomédical.

Parmi les couples en âge de procréer, la prévalence de l'infertilité varie de 12,6% à 17,5% à l'échelle mondiale. Les techniques de PMA sont largement reconnues comme une intervention biomédicale cruciale pour remédier à l'infertilité des couples. Cependant, les taux de réussite peuvent varier et sont influencés par plusieurs facteurs comme l'âge des partenaires, la cause de l'infertilité, l'expertise et l'expérience de la clinique, les différentes procédures ou l'utilisation d'ovules frais ou congelés.

Aujourd'hui, la prédiction du taux de réussite de la fécondation *in vitro* (FIV) est estimée par le médecin à partir de son expérience complétée par les résultats cliniques du couple. L'objectif était ici de développer l'outil SPIRL (*System for Predicting the success Rate of IVF using machine Learning combining clinical and Doppler data*), qui doit proposer un pré-diagnostic de manière automatique à partir des données cliniques. Des précédentes études avaient montré l'intérêt de prendre en compte des informations fonctionnelles à partir de l'écho DOPPLER. Mais elles se limitaient à l'endomètre [Zhang *et al.*, 2022]. Pour améliorer la qualité de la prédiction, nous avons ajouté les paramètres Doppler de la vascularisation de l'endomètre et du myomètre.

Dans un premier temps, les caractéristiques ultrasonores ont été extraites manuellement. En les combinant avec les paramètres cliniques, plusieurs modèles d'apprentissage automatique ont été évalués dans la prédiction du succès de la FIV. Les résultats ont montré que les paramètres DOPPLER sont un facteur important qui, combiné aux données cliniques, permette d'obtenir les meilleurs résultats. Ainsi, sur une base de 572 patientes, le classifieur *bagging* avec la technique de sélection *Extra Trees* offre les performances les plus élevées avec une sensibilité de 83%, une spécificité de 61% et une précision de 74% dans la prédiction de la FIV [Abbas, 2023].

Dans un second temps, nous avons travaillé sur la segmentation de l'endomètre dans les images échographiques, en vue d'extraire automatiquement (ou semi-automatiquement) les caractéristiques ultrasonores. Nous avons commencé par utiliser une méthode de contour actif [Niethammer *et al.*, 2017]. Ensuite, j'ai exploré les réseaux de neurones convolutifs U-net [Ronneberger *et al.*, 2015], qui sont des modèles d'apprentissage profond spécialisés pour la segmentation d'images. J'ai encadré des projets de fin d'étude d'étudiants de l'ESEO pour implémenter et tester ces modèles. Cependant, l'endomètre est un organe difficile à visualiser, qui nécessite de disposer d'un grand nombre d'images annotées pour entraîner les modèles. Pour pallier ce problème, j'ai envisagé de générer de nouvelles images artificielles, à partir de simulation de CREANUIS [Varray *et al.*, 2013], en me basant sur des travaux antérieurs en apprentissage profond pour la formation de faisceaux [Luchies et Byram, 2018]. J'ai utilisé des serveurs

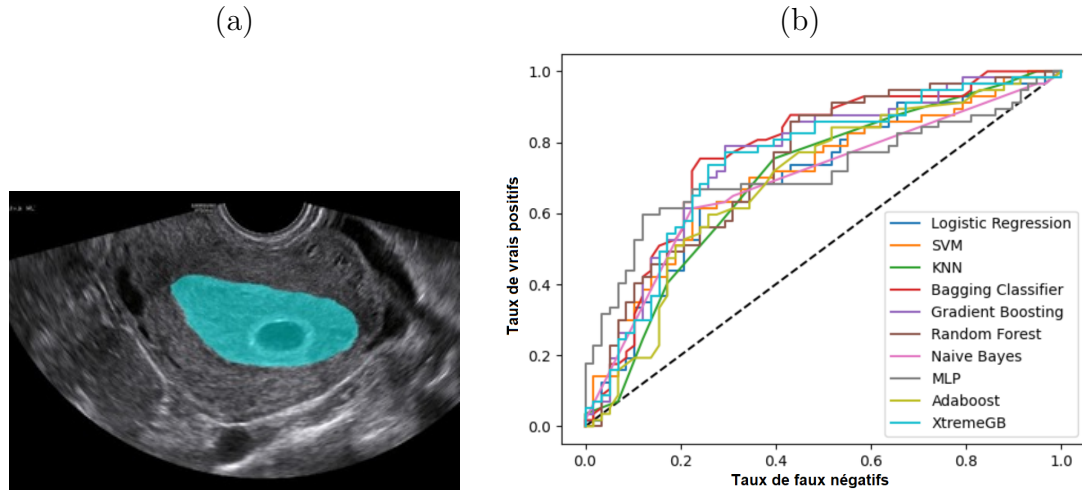


FIGURE 7.3 – (a) Exemple de segmentation de l'endomètre. (b) Courbe ROC pour les différents algorithmes d'apprentissage automatique dans la prédiction du succès de la fécondation *in-vitro* [Abbas, 2023].

de calcul distant à l'ESEO, mais le nombre d'images restait trop petit. Les réseaux antagonistes génératifs [Goodfellow *et al.*, 2014, Pigeau *et al.*, 2020] offrent une solution possible, même si l'entraînement pourrait rester compliqué. Aujourd'hui, les intelligences artificielles génératives offrent également de nouvelles possibilités [Dhariwal et Nichol, 2021, Gozalo-Brizuela et Garrido-Merchan, 2023].

Système respiratoire

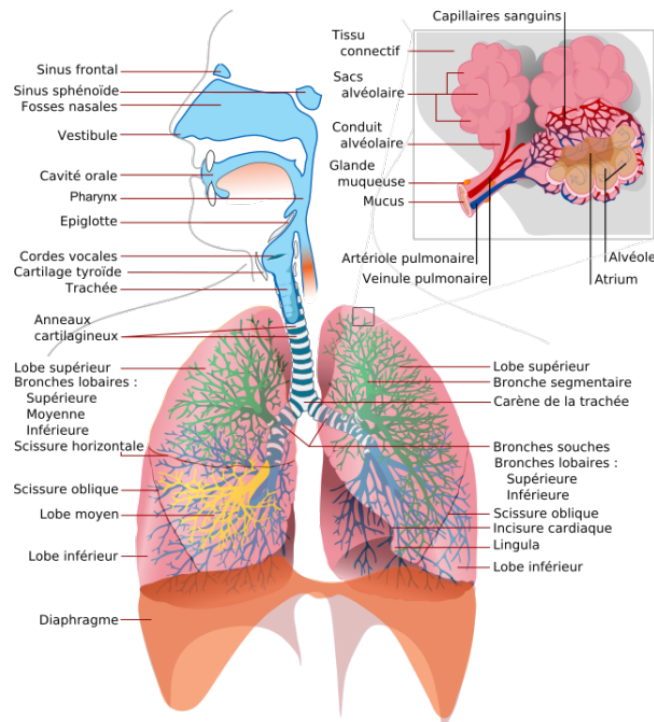


FIGURE 7.4 – Vue générale du système respiratoire. Illustration produite par Francis CANON sous licence Creative Commons BY-NC-ND.

Le système respiratoire est un organe vital qui assure l'apport en oxygène et l'élimination du

dioxyde de carbone dans l'organisme (figure 7.4). Il est composé de plusieurs structures anatomiques, comme les voies aériennes supérieures, les bronches, les bronchioles et les alvéoles pulmonaires. Il est également soumis à des processus physiologiques, comme la ventilation, la diffusion, et la perfusion. Le fonctionnement du système respiratoire peut être perturbé par de nombreuses pathologies, comme l'asthme, la bronchiopathie, la pneumonie, le pneumothorax ou le syndrome d'apnée du sommeil.

Pour diagnostiquer et traiter ces pathologies, il est nécessaire de disposer de méthodes fiables et non-invasives pour évaluer l'état du système respiratoire. Dans ce cadre, l'équipe du GSII collabore avec l'entreprise CIDELEC (Saint-Gemmes-sur-Loire, France), spécialisée dans les dispositifs médicaux pour les troubles du sommeil. CIDELEC ayant développé un microphone (*PneaVoX* en figure 7.5), nous travaillons ensemble, notamment, sur l'analyse des signaux acoustiques produits par le système respiratoire lors de la respiration. Ces signaux acoustiques renferment des informations sur les caractéristiques physiques du système respiratoire, ainsi que sur les éventuelles anomalies qui perturbent son fonctionnement. Par exemple, le ronflement, le sifflement, ou le craquement sont des signes sonores qui peuvent révéler la présence d'un trouble respiratoire. L'analyse des signaux acoustiques peut donc permettre de détecter, de localiser et de quantifier ces troubles.

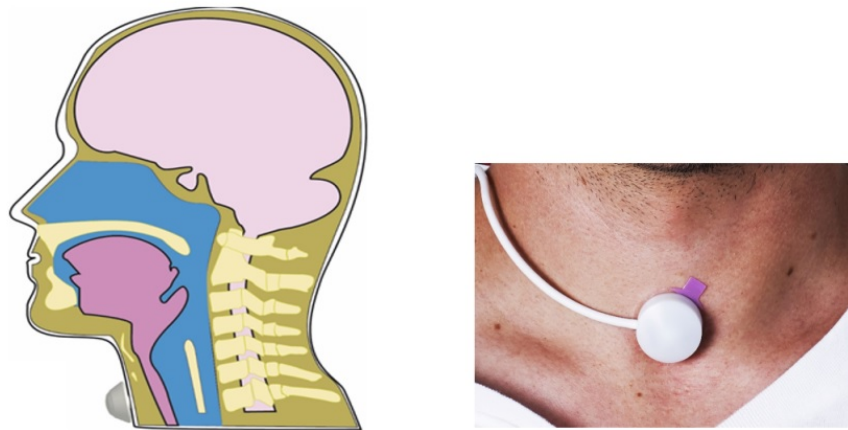


FIGURE 7.5 – Microphone *PneaVoX* collé sur la peau au niveau de la trachée [Freyceon, 2022].

Cependant, l'analyse des signaux acoustiques du système respiratoire présente aussi des défis scientifiques et techniques importants. D'une part, ces signaux sont complexes et variés, car ils résultent de l'interaction de plusieurs phénomènes physiques, comme la turbulence, la résonance ou la propagation. Ils dépendent aussi de nombreux facteurs, comme la morphologie, l'âge, le sexe, ou l'activité du patient. Ils sont enfin soumis à des bruits et des interférences, comme les bruits ambiants, les bruits cardiaques ou les mouvements du patient.

Dans ce contexte, le projet de recherche que je propose vise à développer de nouvelles méthodes pour l'analyse des signaux acoustiques du système respiratoire, en utilisant des modèles multiphysiques et des techniques d'intelligence artificielle. L'objectif est de fournir des outils innovants et efficaces pour l'aide au diagnostic de pathologies respiratoires, en exploitant les informations contenues dans les signaux acoustiques. Le projet s'articule autour de deux axes principaux : la modélisation du problème direct, qui consiste à modéliser des signaux acoustiques à partir des caractéristiques du système respiratoire, et la résolution du problème inverse, qui consiste à extraire les caractéristiques du système respiratoire à partir des signaux acoustiques. Cette démarche était déjà au centre de mon travail dans les projets avec les Chantiers de l'Atlantique. C'est aussi cette démarche que j'ai menée dans mes précédents travaux. Par analogie, les post-traitements peuvent être vus comme la résolution du problème direct, tandis que les pré-traitements peuvent être assimilés au problème indirect comme des problèmes inverses.

Détection du cycle respiratoire Lors de la thèse de Nathalie FREYCENON en lien avec CIDELEC, j’ai participé au développement d’un nouvel algorithme pour détecter les phases respiratoires du sommeil (inspiration et expiration) directement à partir des signaux acoustiques. Cet algorithme est partie intégrante d’une solution de suivi du sommeil sans lunette nasale, pour un plus grand confort du patient et une meilleure représentativité de sa nuit.

L’algorithme que nous avons proposé se base sur une détection des différentes phases respiratoires, suivie de leur classification. Les pauses sont des intervalles de temps où le signal acoustique est faible ou nul, et qui correspondent à des transitions entre les phases respiratoires. Deux méthodes ont été utilisées en parallèle pour détecter les pauses [Freycenon *et al.*, 2022] : une basée sur la fréquence moyenne du spectre à court terme et une basée sur l’énergie à court terme. Ces deux méthodes utilisent un seuillage adaptatif pour identifier les pauses. Les pauses détectées par les deux méthodes ont été fusionnées. Les phases respiratoires ont ensuite été classifiées en fonction de la durée des pauses. Nous avons considéré que les phases respiratoires étaient incertaines si la durée des pauses était trop courte ou trop longue, ou si plusieurs phases consécutives étaient classées comme identiques. Enfin un classifieur de forêt aléatoire avait pour rôle d’attribuer une classe (inspiration ou expiration) aux phases incertaines. Le classifieur a été entraîné à partir des phases précédentes considérées comme certaines pour chaque patient.

L’algorithme a été testé sur une base de données composée de 14 patients, dont certains présentaient un syndrome d’apnée du sommeil important. La base de données contenait 50 heures d’enregistrement des signaux acoustiques, ainsi que des signaux de référence pour valider notre algorithme. Les signaux de référence étaient des signaux de débit d’air qui permettaient de déterminer les phases respiratoires avec une grande précision. Nous avons comparé les phases respiratoires détectées par notre algorithme avec celles déterminées par les signaux de référence. Nous avons obtenu une précision comprise entre 94.4% et 99.1%, avec une valeur médiane de 97.2%. Ces résultats en figure 7.6 montrent que notre algorithme est capable de détecter les phases respiratoires du sommeil avec une grande fiabilité.

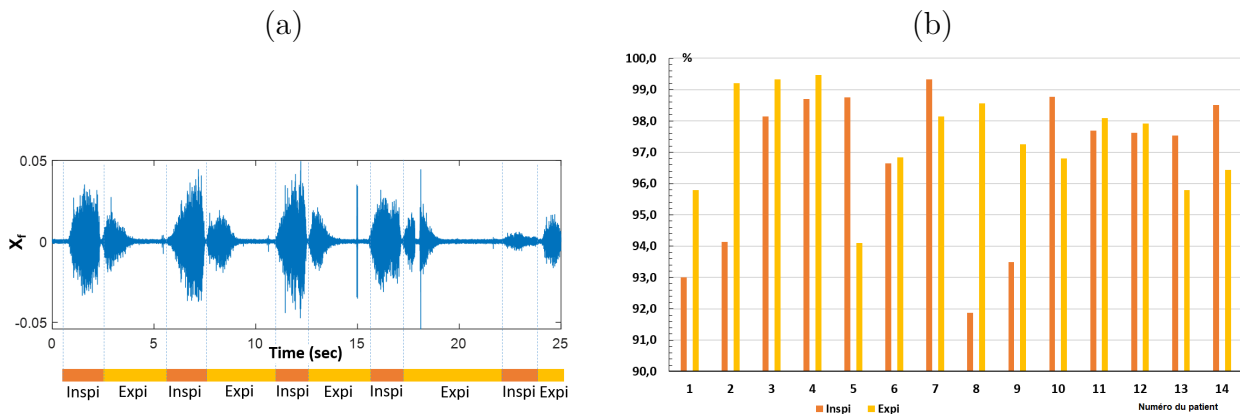
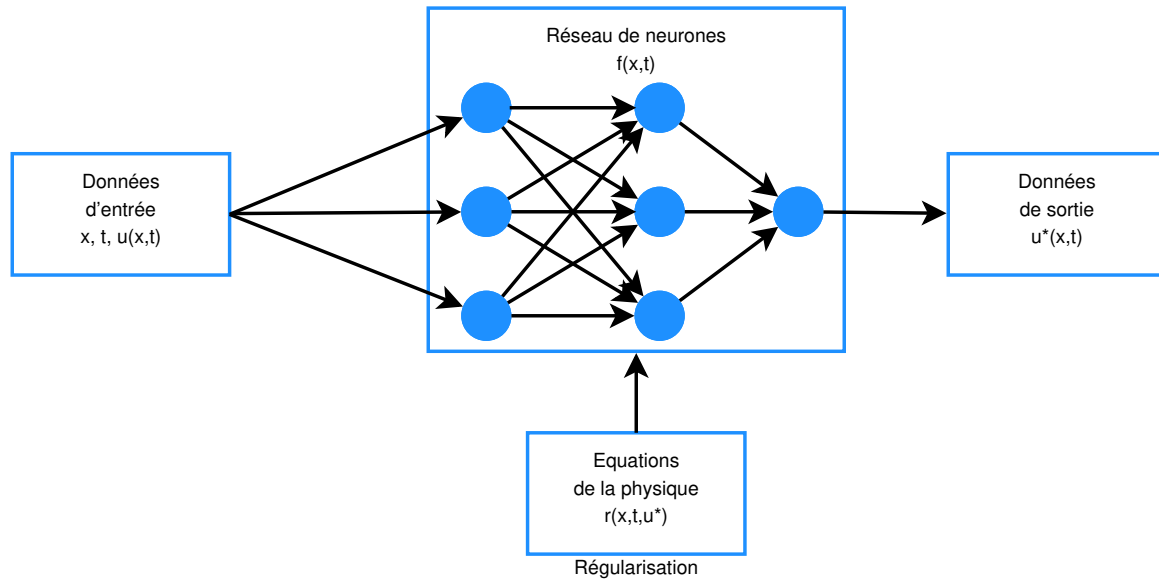


FIGURE 7.6 – (a) Exemple de signaux trachéaux et classification des phases d’inspiration et d’expiration. (b) Précision de la classification pour les phases d’inspiration et d’expiration.

Pour aller plus loin, il est nécessaire d’analyser et de comprendre les phénomènes physiques sous-jacents.

Modélisation du problème direct Le problème direct consiste à modéliser le son généré par le système respiratoire à partir de ses caractéristiques physiques, physiologiques et mécaniques. Ce problème est essentiel pour comprendre les mécanismes de production des signaux acoustiques, et pour simuler des scénarios réalistes de mesure des signaux. Pour résoudre le problème direct, il existe deux approches principales : l’approche analytique et l’approche équivalente.

L’approche analytique consiste à décrire le système respiratoire par un ensemble d’équations différentielles couplant les différents domaines physiques impliqués : la mécanique, la physique, l’acoustique

FIGURE 7.7 – Schéma fonctionnel de *Physics-Informed Neural Networks* (PINNs).

et la physiologie. Ces équations permettent de relier les variables d'état du système (la pression, le débit, le volume, la température...) aux paramètres du système (la résistance, la masse, la viscosité...). Cette approche est plus fidèle à la réalité, mais elle est aussi plus complexe et plus difficile à résoudre. Elle nécessite de modéliser l'ensemble de l'arbre respiratoire, ou du moins une partie significative, en tenant compte des voies aériennes supérieures, du poumon et des interactions entre les différents éléments. Elle requiert des méthodes numériques avancées, telles que les éléments finis [Villard *et al.*, 2005], qui peuvent nécessiter une description fine et être coûteuse en temps et en mémoire.

L'approche équivalente consiste à représenter le système respiratoire par un modèle simplifié à base de composants électriques élémentaires. Elle permet de convertir de manière globale les caractéristiques géométriques et physiques des tissus biologiques du système respiratoire (diamètre, longueur, densité, viscosité, section efficace, chaleur spécifique, conduction thermique) avec des résistances, des capacités, et des inductances [Kazem et Zahra, 2006]. Ces composants sont choisis de manière à reproduire le comportement du système réel, en tenant compte des analogies entre les grandeurs électriques et les grandeurs physiques. Cette approche est plus simple et plus facile à manipuler, mais elle est aussi plus approximative et plus dépendante des hypothèses de modélisation. Elle peut aussi découper chaque partie de l'arbre en sous-systèmes en série, pour modéliser différentes échelles de l'arbre avec des valeurs spécifiques à chaque partie [Wodicka *et al.*, 1989, Furman *et al.*, 2018]. Elle fournit des solutions dans le domaine fréquentiel, mais elle néglige certains aspects importants du système, tels que la structure fractale de l'arbre [Tanabe *et al.*, 2020] ou les propriétés hystérétiques du cycle respiratoire [Maghsoudi-Ganjeh *et al.*, 2021].

Jusqu'à présent l'intelligence artificielle dans le domaine a plutôt été exploitée pour classifier les patients en fonction des pathologies. Elle exploitait l'apprentissage automatique [Palaniappan *et al.*, 2013] ou l'apprentissage profond [Alqudah *et al.*, 2022, Sfayyih *et al.*, 2023]. Mais ces derniers temps, de nouvelles méthodes pour la résolution d'équations différentielles, telles que les *Physics-Informed Neural Networks* (PINNs) [Raissi *et al.*, 2019], la méthode profonde de Galerkin [Sirignano et Spiliopoulos, 2018], la formulation de Feynman-Kac associant l'apprentissage profond [Han *et al.*, 2018] et la méthode profonde de Ritz [Yu *et al.*, 2018], ont émergé en tant qu'approches innovantes de l'apprentissage profond dans le domaine de la modélisation physique et de la simulation numérique. Parmi ces méthodes, les PINNs présentent des avantages pour ce problème (figure 7.7) :

- ils permettent de fournir des solutions sans maillage, en utilisant uniquement des points de

- mesures choisis aléatoirement ou de manière adaptative dans le domaine ;
- ils exploitent la puissance des réseaux de neurones pour approximer des fonctions complexes et non-linéaires, tout en assurant la consistance avec les lois physiques sous-jacentes ;
- ils sont basés sur l'intégration des équations physiques comme une contrainte du réseau de neurones, en régularisant la fonction de coût du réseau de neurones à partir des équations aux dérivées partielles issues de la physique. Cette régularisation permet ainsi de restreindre l'espace des paramètres du réseau de neurones aux solutions compatibles avec les équations de la physique. L'exemple en figure 7.8 illustre bien que l'intérêt de la contrainte de l'équation physique permettant de trouver une solution avec une meilleure approximation ;
- ils sont capables de gérer des données incomplètes, bruitées ou hétérogènes, en les incorporant dans la fonction de coût du réseau de neurones, et en les pondérant en fonction de leur qualité ou de leur incertitude.
- ils sont flexibles et modulaires, en permettant de combiner différents types de réseaux de neurones, tels que des *convolutional neural network* (CNN) ou des *long short-term memory* (LSTM).

Ce principe a déjà fait ses preuves pour la modélisation d'images 2D des poumons [Movahhedi *et al.*, 2023].

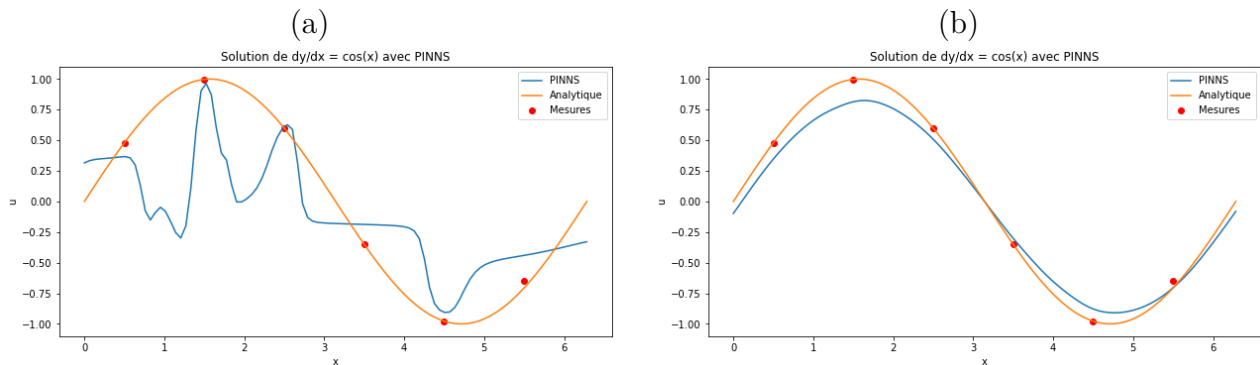


FIGURE 7.8 – Exemples de résultats obtenus par réseaux de neurones (3 couches avec 64 neurones chacune) pour résoudre l'équation différentielle $\frac{dy}{dx} = \cos(x)$ avec les conditions initiales $y(0) = 0$ et $y(2\pi) = 0$ et avec des points de mesures simulés. (a) Résolution avec un réseau de neurones, sans contraintes des équations physiques. (b) Résolution avec PINNS, avec contraintes des équations physiques. Simulations réalisées avec la bibliothèque Keras.

Résolution du problème inverse par les PINNS Le problème inverse du système respiratoire consiste à estimer les paramètres physiques et physiologiques des tissus pulmonaires à partir du son qu'ils produisent. Ce problème est crucial pour le diagnostic médical, car il permet de détecter des anomalies ou des pathologies du système respiratoire.

Pour résoudre ce problème inverse, nous avons besoin du modèle du problème direct (décrit précédemment), qui permet de simuler le son généré par le système respiratoire en fonction de ses paramètres. Nous disposons aussi de données mesurées, qui correspondent aux sons réellement émis par le patient, enregistrés par un microphone.

Le but est alors de trouver les paramètres du modèle qui minimisent l'écart entre le son simulé et le son mesuré. Pour cela, nous utilisons les PINNS. Ces derniers sont bien adaptés au problème inverse du système respiratoire, car ils devraient permettre de :

- ajuster les paramètres physiques du modèle, afin que le signal acoustique généré artificiellement converge vers le signal audio mesuré à partir du patient. Cet ajustement devrait être réalisé par les PINNS, en minimisant une fonction de coût qui intègre l'erreur de prédiction, l'erreur de résidu et un terme de régularisation des équations de la physique. Par exemple, le modèle

- peut intégrer les équations de NAVIER-STOKES pour décrire l'écoulement de l'air dans les voies respiratoires et les équations de HELMHOLTZ pour la propagation du son ;
- extraire les caractéristiques physiques et physiologiques du système respiratoire, qui seront utilisées comme indicateurs de l'état de santé du patient ;
 - aider à classifier le risque du patient en fonction des pathologies pulmonaires choisies, en utilisant une seconde intelligence artificielle, qui prend en entrée les caractéristiques extraites et donne en sortie une probabilité de présence de chaque pathologie. Cette seconde intelligence artificielle pourra être entraînée à partir des données cliniques de patients ;
 - dans un futur lointain, construire un jumeau numérique du système respiratoire, qui permet de suivre en continu les caractéristiques physiques des tissus. Ce jumeau numérique serait ajusté par les PINNS en fonction des données disponibles.

Cette résolution s'attaque à des questions fondamentales autour de la modélisation multi-physique et de l'intelligence artificielle. Elle s'inspire des travaux récents qui ont appliqué les PINNS à d'autres problèmes inverses, tels que le suivi de l'activité cardiaque [Sahli Costabal *et al.*, 2020].

Conclusion et perspectives Ce projet de recherche est ambitieux et innovant, car il vise à concevoir de nouveaux outils de modélisation multi-physique pour des applications en pneumologie, basés sur l'apprentissage profond. Il s'appuie sur des compétences pluridisciplinaires, qui vont de la physique à l'intelligence artificielle, en passant par le traitement du signal et l'instrumentation. Il a un fort potentiel d'impact, car il pourrait améliorer le diagnostic et le suivi des maladies respiratoires, qui sont un enjeu majeur de santé publique.

Ce projet de recherche se déroulera en plusieurs étapes, en partant d'un modèle physique simplifié et en le complexifiant progressivement. J'envisage d'utiliser les PINNs pour modéliser le problème direct de deux manières :

- en utilisant les PINNs comme une méthode alternative aux simulations traditionnelles (par éléments finis ou par différences finies), pour résoudre les équations différentielles issues de l'approche analytique ;
- En utilisant les PINNs comme une méthode d'ajustement des modèles équivalents, pour trouver les paramètres des composants électriques en fonction des données disponibles.

Pour simplifier le problème, je commencerai par modéliser le système respiratoire en 2D, en ne prenant en compte qu'une partie de l'arbre respiratoire. Ce premier modèle pourra se limiter à la modélisation spectrale du signal acoustique. Le système respiratoire pourra lui être basé sur un modèle d'impédance, qui caractérise la relation entre la pression et le débit d'air. Les résultats de cette modélisation pourront être confrontés avec des mesures expérimentales sur une maquette en 2D.

J'appliquerai ensuite les PINNS pour résoudre le problème inverse, en utilisant des paramètres faciles à mesurer en pratique, tels que le débit d'air mesurable avec une lunette nasale. J'évaluerai la performance de notre méthode en comparant les résultats obtenus avec ceux de méthodes existantes, et en utilisant des données réelles de patients.

Ce projet de recherche ouvre aussi des perspectives à plus long terme, qui consistent à utiliser l'expertise du GSII sur l'instrumentation optique pour des mesures de déplacement. Ces mesures sont basées sur l'interférométrie laser de FABRY-PEROT et des propriétés de *self-mixing* de diode laser. Elles ont été appliquées à la géophysique et à la sismologie, et pourraient être utilisées pour des applications biomédicales. Par exemple, elles pourraient servir à estimer le rythme cardiaque, l'onde de pouls, ou la pression artérielle, à partir du signal optique. Ces mesures pourraient être combinées avec les mesures acoustiques, pour obtenir une meilleure estimation des paramètres physiques et physiologiques du système respiratoire.

Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

- [Aaslid, 1992] AASLID, R. (1992). Developments and principles of transcranial doppler. *Transcranial Doppler*, 1:1–8.
- [Abbas, 2023] ABBAS, Z. (2023). *Predicting the outcome of intracytoplasmic sperm injection in woman using machine learning combining Doppler and clinical data*. Thèse de doctorat, Le Mans Université.
- [Abbas et al., 2023] ABBAS, Z., MÉNIGOT, S., CHARARA, J., IBRAHIM, Z., FAKIH, C. et GIRAULT, J. M. (2023). Predicting in vitro fertilization from ultrasound measurements using Machine Learning techniques. In *ICABME*, Beyrouth, Lebanon.
- [Alqudah et al., 2022] ALQUDAH, A. M., QAZAN, S. et OBEIDAT, Y. M. (2022). Deep learning models for detecting respiratory pathologies from raw lung auscultation sounds. *Soft Computing*, 26(24): 13405–13429.
- [Anderson, 2000] ANDERSON, M. (2000). A 2d nonlinear wave propagation solver written in open-source matlab code. In *2000 IEEE Ultrasonics Symposium. Proceedings. An International Symposium (Cat. No. 00CH37121)*, volume 2, pages 1351–1354. IEEE.
- [Averkiou, 2000] AVERKIOU, M. A. (2000). Tissue harmonic imaging. In *2000 IEEE Ultrasonics Symposium. Proceedings. An International Symposium (Cat. No. 00CH37121)*, volume 2, pages 1563–1572. IEEE.
- [Aydin et Markus, 2000] AYDIN, N. et MARKUS, H. S. (2000). Optimization of processing parameters for the analysis and detection of embolic signals. *European Journal of ultrasound*, 12(1):69–79.
- [Aydin et al., 2004] AYDIN, N., MARVASTI, F. et MARKUS, H. S. (2004). Embolic doppler ultrasound signal detection using discrete wavelet transform. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 8(2):182–190.
- [Barlow et al., 2011] BARLOW, E., MULHOLLAND, A. J., GACHAGAN, A. et NORDON, A. (2011). A theoretical investigation of chirp insonification of ultrasound contrast agents. *Ultrasonics*, 51(6):725–733.
- [Basude et Wheatley, 2001] BASUDE, R. et WHEATLEY, M. A. (2001). Generation of ultraharmonics in surfactant based ultrasound contrast agents : use and advantages. *Ultrasonics*, 39(6):437–444.
- [Benchemoul, 2022] BENCHEMOUL, M. (2022). *Conception et réalisation d’un dispositif ultrasonore haute-fréquence pour la mesure de vitesse de l’onde de pouls sur des artères superficielles*. Thèse de doctorat, INSA, Lyon.
- [Bendjador et al., 2021] BENDJADOR, H., DÉCOMBAS-DESCHAMPS, S., BURGIO, M. D., SARTORIS, R., VAN BEERS, B., VILGRAIN, V., DEFFIEUX, T. et TANTER, M. (2021). The svd beamformer with diverging waves : a proof-of-concept for fast aberration correction. *Physics in Medicine & Biology*, 66(18):18LT01.
- [Bercoff, 2011] BERCOFF, J. (2011). Ultrafast ultrasound imaging. In MININ, I. V. et MININ, O. V., éditeurs : *Ultrasound Imaging*, chapitre 1. IntechOpen, Rijeka.
- [Blitz et Simpson, 1995] BLITZ, J. et SIMPSON, G. (1995). *Ultrasonic methods of non-destructive testing*, volume 2. Springer Science & Business Media.
- [Boaghe et Billings, 2003] BOAGHE, O. M. et BILLINGS, S. A. (2003). Subharmonic oscillation modeling and miso volterra series. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I : Fundamental Theory and Applications*, 50(7):877–884.
- [Bou Matar et al., 2006] BOU MATAR, O., DOS SANTOS, S., FORTINEAU, J., GOURSOLLE, T., HAUMESSER, L. et VANDER MEULEN, F. (2006). Pseudospectral simulation of elastic waves propagation in heterogeneous nonlinear hysteretic medium. In *AIP Conference Proceedings*, volume 838, pages 95–98. American Institute of Physics.

- [Bramanti, 1992] BRAMANTI, M. (1992). A nondestructive diagnostic method based on swept-frequency ultrasound transmission-reflection measurements. *IEEE transactions on instrumentation and measurement*, 41(4):490–494.
- [Breysse, 2012] BREYSSE, D. (2012). Nondestructive evaluation of concrete strength : An historical review and a new perspective by combining ndt methods. *Construction and Building Materials*, 33:139–163.
- [Brucher et Russell, 2002] BRUCHER, R. et RUSSELL, D. (2002). Automatic online embolus detection and artifact rejection with the first multifrequency transcranial doppler. *Stroke*, 33(8):1969–1974.
- [Burns, 2002] BURNS, P. N. (2002). Instrumentation for contrast echocardiography. *Echocardiography*, 19(3):241–258.
- [Calliada et al., 1998] CALLIADA, F., CAMPANI, R., BOTTINELLI, O., BOZZINI, A. et SOMMARUGA, M. G. (1998). Ultrasound contrast agents : basic principles. *European journal of radiology*, 27:S157–S160.
- [Chelouah et Siarry, 2003] CHELOUAH, R. et SIARRY, P. (2003). Genetic and nelder–mead algorithms hybridized for a more accurate global optimization of continuous multimimima functions. *European Journal of operational research*, 148(2):335–348.
- [Chen et al., 2017] CHEN, G., PAGEOT, D., LEGLAND, J.-B., ABRAHAM, O., CHEKROUN, M. et TOURNAT, V. (2017). Numerical modeling of ultrasonic coda wave interferometry in a multiple scattering medium with a localized nonlinear defect. *Wave Motion*, 72:228–243.
- [Chira et al., 2012] CHIRA, L.-T., GIRAULT, J.-M., MATEO, T., MÉNIGOT, S. et RUSU, C. (2012). Ultrasound medical image deconvolution using CLEAN algorithm. In D’ACOUSTIQUE, S. F., éditeur : *Acoustics 2012*, Nantes, France.
- [Choi et al., 2017] CHOI, H., YOON, C. et YEOM, J.-Y. (2017). A wideband high-voltage power amplifier post-linearizer for medical ultrasound transducers. *Applied Sciences*, 7(4):354.
- [Chung et al., 2005] CHUNG, E., FAN, L., DEGG, C. et EVANS, D. H. (2005). Detection of doppler embolic signals : psychoacoustic considerations. *Ultrasound in medicine & biology*, 31(9):1177–1184.
- [Chung et al., 2010] CHUNG, E. M., HAGUE, J. P., CHANRION, M.-A., RAMNARINE, K. V., KATSOGRIDAKIS, E. et EVANS, D. H. (2010). Embolus trajectory through a physical replica of the major cerebral arteries. *Stroke*, 41(4):647–652.
- [Contreras Ortiz et al., 2012] CONTRERAS ORTIZ, S. H., CHIU, T. et FOX, M. D. (2012). Ultrasound image enhancement : A review. *Biomedical Signal Processing and Control*, 7(5):419–428.
- [Couture et al., 2008] COUTURE, O., AUBRY, J.-F., MONTALDO, G., TANTER, M. et FINK, M. (2008). Suppression of tissue harmonics for pulse-inversion contrast imaging using time reversal. *Physics in Medicine & Biology*, 53(19):5469.
- [De Jong et al., 2009] DE JONG, N., EMMER, M., VAN WAMEL, A. et VERSLUIS, M. (2009). Ultrasonic characterization of ultrasound contrast agents. *Medical & biological engineering & computing*, 47:861–873.
- [Deville et Duarte, 2015] DEVILLE, Y. et DUARTE, L. T. (2015). An overview of blind source separation methods for linear-quadratic and post-nonlinear mixtures. In *International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation*, pages 155–167. Springer.
- [Dhariwal et Nichol, 2021] DHARIWAL, P. et NICHOL, A. (2021). Diffusion models beat gans on image synthesis. *Advances in neural information processing systems*, 34:8780–8794.
- [Donskoy et Sutin, 1998] DONSKOY, D. M. et SUTIN, A. M. (1998). Vibro-acoustic modulation nondestructive evaluation technique. *Journal of intelligent material systems and structures*, 9(9):765–771.
- [Doppler, 1843] DOPPLER, C. (1843). Ueber das farbige licht der doppelsterne und einige andere gestirne des himmels : Versuch einer das bradley’sche aberrations-theorem als integrirenden theil in sich schliessenden allgemeineren theorie (traduction : Sur la lumière colorée des étoiles doubles et

- des quelques autres astres du ciel : essai d'une théorie générale qui incorpore le théorème de Bradley sur l'aberration comme partie intégrale). *Abhandlungen der Königlichen Böhmischen Gesellschaft der Wissenschaften*, 5e série(2):465–483.
- [Droste et Ringelstein, 1998] DROSTE, D. W. et RINGELSTEIN, E. B. (1998). Detection of high intensity transient signals (hits) : How and why? *European journal of ultrasound*, 7(1):23–29.
- [Duck, 2002] DUCK, F. A. (2002). Nonlinear acoustics in diagnostic ultrasound. *Ultrasound in medicine & biology*, 28(1):1–18.
- [Dunn et al., 2017] DUNN, M., CARCIONE, A., BLANLOEUIL, P. et VEIDT, M. (2017). Critical aspects of experimental damage detection methodologies using nonlinear vibro-ultrasonics. *Procedia Engineering*, 188:133–140.
- [Dunne et al., 2001] DUNNE, V. G., BESSER, M. I. et MA, W. J. (2001). Transcranial doppler in carotid endarterectomy. *Journal of clinical neuroscience*, 8(2):140–145.
- [Fink, 1992] FINK, M. (1992). Time reversal of ultrasonic fields. i. basic principles. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 39(5):555–566.
- [Fizeau, 1870] FIZEAU, H. (1870). Des effets du mouvement sur le ton des vibrations sonores et sur la longueur d'onde des rayons de lumière. *Annales de chimie et de physique*, 4e série(XIX):211–221.
- [Forsberg et al., 1998] FORSBERG, F., MERTON, D., LIU, J., NEEDLEMAN, L. et GOLDBERG, B. (1998). Clinical applications of ultrasound contrast agents. *Ultrasonics*, 36(1-5):695–701.
- [Freycenon, 2022] FREYCENON, N. (2022). *Analyse et diagnostic des troubles respiratoires du sommeil à l'aide des sons trachéaux*. Thèse de doctorat, Le Mans Université.
- [Freycenon et al., 2022] FREYCENON, N., LONGO, R. et MÉNIGOT, S. (2022). Procédé de détermination de phases respiratoires dans un signal acoustique, produit programme d'ordinateur, médium de stockage et dispositif correspondant.
- [Frinking et al., 2000] FRINKING, P. J., BOUAKAZ, A., KIRKHORN, J., TEN CATE, F. J. et DE JONG, N. (2000). Ultrasound contrast imaging : current and new potential methods. *Ultrasound in medicine & biology*, 26(6):965–975.
- [Furman et al., 2018] FURMAN, E. G., SOKOLOVSKY, V. L., FURMAN, G. B., MEEROVICH, V. M., MALININ, S. V. et ROCHEVA, E. V. (2018). Mathematical model of breath sound propagation in respiratory tract. *Russian Journal of Biomechanics*, 22(2):142–152.
- [Gardner et al., 2006] GARDNER, W. A., NAPOLITANO, A. et PAURA, L. (2006). Cyclostationarity : Half a century of research. *Signal processing*, 86(4):639–697.
- [Gatsa et al., 2022] GATSA, V., HOUHAT, N. et MÉNIGOT, S. (2022). Hybrid optimization of driving frequency for crack signature enhancement in nonlinear ultrasonic nondestructive testing. *Applied Acoustics*, 195:108810.
- [Gatsa et al., 2020] GATSA, V., MÉNIGOT, S. et TOURNAT, V. (2020). Excitation frequency optimisation to enhance harmonics backscattered by a nonlinear medium. In *Forum Acusticum 2020*, pages 31–35, Lyon (en ligne), France. Société Française d'acoustique and European Acoustics Association.
- [Gençer et al., 2013] GENÇER, M., BILGIN, G. et AYDIN, N. (2013). Embolic doppler ultrasound signal detection via fractional fourier transform. In *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 3050–3053.
- [Gennisson et al., 2013] GENNISSON, J.-L., DEFFIEUX, T., FINK, M. et TANTER, M. (2013). Ultrasound elastography : principles and techniques. *Diagnostic and interventional imaging*, 94(5):487–495.
- [Geryes, 2016] GERYES, M. (2016). *Development of signal processing algorithms for the detection of micro-emboli using a new TCD system*. Theses, Université François-Rabelais de Tours ; Université libanaise.

- [Geryes *et al.*, 2017] GERYES, M., MÉNIGOT, S., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2017). An Energy Detector Based on Negative Energy Fluctuations Coupled with Sub-band Decomposition as a Robust Micro-embolus Detection System. *In IEEE International Ultrasonic Symposium 2017*, Washington, DC, United States.
- [Geryes *et al.*, 2019a] GERYES, M., MÉNIGOT, S., CHARARA, J., NASSERDINE, M., MCHEICK, A. et GIRAULT, J. M. (2019a). Enhanced Weak Doppler Micro-Embolic Signal Detection using Energy Fluctuations. *Biomedical Signal Processing and Control*, 47:177–182.
- [Geryes *et al.*, 2019b] GERYES, M., MÉNIGOT, S., CHARARA, J., SKAIKY, A., MCHEICK, A. et GIRAULT, J. M. (2019b). A Signal Processing Method for Artefact Rejection in Transcranial Doppler Signals used for Micro-embolus detection. *In ICABME 2019*, ICABME 2019, Tripoli, Lebanon.
- [Geryes *et al.*, 2015] GERYES, M., MÉNIGOT, S., HASSAN, W., ALMAR, M., GUIBERT, B., GAUTIER, C., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2015). A new energy detector of micro-emboli using a time-varying threshold. *In 2015 International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME)*, pages 89–92, Beyrouth, Lebanon.
- [Geryes *et al.*, 2016a] GERYES, M., MÉNIGOT, S., HASSAN, W., MCHEICK, A., ALMAR, M., GUIBERT, B., GAUTIER, C., CHARARA, J. et GIRAULT, J. M. (2016a). A Micro-Embolic Energy Detector based on Sub-band Decomposition. *In MECBME*, pages 54–58, Beirut, Lebanon.
- [Geryes *et al.*, 2016b] GERYES, M., MÉNIGOT, S., HASSAN, W., MCHEICK, A., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2016b). Detection of Doppler Microembolic Signals Using High Order Statistics. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2016:3243290.
- [Geryes *et al.*, 2016c] GERYES, M., MÉNIGOT, S., HASSAN, W., NASSEREDDINE, M., MCHEIK, A., ALMAR, M., GAUTHIER, C., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2016c). Amélioration de la détection de micro-emboles par une approche de décomposition en sous-bandes. *In CFA 2016 Vishno*, Le Mans, France. SFA.
- [Ghiglia, 1998] GHIGLIA, D. (1998). *Two-dimensional phase unwrapping : theory, algorithms, and software*. Wiley, New York, NY, USA.
- [Ghrib *et al.*, 2018] GHRIB, M., RÉBILLAT, M., DES ROCHES, G. V. et MECHBAL, N. (2018). Automatic damage type classification and severity quantification using signal based and nonlinear model based damage sensitive features. *Journal of Process Control*.
- [Girault, 2013] GIRAULT, J.-M. (2013). *Cerebral Microembolism Synchronous Detection with Wavelet Packets*, chapitre 4, pages 245–287. Signal and Image Multiresolution Analysis. Wiley Online Library.
- [Girault *et al.*, 2006] GIRAULT, J.-M., BIARD, M., KOUAMÉ, D., BLEUZEN, A. et TRANQUART, F. (2006). Spectral correlation of the embolic blood doppler signal. *In IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings*, volume 2.
- [Girault *et al.*, 2019] GIRAULT, J. M., GERYES, M., CHARARA, J. et MÉNIGOT, S. (2019). An overview of nearly a half century of microembolic signal processing techniques. *In ICABME 2019*, ICABME 2019, Tripoli, Lebanon.
- [Girault *et al.*, 2011a] GIRAULT, J.-M., KOUAMÉ, D., MÉNIGOT, S., GUIDI, F., SOUCHON, G. et REMENIERAS, J.-P. (2011a). Analysis of index modulation of doppler microembolic signals part II : in vitro discrimination. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 37(1):102–111.
- [Girault *et al.*, 2011b] GIRAULT, J.-M., KOUAMÉ, D., MÉNIGOT, S., SOUCHON, G. et TRANQUART, F. (2011b). Analysis of index modulation in microembolic Doppler signals part I : radiation force as a new hypothesis-simulations. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 37(1):87–101.
- [Girault *et al.*, 2000] GIRAULT, J.-M., KOUAMÉ, D., OUAHABI, A. et PATAT, F. (2000). Micro-emboli detection : an ultrasound doppler signal processing viewpoint. *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, 47(11):1431–1439.

- [Girault *et al.*, 2023] GIRAULT, J. M., LONGO, R. et MÉNIGOT, S. (2023). Orthogonal signal generation : an analytical approach. *Circuits, Systems, and Signal Processing*.
- [Girault et Ménigot, 2015] GIRAULT, J.-M. et MÉNIGOT, S. (2015). Contrast Optimization by Metaheuristic for Inclusion Detection in Nonlinear Ultrasound Imaging. *Physics Procedia*, 70:614–617. International Congress on Ultrasonics, Metz, May 2015.
- [Girault et Ménigot, 2022] GIRAULT, J. M. et MÉNIGOT, S. (2022). Palindromic Vectors, Symmetry and Symmetry as Symmetry Descriptors of Binary Data. *Entropy*, 24(1).
- [Girault *et al.*, 2012a] GIRAULT, J.-M., MÉNIGOT, S., ADDAKIRI, K. et GUIBERT, B. (2012a). Micro-embolic signatures detection through GARCH parameters. In D'ACOUSTIQUE, S. F., éditeur : *Acoustics 2012*, Nantes, France.
- [Girault *et al.*, 2010a] GIRAULT, J. M., MÉNIGOT, S. et DREIBINE, L. (2010a). Automatic detection of micro-emboli by means of a generalized autoregressive conditional heteroskedasticity model. In *2nd PAN American/Iberian Meeting on Acoustics*, Cancun, Mexico.
- [Girault *et al.*, 2010b] GIRAULT, J.-M., MÉNIGOT, S., DREIBINE, L. et MEZIATI, N. (2010b). Détection US automatique de micro-embolus par des techniques de prédictions linéaires synchrones. In d'Acoustique SFA, S. F., éditeur : *10ème Congrès Français d'Acoustique*, pages –, Lyon, France.
- [Girault *et al.*, 2012b] GIRAULT, J.-M., MÉNIGOT, S. et GUIBERT, B. (2012b). Détection automatique de micro-embolus cérébraux grâce à un nouveau détecteur de variance conditionnelle. *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 33(3):217–222.
- [Girault *et al.*, 2011c] GIRAULT, J. M., MÉNIGOT, S., VOICU, I., SBEITY, F. et CHARARA, J. (2011c). A new cerebral micro-emboli detector. In *International Conference on Advances in Biomedical Engineering*, Tripoli, Lebanon.
- [Girault et Zhao, 2014] GIRAULT, J.-M. et ZHAO, Z. (2014). Synchronous detector as a new paradigm for automatic microembolus detection. *International Journal of Biomedical Engineering and Technology*, 14(1):60–70.
- [Gonzalez *et al.*, 2009] GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E. et EDDINS, S. L. (2009). *Digital Image Processing Using MATLAB*. Gatesmark Publishing, 2nd édition.
- [Goodfellow *et al.*, 2014] GOODFELLOW, I., POUGET-ABADIE, J., MIRZA, M., XU, B., WARDEFARLEY, D., OZAIR, S., COURVILLE, A. et BENGIO, Y. (2014). Generative adversarial nets. *Advances in neural information processing systems*, 27.
- [Goursolle *et al.*, 2008] GOURSOLLE, T., DOS SANTOS, S., MATAR, O. B. et CALLE, S. (2008). Non-linear based time reversal acoustic applied to crack detection : Simulations and experiments. *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 43(3):170–177.
- [Gozalo-Brizuela et Garrido-Merchan, 2023] GOZALO-BRIZUELA, R. et GARRIDO-MERCHAN, E. C. (2023). Chatgpt is not all you need. a state of the art review of large generative ai models.
- [Guepie *et al.*, 2018] GUEPIE, B. K., MARTIN, M., LACROSAS, V., ALMAR, M., GUIBERT, B. et DELACHARTRE, P. (2018). Sequential emboli detection from ultrasound outpatient data. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, PP(99):1–1.
- [Guépié *et al.*, 2017] GUÉPIÉ, B. K., SCIOLLA, B., MILLIOZ, F., ALMAR, M. et DELACHARTRE, P. (2017). Discrimination between emboli and artifacts for outpatient transcranial doppler ultrasound data. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 55(10):1–11.
- [Han *et al.*, 2018] HAN, J., JENTZEN, A. et E, W. (2018). Solving high-dimensional partial differential equations using deep learning. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 115(34):8505–8510.
- [Haupt et Haupt, 2004] HAUPT, R. L. et HAUPT, S. E. (2004). *Practical genetic algorithms*. John Wiley & Sons Inc., Hoboken, NJ, États-Unis d'Amérique.
- [Hilloulin *et al.*, 2014] HILLOULIN, B., ZHANG, Y., ABRAHAM, O., LOUKILI, A., GRONDIN, F., DURAND, O. et TOURNAT, V. (2014). Small crack detection in cementitious materials using nonlinear coda wave modulation. *NDT & E International*, 68:98–104.

- [Hoff, 2001] HOFF, L. (2001). *Acoustic characterization of contrast agents for medical ultrasound imaging*. Springer Science & Business Media, Boston, MA, États-Unis d'Amérique.
- [Hossack *et al.*, 2000] HOSSACK, J. A., MAUCHAMP, P. et RATSIMANDRESY, L. (2000). A high bandwidth transducer optimized for harmonic imaging. In *2000 IEEE Ultrasonics Symposium.*, volume 2, pages 1021–1024. IEEE.
- [Houhat, 2021] HOUHAT, N. (2021). *Commande optimale de systèmes acoustiques*. Theses, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene (Alger; 1974-....).
- [Houhat *et al.*, 2018] HOUHAT, N., MÉNIGOT, S., BOUTKEDJIRT, T., DRAI, R. et GIRAULT, J.-M. (2018). Optimal Stochastic Excitation for Linear Flaw Detection in a Solid Material. In *23rd Iberoamerican Congress on Pattern Recognition*, Madrid, Spain.
- [Houhat *et al.*, 2022] HOUHAT, N., MÉNIGOT, S., VOICU, I., DRAI, R. et GIRAULT, J. M. (2022). Optimal Command of the Nonlinear Elastic Wave Spectroscopy Method (NWMS). In *IEEE International Ultrasonic Symposium 2022*, Venise, Italy.
- [Houhat *et al.*, 2019a] HOUHAT, N., TOURNAT, V., MÉNIGOT, S., BOUTKEDJIRT, T., DRAI, R. et GIRAULT, J. M. (2019a). Optimization of Bifrequential Pump Excitation Parameters by Genetic Algorithm in Nonlinear Vibro Acoustic Wave Modulation Technique. In *2019 IEEE International Ultrasonic Symposium*, 2019 IEEE International Ultrasonic Symposium, Glasgow, United Kingdom.
- [Houhat *et al.*, 2019b] HOUHAT, N., TOURNAT, V., MÉNIGOT, S., BOUTKEDJIRT, T. et GIRAULT, J. M. (2019b). Optimal pump excitation frequency for improvement of damage detection by nonlinear vibro acoustic modulation method in a multiple scattering sample. *Applied Acoustics*, 155:222–231.
- [Hu *et al.*, 2010] HU, H., STASZEWSKI, W., HU, N., JENAL, R. et QIN, G. (2010). Crack detection using nonlinear acoustics and piezoceramic transducers instantaneous amplitude and frequency analysis. *Smart materials and structures*, 19(6):065017.
- [Huang et Li, 2006] HUANG, S.-W. et LI, P.-C. (2006). Arbitrary waveform coded excitation using bipolar square wave pulsers in medical ultrasound. *IEEE T Ultrason Ferr*, 53(1):106–116.
- [Jaeger *et al.*, 2015] JAEGER, M., HELD, G., PEETERS, S., PREISSER, S., GRÜNIG, M. et FRENZ, M. (2015). Computed ultrasound tomography in echo mode for imaging speed of sound using pulse-echo sonography : proof of principle. *Ultrasound in medicine & biology*, 41(1):235–250.
- [Jensen, 1996] JENSEN, J. A. (1996). *Estimation of blood velocities using ultrasound : a signal processing approach*. Cambridge University Press, New York, NY, États-Unis d'Amérique.
- [Jensen *et al.*, 2006] JENSEN, J. A., NIKOLOV, S. I., GAMMELMARK, K. L. et PEDERSEN, M. H. (2006). Synthetic aperture ultrasound imaging. *Ultrasonics*, 44, Supplement(0):e5–e15.
- [Johnson et Dudgeon, 1992] JOHNSON, D. H. et DUDGEON, D. E. (1992). *Array Signal Processing : Concepts and Techniques*. Simon & Schuster, New York, NY, États-Unis d'Amérique.
- [Karhunen, 2001] KARHUNEN, J. (2001). *Nonlinear ICA*, pages 113–134. Cambridge University Press.
- [Kazem et Zahra, 2006] KAZEM, Z. et ZAHRA, M. (2006). Fundamentals of respiratory sounds and analysis. *Morgan & Claypool Publishers, series Synthesis lectures on biomedical engineering*, 8:19–21.
- [Kelly Jr et Davis, 1991] KELLY JR, J. D. et DAVIS, L. (1991). A hybrid genetic algorithm for classification. In *IJCAI*, volume 91, pages 645–650.
- [Klepka *et al.*, 2012] KLEPKA, A., STASZEWSKI, W. J., JENAL, R., SZWEDO, M., IWANIEC, J. et UHL, T. (2012). Nonlinear acoustics for fatigue crack detection—experimental investigations of vibro-acoustic wave modulations. *Structural Health Monitoring*, 11(2):197–211.
- [Labas *et al.*, 2015a] LABAS, V., TEIXEIRA-GOMES, A.-P., ANDERSSON, F., MÉNIGOT, S., BATAILLER, M., ADRIAENSEN, H., MIGAUD, M. et CHAILLOU, E. (2015a). 2.5D Representations Combining in vivo 3D MRI and ex vivo 2D MSI Approaches to Study the Lipid Distribution in the

- Whole Sheep Brain. Congrès français de Spectrométrie de Masse et d'Analyse Protéomique (SMAP 2015). Poster.
- [Labas *et al.*, 2015b] LABAS, V., TEIXEIRA-GOMES, A.-P., BANLIAT, C., ANDERSSON, F., MÉNIGOT, S., BATAILLER, M., ADRIAENSEN, H., MIGAUD, M. et CHAILLOU, E. (2015b). Tissue phenotyping based on multimodal imaging : *ex vivo* Mass Spectrometry Imaging (MSI) and histological staining combined to *in vivo* Magnetic Resonance Imaging (MRI) : Application to whole sheep brain. 28. Colloque Biotechnocentre. Poster.
- [Lambert *et al.*, 2022a] LAMBERT, W., COBUS, L. A., ROBIN, J., FINK, M. et AUBRY, A. (2022a). Ultrasound matrix imaging—part ii : The distortion matrix for aberration correction over multiple isoplanatic patches. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 41(12):3921–3938.
- [Lambert *et al.*, 2022b] LAMBERT, W., ROBIN, J., COBUS, L. A., FINK, M. et AUBRY, A. (2022b). Ultrasound matrix imaging—part i : The focused reflection matrix, the f-factor and the role of multiple scattering. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 41(12):3907–3920.
- [Legland *et al.*, 2017] LEGLAND, J.-B., ZHANG, Y., ABRAHAM, O., DURAND, O. et TOURNAT, V. (2017). Evaluation of crack status in a meter-size concrete structure using the ultrasonic nonlinear coda wave interferometry. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 142(4):2233–2241.
- [Liu *et al.*, 2017] LIU, B., LUO, Z. et GANG, T. (2017). Influence of low-frequency parameter changes on nonlinear vibro-acoustic wave modulations used for crack detection. *Structural Health Monitoring*, page 1475921716689385.
- [Luchies et Byram, 2018] LUCHIES, A. C. et BYRAM, B. C. (2018). Deep neural networks for ultrasound beamforming. *IEEE transactions on medical imaging*, 37(9):2010–2021.
- [Ma *et al.*, 2005] MA, Q., MA, Y., GONG, X. et ZHANG, D. (2005). Improvement of tissue harmonic imaging using the pulse-inversion technique. *Ultrasound Med Biol*, 31(7):889–894.
- [Mackinnon *et al.*, 2004] MACKINNON, A. D., AASLID, R. et MARKUS, H. S. (2004). Long-term ambulatory monitoring for cerebral emboli using transcranial doppler ultrasound. *Stroke*, 35(1):73–78.
- [Maghsoudi-Ganjeh *et al.*, 2021] MAGHSOUDI-GANJEH, M., MARIANO, C. A., SATTARI, S., ARORA, H. et ESKANDARI, M. (2021). Developing a lung model in the age of covid-19 : a digital image correlation and inverse finite element analysis framework. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 9:684778.
- [Markus *et al.*, 1993] MARKUS, H., LOH, A. et BROWN, M. M. (1993). Computerized detection of cerebral emboli and discrimination from artifact using doppler ultrasound. *Stroke*, 24(11):1667–1672.
- [Markus *et al.*, 2010] MARKUS, H. S., KING, A., SHIPLEY, M., TOPAKIAN, R., CULLINANE, M., REIHILL, S., BORNSTEIN, N. M. et SCHAAFSMA, A. (2010). Asymptomatic embolisation for prediction of stroke in the asymptomatic carotid emboli study (aces) : a prospective observational study. *The Lancet Neurology*, 9(7):663–671.
- [Marvasti *et al.*, 2004] MARVASTI, S., GILLIES, D., MARVASTI, F. et MARKUS, H. S. (2004). On-line automated detection of cerebral embolic signals using a wavelet-based system. *Ultrasound in medicine & biology*, 30(5):647–653.
- [Mathews *et al.*, 2000] MATHEWS, V. J., SICURANZA, G. *et al.* (2000). *Polynomial signal processing*. Wiley, New York, NY, États-Unis d'Amérique.
- [Mayergoyz, 2003] MAYERGOYZ, I. D. (2003). *Mathematical models of hysteresis and their applications*. Academic Press.
- [Ménigot, 2011] MÉNIGOT, S. (2011). *Commande optimale appliquée aux systèmes d'imagerie ultrasonore*. Theses, Université François Rabelais - Tours.
- [Ménigot, 2016] MÉNIGOT, S. (2016). Pedometer in HTML5 for Firefox OS and Firefox for Android.
- [Ménigot, 2019a] MÉNIGOT, S. (2019a). Harmonic Extraction with a Volterra Model.

- [Ménigot, 2019b] MÉNIGOT, S. (2019b). Harmonics Extraction with a Polynomial Hammerstein Model.
- [Ménigot, 2019c] MÉNIGOT, S. (2019c). Microembolic detection by a 2D-adaptive time-frequency Threshold.
- [Ménigot, 2019d] MÉNIGOT, S. (2019d). Optimization of contrast resolution by genetic algorithm in ultrasound tissue harmonic imaging : Simulation.
- [Ménigot, 2019e] MÉNIGOT, S. (2019e). Simulation Frequency Optimization of Contrast to Tissue Ratio in Pulse Inversion Imaging.
- [Ménigot, 2019f] MÉNIGOT, S. (2019f). Subharmonic Extraction with Hammerstein Models.
- [Ménigot *et al.*, 2013a] MÉNIGOT, S., CERTON, D., GROSS, D. et GIRAULT, J. M. (2013a). Automatic Optimal Command for the Linearization of the CMUT Output. *In MUT 2013*, Side, Turkey.
- [Ménigot *et al.*, 2014a] MÉNIGOT, S., CERTON, D., GROSS, D. et GIRAULT, J.-M. (2014a). Automatic Optimal Input Command for Linearization of cMUT Output by a Temporal Target. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 61(10):1742–1753.
- [Ménigot *et al.*, 2009a] MÉNIGOT, S., DREIBINE, L., MEZIATI, N. et GIRAULT, J.-M. (2009a). Automatic detection of microemboli by means of a synchronous linear prediction technique. *In IEEE*, éditeur : *IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, pages 2371 – 2374, Rome, Italy. IEEE. © 2009 IEEE. Reprinted, with permission, from S. Ménigot, L. Dreibine, N. Meziati and J.-M. Girault, Automatic detection of microemboli by means of a synchronous linear prediction technique, 2009 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), 20–23 Sept. 2009. This material is posted here with permission of the IEEE. Such permission of the IEEE does not in any way imply IEEE endorsement of any of the Université François Rabelais de Tours’ products or services. Internal or personal use of this material is permitted. However, permission to reprint/republish this material for advertising or promotional purposes or for creating new collective works for resale or redistribution must be obtained from the IEEE by writing to pubs-permissions@ieee.org.
- [Ménigot *et al.*, 2020a] MÉNIGOT, S., GATSA, V. et TOURNAT, V. (2020a). Commande Optimale de Senseurs Intelligents pour la Nonlinéarité UltraSonore. *In Journée Scientifique du programme WISE*, Angers, France.
- [Ménigot *et al.*, 2014b] MÉNIGOT, S., GERYES, M., CHARARA, J. et GIRAULT, J. M. (2014b). Détection d’inclusion ou de défaut en imagerie ultrasonore à l’aide de l’optimisation d’onde aléatoire transmise. *In 12ème congrès français d’acoustique*, Poitiers, France. SFA.
- [Ménigot *et al.*, 2013b] MÉNIGOT, S., GERYES, M. et GIRAULT, J. M. (2013b). Inclusion/Flaw Detection in Ultrasound Imaging Through Optimization of Random Transmitted Wave. *In Acoustics 2013*, New Delhi, India.
- [Ménigot *et al.*, 2020b] MÉNIGOT, S., GERYES, M. et GIRAULT, J. M. (2020b). Detection of Weak Doppler Microembolic Signature using Two-Dimensional-Adaptive Time-Frequency Threshold from Spectrogram. *Biomedical Signal Processing and Control*, 57:101811.
- [Ménigot et Girault, 2012a] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2012a). Analysis and modelling of the Optimal Command for a Ultrasound Pulse Inversion Imaging System. *In Eusipco 2012*, pages 1059–1063, Bucarest, Romania.
- [Ménigot et Girault, 2012b] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2012b). Optimal Control by Transmit Frequency in Tissue Harmonic Imaging. *In D’ACOUSTIQUE, S. F.*, éditeur : *Acoustics 2012*, pages 2863–2868, Nantes, France.
- [Ménigot et Girault, 2012c] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2012c). Random excitation by optimized pulse inversion in contrast harmonic imaging. *In D’ACOUSTIQUE, S. F.*, éditeur : *Acoustics 2012*, pages 2895–2900, Nantes, France.
- [Ménigot et Girault, 2012d] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2012d). Transmit Frequency Adaptation for Contrast to Tissue Ratio Optimization in Second Harmonic Imaging. *Journal of Electrical and Control Engineering*, 2(5):9–14.

- [Ménigot et Girault, 2013a] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2013a). Contrast-to-Tissue Ratio Improvement by Transmitted Optimized Binary Signal in Ultrasound Pulse Inversion Imaging. *In 2013 IEEE 10th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, pages 776–779, San Francisco, United States.
- [Ménigot et Girault, 2013b] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2013b). Optimization of Contrast-to-Tissue Ratio by Adaptation of Transmitted Ternary Signal in Ultrasound Pulse Inversion Imaging. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013:6.
- [Ménigot et Girault, 2013c] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J. M. (2013c). Transmission de signaux stochastiques pour optimiser le contraste en imagerie par inversion d’impulsions. *In Journées SIAM*, Tours, France. Société française d’acoustique.
- [Ménigot et Girault, 2014] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J. M. (2014). Microembolic detection by an adaptive energy threshold.
- [Ménigot et Girault, 2016a] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2016a). Harmonic Magnification by Time Reversal based on a Hammerstein Decomposition. *In IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), Tours, France. IEEE UFFC.
- [Ménigot et Girault, 2016b] MÉNIGOT, S. et GIRAULT, J.-M. (2016b). Optimization of Contrast Resolution by Genetic Algorithm in Ultrasound Tissue Harmonic Imaging. *Ultrasonics*, 71:231–244. The simulation program is available on RunMyCode.org (<http://www.runmycode.org/companion/view/1893>).
- [Ménigot et al., 2012a] MÉNIGOT, S., GIRAULT, J.-M. et VOICU, I. (2012a). Optimisation des paramètres fréquentiels du signal d’émission appliquée à l’imagerie de contraste ultrasonore du second harmonique. *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 33(3):211–216.
- [Ménigot et al., 2010a] MÉNIGOT, S., GIRAULT, J.-M., VOICU, I. et NOVELL, A. (2010a). Optimization of the Contrast Tissue Ratio in Ultrasound Contrast Imaging by an Adaptive Transmit Frequency. *In First Mediterranean Congress on Acoustics 2010*, Salé, Morocco.
- [Ménigot et al., 2012b] MÉNIGOT, S., GIRAULT, J.-M., VOICU, I. et NOVELL, A. (2012b). Optimization of Contrast to Tissue Ratio by Frequency Adaptation in Pulse Inversion Imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control*, 59(11):2431–2438.
- [Ménigot et al., 2019a] MÉNIGOT, S., HOUHAT, N., GATSA, V., GIRAULT, J. M. et TOURNAT, V. (2019a). Commande optimale de capteurs ultrasonores pour la détection de défauts présents dans des matériaux complexes non-linéaires. *In Journée scientifique du GIS ECND PdL*, Nantes, France.
- [Ménigot et al., 2019b] MÉNIGOT, S., HOUHAT, N. et GIRAULT, J. M. (2019b). Optimal Prefiltered Stochastic Transmitted Waves for Fat Inclusion Detection in Milk with Harmonic Ultrasound. *In 2019 IEEE International Ultrasonic Symposium*, 2019 IEEE International Ultrasonic Symposium, Glasgow, United Kingdom.
- [Ménigot et al., 2016] MÉNIGOT, S., KANBAR, E., BOUAKAZ, A. et GIRAULT, J.-M. (2016). SNR Improvement by Subharmonic Extraction with Hammerstein Models for Microbubble Signals. *In IEEE International Ultrasonic Symposium 2016*, IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), Tours, France. IEEE UFFC.
- [Ménigot et al., 2009b] MÉNIGOT, S., NOVELL, A., BOUAKAZ, A. et GIRAULT, J.-M. (2009b). Improvement of the power response in contrast imaging with transmit frequency optimization. *In IEEE*, éditeur : *IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, pages 1–4, Rome, Italy. IEEE.
- [Ménigot et al., 2009c] MÉNIGOT, S., NOVELL, A., VOICU, I., BOUAKAZ, A. et GIRAULT, J.-M. (2009c). Imagerie de contraste adaptative : optimisation de la fréquence d’émission. *In Colloque IMVIE 5 Imagerie pour les sciences du vivant et la médecine*, Mulhouse, France.
- [Ménigot et al., 2009d] MÉNIGOT, S., NOVELL, A., VOICU, I., BOUAKAZ, A. et GIRAULT, J.-M. (2009d). Transmit frequency optimization for ultrasound contrast agent response. *In Meditech 2009 International Conference on Advancements of Medicine and Health Care through Technology*, volume 26, pages 181–184, Cluj-Napoca, Romania.

- [Ménigot *et al.*, 2010b] MÉNIGOT, S., NOVELL, A., VOICU, I., BOUAKAZ, A. et GIRAULT, J.-M. (2010b). Adaptive contrast imaging : transmit frequency optimization. *Physics Procedia*, 3(1):667–676. International Congress on Ultrasonics, Santiago de Chile, January 2009.
- [Ménigot *et al.*, 2010c] MÉNIGOT, S., NOVELL, A., VOICU, I. et GIRAULT, J.-M. (2010c). Optimisation de l'énergie rétrodiffusée en imagerie de contraste par la fréquence de transmission. In d'Acoustique SFA, S. F., éditeur : *10ème Congrès Français d'Acoustique*, pages –, Lyon, France.
- [Ménigot *et al.*, 2010d] MÉNIGOT, S., VOICU, I., NOVELL, A., ELKATEB HACHEMI AMAR, M. et GIRAULT, J.-M. (2010d). Adaptive matched filters for contrast imaging. In *IEEE, éditeur : IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, pages 1728 – 1731, San Diego, United States. IEEE. 2010 IEEE. Reprinted, with permission, from Sébastien Ménigot, Iulian Voicu, Anthony Novell, Melouka Elkateb Hachemi Amar and Jean-Marc Girault, Adaptive matched filters for contrast imaging, 2010 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS), 11–14 Oct. 2010. This material is posted here with permission of the IEEE. Such permission of the IEEE does not in any way imply IEEE endorsement of any of the Université François Rabelais de Tours' products or services. Internal or personal use of this material is permitted. However, permission to reprint/republish this material for advertising or promotional purposes or for creating new collective works for resale or redistribution must be obtained from the IEEE by writing to pubs-permissions@ieee.org.
- [Moehring *et al.*, 2010] MOEHRING, M. A., DEWARAJA, A. S., MERA, T. O. et SPENCER, M. P. (2010). System and method for grading microemboli monitored by a multi-gate doppler ultrasound system. US Patent 7,771,358.
- [Moehring et Klepper, 1994] MOEHRING, M. A. et KLEPPER, J. R. (1994). Pulse doppler ultrasound detection, characterization and size estimation of emboli in flowing blood. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 41(1):35–44.
- [Montaldo *et al.*, 2009] MONTALDO, G., TANTER, M., BERCOFF, J., BENECH, N. et FINK, M. (2009). Coherent plane-wave compounding for very high frame rate ultrasonography and transient elastography. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 56(3):489–506.
- [Morse et Ingard, 1968] MORSE, P. M. et INGARD, K. U. (1968). *Theoretical acoustics*. Princeton university press, Princeton, NJ, États-Unis d'Amérique.
- [Movahhedi *et al.*, 2023] MOVAHHEDI, M., LIU, X.-Y., GENG, B., ELEMANS, C., XUE, Q., WANG, J.-X. et ZHENG, X. (2023). Predicting 3d soft tissue dynamics from 2d imaging using physics informed neural networks. *Communications Biology*, 6(1):541.
- [Narendra et Gallman, 1966] NARENDRA, K. et GALLMAN, P. (1966). An iterative method for the identification of nonlinear systems using a hammerstein model. *IEEE Transactions on Automatic control*, 11(3):546–550.
- [Nelder et Mead, 1965] NELDER, J. A. et MEAD, R. (1965). A simplex method for function minimization. *The computer journal*, 7(4):308–313.
- [Niethammer *et al.*, 2017] NIETHAMMER, M., POHL, K. M., JANOOS, F. et WELLS III, W. M. (2017). Active mean fields for probabilistic image segmentation : Connections with chan–vese and rudin–osher–fatemi models. *SIAM journal on imaging sciences*, 10(3):1069–1103.
- [Novak *et al.*, 2012] NOVAK, A., BENTAHAR, M., TOURNAT, V., EL GUERJOURA, R. et SIMON, L. (2012). Nonlinear acoustic characterization of micro-damaged materials through higher harmonic resonance analysis. *Ndt & E International*, 45(1):1–8.
- [Novak *et al.*, 2018] NOVAK, A., SIMON, L. et LOTTON, P. (2018). A simple predistortion technique for suppression of nonlinear effects in periodic signals generated by nonlinear transducers. *Journal of Sound and Vibration*, 420:104–113.
- [Novell *et al.*, 2013] NOVELL, A., ESCOFFRE, J.-M. et BOUAKAZ, A. (2013). Second harmonic and subharmonic for non-linear wideband contrast imaging using a capacitive micromachined ultrasonic transducer array. *Ultrasound in medicine & biology*, 39(8):1500–1512.

- [Novell *et al.*, 2009] NOVELL, A., LEGROS, M., FELIX, N. et BOUAKAZ, A. (2009). Exploitation of capacitive micromachined transducers for nonlinear ultrasound imaging. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 56(12):2733–2743.
- [Palaniappan *et al.*, 2013] PALANIAPPAN, R., SUNDARAJ, K. et AHAMED, N. U. (2013). Machine learning in lung sound analysis : a systematic review. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 33(3):129–135.
- [Phukpattaranont et Ebbini, 2003] PHUKPATTARANONT, P. et EBBINI, E. S. (2003). Post-beamforming second-order volterra filter for pulse-echo ultrasonic imaging. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 50(8):987–1001.
- [Pieczonka *et al.*, 2014] PIECZONKA, L., KLEPKA, A., ADAMCZYK, M., STASZEWSKI, W., AYMERICH, F. et UHL, T. (2014). Optimal selection of parameters for impact damage detection in composites based on nonlinear vibro-acoustics modulations. In *ECCM16 16th European Conference on Composite Materials, Seville, Spain*.
- [Pieczonka *et al.*, 2015] PIECZONKA, L., KLEPKA, A., MARTOWICZ, A. et STASZEWSKI, W. J. (2015). Nonlinear vibroacoustic wave modulations for structural damage detection : an overview. *Optical engineering*, 55(1):011005.
- [Pigeau *et al.*, 2020] PIGEAU, G., ELBATARNY, L., WU, V., SCHONEWILLE, A., FICHTINGER, G. et UNGI, T. (2020). Ultrasound image simulation with generative adversarial network. In *Medical Imaging 2020 : Image-Guided Procedures, Robotic Interventions, and Modeling*, volume 11315, pages 54–60. SPIE.
- [Pollakowski et Ermert, 1994] POLLAKOWSKI, M. et ERMERT, H. (1994). Chirp signal matching and signal power optimization in pulse-echo mode ultrasonic nondestructive testing. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 41(5):655–659.
- [Raissi *et al.*, 2019] RAISSI, M., PERDIKARIS, P. et KARNIADAKIS, G. E. (2019). Physics-informed neural networks : A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational physics*, 378:686–707.
- [Rau *et al.*, 2019] RAU, R., SCHWEIZER, D., VISHNEVSKIY, V. et GOKSEL, O. (2019). Ultrasound aberration correction based on local speed-of-sound map estimation. In *2019 IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, pages 2003–2006. IEEE.
- [Ringelstein *et al.*, 1998] RINGELSTEIN, E. B., DROSTE, D. W., BABIKIAN, V. L., EVANS, D. H., GROSSET, D. G., KAPS, M., MARKUS, H. S., RUSSELL, D., SIEBLER, M. *et al.* (1998). Consensus on microembolus detection by tcd. *Stroke*, 29(3):725–729.
- [Riviere *et al.*, 2010] RIVIERE, J., RENAUD, G., HAUPERT, S., TALMANT, M., LAUGIER, P. et JOHNSON, P. A. (2010). Probing interface elastic nonlinearity applying nonlinear resonance ultrasound spectroscopy : The case of screw tightness-of-fit. *Journal of Applied Physics*, 107:124901.
- [Ronneberger *et al.*, 2015] RONNEBERGER, O., FISCHER, P. et BROX, T. (2015). U-net : Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015 : 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18*, pages 234–241. Springer.
- [Sahli Costabal *et al.*, 2020] SAHLI COSTABAL, F., YANG, Y., PERDIKARIS, P., HURTADO, D. E. et KUHL, E. (2020). Physics-informed neural networks for cardiac activation mapping. *Frontiers in Physics*, 8:42.
- [Samakee et Phukpattaranont, 2012] SAMAKEE, C. et PHUKPATTARANONT, P. (2012). Application of miso volterra series for modeling subharmonic of ultrasound contrast agent. *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, 4(4):445.
- [Sbeity, 2013] SBEITY, F. (2013). *Identification et modélisation de systèmes non linéaires générant des sous et ultra-harmoniques : Application à l'imagerie ultrasonore sous et ultra-harmonique*. Theses, Université François Rabelais - Tours.

- [Sbeity *et al.*, 2012a] SBEITY, F., GIRAULT, J.-M., MÉNIGOT, S. et CHARARA, J. (2012a). Sub and ultra harmonic extraction using modified Hammerstein model. *In 2012 International Conference on Complex Systems (ICCS)*, pages 1–5, Agadir, Morocco.
- [Sbeity *et al.*, 2012b] SBEITY, F., GIRAULT, J.-M., MÉNIGOT, S. et CHARARA, J. (2012b). Ultrasound contrast agents modeling using an extended Volterra model. *In D'ACOUSTIQUE, S. F.*, éditeur : *Acoustics 2012*, Nantes, France.
- [Sbeity *et al.*, 2013a] SBEITY, F., MÉNIGOT, S., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2013a). A General Framework for Modeling Sub- and Ultraharmonics of Ultrasound Contrast Agent Signals with MISO Volterra Series. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2013:934538.
- [Sbeity *et al.*, 2013b] SBEITY, F., MÉNIGOT, S., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2013b). Contrast Improvement in Sub- and Ultraharmonic Ultrasound Contrast Imaging by Combining Several Hammerstein Models. *International Journal of Biomedical Imaging*, 2013:270523. Open access journal. Program available : <http://www.runmycode.org/companion/view/1955>.
- [Sbeity *et al.*, 2017] SBEITY, F., MÉNIGOT, S., KANBAR, E., HOUHAT, N., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2017). Complexity Reduction of Ultrasound Sub-Ultra-Harmonic Modeling by an Input Modified Volterra Approach. *In IEEE International Ultrasonics Symposium (IUS)*, Washington, United States.
- [Schetzen, 1980] SCHETZEN, M. (1980). *The Volterra and Wiener theories of nonlinear systems*. Wiley, New York, NY, États-Unis d'Amérique.
- [Serra, 1982] SERRA, J. (1982). *Image analysis and mathematical morphology*. Academic Press, London, Royaume-Uni.
- [Sethian, 1999] SETHIAN, J. A. (1999). Fast marching methods. *SIAM review*, 41(2):199–235.
- [Sfayyih *et al.*, 2023] SFAYYIH, A. H., SULAIMAN, N. et SABRY, A. H. (2023). A review on lung disease recognition by acoustic signal analysis with deep learning networks. *Journal of big Data*, 10(1):101.
- [Shah *et al.*, 2018] SHAH, R., WILKINS, E., NICHOLS, M., KELLY, P., EL-SADI, F., WRIGHT, F. L. et TOWNSEND, N. (2018). Epidemiology report : trends in sex-specific cerebrovascular disease mortality in europe based on who mortality data. *European heart journal*, 40(9):755–764.
- [Shankar *et al.*, 1998] SHANKAR, P., KRISHNA, P. D. et NEWHOUSE, V. (1998). Advantages of sub-harmonic over second harmonic backscatter for contrast-to-tissue echo enhancement. *Ultrasound in medicine & biology*, 24(3):395–399.
- [Siebler *et al.*, 1995] SIEBLER, M., NACHTMANN, A., SITZER, M., ROSE, G., KLEINSCHMIDT, A., RADEMACHER, J. et STEINMETZ, H. (1995). Cerebral microembolism and the risk of ischemia in asymptomatic high-grade internal carotid artery stenosis. *Stroke*, 26(11):2184–2186.
- [Simpson *et al.*, 1999] SIMPSON, D. H., CHIN, C. T. et BURNS, P. N. (1999). Pulse inversion doppler : a new method for detecting nonlinear echoes from microbubble contrast agents. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 46(2):372–382.
- [Sirignano et Spiliopoulos, 2018] SIRIGNANO, J. et SPILIOPOULOS, K. (2018). Dgm : A deep learning algorithm for solving partial differential equations. *Journal of computational physics*, 375:1339–1364.
- [Smith, 1965] SMITH, J. (1965). The joint optimization of transmitted signal and receiving filter for data transmission systems. *Bell System Technical Journal*, 44(10):2363–2392.
- [Solodov *et al.*, 2010] SOLODOV, I., KROHN, N. et BUSSE, G. (2010). Nonlinear ultrasonic ndt for early defect recognition and imaging. *In European Conf. on NDT (ECNDT)*, Moscow. Citeseer.
- [Solodov, 1998] SOLODOV, I. Y. (1998). Ultrasonics of non-linear contacts : propagation, reflection and nde-applications. *Ultrasonics*, 36(1-5):383–390.
- [Spencer *et al.*, 1990] SPENCER, M. P., THOMAS, G. I., NICHOLLS, S. C. et SAUVAGE, L. R. (1990). Detection of middle cerebral artery emboli during carotid endarterectomy using transcranial doppler ultrasonography. *Stroke*, 21(3):415–423.

- [Sutin et Johnson, 2005] SUTIN, A. et JOHNSON, P. (2005). Nonlinear elastic wave nde ii. nonlinear wave modulation spectroscopy and nonlinear time reversed acoustics. *In AIP Conference Proceedings*, volume 760, pages 385–392. American Institute of Physics.
- [Synnevag et al., 2007] SYNNEVAG, J. F., AUSTENG, A. et HOLM, S. (2007). Adaptive beamforming applied to medical ultrasound imaging. *IEEE transactions on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 54(8):1606–1613.
- [Szabo, 2004] SZABO, T. L. (2004). *Diagnostic ultrasound imaging : inside out*. Academic press, London, Royaume-Uni.
- [Taleb et Jutten, 1999] TALEB, A. et JUTTEN, C. (1999). Source separation in post-nonlinear mixtures. *IEEE Transactions on signal Processing*, 47(10):2807–2820.
- [Tan et Wang, 2001] TAN, Y. et WANG, J. (2001). Nonlinear blind source separation using higher order statistics and a genetic algorithm. *IEEE Transactions on evolutionary computation*, 5(6):600–612.
- [Tanabe et al., 2020] TANABE, N., SATO, S., SUKI, B. et HIRAI, T. (2020). Fractal analysis of lung structure in chronic obstructive pulmonary disease. *Frontiers in physiology*, 11:1661.
- [Tanter et al., 2001] TANTER, M., THOMAS, J.-L., COULOUVRAT, F. et FINK, M. (2001). Breaking of time reversal invariance in nonlinear acoustics. *Physical Review E*, 64(1).
- [Tournat et al., 2006] TOURNAT, V., PROFUNSER, D., MURAMOTO, E., MATSUDA, O., TAKEZAKI, T., SUEOKA, S. et WRIGHT, O. (2006). Microscale multiple scattering of coherent surface acoustic wave packets probed with gigahertz time-reversal acoustics. *Physical Review E*, 74(2):026604.
- [Ulrich et al., 2007] ULRICH, T., JOHNSON, P. A. et GUYER, R. A. (2007). Interaction dynamics of elastic waves with a complex nonlinear scatterer through the use of a time reversal mirror. *Physical review letters*, 98(10):104301.
- [Van Den Abeele et Windels, 2006] VAN DEN ABEELE, K. et WINDELS, F. (2006). Characterization and imaging of microdamage using nonlinear resonance ultrasound spectroscopy (nrus) : An analytical model. *In Universality of Nonclassical Nonlinearity*, pages 369–388. Springer.
- [Van Den Abeele et al., 2000] VAN DEN ABEELE, K.-A., JOHNSON, P. A. et SUTIN, A. (2000). Nonlinear elastic wave spectroscopy (news) techniques to discern material damage, part i : nonlinear wave modulation spectroscopy (nwms). *Journal of Research in Nondestructive Evaluation*, 12(1):17–30.
- [Varray et al., 2013] VARRAY, F., BASSET, O., TORTOLI, P. et CACHARD, C. (2013). Creanuis : a nonlinear radiofrequency ultrasound image simulator. *Ultrasound in medicine & biology*, 39(10):1915–1924.
- [Villard et al., 2005] VILLARD, P.-F., BEUVE, M., SHARIAT, B., BAUDET, V. et JAILLET, F. (2005). Simulation of lung behaviour with finite elements : Influence of bio-mechanical parameters. *In Third International Conference on Medical Information Visualisation–BioMedical Visualisation*, pages 9–14. IEEE.
- [Voicu et al., 2011] VOICU, I., GIRAULT, J.-M. et MÉNIGOT, S. (2011). Estimation du rythme cardiaque foetal par l’estimateur YIN. TAIMA 2011. Poster.
- [Voicu et al., 2012] VOICU, I., GIRAULT, J.-M. et MÉNIGOT, S. (2012). Amélioration de l’estimation du rythme cardiaque foetal en utilisant les signaux Doppler directionnels et YIN. *Innovation and Research in BioMedical engineering*, 33(4):263–271.
- [Voicu et al., 2014] VOICU, I., MÉNIGOT, S., KOUAMÉ, D. et GIRAULT, J.-M. (2014). New estimators and guidelines for better use of fetal heart rate estimators with Doppler ultrasound devices. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, vol. 2014(Article ID 784862):pp. 1–10.
- [Volterra et Whittaker, 1930] VOLTERRA, V. et WHITTAKER, E. T. (1930). *Theory of functionals and of integral and integro-differential equations*. Blackie & Son, Glasgow, Royaume-Uni.
- [Vuković-Cvetković, 2011] VUKOVIĆ-CVETKOVIĆ, V. (2011). Microembolus detection by transcranial doppler sonography : review of the literature. *Stroke research and treatment*, 2012:7.

- [White, 1980] WHITE, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica : journal of the Econometric Society*, pages 817–838.
- [Wiener, 1966] WIENER, N. (1966). *Nonlinear problems in random theory*. MIT Press, Cambridge, MA, États-Unis d'Amérique.
- [Wild et Neal, 1951] WILD, J. J. et NEAL, D. (1951). Use of high-frequency ultrasonic waves for detecting changes of texture in living tissues. *The Lancet*, 257(6656):655–657.
- [Wodicka et al., 1989] WODICKA, G. R., STEVENS, K. N., GOLUB, H. L., CRAVALHO, E. G. et SHANNON, D. C. (1989). A model of acoustic transmission in the respiratory system. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 36(9):925–934.
- [Wu et al., 2010] WU, Y., GUO, T.-T., ZHANG, B., GUO, L., WU, J.-J. et ZHAO, L. (2010). Application of blind source separation in ultrasonic nde. In *2010 Second International Workshop on Education Technology and Computer Science*, volume 3, pages 115–118. IEEE.
- [Yu et al., 2018] YU, B. et al. (2018). The deep ritz method : a deep learning-based numerical algorithm for solving variational problems. *Communications in Mathematics and Statistics*, 6(1):1–12.
- [Zaylaa et al., 2013] ZAYLAA, A., MÉNIGOT, S., CHARARA, J. et GIRAULT, J.-M. (2013). Automatic Optimization of Chirp Setting Parameters In Medical Ultrasound Contrast Imaging. *Journal of Life Sciences*, 7(6):592–598.
- [Zaylaa et al., 2012a] ZAYLAA, A., MÉNIGOT, S., GIRAULT, J.-M. et CHARARA, J. (2012a). Empirical Optimization Of Frequency Parameters In Chirp Inversion Imaging. In D'ACOUSTIQUE, S. F., éditeur : *Acoustics 2012*, pages 2889–2893, Nantes, France.
- [Zaylaa et al., 2012b] ZAYLAA, A. J., GIRAULT, J. M., MÉNIGOT, S., NASSERDINE, M. et CHARARA, J. (2012b). Optimization of the frequency parameters of chirp-microbubble interactions in contrast ultrasound imaging. In *8ème Colloque Franco-Libanais sur les Sciences des Matériaux*, Beirut, Lebanon.
- [Zaylaa et al., 2012c] ZAYLAA, A. J., GIRAULT, J. M., MÉNIGOT, S., NASSEREDDIE, M. et CHARARA, J. (2012c). Optimization of Chirp excitation : Application to contrast ultrasound imaging. In *18th International Science Meeting (LAAS 18) : New Discoveries in Science.*, Université Notre-Dame-de-Louaizé / Zouk Mosbeh, Lebanon.
- [Zaylaa et al., 2012d] ZAYLAA, A. J., GIRAULT, J. M., MÉNIGOT, S., NASSEREDDINE, M. et CHARARA, J. (2012d). Empirical Optimization Of Chirp Excitations : Application To Contrast Ultrasound Imaging. In *18th International Sciences Meeting : New Discoveries in Science*, Beirut, Lebanon.
- [Zhang et al., 2022] ZHANG, Q., WANG, X., ZHANG, Y., LU, H. et YU, Y. (2022). Nomogram prediction for the prediction of clinical pregnancy in freeze-thawed embryo transfer. *BMC Pregnancy and Childbirth*, 22(1):1–15.
- [Zhang et al., 2013] ZHANG, Y., TOURNAT, V., ABRAHAM, O., DURAND, O., LETOURNEUR, S., LE DUFF, A. et LASCOUP, B. (2013). Nonlinear mixing of ultrasonic coda waves with lower frequency-swept pump waves for a global detection of defects in multiple scattering media. *Journal of Applied Physics*, 113(6):064905.
- [Zhang et al., 2017] ZHANG, Y., TOURNAT, V., ABRAHAM, O., DURAND, O., LETOURNEUR, S., LE DUFF, A. et LASCOUP, B. (2017). Nonlinear coda wave interferometry for the global evaluation of damage levels in complex solids. *Ultrasonics*, 73:245–252.

Annexes

ALGORITHME D'OPTIMISATION

Pour des problèmes d'optimisation difficile, un algorithme d'optimisation hybride peut combiner les avantages d'une recherche globale et d'une recherche avec précision. Dans ce document, il est composé d'un algorithme génétique et est suivi d'un algorithme de Nelder–Mead :

1. Pour cette première étape, l'algorithme génétique est lancé. C'est une métaheuristique basée sur le principe de la sélection naturelle [Haupt et Haupt, 2004]. Il est bien connu pour trouver la région de l'optimum global pour une fonction de coût non convexe, mais sans précision [Chelouah et Siarry, 2003]. Il sert donc d'initialisation à un futur algorithme d'optimisation local.

Pour la première génération $k_g = 1$, la population initiale $\mathbf{G}_{(1)}$ de 12 solutions individuelles est tirée aléatoirement à partir d'une distribution uniforme entre -1 et 1 . Pour chacune de ces 12 solutions \mathbf{g} , la fonction de coût J est évaluée.

2. Pour les prochaines générations k_g+1 , les nouvelles solutions $\mathbf{G}_{(k_g+1)}$ sont construites à partir de la solution précédente $\mathbf{G}_{(k_g)}$ où les six premières meilleures solutions de $\mathbf{G}_{(k_g)}$ sont conservées et deviennent des parents. En mélangeant ces six meilleures solutions, six autres nouvelles solutions sont proposées. Pour limiter le risque de rester dans un minimum local, l'opérateur de mutation modifie aléatoirement 40% des valeurs des solutions $\mathbf{G}_{(k_g+1)}$. Notez que ces trois paramètres ont été proposés dans [Haupt et Haupt, 2004]. Enfin, la fonction de coût J est évaluée pour ces nouvelles solutions.

Après 1000 générations, l'algorithme génétique conserve la meilleure solution qui minimise la fonction de coût J avec \mathbf{g}_{GA}^* .

3. Pour affiner \mathbf{g} , une deuxième étape de l'algorithme hybride exécute un algorithme de Nelder–Mead [Nelder et Mead, 1965]. Il est initialisé avec le résultat de l'algorithme génétique \mathbf{g}_{GA}^* . Il minimise la même fonction de coût J avec précision et sans aucune dérivée (explicite ou implicite). Il est basé sur le concept de simplexe, qui généralise le triangle. À chaque itération, la fonction de coût J est évaluée pour chaque sommet du simplexe. Ensuite, l'algorithme déplace les sommets pour se rapprocher de l'optimum de la fonction de coût J , à partir des opérateurs d'expansion, de contraction et de rétrécissement. Enfin, la solution optimale est appelée \mathbf{g}^* .

MODÈLES DE SIMULATION

Les simulations réalisées dans ce document peuvent être décomposées en différentes phases : transmission, propagation nonlinéaire 2D, défauts éventuels ou microbulles en présence de produit de contraste et réception. Pour des questions de temps de calcul ou de simplification, certaines phases peuvent être désactivées. Par exemple, il est possible de simuler le comportement d'une microbulle, sans inclure la propagation.

B.1 Propagation dans les milieux mous

Au niveau de l'émetteur, un signal \mathbf{x} est généré numériquement avec Matlab (The Mathworks, Natick, MA, USA). Il est transmis à un transducteur centré à la fréquence f_c (tableau B.1). L'onde générée se propage de manière nonlinéaire dans un milieu atténuant constitué de plusieurs tissus biologiques différents. À noter que des petites tailles peuvent être choisies pour réduire le temps de calcul de la simulation de propagation. La propagation d'onde nonlinéaire 2D est résolue à l'aide du modèle d'ANDERSON basé sur une dérivée pseudo-spectrale et un algorithme d'intégration dans le domaine temporel [Anderson, 2000]. Ce solveur nécessite trois grilles : une grille de masse volumique moyenne, une grille de célérité moyenne de l'onde et une grille du paramètre de nonlinéarité B/A décrites dans le tableau B.2. Les diffuseurs sont générés aléatoirement en modifiant faiblement la grille de densité et la grille de vitesse. De plus, ce modèle peut inclure une atténuation homogène (ici réglée à 0.5 dB/(MHz · cm) lorsqu'elle est activée). À noter que cette atténuation était constante dans le milieu afin de simplifier le modèle de simulation. Enfin, les signaux rétrodiffusés sont enregistrés. Ces échos sont filtrés par la fonction de transfert du transducteur pour construire les signaux mesurés en sortie du système ultrasonore.

TABLE B.1 – Propriétés des transducteurs simulés

Chapitre	Fréquence centrale	Bande passante
4	Tx : 1 MHz Rx : 3 MHz	80% à -3 dB
5	4 MHz	80% à -3 dB
6	2 MHz	50% à -3 dB

B.2 Propagation dans les solides

Par extension du précédent solveur et sur la base du solveur développé par O. BOU MATAR *et al.* [Bou Matar *et al.*, 2006] avec Matlab, la propagation des ondes peut être simulée dans les états de contrainte-déformation, incluant la nonlinéarité de propagation élastique du 2^e et du 3^e ordres.

Une fissure peut être ajoutée au milieu de l'échantillon, à partir d'un modèle avec deux mécanismes de relaxation du comportement hystérétique. Ce comportement est décrit par la théorie de représentation des « espaces PM » [Mayergoyz, 2003] avec un module d'Young de $70 \cdot 10^9$ Pa/m², un coefficient de Poisson 0,33 et une masse volumique de 2966 kg/m³. Elle a ici une taille de 8 par 8 mm. Notez que ce modèle de fissure génère des harmoniques impairs.

Finalement, deux transducteurs, Tx à l'émission et Rx à la réception ont été placés l'un devant l'autre au milieu de l'axe latéral, l'un en haut et l'autre en bas de l'échantillon (tableau B.1).

TABLE B.2 – Propriétés des matériaux dans les fantômes numériques [Szabo, 2004].

	Célérité de l'onde	Masse volumique	Coefficient de nonlinéarités
Eau	$\mathcal{N}(1000 \text{ kg/m}^3; 0,008 \text{ kg}^2/\text{m}^6)$	$\mathcal{N}(1000 \text{ kg/m}^3; 0,008 \text{ kg}^2/\text{m}^6)$	6
Lait	$\mathcal{N}(1531 \text{ m/s}; 0,2 \text{ m}^2/\text{s}^2)$	$\mathcal{N}(1025 \text{ kg/m}^3; 0,008 \text{ kg}^2/\text{m}^6)$	5,1
Sang	$\mathcal{N}(1584 \text{ m/s}; 0,2 \text{ m}^2/\text{s}^2)$	$\mathcal{N}(1060 \text{ kg/m}^3; 0,008 \text{ kg}^2/\text{m}^6)$	6
Graisse	$\mathcal{N}(1430 \text{ m/s}; 0,2 \text{ m}^2/\text{s}^2)$	$\mathcal{N}(928 \text{ kg/m}^3; 0,008 \text{ kg}^2/\text{m}^6)$	10,3
Fil de nylon	2620 m/s	1110 kg/m ³	30
Duraluminium	6398 m/s (onde longitudinale) 3030 m/s (onde transverse)	3122 kg/m ³	–

B.3 Microbulle

L'oscillation d'une microbulle peut être insérée dans le modèle de simulation. Elle est ici simulée à partir de la résolution de l'équation de RAYLEIGH-PLESSET par l'outil BUBBLESIM développé par Hoff [Hoff, 2001]. Ce modèle s'appuie sur la description théorique des microbulles en tant que particules remplies d'air avec des couches superficielles de solides élastiques. Afin de simuler le comportement moyen d'un nuage de microbulles, nous avons émis l'hypothèse que la réponse d'un nuage de N_b microbulles était N_b fois la réponse d'une seule microbulle avec les propriétés moyennes. Les paramètres de la microbulle sont donnés dans le tableau B.3 [Samakee et Phukpattaranont, 2012].

TABLE B.3 – Paramètre de simulation de l'oscillation d'une microbulle pour la génération de sous-harmonique [Samakee et Phukpattaranont, 2012].

Rayon au repos	$r_0 = 1,5 \mu\text{m}$
Épaisseur de coque	$d_{se} = 1,5 \text{ nm}$
Module de cisaillement	$G_s = 10 \text{ MPa}$
Viscosité de cisaillement	$\eta = 1,49 \text{ Pa}\cdot\text{s}$

DISPOSITIFS EXPÉRIMENTAUX

C.1 Dispositif expérimental d'un système d'imagerie ultrasonore simplifié

Le dispositif expérimental est construit sur la base d'un système ultrasonore (figures C.1 et C.2).

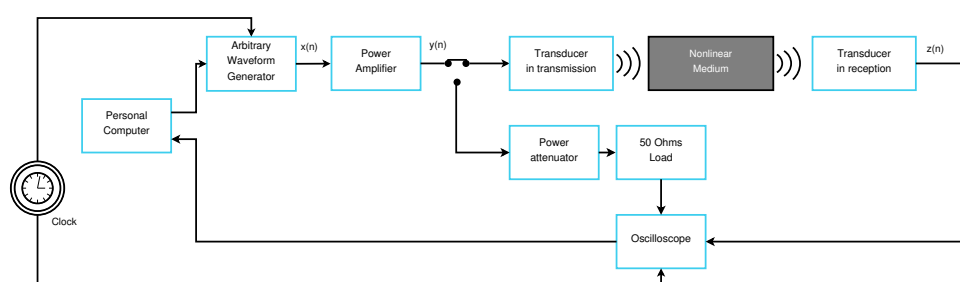


FIGURE C.1 – Schéma fonctionnel du fonctionnement des dispositifs expérimentaux

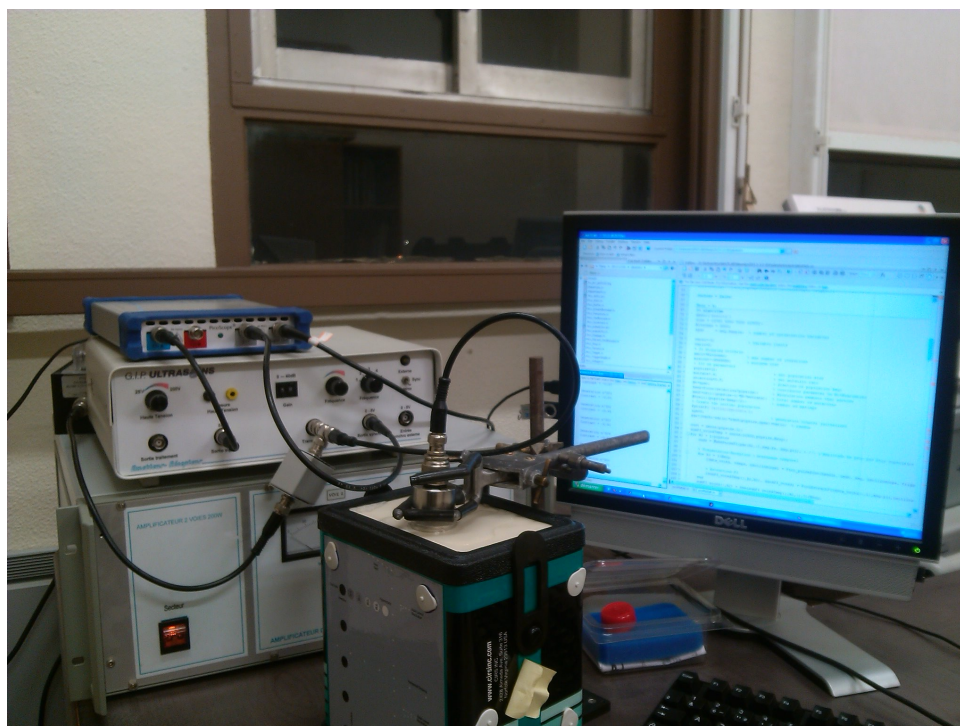


FIGURE C.2 – Dispositif expérimental utilisé lors de l'évaluation de la commande optimale stochastique sur un fantôme de tissu.

Le signal d'entrée x est généré numériquement par Matlab. Le signal numérique x est ensuite converti en un signal analogique $x(t)$ par un générateur arbitraire contrôlé par ordinateur (Agilent 33225A, Santa Clara, CA, USA).

Ce signal analogique $x(t)$ est amplifié par un amplificateur de puissance de 200 W (Modèle AAP-200-1-10, Adece, Veigné, France) avec un gain de 50 dB. Notez que l'amplificateur de puissance peut générer des harmoniques impairs lorsque la fréquence du signal d'entrée est inférieure à 1 MHz. De plus, pour des besoins de vérification de méthode, ce signal amplifié (noté $y(t)$) pourra exceptionnellement être mesuré avec une sonde de tension (P2220, Tektronic, Beaverton, Oregon). Dans ce cas de vérification, pour éviter les problèmes d'impédance, le transducteur à l'émission est remplacé par un atténuateur haute puissance de 2 dB (FAL-200NMF-3G-2D-1, Xiamen Annew Technology Co. Ltd, Xiamen, Fujian, Chine) et une charge de 50 Ω en série.

Ensuite, un transducteur transmet ce signal amplifié $y(t)$ au milieu inspecté. Le signal $y(t)$ se propage dans le milieu. Le signal ultrasonore de sortie est mesuré avec un transducteur qui peut être identique ou différent du premier. Il est acquis par un convertisseur numérique (Pico 5000, PicoTech, St Neots, Royaume-Uni) et déclenché par le générateur arbitraire. Enfin, pour reconstituer une image, d'autres lignes radiofréquences peuvent être obtenues en déplaçant le transducteur grâce à un système de positionnement motorisé (Owis DC-500, OWIS GmbH, Staufen, Allemagne) par pas de 0.25 mm.

C.1.1 Mesure de la réponse de microbulles

Les expériences sont réalisées en utilisant deux transducteurs qui ont été placés perpendiculairement pour éviter la transmission directe. Le signal d'excitation a été transmis via un port GPIB (National Instruments, Austin, TX) à un générateur de fonctions arbitraires (33220A, Agilent, Palo Alto, CA). Le signal a ensuite été amplifié à l'aide d'un amplificateur de puissance (Amplifier Research 150A100B, Souderton, PA) et transmis à un transducteur PZT mono-élément de 10 MHz (V311, Olympus Panametrics, Waltham MA, USA). Les réponses d'une solution diluée de microbulles de Sonovue™ (Bracco Research, Genève, Suisse) ont été mesurées par un autre transducteur PZT mono-élément de 5 MHz. Les échos mesurés ont été amplifiés de 30 dB (Pulser-Receiver 5072R, Olympus Panametrics, Waltham, MA, USA) puis visualisés sur un oscilloscope numérique (Tektronix, Beaverton, OR). Les signaux ont été transférés à un ordinateur personnel via un port GPIB pour une analyse plus approfondie.

C.1.2 Application à la propagation dans les milieux mous

Comme dans la section 3.2, le dispositif expérimental peut être utilisé dans le monitoring des milieux mous. Un transducteur AT014 (Valpey Fisher, Albuquerque, NM, USA) centré à 1 MHz et d'un diamètre de 0,5 pouce (12,5 mm) transmet ce signal amplifié au milieu inspecté par le côté de la partie supérieure. Le signal se propage nonlinéairement dans le milieu. L'échantillon étudié est un simple cylindre de graisse de noix de coco d'une hauteur de 23,4 cm et d'un diamètre de 7,9 cm. Le signal est mesuré par un autre transducteur AT014 centré à 1 MHz au bas du cylindre.

C.1.3 Application à l'imagerie de tissus

Comme dans la chapitre 5, l'onde est générée par un transducteur PZT mono-élément centré à 3,3 MHz (V380-SU, Olympus NDT Inc., Waltham, MA, USA) avec une bande passante de 64% à -6 dB. Elle se propage à travers un fantôme imitant les tissus (modèle 054GS, General Purpose Ultrasound Phantom, CIRS, Norfolk, VA, USA).

C.1.4 Application au contrôle non-destructif de solides

Dans le chapitre 4, un transducteur AT014 (Valpey Fisher, Albuquerque, NM, USA) d'un diamètre de 0,5 pouce (12,5 mm) transmet le signal amplifié à un échantillon de duraluminium de dimension 8,9×9,3×1,2 cm. Le matériau présente une fissure de 6 cm obtenue après un essai de fatigue. La largeur des fissures varie de quelques dixièmes de micromètre à quelques millimètres. Les transducteurs sont placés de part et d'autre de la fissure. Le signal ultrasonore de sortie est mesuré avec un transducteur

(AT022, Valpey Fisher, Albuquerque, NM, USA) centré à 2,25 MHz. Ce transducteur d'un diamètre de 0,25 pouce est placé à une distance de 5 cm du transducteur d'émission.

C.2 Dispositif expérimental en modulation vibro-acoustique

Deux transducteurs piézoélectriques à large bande avec des fréquences centrales de 250 kHz pour transmettre et recevoir le signal de la sonde sont collés aux extrémités de l'échantillon. Pour la transmission du signal de la sonde, une rafale sinusoïdale de 100 mV pic à pic de 3 périodes de fréquence 250 kHz, répétée toutes les 20 ms, a été émise par un générateur de fonction (AFG3022, Tektronix, Beaverton, Oregon, USA) et amplifiée à 60 dB (100 V pic à pic) par un amplificateur de puissance (Type 2713, Brüel & Kjær, Nærum, Danemark). Simultanément, un signal de pompe sinusoïdale continue à basse fréquence est généré par le générateur de fonctions commandé par ordinateur (Tektronix, AFG3021C, Beaverton, Oregon, USA). Le signal de la pompe est amplifié par un amplificateur de puissance (PA100E, Brüel & Kjær, Nærum, Danemark), et transmis au pot vibrant (LDS V406, Brüel & Kjær, Nærum, Danemark) qui est relié au centre de l'échantillon par une vis. Le signal de coda est détecté par le récepteur transducteur et amplifié par un préamplificateur (Ciprian, Saint ISMIER, France), puis, transmis à un oscilloscope (LT 264ML, Lecroy, Chestnut Ridge, NY, USA).

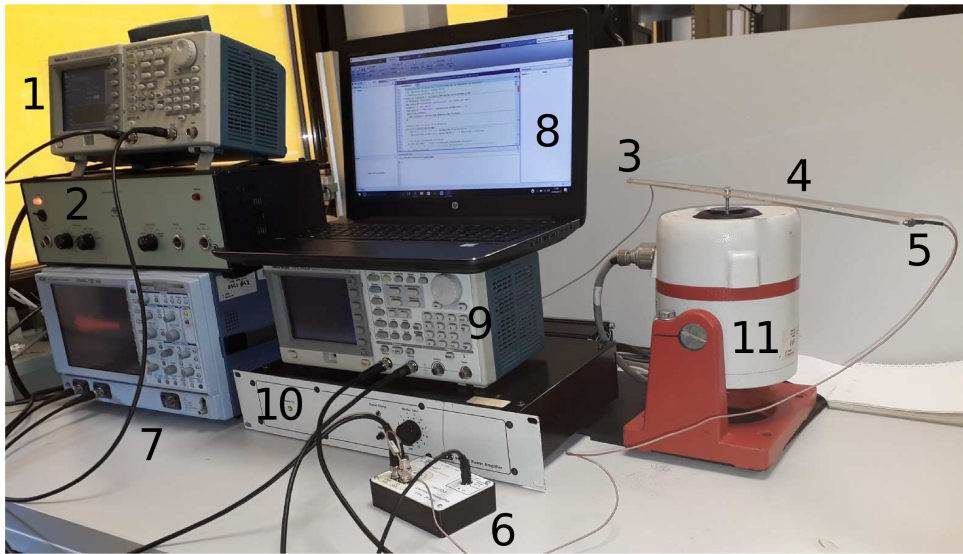


FIGURE C.3 – Dispositif expérimental utilisé lors de l'évaluation de la commande optimale paramétrique appliquée à la modulation vibro-acoustique.

Dans le chapitre 4, la modulation vibro-acoustique a été appliquée sur une barre en aluminium (600 mm \times 15 mm \times 3mm). Dix trous taraudés de diamètre 4 mm et localisés à des distances de 10 mm, 30 mm, 50 mm, 100 mm et 200 mm de chaque côté du centre de la barre sont percés. Des vis identiques (4,42 g) peuvent être placées dans les trous taraudés pour imiter les contacts solides non linéaires (fissures) comme dans [Riviere *et al.*, 2010, Hilloulin *et al.*, 2014, Legland *et al.*, 2017, Chen *et al.*, 2017]. Ces trous constituent des diffuseurs linéaires lorsqu'aucune vis n'est présente.

Une photo de ce dispositif expérimental est présentée en figure C.3.

SIGNAUX DOPPLER ULTRASONORES TRANSCRÂNIENS

D.1 Système holter ultrasonore transcrânien

Dans la détection de micro-emboles (chapitre 2), les signaux DOPPLER analysés ont été enregistrés, en pratique non-interventionnelle, par un système holter TCD (TCD-X, Atys Medical, Soucieu-en-Jarrest, France), sans détection en ligne (figure D.1). Une onde ultrasonore d'une fréquence de 1,5 MHz a été transmise à l'artère cérébrale moyenne de patients présentant une sténose de l'artère carotide. Pour garantir l'absence d'énergie mesurée dans les fréquences négatives du spectrogramme (c'est-à-dire le reflux), le clinicien doit trouver un bon emplacement avec un bon angle. Notez que le bon positionnement est dans l'artère cérébrale moyenne [Chung *et al.*, 2010], où le reflux n'est jamais présent. La fréquence de répétition des impulsions (PRF) était de 6,4 kHz et la puissance des ultrasons était de 150 mW/cm².



FIGURE D.1 – Système holter ultrasonore transcrânien (TCD-X, Atys Medical, Soucieu-en-Jarrest, France).

D.2 Acquisition des données cliniques

Les enregistrements cliniques ont été réalisés au Centre Hospitalier Régional Universitaire de Lille (Centre Hospitalier Régional Universitaire de Lille, Lille, France) agréé par son conseil d'éthique de la recherche. Tous les actes médicaux sont pratiqués de la manière habituelle, sans aucune procédure supplémentaire ou inhabituelle de diagnostic, de traitement ou de surveillance. Par conséquent, ici, l'analyse des enregistrements est une étude rétrospective où les résultats n'ont aucune interférence avec la prise en charge du patient.

Seuls les enregistrements de patients présentant une sténose carotidienne asymptomatique de haut grade ont été conservés. Nous avons également exclu de la base de données les enregistrements de patients sans fenêtre acoustique nécessaire au TCD et sans prothèses valvulaires cardiaques non-biologiques.

Après l'examen clinique, ces fichiers audio ont été diffusés et leurs spectrogrammes respectifs ont été visualisés pour constituer l'étalon-or (*gold standard*) de la détection. Les signatures de micro-embolies ont été identifiées manuellement sur la base de leurs caractéristiques audibles et d'une inspection visuelle du spectrogramme [Moehring *et al.*, 2010] par trois observateurs en aveugle du laboratoire. Ces signatures micro-emboliques peuvent être détectées indifféremment par les experts et les non-experts, puisque le niveau d'expérience des experts n'est pas considéré comme un facteur critique [Ringelstein *et al.*, 1998, Chung *et al.*, 2005]. Ainsi, les positions temporelles des événements micro-emboliques trouvés par tous les observateurs ont été enregistrées. Notez que l'écoute a été effectuée deux fois : la première à la vitesse normale et la seconde à la moitié de la vitesse normale. En effet, écouter à la moitié de la vitesse normale permet de s'affranchir des effets de masquage temporel et fréquentiel bien connus dans les fichiers audio, ce qui assure la détection de plusieurs micro-embolies auparavant inaudibles à des vitesses normales. De plus, chaque micro-embolie détectée pourrait être gazeuse ou solide, sans différenciation de la nature du micro-embolie.

L'utilisation de la version holter TCD entraînant une augmentation du nombre d'artefacts, ces derniers sont également identifiés manuellement.

D.3 Base de données cliniques

Une première base de données est composée de 32 signaux de 63 ± 5 minutes en moyenne et dérivée de 32 patients (soit 1 signal DOPPLER par patient). Elle est utilisée dans la section 2.2. Une seconde base de données étend la première jusqu'à 38 signaux enregistrés chez 38 patients pendant environ 64 ± 7 minutes (soit toujours 1 signal DOPPLER par patient) avec un rapport signal-sur-bruit entre 12 et 32 dB. Cette deuxième base de données est utilisée dans la section 2.3.

La base de données est divisée en deux catégories. La première catégorie comprend un tiers de signaux dédiés à la réalisation de la phase d'entraînement. La deuxième catégorie comprend les deux tiers restants sur lesquels les méthodes d'expérimentation sont testées.

Pour évaluer les résultats des différents détecteurs, nous comparons ces résultats à l'étalon-or de détection établi initialement à partir de plusieurs critères :

Taux de détection (DR) : il est calculé comme le nombre de détections de vrais positifs TP divisé par le nombre de détections de référence. La vraie détection positive fait référence à la détection d'une embolie enregistrée dans l'étalon-or :

$$DR_{(\%)} = 100 \cdot \frac{TP}{D_{emb}}, \quad (D.1)$$

où D_{emb} est le nombre de vrais micro-embolies comptés dans l'étalon-or ;

Taux de non-détection (NDR) : il est calculé comme $NDR = 1 - DR$;

Taux de fausses alarmes (FAR) : il est calculé comme le nombre de détections de faux positifs divisé par le nombre total de détections :

$$FAR_{(\%)} = 100 \cdot \frac{FP}{D_{tot}}, \quad (D.2)$$

où D_{tot} le nombre total de détections. Notez que la détection de faux positifs fait référence à la détection d'un événement micro-embolique non-enregistré dans l'étalon-or ;

Aire sous la courbe (AUC) : elle est calculée comme l'aire sous la courbe d'une courbe ROC.

Rapport embole sur sang (EBR) : il indique comment un signal embolique est relativement fort par rapport au signal DOPPLER de fond, tel que :

$$EBR = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{E+B}}{P_B} \right), \quad (D.3)$$

où P_{E+B} est la puissance rétrodiffusée mesurée lorsqu'un embole et le sang sont présents dans le volume d'échantillon DOPPLER, P_B la puissance rétrodiffusée mesurée à partir du sang seul dans le volume d'échantillon [Girault *et al.*, 2000]. Notez que nous pouvons supposer que plus l'EBR est élevé, plus le micro-embole est important [Moehring et Klepper, 1994].

MODÈLES NON LINÉAIRES

E.1 Modèle SISO de Volterra

Les séries de VOLTERRA ont été introduites comme des séries de TAYLOR avec mémoire [Volterra et Whittaker, 1930] pour modéliser les systèmes non linéaires.

Soient $x(n)$ et $z(n)$ respectivement le signal d'entrée et de sortie d'un système non linéaire dans le domaine temporel discret n . La sortie $\hat{z}(n)$ du modèle de VOLTERRA d'ordre P et de mémoire M est donnée dans [Mathews *et al.*, 2000] :

$$\begin{aligned} \hat{z}(n) = & \sum_{k_1=0}^{M-1} h_1(k_1)x(n-k_1) \\ & + \sum_{k_1=0}^{M-1} \sum_{k_2=0}^{M-1} h_2(k_1, k_2)x(n-k_1) \cdot x(n-k_2) \\ & + \dots \\ & + \sum_{k_1=0}^{M-1} \dots \sum_{k_p=0}^{M-1} h_p(k_1, \dots, k_p)x(n-k_1) \cdot x(n-k_2) \dots x(n-k_p). \end{aligned} \quad (\text{E.1})$$

où $h_p(k_1, k_2, \dots, k_p)$ est le noyau d'ordre P du filtre. Notons que, dans notre étude centrée sur l'imagerie ultrasonore, un modèle de VOLTERRA de troisième ordre $P = 3$ est suffisant pour les bandes passantes disponibles des transducteurs, c'est-à-dire $p \in \{1, 2, 3\}$.

L'équation E.1 peut être ré-écrite sous une forme algébrique :

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{h} \quad (\text{E.2})$$

où la sortie modélisée est $\hat{\mathbf{z}} = [\hat{z}(0) \ \hat{z}(1) \ \dots \ \hat{z}(T)]^T$, le vecteur de noyaux $\mathbf{h} = [h_1(0) \ \dots \ h_1(M-1) \ h_2(0,0) \ h_2(0,1) \ \dots \ h_2(M-1, M-1) \ \dots \ h_p(0, \dots, 0) \ \dots \ h_p(M-1, \dots, M-1)]^T$, T le nombre d'échantillons dans le signal et T le symbole de la transposition vectorielle. La matrice \mathbf{X} s'écrit comme :

$$\mathbf{X} = [\mathbf{x}_0 \ \mathbf{x}_1 \ \dots \ \mathbf{x}_T],$$

avec

$$\mathbf{x}_n = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-T) \ x^2(n) \ x(n)x(n-1) \ \dots \ x^2(n-T) \ \dots \ x^P(n) \ x(n) \cdot x(n) \cdot \dots \ x(n-1) \ \dots \ x^P(n-T)]^T.$$

Le vecteur de noyaux \mathbf{h} est calculé pour minimiser l'erreur quadratique moyenne $MSE_{z\hat{z}}$ entre $z(n)$ et $\hat{z}(n)$ telle que :

$$\mathbf{h}^* = \arg \min_{\mathbf{h}} MSE_{z\hat{z}} = \arg \min_{\mathbf{h}} \left[\frac{1}{T} \sum_{m=0}^T (z(m) - \hat{z}(m))^2 \right], \quad (\text{E.3})$$

où MSE_{uv} est l'erreur quadratique moyenne entre les signaux u et v (c'est-à-dire $u(n) - v(n)$). Le vecteur de noyaux \mathbf{h} est alors résolu par une pseudo-inversion :

$$\mathbf{h} = (\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{z} \quad (\text{E.4})$$

Notez que si $(\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})$ n'est pas inversible, il peut être nécessaire de régulariser l'inversion.

Ainsi, extraire les harmoniques consiste simplement à activer les bons sous-systèmes ; par exemple le second sous-système peut suffire à extraire la seconde harmonique en imagerie ultrasonore harmonique [Phukpattaranont et Ebbini, 2003]. Cependant, une limitation bien connue de ces modèles SISO est leur capacité à modéliser exclusivement les composantes harmoniques, les sous-harmoniques et les ultra-harmoniques n'étant pas modélisées [Schetzen, 1980].

E.2 Modèle de Hammerstein

Le modèle standard de HAMMERSTEIN (figure E.1) est un cas particulier du modèle de Volterra où la taille des noyaux est réduite en éliminant les termes d'intercorrélation. Un modèle de HAMMERSTEIN peut alors être déduit tel que :

$$\begin{aligned} \hat{z}(n) = & \sum_{k=0}^{M-1} h_1(k_1) \mathcal{G}_1 [(x(n-k))] + \sum_{k=0}^{M-1} h_2(k_1) \mathcal{G}_2 [(x(n-k))] \\ & + \dots \\ & + \sum_{k=0}^{M-1} h_P(k_1) \mathcal{G}_P [(x(n-k))]. \end{aligned} \quad (\text{E.5})$$

où \mathcal{G}_p est une fonction nonlinéaire. Le plus souvent, elle correspond à une fonction polynomiale telle que $\mathcal{G}_1 [x(n)] = x^1(n)$, $\mathcal{G}_2 [x(n)] = x^2(n)$... Néanmoins, la fonction nonlinéaire n'est pas nécessairement une fonction polynomiale. Elle peut aussi être une modulation à la fréquence f_0 , si l'entrée du système est un signal de fréquence f_0 .

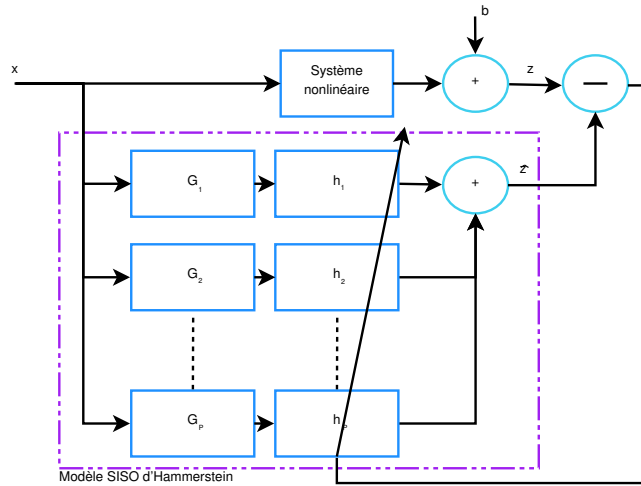


FIGURE E.1 – Schéma fonctionnel du modèle de HAMMERSTEIN.

Comme pour le modèle de VOLTERRA, ce problème peut être écrit avec une formule algébrique, telle que :

$$\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{X}^T \mathbf{h}. \quad (\text{E.6})$$

La résolution s'appuie aussi sur une pseudo-inversion, comme en équation E.4.

Titre : Pré et post-traitements du signal pour les systèmes ultrasonores : de l'identification nonlinéaire à la commande optimale pour des applications médicales et de contrôles non-destructifs

Mot clés : traitement du signal, ultrason, nonlinéaire, commande optimale, ingénierie biomédicale

Résumé : De nos jours, les systèmes ultrasonores se retrouvent dans de nombreux domaines, des applications biomédicales aux applications industrielles. Ils permettent des détections précoces de maladies et de défauts dans les matériaux. Pour améliorer la qualité de ces systèmes (par exemple, au travers de la résolution spatiale, du contraste, du rapport signal-sur-bruit, de la détection d'évènements), il est possible d'agir sur une ou plusieurs fonctions de la chaîne. Cette HDR propose plusieurs approches en remontant la chaîne du système : des post-traitements aux pré-traitements. Tout d'abord, les post-traitements peuvent naturellement agir sur les signaux en sortie du système. D'une part, mes contributions se sont focalisées sur l'identification et la modélisation lorsque le système ultrasonore présente des caractéristiques non-

linéaires. Ces développements ont permis d'extraire des composantes harmoniques de manière optimale. D'autre part, après ces post-traitements, il est possible d'analyser le signal pour faire un pré-diagnostic. Un exemple d'une telle analyse est ici appliqué à la détection des micro-embolies cérébraux. Les algorithmes adaptatifs ont contribué à détecter les plus petits d'entre eux. Enfin, il est aussi possible d'ajouter des pré-traitements. D'une part, mes contributions ont permis le développement de la commande optimale paramétrique et stochastique, à travers des processus d'optimisation itératifs. Elles ont été appliquées tant en imagerie médicale qu'en contrôle non-destructif pour les solides. D'autre part, le retournement temporel a été étendu pour les composantes harmoniques.

Title: Signal pre and post-processing for ultrasound systems: from nonlinear identification to optimal command for medical and non-destructive testing applications

Keywords: signal processing, ultrasound, nonlinearity, optimal command, biomedical engineering

Abstract: Nowadays, ultrasound systems are found in many areas, from biomedical to industrial applications. They enable early detection of diseases and defects in materials. To improve the quality of these systems (e.g. through spatial resolution, contrast, signal-to-noise ratio, event detection), it is possible to act on one or more functions of the chain. This manuscript offers several approaches going up the system chain: from post-processing to pre-processing. First of all, post-processing can naturally act on the signal output of the system. On the one hand, my contributions focused on the identification and modeling when the ultrasound system presents nonlinear features. These developments have made

it possible to optimally extract harmonic components. On the other hand, after this post-processing, it is possible to analyze the signal to make a pre-diagnosis. An example of such an analysis is here applied to the detection of cerebral micro-emboli. Adaptive algorithms helped detect the smallest of them. Finally, it is also possible to add pre-processing. On the one hand, my contributions enabled the development of parametric and stochastic optimal command, through iterative optimization processes. They have been applied both in medical imaging and in non-destructive testing of solids. On the other hand, time reversal has been extended for harmonic components.