



**HAL**  
open science

# Commande optimale appliquée aux systèmes d'imagerie ultrasonore

Sébastien Ménigot

► **To cite this version:**

Sébastien Ménigot. Commande optimale appliquée aux systèmes d'imagerie ultrasonore. Imagerie. Université François Rabelais - Tours, 2011. Français. ⟨NNT : 2011TOUR3301⟩. ⟨tel-00657980⟩

**HAL Id: tel-00657980**

**<https://theses.hal.science/tel-00657980v1>**

Submitted on 9 Jan 2012

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

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



HAL Authorization



# UNIVERSITÉ FRANÇOIS-RABELAIS DE TOURS



École Doctorale Santé, Sciences et Technologies

Laboratoire : Inserm U930 « *Imagerie et Cerveau* », CNRS ERL 3106, Équipe 5

**THÈSE** présentée par :  
**Sébastien MÉNIGOT**  
soutenue le 12 décembre 2011

pour obtenir le grade de : Docteur de l'université François-Rabelais de Tours  
Discipline / Spécialité : Sciences de la Vie et de la Santé

## Commande optimale appliquée aux systèmes d'imagerie ultrasonore

### THÈSE DIRIGÉE PAR :

Jean-Marc GIRAULT    Maître de conférences, HDR    université François-Rabelais de Tours  
Abdeldjalil OUAHABI    Professeur des Universités    université François-Rabelais de Tours

### RAPPORTEURS :

Olivier BASSET    Professeur des Universités    université Claude-Bernard, Lyon I  
Claude DEPOLLIER    Professeur des Universités    université du Maine, Le Mans

---

### JURY :

Olivier BASSET    Professeur des Universités    université Claude-Bernard, Lyon I  
Claude DEPOLLIER    Professeur des Universités    université du Maine, Le Mans  
Vincent GIBIAT    Professeur des Universités    université Paul-Sabatier, Toulouse III  
Denis KOUAMÉ\*    Professeur des Universités    université Paul-Sabatier, Toulouse III  
Jean-Marc GIRAULT    Maître de conférences, HDR    université François-Rabelais de Tours  
Abdeldjalil OUAHABI    Professeur des Universités    université François-Rabelais de Tours

\* *président du jury*



Ce mémoire de thèse 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>



« Quarante-deux ! cria Loonquawl. Et c'est tout ce que t'as à nous montrer au bout  
de sept millions et demi d'années de boulot ?  
— J'ai vérifié très soigneusement, dit l'ordinateur, et c'est incontestablement la  
réponse exacte. Je crois que le problème, pour être tout à fait franc avec vous, est  
que vous n'avez jamais vraiment bien saisi la question »

ADAMS, D., *Le Guide du voyageur galactique*, page 232.  
Édition Denoël, Paris, France.



# Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Olivier BASSET et Claude DEPOLLIER pour avoir accepté d'être les rapporteurs de cette thèse, ainsi que tous les membres du jury qui ont pris le temps de juger ce travail.

Cette thèse a reçu le soutien de l'Agence Nationale de la Recherche dans le cadre du projet MONITHER (projet ANR-07-TECSAN-015) et du projet SURFOETUS (ANR-07-TECSAN-023). Ce travail a été présenté plusieurs fois en congrès grâce au soutien du laboratoire, mais aussi de la Société Française d'Acoustique.

Je remercie également le centre investigation clinique pour l'innovation technologique de Tours (CIC-IT 806 CHRU de Tours) pour leur mise à disposition de produits de contraste ultrasonore.

La réussite de cette thèse ne peut être imputée seulement à un travail de recherche. Une thèse ne serait être réussie sans l'environnement humain du laboratoire. La bonne ambiance qui y règne ne peut que contribuer à une meilleure dynamique. Pour cela, je tiens à remercier tous les membres du laboratoire. Je veux adresser quelques mots de remerciements pour leur aide à : Audren pour sa coopération dans la mise en place des expériences prochainement à venir sur le cMUT ; Dom pour le soutien qu'il a apporté au sujet de cette thèse, ainsi que son engagement dans le travail que nous avons fait ensemble sur le cMUT ; Fatima pour les travaux que nous avons commencés ensemble et qui devraient continuer ; Guillaume pour ses conseils dans les algorithmes d'optimisation ; Leïla pour ses conseils sur la résolution numérique de l'oscillation des microbulles par le modèle de MARMOTTANT ; Mélouka pour notre poster lors du congrès de San Diego ; Samuel pour la confiance qu'il m'a accordé pour les cours à l'IUT de Blois ; Tatoux et Christelle pour l'aide dans les tâches administratives ; Tony pour ses explications en formation de faisceau ; tous ceux avec qui j'ai pu partager un bureau au 4<sup>ème</sup> ou 7<sup>ème</sup> étage ; tous ceux qui ont

de près ou de loin travailler avec moi.

Vous êtes nombreux à m'avoir soutenu ; notamment en me faisant l'honneur d'assister à ma soutenance et plus particulièrement : ma mère Agnès et Alain, Jacques, mon père Roger et Joëlle, Stéphane et tous ceux qui auraient souhaité venir.

Je remercie mon co-directeur de thèse, Abdeldjalil OUAHABI, pour sa relecture et ses précieuses corrections.

J'adresse un remerciement tout particulier à Anthony NOVELL pour son aide et ses conseils dans la prise en main des dispositifs expérimentaux. Ses remarques lors de relectures des papiers ont été pertinentes.

Je remercie Nicolas SÉNÉGOND pour ses explications tant sur son modèle que sur les cMUT en général. Sa relecture de la partie sur le cMUT m'a aidé à vérifier que j'avais compris son fonctionnement. Pour tous ces efforts, je lui promets une nuit calme si nous devons repartir ensemble à un congrès.

Ce travail ne serait pas celui-ci sans le concours de Iulian VOICU, puisqu'il est celui qui a initié ce sujet lors de son stage de master. Il est celui vers qui je me tourne en premier lorsque j'ai une question que ce soit en traitement du signal, en programmation Matlab ou pour parler de L<sup>A</sup>T<sub>E</sub>X. Mais au-delà de ces discussions scientifiques, il est devenu un ami.

Notez qu'il est évident que cette thèse n'existerait pas du tout sans mon directeur de thèse Jean-Marc GIRAULT. À la fin de mon master, il m'a fait confiance et a su me convaincre de faire cette thèse. Sans lui, je ne l'aurais pas fait et j'aurais raté quelque-chose. Depuis le début, il est à l'écoute. Ses conseils élargissent ma vision pour m'aider à trouver de nouvelles solutions. Je suis content qu'il ait été mon directeur de thèse. J'espère que notre collaboration continuera encore longtemps.

Enfin, au-delà de la science et du laboratoire, je fais un petit clin d'œil à mon Fluffy *cat* qui aura su me déranger les week-ends de rédaction pour mieux repartir ensuite. Je remercie énormément Lucile celle qui partage ma vie et qui me supporte au quotidien depuis maintenant presque sept ans. Elle a toujours accepté de corriger mes papiers anglais ou français. Son soutien était indispensable. Ces mots ne sauraient exprimer ma reconnaissance et mon amour.

# Résumé

Les systèmes d'imagerie médicale ultrasonore ont considérablement amélioré le diagnostic clinique par une meilleure qualité des images grâce à des systèmes plus sensibles et des post-traitements. La communauté scientifique de l'imagerie ultrasonore a consenti à un très grand effort de recherche sur les post-traitements et sur le codage de l'excitation sans s'intéresser, outre mesure, aux méthodes de commande optimale. Ce travail s'est donc légitimement tourné vers les méthodes optimales basées sur l'utilisation d'une rétroaction de la sortie sur l'entrée. Pour rendre applicable ces méthodes, ce problème complexe de commande optimale a été transformé en un problème d'optimisation paramétrique sous-optimal et plus simple. Nous avons appliqué ce principe au domaine de l'imagerie ultrasonore : l'échographie, l'imagerie harmonique native et l'imagerie harmonique de contraste avec ou sans codage de la commande.

La simplicité de l'approche nous a permis, par une modification de la fonction de coût, de l'adapter à l'imagerie harmonique. Cette adaptation montre que la méthode peut être appliquée à l'imagerie ultrasonore en générale.

Aujourd'hui, les enjeux de l'imagerie ultrasonore portent non seulement sur les traitements des excitations ou des images mais aussi sur les capteurs. Ce point nous a conduit naturellement à rechercher la commande optimale des transducteurs capacitifs (cMUT) afin de les adapter à une utilisation plus large en imagerie ultrasonore codée. Nos méthodes de compensation et de codage par commande optimale procurent des résultats très prometteurs qui vont au delà de nos espérances.

Le champ d'applications de nos méthodes de codage optimal est large et nous n'en voyons pas forcément encore toutes les limites. L'atout majeur de nos approches est leur simplicité d'utilisation et d'implémentation. En effet, elles ne nécessitent pas d'informations *a priori* difficilement accessibles sur les outils utilisés ou milieux explorés. Notre système s'adapte automatiquement aux variations qui peuvent être liées au vieillissement du capteur ou à la modification du milieu exploré.

**Mots clés :** Boucle fermée, commande optimale, optimisation, imagerie ultrasonore, système adaptatif.



# Abstract

Medical ultrasound imaging systems have greatly improved the clinical diagnosis by improving the image quality thanks to more sensitive systems and post-processings. The scientific community has made a great effort of research on post-processing and on encoding the excitation. The methods of the optimal control have been neglected. Our work has focused on the optimal methods based on the feedback from output to input. We have transformed the complex problem of optimal control into an easier suboptimal parametric problem. We apply the principle of optimal control to the ultrasound imaging, the ultrasound harmonic imaging and to the contrast harmonic imaging with or without encoding.

The simplicity of the method has allowed us to adapt it to harmonic imaging by a change in the cost function. This adaptation shows that our method can usually be applied to the ultrasound imaging.

Nowadays, the stakes of the ultrasound imaging focus not only on the excitation processings or image processings but also on the sensors. This point naturally leads us to seek the optimal control of the capacitive transducers (cMUT) in order to adapt them to the encoded ultrasound imaging. Our compensation and encoding methods by optimal control provide very promising results that go beyond our expectations. The application scope of our methods of optimal control is large and we do not see all the limits yet. The main advantage of our approaches is the easiness of their use and of their implementation. Indeed, our approaches do not require any *a priori* knowledge on system and medium explored. Our system automatically adapts itself to the changes which may be related to sensor ageing or to the medium change.

**Keywords** : Adaptive system, closed-loop, optimal control, optimization, ultrasound imaging.



# Table des matières

Résumé	9
Abstract	11
Liste des tableaux	18
Table des figures	31
Liste des notations	33
Introduction	37
<b>I Principe de la commande optimale en imagerie</b>	<b>41</b>
<b>1 Introductions aux systèmes d'imagerie ultrasonore optimisés</b>	<b>43</b>
1.1 Rétroaction et boucle fermée . . . . .	43
1.2 Optimisation acoustique . . . . .	44
1.2.1 Retournement temporel . . . . .	44
1.2.2 Énergie topologique dans le domaine temporel . . . . .	46
1.3 Commande optimale pour les systèmes d'imagerie . . . . .	48
1.3.1 Problème de commande optimale sous contrainte . . . . .	48

1.3.2	Vers un problème paramétrique . . . . .	49
1.4	Conclusion . . . . .	52
<b>II Commande optimale en imagerie harmonique ultrasonore de contraste</b>		<b>53</b>
<b>2</b>	<b>Imagerie harmonique ultrasonore de contraste et modèles de simulation</b>	<b>55</b>
2.1	Dispositif d'imagerie . . . . .	56
2.1.1	Modèle de simulation . . . . .	57
2.1.2	Dispositif expérimental . . . . .	62
2.2	Techniques d'imagerie de contraste . . . . .	63
2.2.1	Imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire . . . . .	64
2.2.2	Imagerie par inversion d'impulsions . . . . .	67
2.2.3	Imagerie par modulation de phase et d'amplitude . . . . .	69
2.2.4	Imagerie par modulation de fréquences . . . . .	70
<b>3</b>	<b>Commande optimale par familles de signaux</b>	<b>73</b>
3.1	Méthodes . . . . .	74
3.2	Commande optimale par une famille de demi-sinusoïdes tronquées . . . . .	75
3.2.1	Imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire . . . . .	78
3.2.2	Imagerie par inversion d'impulsions . . . . .	87
3.2.3	Imagerie par modulation de phase et d'amplitude . . . . .	95
3.2.4	Application à l'imagerie harmonique des tissus . . . . .	95
3.2.5	Conclusion . . . . .	98
3.3	Commande optimale par une famille de sinusoïdes modulées en fréquences . . . . .	100
3.3.1	Réglage d'une loi de modulation linéaire . . . . .	102
3.3.2	Réglage d'une loi de modulation quadratique . . . . .	103
3.3.3	Réglage d'une loi de modulation cubique . . . . .	104
3.3.4	Discussions . . . . .	104

<b>4</b>	<b>Commande optimale de la forme d'excitation</b>	<b>107</b>
4.1	Méthode . . . . .	107
4.2	Commande optimale de forme pour un milieu linéaire . . . . .	108
4.3	Commande optimale de forme pour un milieu non-linéaire . . . . .	110
4.3.1	Commande optimale de la rétrodiffusion . . . . .	110
4.3.2	Commande optimale de forme en imagerie par inversion d'impulsions . . . . .	111
4.3.3	Conclusion . . . . .	112
<b>III</b>	<b>Commande optimale de la réponse de transducteur</b>	<b>115</b>
<b>5</b>	<b>Commande optimale d'un transducteur ultrasonore capacitif micro-usiné</b>	<b>117</b>
5.1	Matériel : simulation d'un cMUT . . . . .	119
5.2	Méthodes . . . . .	122
5.2.1	Commande optimale récursive . . . . .	123
5.2.2	Commande optimale itérative . . . . .	123
5.3	Commande optimale de l'excitation codée pour les cMUTs . . . . .	124
5.3.1	Commande optimale pour l'imagerie du second harmonique . . . . .	124
5.3.2	Commande optimale pour l'imagerie par inversion d'impulsions . . . . .	127
5.3.3	Commande optimale pour l'imagerie par retournement de <i>chirps</i> . . . . .	128
5.4	Conclusion . . . . .	130
	<b>Conclusion</b>	<b>131</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>139</b>
	<b>Annexes</b>	<b>143</b>
<b>A</b>	<b>Algorithme d'optimisation</b>	<b>143</b>

A.1	Algorithme basé sur le gradient . . . . .	143
A.2	Algorithme de NELDER-MEAD . . . . .	144
<b>B</b>	<b>Commande optimale en imagerie par inversion d’impulsions</b>	<b>147</b>
B.1	Réglage des fréquences des demi-sinusoïdes tronquées . . . . .	147
B.2	Réglage du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées . .	149
B.3	Réglage des fréquences et du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées . . . . .	150
<b>C</b>	<b>Commande optimale en imagerie par modulation de phase et d’am- plitude</b>	<b>153</b>
C.1	Réglage de la fréquence d’excitation . . . . .	153
C.2	Réglage des fréquences des demi-sinusoïdes tronquées . . . . .	155
C.3	Réglage du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées . .	157
C.4	Réglage des fréquences et du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées . . . . .	158
<b>D</b>	<b>Commande optimale d’excitation codée pour les cMUTs</b>	<b>161</b>
D.1	Commande optimale pour l’imagerie du second harmonique . . . . .	161
D.2	Commande optimale pour l’imagerie par inversion d’impulsions . . . .	163
D.3	Commande optimale pour l’imagerie par retournement de <i>chirps</i> . . .	163
<b>E</b>	<b>Liste de publications</b>	<b>165</b>
	<b>Index</b>	<b>169</b>

# Liste des tableaux

2.1	Propriétés mécaniques du milieu exploré [Szabo, 2004]. . . . .	58
3.1	Optimisations pour la famille de sinusoïdes tronquées (HI-NAR : imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire ; PI : imagerie par inversion d'impulsions ; CPS : imagerie par modulation de phase et d'amplitude). . . . .	78
3.2	<i>CTR</i> optimaux des simulations en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif selon différents réglages optimaux pour un niveau de pression $A_0$ de 400 kPa. . . . .	87
3.3	<i>CTR</i> optimaux des simulations en imagerie par inversion d'impulsions selon différents réglages optimaux pour un niveau de pression $A_0$ de 400 kPa. Le <i>CTR</i> augmente avec le nombre de paramètres de l'optimisation. . . . .	94
3.4	<i>CTR</i> optimaux des simulations en imagerie par modulation de phase et d'amplitude selon différents réglages optimaux pour un niveau de pression $A_0$ de 400 kPa. Le <i>CTR</i> augmente avec le nombre de paramètres de l'optimisation. . . . .	95
3.5	Paramètres optimaux des simulations selon les différentes optimisations pour un niveau de pression $A_0$ de 400 kPa (HI-NAR : imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire ; PI : imagerie par inversion d'impulsions ; CPS : imagerie par modulation de phase et d'amplitude). . . . .	100

3.6	Simulations des maxima globaux d'énergie rétrodiffusée par une microbulle non encapsulée de $2,5 \mu\text{m}$ de rayon lorsque l'excitation est un <i>chirp</i> et paramètres associés de la loi de modulation (CHI : imagerie harmonique par <i>chirp</i> ; CPI : imagerie par inversion de <i>chirps</i> ). . . . .	101
3.7	Simulations des maxima globaux d'énergie rétrodiffusée par une microbulle non encapsulée de $2,5 \mu\text{m}$ de rayon pour différents ordres du polynôme de la loi de modulation, dans le cas de l'imagerie par inversion de <i>chirps</i> . . . . .	102
3.8	Paramètres optimaux de simulation selon les différentes optimisations pour un niveau de pression $A_0$ de 400 kPa en imagerie par inversion de <i>chirps</i> . . . . .	105

# Table des figures

1	Schéma fonctionnel d'un système d'imagerie ultrasonore non optimisé.	37
1.1	Schéma fonctionnel d'un système d'imagerie ultrasonore optimisé par rétroaction.	43
1.2	Schéma fonctionnel de l'imagerie par retournement temporel.	45
1.3	Schéma fonctionnel de l'énergie topologique dans le domaine temporel.	47
1.4	Schéma fonctionnel de l'imagerie par filtre adapté.	50
1.5	Expérience réalisée avec un signal sinusoïdal initial et avec un niveau de pression $A_0$ de 137 kPa.	51
2.1	Schéma de montage du dispositif expérimental	56
2.2	Schéma du principe du modèle de simulation.	57
2.3	Représentation des grilles de célérité $c$ de l'onde et de masse volumique $\rho$ qui définissent le milieu exploré. La sonde ultrasonore est située à la profondeur 0 en haut de la représentation.	59
2.4	Histogramme de la distribution des diamètres des microbulles.	60
2.5	Modélisation de la tension de surface effective d'une monocouche phospholipidique d'une microbulle.	61
2.6	Schéma du principe du dispositif expérimental.	62
2.7	Schéma fonctionnel de l'imagerie ultrasonore.	63
2.8	Schéma fonctionnel de l'imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire.	64

2.9	Bande passante du transducteur démontrant le chevauchement entre la bande passante de transmission et la bande passante de réception pour l'imagerie harmonique. . . . .	65
2.10	Schéma fonctionnel de l'imagerie par inversion d'impulsions. . . . .	67
2.11	Principe de l'imagerie par inversion d'impulsions. . . . .	68
2.12	Schéma fonctionnel de l'imagerie par modulation de phase et d'amplitude. . . . .	69
3.1	Schéma fonctionnel de l'imagerie ultrasonore en boucle fermée. . . . .	75
3.2	Solution optimale calculée analytiquement [Reddy et Szeri, 2002] et exemple de solution sous-optimale définie pour notre famille de demi-sinusoïdes tronquées. . . . .	76
3.3	Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation $f_0$ en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du $CTR$ en fonction de la fréquence d'excitation $f_{0,k}$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression $A_0 = 400$ kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du $CTR$ à l'aide de la fréquence d'excitation $f_{0,k}$ par un algorithme utilisant le gradient. . . . .	79
3.4	Images synthétiques en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa où la fréquence d'excitation $f_0$ est (a) la fréquence centrale $f_c$ du transducteur ( $f_c = 3,5$ MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale $f_c$ du transducteur ( $2/3f_c = 2,33$ MHz), (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,28$ MHz). . . . .	80
3.5	Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation $f_0$ en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif par un algorithme du gradient. . . . .	81

TABLE DES FIGURES

---

3.6	Simulation de la recherche empirique du maximum du $CTR$ en fonction des fréquences $f_1$ et $f_2$ des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression $A_0 = 400$ kPa. Les recherches automatiques sont reportées en noir pour l'algorithme du gradient et en blanc pour l'algorithme de NELDER-MEAD. . . . .	82
3.7	Simulations des optimisations automatiques à l'aide des fréquences $f_1$ et $f_2$ des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression $A_0$ par l'algorithme basé sur le gradient (a) et par l'algorithme de NELDER-MEAD (b). Les fréquences $f_1$ sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences $f_2$ sont en pointillés. . . . .	83
3.8	Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa et avec les valeurs optimales de $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$ . . . . .	83
3.9	Simulations des optimisations à l'aide du rapport $\alpha$ des amplitudes en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du $CTR$ en fonction de $\alpha$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression $A_0 = 400$ kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du $CTR$ à l'aide de $\alpha$ par un algorithme utilisant le gradient. . . . .	84
3.10	Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa et avec les valeurs optimales de $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$ et après optimisation de $\alpha$ . . . . .	85
3.11	Simulations des optimisations automatiques à l'aide des fréquences $f_1$ et $f_2$ , ainsi que du rapport $\alpha$ des amplitudes en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression $A_0$ . Les fréquences $f_1$ sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences $f_2$ sont en pointillés. . . . .	86
3.12	Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa après optimisation de $f_1$ , $f_2$ et $\alpha$ . . . . .	86

3.13	<p>Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation <math>f_0</math> en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression <math>A_0</math>. (a) Recherches empiriques des maxima du <math>CTR</math> en fonction de <math>f_{0,k}</math>. Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression <math>A_0 = 400</math> kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du <math>CTR</math> à l'aide de <math>f_{0,k}</math> par un algorithme utilisant le gradient. . . . .</p>	88
3.14	<p>Images synthétiques en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de <math>A_0 = 400</math> kPa, où la fréquence de l'excitation est (a) la fréquence centrale <math>f_c</math> du transducteur (<math>f_0 = 3,5</math> MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale <math>f_c</math> du transducteur (<math>f_0 = 2,33</math> MHz), (c) la fréquence optimale (<math>f_{0,opt} = 1,77</math> MHz). . . . .</p>	89
3.15	<p>Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation <math>f_0</math> en imagerie par inversion d'impulsions par un algorithme du gradient. . . . .</p>	90
3.16	<p>Simulations des optimisations du <math>CTR</math> pour un niveau de pression <math>A_0</math> de 400 kPa en présence d'une évolution des propriétés de la microbulle au cours de l'optimisation. La première optimisation est réalisée avec dix microbulles de rayon <math>R_0</math>; la seconde avec cinq microbulles de rayon <math>2R_0</math>. La troisième optimisation commence avec dix microbulles de rayon <math>R_0</math> jusqu'à l'itération 10, puis avec cinq microbulles de rayon <math>2R_0</math>. . . . .</p>	91
3.17	<p>Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation <math>f_0</math> en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression <math>A_0</math> et avec une résolution axiale constante. (a) Recherches empiriques des maxima du <math>CTR</math> en fonction de la fréquence d'excitation <math>f_{0,k}</math> pour différentes bandes passantes à l'émission. (b) Recherches automatiques du <math>CTR</math> à l'aide de la fréquence d'excitation <math>f_{0,k}</math> pour une bande passante à l'émission de 100%, soit une résolution axiale constante de de 0,43 mm. . . . .</p>	92

TABLE DES FIGURES

---

3.18 Images synthétiques en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec une résolution axiale constante de 0,43 mm, où la fréquence de l'excitation est (a) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,33$  MHz), (b) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 1,38$  MHz). . . . . 93

3.19 Simulation des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique des tissus pour différents niveaux de pression  $A_0$  à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_k$  par un algorithme utilisant le gradient. . . . . 96

3.20 Images synthétiques en imagerie harmonique des tissus pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa, où la fréquence de l'excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 3,5$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,33$  MHz), (b) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,79$  MHz). . . . . 97

3.21 Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique des tissus par un algorithme du gradient. . . . . 97

3.22 Images expérimentales en imagerie harmonique des tissus, où la fréquence de l'excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 4$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,67$  MHz), (b) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,02$  MHz). . . . . 98

3.23 (a) Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  par l'algorithme de NELDER-MEAD en imagerie des tissus par inversion d'impulsions par un algorithme du gradient. Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés. Images expérimentales associées, où la fréquence de l'excitation (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,67$  MHz) et (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,02$  MHz). . . . . 99

3.24	Simulations des optimisations de la loi de modulation linéaire en imagerie par inversion de <i>chirps</i> pour un niveau de pression $A_0$ de 50 kPa. (a) Recherche empirique du maximum du $CTR$ en fonction de $f_0$ et $\beta_1$ . Le chemin d'optimisation automatique est noté en noir. (b) Recherche automatique du $CTR$ à l'aide de $f_0$ et $\beta_1$ par l'algorithme de NELDER-MEAD. . . . .	102
3.25	Simulations des optimisations de la loi de modulation quadratique en imagerie par inversion de <i>chirps</i> pour un niveau de pression $A_0$ de 50 kPa. (a) Recherche empirique du maximum du $CTR$ en fonction de $f_0$ , $\beta_1$ et $\beta_2$ . Le chemin d'optimisation automatique est noté en noir. (b) Recherche automatique du $CTR$ à l'aide de $f_0$ , $\beta_1$ et $\beta_2$ par l'algorithme de NELDER-MEAD. . . . .	103
3.26	Simulation de l'optimisation automatique de la loi de modulation cubique en imagerie par inversion de <i>chirps</i> pour un niveau de pression $A_0$ de 50 kPa à l'aide de $f_0$ , $\beta_1$ , $\beta_2$ et $\beta_3$ par l'algorithme de NELDER-MEAD. . . . .	104
4.1	Schéma fonctionnel de la commande optimale de forme pour un milieu linéaire avec une excitation sinusoïdale. . . . .	108
4.2	Comparaison entre l'excitation après optimisation et le signal rétrodiffusé pour un système linéaire (en haut le signal d'excitation et le signal rétrodiffusé ; au milieu leurs expressions par des composantes linéaires d'un filtre autorégressif non-linéaire ; en bas leurs expressions par des composantes quadratiques d'un filtre autorégressif non-linéaire). L'axe des ordonnées correspond à des valeurs normalisées de pression. . . . .	109
4.3	Comparaison entre l'excitation après optimisation et le signal rétrodiffusé pour un système non-linéaire(en haut le signal d'excitation et le signal rétrodiffusé ; au milieu leurs expressions par des composantes linéaires d'un filtre autorégressif non-linéaire ; en bas leurs expressions par des composantes quadratiques d'un filtre autorégressif non-linéaire). L'axe des ordonnées correspond à des valeurs normalisées de pression. . . . .	110
4.4	Schéma fonctionnel de la commande optimale de forme en imagerie par inversion d'impulsions. . . . .	111

## TABLE DES FIGURES

---

4.5	Histogramme des mesures de $CTR$ lorsque l'excitation est un bruit. . . . .	113
4.6	Optimisation du $CTR$ par la recherche de paramètres $\mathbf{w}$ qui décrivent la forme de l'excitation. . . . .	113
5.1	Structure d'un cMUT à différente échelle. . . . .	117
5.2	Schéma fonctionnelle de la commande optimale du cMUT dans le contexte de l'imagerie harmonique. . . . .	118
5.3	Schéma équivalent du premier ordre d'un transducteur capacitif . . . . .	119
5.4	Commande du cMUT pour différentes fréquences et différentes tensions (20% en rouge, 40% en vert et 60% en bleu de la tension de <i>collapse</i> ), sur la première ligne. Déplacement $u_{mb}$ associé de la membrane par rapport à la taille de la cavité, sur la deuxième ligne. Spectre du déplacement $u_{mb}$ des membranes sur la troisième ligne. . . . .	121
5.5	Schéma fonctionnel de la commande optimale du cMUT pour atteindre un signal cible $x$ en sortie. . . . .	122
5.6	Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz et d'amplitude représentant un déplacement $u_{mb}$ de la membrane de $\pm 10\%$ de la taille de la cavité. (a) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (b) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . .	125
5.7	Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz et d'amplitude représentant un déplacement $u_{mb}$ de la membrane de $\pm 10\%$ de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne $MSE$ entre le signal cible et le déplacement $u_{mb}$ de la membrane au cours des itérations $k$ avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . .	126

5.8 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 15\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . . 127

5.9 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz, en opposition de phase par rapport au signal cible présenté en figure 5.7b, et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . . 128

5.10 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où  $f_0 = 1$  MHz et  $\beta_1 = 20$  GHz/s, et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . . 128

5.11	Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où $f_0 = 1$ MHz et $\beta_1 = -20$ GHz/s, et d'amplitude représentant un déplacement $u_{mb}$ de la membrane de $\pm 10\%$ de la taille de la cavité. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (a) Erreur quadratique moyenne $MSE$ entre le signal cible et le déplacement $u_{mb}$ de la membrane au cours des itérations $k$ avec les paramètres d'entrée du système. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . .	129
B.1	Simulation de la recherche empirique du maximum du $CTR$ en fonction des fréquences $f_1$ et $f_2$ des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression $A_0 = 400$ kPa. Les recherches automatiques sont reportées en noir pour l'algorithme du gradient et en blanc pour l'algorithme de NELDER-MEAD. . . . .	148
B.2	Simulations des optimisations automatiques à l'aide des fréquences $f_1$ et $f_2$ des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression $A_0$ par l'algorithme basé sur le gradient (a) et par l'algorithme de NELDER-MEAD (b). Les fréquences $f_1$ sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences $f_2$ sont en pointillés. . . . .	148
B.3	Image synthétique en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa et avec les valeurs optimales de $f_1$ et $f_2$ . . . . .	149
B.4	Simulations des optimisations à l'aide du rapport $\alpha$ des amplitudes en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du $CTR$ en fonction de $\alpha$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression $A_0 = 400$ kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du $CTR$ à l'aide de $\alpha$ par un algorithme du gradient. . . . .	149

---

B.5	Image synthétique en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa et avec les valeurs optimales de $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$ et après optimisation de $\alpha$ . . . . .	150
B.6	Simulations des optimisations automatiques à l'aide des fréquences $f_1$ et $f_2$ , ainsi que du rapport $\alpha$ des amplitudes en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression $A_0$ . Les fréquences $f_1$ sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences $f_2$ sont en pointillés. . . . .	151
B.7	Image synthétique en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa et avec les valeurs optimales de $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$ et après optimisation de $\alpha$ . . . . .	151
C.1	Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation $f_0$ en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour différents niveaux de pression $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du $CTR$ en fonction de la fréquence d'excitation $f_{0,k}$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression $A_0 = 400$ kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du $CTR$ à l'aide de la fréquence d'excitation $f_{0,k}$ par un algorithme utilisant le gradient. . . . .	154
C.2	Images synthétiques en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression de $A_0 = 400$ kPa où la fréquence d'excitation $f_0$ est (a) la fréquence centrale $f_c$ du transducteur ( $f_0 = 3,5$ MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale $f_c$ du transducteur ( $f_0 = 2,33$ MHz), (b) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,28$ MHz). . . . .	154
C.3	Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation $f_0$ en imagerie par modulation de phase et d'amplitude par un algorithme du gradient. . . . .	155
C.4	Simulation de la recherche empirique du maximum du $CTR$ en fonction des fréquences $f_1$ et $f_2$ des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression $A_0 = 400$ kPa. . . . .	156

TABLE DES FIGURES

---

C.5 Simulation des optimisations automatiques à l'aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoides tronquées en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour différents niveaux de pression  $A_0$  par l'algorithme basé sur le gradient (a) et par l'algorithme de NELDER-MEAD (b). Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés. . . . . 156

C.6 Image synthétique en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_1$  et  $f_2$ . . . . . 157

C.7 Simulations des optimisations à l'aide du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de  $\alpha$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa est noté en noir. (b) Recherche automatique du  $CTR$  à l'aide de  $\alpha$  par un algorithme utilisant le gradient. . . . . 157

C.8 Image synthétique en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ . . . . . 158

C.9 Simulation des optimisations automatiques à l'aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$ , ainsi que du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour différents niveaux de pression  $A_0$ . Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés. . . . . 159

C.10 Image synthétique en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ . . . . . 159

- D.1 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de fréquence  $f_{rés}/2$  et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . . 162
- D.2 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de fréquence  $f_{rés}/2$  modulé par une gaussienne, et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 17,5\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. 162
- D.3 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de fréquence  $f_{rés}/2$ , en opposition de phase par rapport au signal cible présenté en figure D.1b, et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . . 163

D.4 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où  $f_0 = f_{rés}/2$  et  $\beta_1 = 20$  GHz/s, et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . . 164

D.5 Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où  $f_0 = f_{rés}/2$  et  $\beta_1 = -20$  GHz/s, et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas. . . . . 164



# Liste des notations

$\alpha$	Rapport des amplitudes des demi-sinusoides tronquées
$\beta_1$	Coefficient linéaire de modulation
$\beta_2$	Coefficient quadratique de modulation
$\beta_3$	Coefficient cubique de modulation
$\varepsilon_{mb}$	Permittivité électrique relative de la membrane du cMUT
$\varepsilon_0$	Permittivité électrique du vide
$\zeta$	Coefficient d'amortissement
$\eta_1$	Coefficient de viscosité dynamique du foie
$\eta_2$	Coefficient de viscosité dynamique du sang
$\eta_{lipid}$	Coefficient de viscosité dynamique de la monocouche phospholipidique de la microbulle
$\kappa$	Exposant polytropique de l'hexafluorure de soufre
$\lambda$	Multiplicateur de LAGRANGE
$\lambda_o$	Facteur d'oubli
$\mu$	Coefficient de convergence de l'algorithme d'optimisation
$\rho$	Masse volumique
$\rho_1$	Masse volumique du foie
$\rho_2$	Masse volumique du sang
$\sigma$	Tension de surface de la microbulle
$\sigma_{sang}$	Tension superficielle du sang
$\phi$	Phase
$\chi$	Module élastique de la monocouche phospholipidique de la microbulle
$\Omega$	Milieu de référence
$\Omega_m$	Milieu étudié

$A$	Amplitude de l'onde
$A_0$	Amplitude de l'onde de référence
$A_1$	Amplitude de la première demi-sinusoïde tronquée
$A_2$	Amplitude de la seconde demi-sinusoïde tronquée
$B/A$	Coefficient de non-linéarité lors de la propagation
$c$	Célérité de l'onde
$c_1$	Célérité de l'onde dans le foie
$c_2$	Célérité de l'onde dans le sang
$CTR$	Contraste par rapport au tissu (CTR pour <i>contrast to tissue ratio</i> )
$CTHF$	Contraste des composantes harmoniques du tissu par rapport aux composantes fondamentales
$d_s$	Épaisseur de la coque de la microbulle
$e$	Erreur
$E$	Énergie
$\mathbb{E}$	Espérance mathématique
$ET$	Énergie topologique
$f_0$	Fréquence centrale de l'excitation
$f_1$	Fréquence de la première demi-sinusoïde tronquée
$f_2$	Fréquence de la seconde demi-sinusoïde tronquée
$f_c$	Fréquence centrale du transducteur
$f_{rés}$	Fréquence de résonance
$F_{élec}$	Force électrostatique
$F_{fluide}$	Force du fluide sur la membrane du cMUT
$g$	Gradient topologique
$h$	Réponse impulsionnelle
$h_{eq}$	Hauteur équivalente de la cavité du cMUT
$h_{GAP}$	Hauteur de la cavité du cMUT
$h_{mb}$	Hauteur de la membrane du cMUT
$k$	Itération
$k_{raideur}$	Constante de raideur
$J$	Fonction de coût

## LISTE DES NOTATIONS

---

$K$	Ordre du filtre autorégressif non-linéaire
$l$	Numéro de ligne de l'image échographique
$m_{mb}$	Masse de la membrane du cMUT
$M$	Mémoire du filtre autorégressif non-linéaire
$MSE$	Erreur quadratique moyenne
$N_c$	Nombre de cycle de l'excitation
$N_{\acute{e}l}$	Nombre d'éléments de la sonde ultrasonore utilisés pour la focalisation
$N_l$	Nombre de ligne de l'image échographique
$\mathcal{N}$	Symbole de la statistique gaussienne
$p$	Pression acoustique
$p_{bulle}$	Pression à la surface de la microbulle
$p_0$	Pression hydrostatique
$p_{incidente}$	Pression incidente à la microbulle
$P_x$	Puissance du signal $x$
$R$	Rayon d'une microbulle
$R_0$	Rayon d'une microbulle à l'équilibre
$S$	Surface de la membrane du cMUT
$t$	Temps
$T_1$	Période de la première demi-sinusoïde tronquée
$T_2$	Période de la seconde demi-sinusoïde tronquée
$T_{tot}$	Longueur temporelle de l'excitation
$u$	Déplacement de la particule soumise à une onde
$u_{mb}$	Déplacement de la membrane du cMUT
$V$	Tension électrique
$y$	Sortie du système
$\hat{y}$	Modèle du signal de sortie du système
$\mathbf{w}$	Ensemble des paramètres d'optimisation
$w$	Paramètre d'optimisation parmi les paramètres $\mathbf{w}$
$z$	Signal après post-traitement et méthode d'imagerie
$z_L$	Signal de la composante linéaire
$z_Q$	Signal de la composante quadratique



# Introduction

DEPUIS la présentation du premier échographe par J. J. WILD et J. REID en 1951 [Wild et Neal, 1951], les systèmes d'imagerie médicale ultrasonore n'ont cessé de progresser pour offrir aux médecins des images de meilleure qualité [Newman et Rozycki, 1998]. L'échographie est devenue l'une des modalités majeures de l'imagerie pour son aide aux diagnostics précoces et aux suivis de maladies.

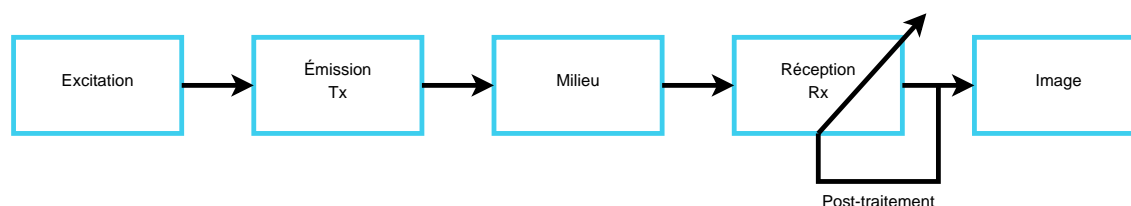


FIGURE 1 – Schéma fonctionnel d'un système d'imagerie ultrasonore non optimisé.

Chaque sous-processus du système a subi d'importantes améliorations que ce soit au niveau des capteurs, de l'électronique, du traitement des signaux ou de la formation de faisceau. Les systèmes sont ainsi plus sensibles. Mais le principe général de l'échographie [Szabo, 2004] reste le même (figure 1) :

1. un signal de forme donné excite la sonde ultrasonore ;
2. la sonde ultrasonore constituée de nombreux éléments transducteurs convertit le signal électrique en une onde ultrasonore. Chaque signal associé à un élément de la sonde est plus ou moins retardé, selon la formation de faisceau choisie [Lingvall, 2004], afin que l'onde focalise en un point du milieu à imager ;
3. l'onde ultrasonore se propage dans les tissus ;
4. Les échos sont recueillis par la sonde en appliquant les règles de la formation de faisceau. Une ligne de l'image est reconstituée par l'enveloppe du signal. Son

amplitude informe sur la nature du point sondé tandis que le temps informe sur la profondeur du point sondé ;

5. les quatre premières opérations sont répétées avec une focalisation sur un point voisin. L'image est réalisée ligne par ligne.

Les principales problématiques de l'imagerie ultrasonore sur lesquelles portent les efforts de la recherche concernent trois sujets interdépendants : le contraste, le rapport signal à bruit et la résolution. La majorité des améliorations de l'image ont porté soit sur la formation de faisceau [Misaridis, 2001, Synnevag *et al.*, 2007], soit sur les post-traitements des signaux reçus [Szabo, 2004, Idier, 2008]. Dans tous les cas, le signal reçu dépend des transducteurs en émission et en réception et de l'onde acoustique émise.

De notre point de vue, les systèmes d'imagerie en boucle ouverte ne peuvent offrir les conditions optimales de fonctionnement qu'à la condition de pré-régler correctement la commande du système. Toutefois de telles connaissances sont difficiles à identifier avec précision, sachant que d'un patient à l'autre, les caractéristiques physiques des tissus diffèrent légèrement. De plus, les non-linéarités du système et du milieu exploré rendent difficile la résolution analytique du problème.

La difficulté est donc de trouver une méthode qui optimise le critère souhaité par un réglage optimal de la commande du système et sans connaissance *a priori* de ce système. Pour trouver automatiquement les réglages optimaux de fonctionnement du système, nous proposons d'utiliser les informations du signal en sortie, c'est-à-dire les signaux formant l'image ultrasonore finale. Le système d'imagerie boucle ouverte est transformé en un système d'imagerie boucle fermée, mais dont les propriétés sont conservées (bande passante, propriétés physiques, *etc.*).

Pour valider ce concept de commande optimale en imagerie ultrasonore, le manuscrit est découpé en trois parties. La première partie est dédiée à une introduction de la problématique générale de la commande optimale en imagerie ultrasonore. Dans la deuxième partie, constituée des chapitres 2 à 4, notre concept est appliqué à l'imagerie ultrasonore harmonique native ou de contraste. Les modèles de simulations seront d'abord présentés, puis les expériences et enfin les approches qui nous ont semblé adaptées à l'imagerie temps-réelle. Nous présenterons au chapitre 3 des méthodes sous-optimales paramétriques utilisant des familles connues de signaux. Au contraire, dans le chapitre 4, nous présenterons des méthodes sous-optimales

## INTRODUCTION

---

non-paramétriques maximisant une forme d'onde, bien que nous modifierons les paramètres d'un filtre. Enfin, dans la dernière partie de cette thèse, nous présenterons notre vision de la commande optimale en imagerie codée en utilisant des cMUTs. Finalement, nous conclurons et nous proposerons plusieurs perspectives à donner à ce travail de recherche.



— PREMIÈRE PARTIE —

PRINCIPE DE LA COMMANDE  
OPTIMALE EN IMAGERIE ULTRASONORE





L'optimisation par boucle fermée consiste à rechercher les meilleurs réglages d'un système qui maximise une fonction de coût  $J$ . Dans notre cas, les paramètres de l'excitation (ou de la commande) sont recherchés pour maximiser un critère en sortie du système étudié. Un tel système est optimisé à l'aide d'une rétroaction de la sortie sur l'entrée (figure 1.1).

## 1.2 Optimisation acoustique

Depuis les années 1990, quelques rares méthodes en boucle fermée ont été proposées pour optimiser le rapport signal à bruit (SNR) et la résolution. Elles sont basées sur des propriétés d'invariance comme la méthode du retournement temporel [Fink, 1992].

### 1.2.1 Retournement temporel

Le retournement temporel est une méthode de focalisation adaptative à travers un milieu aberrateur utilisant les propriétés physiques du milieu. L'objectif est double. Il s'agit d'une part, d'augmenter la résolution en réduisant la taille de la tâche focale et d'autre part, de maximiser le rapport signal à bruit à la tâche focale tout en minimisant l'énergie autour de cette tâche focale. L'écho provenant des diffuseurs à la tâche focale est plus important que les échos provenant des autres diffuseurs.

Si le système se comporte linéairement, il est possible d'utiliser le formalisme de la convolution tel que :

$$y(t) = h(t) * x(t), \quad (1.1)$$

où  $*$  est l'opérateur de la convolution,  $t$  est le temps,  $h(t)$  la réponse impulsionnelle du système et  $x(t)$  l'entrée du système. Maximiser la sortie  $y(t)$  du système revient à réaliser une autocorrélation en fixant la commande, ou s'il s'agit d'un post-traitement, à régler la réponse impulsionnelle du filtre en fixant  $x(t) = h(-t)$ .

Pour réaliser cette autocorrélation, la méthode du retournement temporel (figure 1.2) propose, dans un premier temps, d'envoyer une onde et de recevoir son écho (interrupteur en position 1). Dans un second temps, l'écho est retourné temporellement et renvoyé dans le milieu (interrupteur en position 2). L'onde suit exactement

## 1.2. OPTIMISATION ACOUSTIQUE

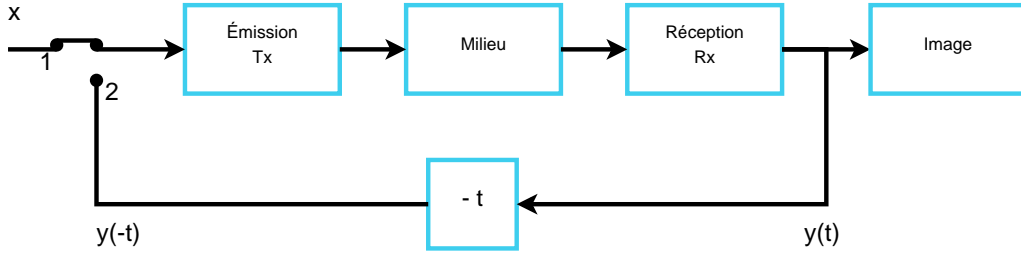


FIGURE 1.2 – Schéma fonctionnel de l'imagerie par retournement temporel.

le chemin inverse et focalise à la position d'émission des échos. Le signal  $y_{opt}$  en sortie du système après optimisation s'écrit alors :

$$y_{opt}(t) = h(t) * y(-t) = h(t) * h(-t) * x(-t). \quad (1.2)$$

Ce principe a été généralisé dans le cas de l'utilisation d'une sonde ultrasonore multi-élément [Prada et Fink, 1994] :

$$y_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{el}} h_{ji}(t) * x_i(t), \quad (1.3)$$

où  $y_j$  est la rétrodiffusion pour l'élément  $j$  de la sonde ultrasonore à  $N_{el}$  éléments utilisés pour la focalisation de l'onde.

Pendant pour trouver la commande optimale lorsque le système est non-linéaire, il faudrait prendre en compte la non-linéarité du système. Si nous souhaitons faire un parallèle entre nos approches et le retournement temporel, il faudrait proposer un formalisme qui prenne en compte les non-linéarités comme par exemple en utilisant les séries de VOLTERRA [Lacoume *et al.*, 1997] :

$$y_j(t) = \sum_{i=1}^{N_{el}} \left( \sum_{k_1} h_{j1}(k_1) \cdot x(t - k_1) + \sum_{k_1, k_2} h_{j2}(k_1, k_2) \cdot x(t - k_1) \cdot x(t - k_2) + \dots + \sum_{k_1, \dots, k_K} h_{jK}(k_1, \dots, k_K) \cdot x(t - k_1) \dots x(t - k_K) \right), \quad (1.4)$$

où  $K$  est l'ordre de la décomposition. Notez que le premier terme de la décomposition

correspond à la convolution. Lorsque la décomposition est d'ordre un, l'équation 1.4 décrit le retournement temporel décrit par l'équation 1.2.

Trouver la commande optimale d'un système non-linéaire est sans doute possible. Dans le cas d'une ligne échographique, le problème d'optimisation de la sortie  $y(t)$  peut s'écrire par l'équation suivante :

$$\arg \max_{x(t)} (y(t)) = \max_{x(t)} \left( h_1(t) * x(t) + h_2(t_1, t_2) * x(t) + \dots \right) \quad (1.5)$$

où  $*$  est le symbole de la convolution  $N$ -dimensionnelle.

Une première approche sous-optimale pourrait être d'optimiser chacun des termes de la décomposition tels que :

$$\arg \max_{x(t)} (y(t)) \Leftrightarrow \max_{x(t)} \left( h_1(t) * x(t) \right) + \max_{x(t)} \left( h_2(t_1, t_2) * x(t) \right) + \dots \quad (1.6)$$

Cette optimisation revient donc à rechercher la commande  $x(t)$  qui satisfasse la maximisation de chacun des termes. Mais ce problème n'est pas simple, puisque le problème passe d'une fonction de coût à plusieurs fonctions de coût simultanées ; et donc d'une optimisation « mono-objectif » à une optimisation « multi-objectif ».

Dans ce travail de thèse, le problème de maximisation est plutôt résolu en utilisant une décomposition par modèle autorégressif non-linéaire. Pour compléter la liste des techniques existantes en commande optimale, nous devons mentionner celle de la maximisation de l'énergie topologique.

## 1.2.2 Énergie topologique dans le domaine temporel

L'énergie topologique dans le domaine temporel est une méthode d'imagerie issue de l'optimisation de l'énergie topologique sous la contrainte de l'équation d'onde. De notre point de vu, ce problème est conceptuellement plus proche de notre approche que ne l'est le retournement temporel, dans le sens où la fonction de coût à maximiser sous une contrainte (les équations différentielles de propagation et d'oscillation du produit de contraste ultrasonore) est explicitée mathématiquement.

Ici, le problème inverse a pour but de retrouver les propriétés topologiques du milieu observé. Née pour le contrôle non-destructif [Dominguez *et al.*, 2005], elle est aussi appliquée aux tissus biologiques [Sahuguet *et al.*, 2010]. Cependant, dans ce

## 1.2. OPTIMISATION ACOUSTIQUE

cas, le processus a besoin d'une quantification de la distribution des impédances acoustiques.

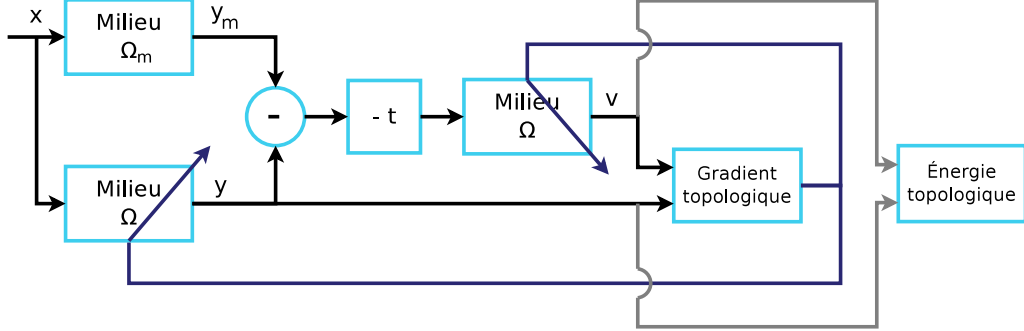


FIGURE 1.3 – Schéma fonctionnel de l'énergie topologique dans le domaine temporel.

Cette méthode, décrite en figure 1.3, évalue la corrélation entre les réponses d'un milieu virtuel  $\Omega$  et d'un milieu inconnu à imager  $\Omega_m$ . L'optimisation topologique consiste alors à minimiser la différence entre la réponse ultrasonore  $y_m$  de  $\Omega_m$  et la réponse ultrasonore  $y$  de  $\Omega$  telle que :

$$J(\Omega) = \frac{1}{2} \int_0^{T_{obs}} \left( \int_{\Gamma_m} |y - y_m|^2 d\vec{r} \right) dt, \quad (1.7)$$

où  $T_{obs}$  est la durée de l'observation. En pratique, pour initialiser l'optimisation, les propriétés physiques du milieu  $\Omega$  sont choisies homogènes et aussi proches que possibles du milieu  $\Omega_m$ . En partant du milieu de référence  $\Omega$  dans lequel sont introduits virtuellement et progressivement des « trous »<sup>a</sup> infinitésimaux, l'optimisation itérative en déduit la topologie du milieu.

Pour calculer l'énergie topologique, il est nécessaire de résoudre deux problèmes : le problème direct et le problème adjoint.

Le problème direct consiste à simuler le champ ultrasonore  $y$  engendré par la propagation d'une onde ultrasonore dans le milieu  $\Omega$ . La sensibilité de la variation  $d\Omega$  du milieu  $\Omega$  est déterminée à partir du développement asymptotique d'ordre un :

$$J(\Omega + d\Omega) = J(\Omega) + f(d\Omega)g(\vec{r}) + o(f(d\Omega)), \quad (1.8)$$

où  $\forall d\Omega$ , les conditions limites sont  $f(d\Omega) > 0$ ,  $\lim_{d\Omega \rightarrow 0} f(d\Omega) = 0$  et la fonction  $g(\vec{r})$  est le gradient topologique.

a. Zone présentant un fort contraste des propriétés par rapport au reste du milieu.

Le problème adjoint est le second problème numérique de la propagation ultrasonore de la différence renversée temporellement  $v$  entre la réponse  $y$  du milieu  $\Omega$  et la réponse  $y_m$  du milieu  $\Omega_m$ .

Le gradient topologique peut s'exprimer à partir de  $y$  et  $v$  tel que :

$$g(\vec{r}') = \int_0^{T_{obs}} y(\vec{r}', t) \cdot v(\vec{r}', t) dt, \quad (1.9)$$

où  $\vec{r}' \in \Omega$ . Les positions où le gradient topologique est négatif correspondent aux positions où il faut insérer les trous infinitésimaux. La topologie tend alors vers le milieu exploré.

Enfin, pour visualiser le résultat, il est possible de calculer l'énergie topologique  $ET$  telle que :

$$ET(\vec{r}') = \int_0^{T_{obs}} \|y(\vec{r}', t)\|^2 \cdot \|v(\vec{r}', t)\|^2 dt. \quad (1.10)$$

## 1.3 Commande optimale pour les systèmes d'imagerie

La commande optimale est née dans les années 1960 dans le domaine de l'aéronautique [Åström et Wittenmark, 1994]. L'objectif était de déterminer les paramètres optimaux pour le pilotage automatique.

### 1.3.1 Problème de commande optimale sous contrainte

La théorie de la commande optimale est issue du calcul des variations [Kirk, 2004]. En utilisant les multiplicateurs de LAGRANGE, le problème de commande optimale sous contrainte peut se réécrire sans contrainte. La fonction de coût à minimiser de la commande optimale sous contrainte peut alors s'écrire :

$$J(x(t)) = \int_0^{T_{obs}} x^2(t) - \int_0^{T_{obs}} \lambda(t)G(t)dt, \quad (1.11)$$

où  $\lambda(t)$  est le multiplicateur de LAGRANGE et  $G$  l'équation différentielle qui décrit le système dynamique. Dans le cas des systèmes d'imagerie, la fonction  $G$  doit

prendre en compte de nombreux phénomènes non-linéaires, comme la propagation non-linéaire, la présence de produits de contraste ou encore les non-linéarités du capteur. Si nous souhaitons prendre en compte le plus grand nombre possible de phénomènes, la résolution de ce problème n'a pas de solution analytique. Il sera alors plus aisé d'appréhender un problème d'optimisation paramétrique plutôt qu'un problème d'optimisation de forme [Girault, 2010].

#### 1.3.2 Vers un problème paramétrique

Nous proposons sur le principe des systèmes bouclés d'appliquer une commande optimale qui optimise la sortie en réglant la commande du système. Cependant, les algorithmes existants qui déterminent la commande étant point à point, il n'est pas toujours possible d'appliquer cette résolution en imagerie ultrasonore. En effet, dans le cas de l'imagerie ultrasonore où nous souhaitons optimiser un critère de qualité de l'image, celle-ci doit être calculée avant de déterminer les nouvelles valeurs des paramètres de la commande. Dans ces conditions, nous cherchons à appliquer des méthodes « signal à signal » et non plus point à point. **Ce dernier point constitue l'une des bases les plus importantes de notre concept, par une adaptation des techniques connues en filtrage adaptatif au domaine de l'imagerie ultrasonore.**

Pour valider ce concept, nous avons testé la faisabilité à travers une première expérience [Ménigot *et al.*, 2010] où il s'agissait d'optimiser le contraste entre l'énergie  $E_{agents}$  provenant du produit de contraste et l'énergie  $E_{tissu}$  provenant du milieu restant. Pour simplifier l'expérience, nous nous sommes d'abord concentrés sur l'énergie rétrodiffusée par le produit de contraste telle que :

$$\max_{\mathbf{w}}(E_{agents}) \quad (1.12)$$

où  $\mathbf{w}$  correspond aux paramètres d'un filtre.

Le principe est décrit par le schéma 1.4 et consiste à :

1. envoyer un train d'onde sinusoïdal  $x(t)$  à travers le milieu à l'aide d'un transducteur PZT mono-élément (Sofranel, Sartrouville, France) centré à 2,25 MHz et avec 74% de bande passante ;

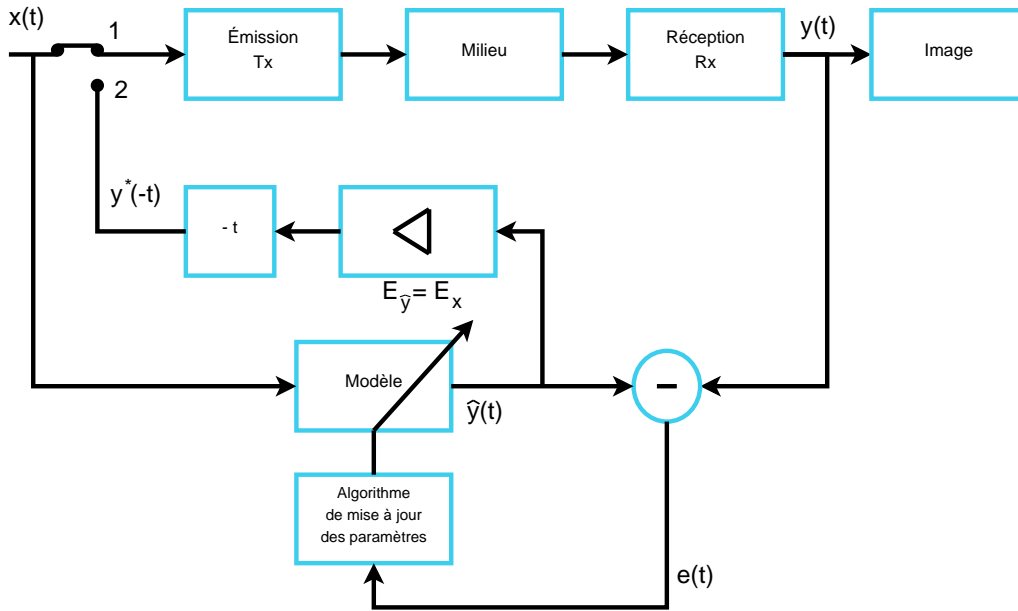


FIGURE 1.4 – Schéma fonctionnel de l'imagerie par filtre adapté.

2. mesurer le signal rétrodiffusé par le produit de contraste  $y(t)$  à l'aide d'un transducteur PZT mono-élément centré à 3,5 MHz et avec 63% de bande passante (Sofranel, Sartrouville, France) ;
3. identifier le signal  $y(t)$  par  $\hat{y}(t)$  à l'aide d'un filtre autorégressif d'ordre quatre [Michaut, 1992] :

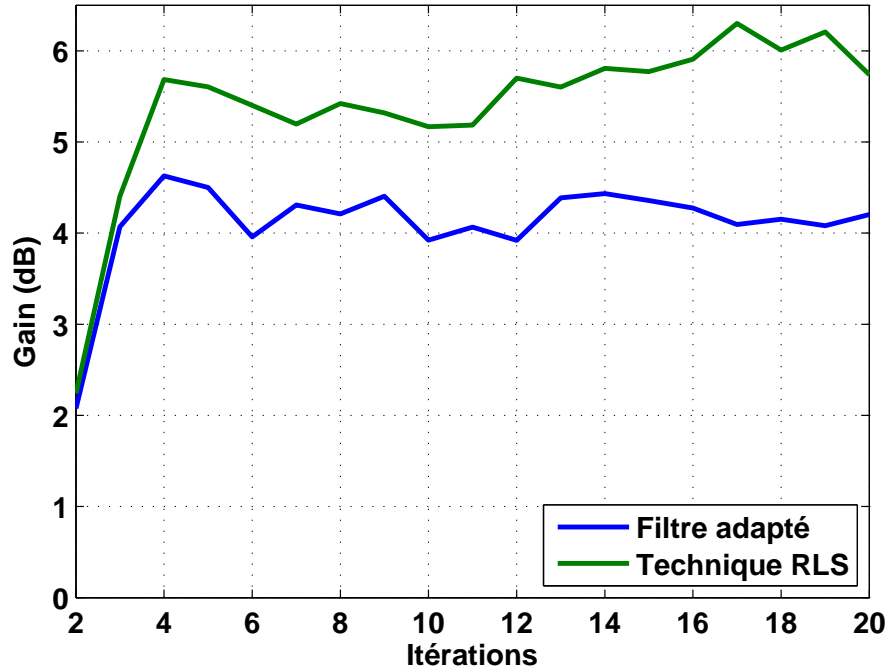
$$\hat{y}(t) = \sum_{i=1}^4 w_i y(t - i). \quad (1.13)$$

Les paramètres  $\mathbf{w}$  du filtre sont déterminés par la méthode des moindres carrés récursifs (en anglais *RLS* pour *Recursive Least Squares*) ;

4. normaliser l'amplitude du signal  $\hat{y}(t)$  afin que son énergie  $E_{\hat{y}}$  soit identique à l'énergie  $E_x$  du signal émis  $x(t)$ . Ce signal est appelé  $y^*(t)$  ;
5. la nouvelle excitation devient  $y^*(t)$  et retour à l'étape 2.

La figure 1.5 représente le gain de l'énergie rétrodiffusée lorsque l'excitation du système est  $y^*(t)$  par rapport à l'énergie rétrodiffusée lorsque l'excitation est  $x(t)$ . Notez que le filtre adapté ne prend pas en compte l'étape 3 avec  $\hat{y} = y$ .

L'idée majeure de notre approche est d'identifier lors d'une étape d'apprentissage (interrupteur en position 1) le signal  $y(t) = h(t) * x(t)$  du système d'imagerie (transducteurs et milieu). Puis lorsque l'étape d'apprentissage est terminée (interrupteur en position 2), le signal  $\hat{y}(t)$  est retourné et envoyé à la place de  $x(t)$ .

FIGURE 1.5 – Expérience réalisée avec un signal sinusoïdal initial et avec un niveau de pression  $A_0$  de 137 kPa.

Cette technique pose les fondements de notre principe de commande optimale puisque le principal avantage est qu'aucune information *a priori* n'est nécessaire pour proposer une commande optimale du système. Cependant, dans ce cas, l'hypothèse de l'optimisation du contraste par la seule maximisation de l'énergie rétrodiffusée par les microbulles est une hypothèse trop restrictive, puisqu'elle ne prend pas en compte la minimisation de l'énergie rétrodiffusée par le tissu environnant. À l'inverse, la suppression de la contribution harmonique du tissu [Couture *et al.*, 2008] augmente le contraste, sans toutefois atteindre avec certitude le maximum global du contraste. De plus, sachant que le filtre adapté ne laisse pas le libre choix de la fonction de coût, il faut imaginer d'autres pistes pour optimiser notre fonction de coût ; ce que nous proposons dans la prochaine partie.

## 1.4 Conclusion

Jusqu'à présent dans le domaine de l'imagerie ultrasonore, les recherches en commande optimale en imagerie ultrasonore sont peu nombreuses, voire inexistantes. Seuls quelques travaux font références [Fink, 1992, Reddy et Szeri, 2002, Dominguez *et al.*, 2005, Mleczko *et al.*, 2007]. Le retournement temporel, bien que beaucoup utilisé, ne fait pas vraiment partie des techniques de commande optimale puisqu'aucune fonction de coût explicite n'est optimisée. Nos travaux de recherche sur la commande optimale montrent clairement de façon explicite les différents types de fonction de coût à optimiser. Ils se démarquent des travaux existant, puisqu'ils s'appuient fortement sur les techniques de filtrage optimal adaptatif. Pour l'instant, nous ne pensons percevoir qu'une partie du fort potentiel de telles méthodes. D'ailleurs, les résultats préliminaires présentés précédemment confirment partiellement ce potentiel. Nous nous proposons donc de persévérer dans cette direction avec en ligne de mire l'applicabilité de la méthode à l'imagerie ultrasonore en particulier pour le domaine médicale.

— DEUXIÈME PARTIE —

COMMANDE OPTIMALE EN IMAGERIE  
HARMONIQUE ULTRASONORE DE  
CONTRASTE

CHAPITRE 1. INTRODUCTIONS AUX SYSTÈMES D'IMAGERIE  
ULTRASONORE OPTIMISÉS

---

## Chapitre 2

# Imagerie harmonique ultrasonore de contraste et modèles de simulation

**A**U cours des deux dernières décennies, l'amélioration de la sensibilité des systèmes d'imagerie ultrasonore a permis un meilleur diagnostic médical grâce à l'injection intraveineuse de produits de contraste à base de microbulles. L'imagerie de perfusion obtenue, comme par exemple celle du myocarde ou de tumeurs, rend accessible des informations physiologiques et pathologiques [Frinking *et al.*, 2000]. Initialement, seules les interactions linéaires entre les microbulles et les ondes ultrasonores étaient exploitées en mode B pour augmenter le contraste entre le tissu et les microbulles. Toutefois, lorsque l'interaction non-linéaire entre les microbulles et les ondes ultrasonores fut prise en compte, l'utilisation de l'imagerie de contraste ultrasonore en clinique en fut révolutionnée. La non-linéarité de la réponse du produit de contraste devint alors un des principaux vecteurs de recherche pour obtenir le meilleur contraste. En effet, les tissus mous sont connus pour être essentiellement des réflecteurs linéaires [Borsboom *et al.*, 2009] alors que les microbulles présentent un comportement fortement non-linéaire lors de l'interaction avec les ultrasons. Malheureusement, l'espoir d'obtenir une méthode idéale en fut limité par deux éléments. Tout d'abord, une bonne séparation des composantes harmoniques nécessite une excitation de bande passante restreinte [Averkiou, 2000], ce qui réduit la résolution axiale comme en imagerie du second harmonique [Burns, 2002]. Ensuite, les effets de propagation de l'onde ultrasonore limite le contraste à cause de la présence de composantes tissulaires non-linéaires générées [Frinking *et al.*, 2000].

Plusieurs méthodes d'imagerie ont été proposées pour essayer d'améliorer le

contraste et/ou la résolution. Les plus connues sont des techniques de codage discret ou continu de l'amplitude, de la phase ou encore de la fréquence de l'onde ultrasonore transmise. Tandis que les techniques non codées utilisent des post-traitements tels que des filtres, les autres utilisent une combinaison d'excitations pour extraire les non-linéarités.

Dans ce chapitre, nous expliquerons le dispositif d'imagerie harmonique de contraste dont nous disposons, ainsi que les méthodes d'imagerie mises en œuvre. Un échographe piloté par un ordinateur réalise l'image d'un fantôme imitant le tissu dans lequel circule un produit de contraste. Nous expliquerons tout d'abord notre modèle de simulation imitant notre dispositif expérimental. Puis, nous présenterons ensuite ce dispositif expérimental. Enfin nous détaillerons différentes méthodes d'imagerie.

## 2.1 Dispositif d'imagerie

Le dispositif d'imagerie mis en œuvre suit le principe décrit dans le schéma 2.1. Un signal numérique calculé par l'ordinateur est transmis à un échographe disposant d'émetteurs analogiques programmables. La sonde convertit ce signal en une onde ultrasonore. Celle-ci se propage dans un milieu traversé par un tuyau où circule du produit de contraste. Le signal est enfin recueilli par la même sonde pour y subir d'éventuels traitements.

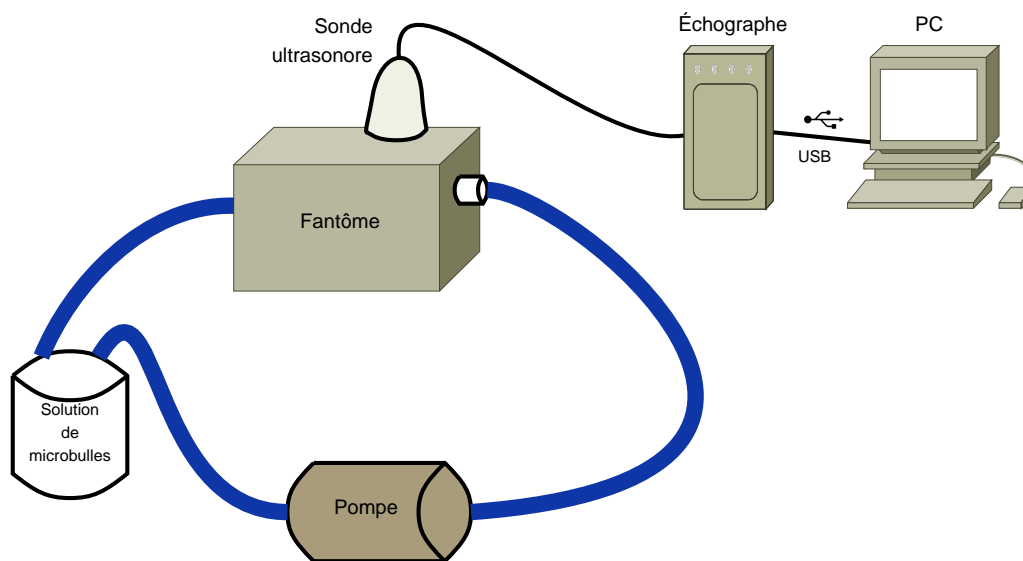


FIGURE 2.1 – Schéma de montage du dispositif expérimental

### 2.1.1 Modèle de simulation

Le modèle de simulation suit le même processus que le dispositif expérimental (figure 2.2). Nous avons réuni plusieurs modèles existants (propagation et microbulle), afin de constituer un modèle complet capable de simuler le processus de l'imagerie de contraste.

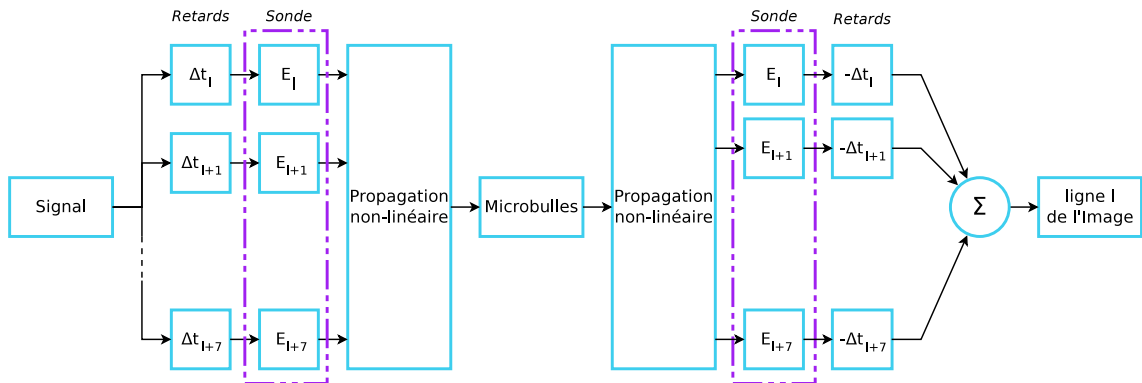


FIGURE 2.2 – Schéma du principe du modèle de simulation.

#### 2.1.1.1 Excitation

Un signal est calculé numériquement à l'aide de Matlab® (Mathworks, Natick, Massachusetts, États-Unis d'Amérique). Ce signal constitue l'onde transmise au milieu. Toutefois, dans le but de se rapprocher le plus possible d'un système d'imagerie réel, il convient d'ajouter une étape de formation de faisceau de type balayage linéaire [Szabo, 2004]. Chaque ligne d'une image est réalisée à partir de huit éléments ( $N_{el}$ ) de la sonde afin que l'onde focalise à 15 mm et un angle de zéro degré. Le signal est ainsi dupliqué huit fois avec les différents retards.

Les signaux sont ainsi transmis à la sonde ultrasonore centrée à 3,5 MHz avec une bande passante de 63% à  $-3$  dB. Notez que la fréquence centrale  $f_c$  de la sonde est volontairement choisie plus faible que celle du dispositif expérimental afin de restreindre le temps de calcul.

#### 2.1.1.2 Propagation non-linéaire et milieu exploré

L'onde se propage alors non-linéairement dans un milieu dont les propriétés ont été réglées pour imiter le foie. Ce milieu est défini par deux grilles (figure 2.3) :

## CHAPITRE 2. IMAGERIE HARMONIQUE ULTRASONORE DE CONTRASTE ET MODÈLES DE SIMULATION

---

l'une pour la célérité  $c$  de l'onde et l'autre pour la masse volumique  $\rho$  du milieu. La grille possède les propriétés du foie de masse volumique  $\rho_1$  et où la célérité de l'onde est notée  $c_1$ . Cette grille est traversée par une artère de 10 mm de diamètre, à 15 mm de profondeur où la masse volumique  $\rho_2$  est celle du sang et où la célérité de l'onde est notée  $c_2$ . Chaque point de la grille possède des propriétés physiques choisies aléatoirement suivant les distributions gaussiennes présentées dans la table 2.1. Toutefois, le coefficient de non-linéarité  $B/A$  est constant dans toute la grille et est fixé à 6,7.

Foie	$\frac{\rho_1}{c_1}$	$\mathcal{N}(1050 \text{ kg/m}^3, 30 \text{ kg}^2/\text{m}^6)$ $\mathcal{N}(1578 \text{ m/s}, 30 : \text{m}^2/\text{s}^2)$
Sang	$\frac{\rho_2}{c_2}$	$\mathcal{N}(1060 \text{ kg/m}^3, 2.5 \text{ kg}^2/\text{m}^6)$ $\mathcal{N}(1584 : \text{m/s}, 2.5 : \text{m}^2/\text{s}^2)$

TABLE 2.1 – Propriétés mécaniques du milieu exploré [Szabo, 2004].

La propagation de l'onde dans ce milieu (équation 2.1 et 2.2) est résolue par un modèle développé par ANDERSON [Anderson, 2000].

$$\rho \frac{\delta^2 u}{\delta t^2} = -\nabla p, \quad (2.1)$$

$$p = -K \left( \nabla \cdot u + \frac{1}{2} \frac{B}{A} (\nabla \cdot u)^2 \right) \quad (2.2)$$

où  $K = \rho c^2$ .

La résolution utilise une méthode pseudo-spectrale pour calculer les dérivées spatiales de la pression et de la vitesse. De plus, l'équation de la propagation 2.1 est résolue à l'aide de la méthode d'ADAMS-BASHFORTH à l'ordre 4 [Ghrist *et al.*, 2001]. Les valeurs de la pression et la vitesse sont actualisées à chaque demi-pas de temps pour tous les points de l'espace. Cependant le calcul des dérivées dans le domaine de FOURIER peut entraîner des phénomènes de GIBBS [Wojcik *et al.*, 1997]. Ils sont grandement éliminés par l'application d'une « couche parfaitement adaptée aux frontières » (*Perfectly-Matched boundary Layer*). Cette couche a pour effet de simuler un espace infini.

Afin d'introduire du produit de contraste ultrasonore dans la zone simulant le sang, deux passes du calcul de la propagation sont nécessaires. La première identifie l'onde incidente pour chaque microbulle. Dix microbulles sont réparties

## 2.1. DISPOSITIF D'IMAGERIE

---

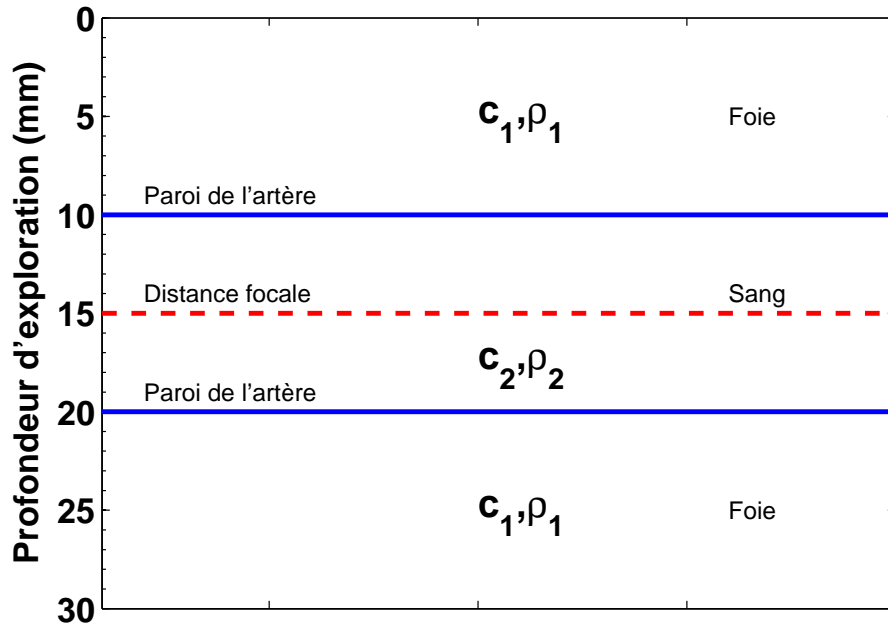


FIGURE 2.3 – Représentation des grilles de célérité  $c$  de l'onde et de masse volumique  $\rho$  qui définissent le milieu exploré. La sonde ultrasonore est située à la profondeur 0 en haut de la représentation.

aléatoirement selon une statistique gaussienne à proximité de la tâche focale et dans la zone ayant les propriétés du sang. Notez que pour chaque simulation d'une ligne de l'image, dix microbulles sont toujours placées dans le milieu afin de garantir une diffusion de type RAYLEIGH. La seconde, après la résolution de l'oscillation de chaque microbulle, injecte l'onde des microbulles. Les signaux sont enregistrés dans cette deuxième résolution au niveau des capteurs.

### 2.1.1.3 Microbulles

Le produit de contraste ultrasonore simulé correspond à des microbulles encapsulées de SonoVue<sup>TM</sup> (Bracco Research SpA, Genève, Suisse). Une monocouche phospholipidique emprisonne du gaz d'hexafluorure de soufre ( $\text{SF}_6$ ) [Greis, 2004] dont l'exposant polytropique  $\kappa$  est de 1,095. Les microbulles utilisées avaient les propriétés suivantes :

- leurs diamètres sont choisis aléatoirement selon la distribution présentée en figure 2.4 avec un diamètre moyen de  $2,5 \mu\text{m}$  [Greis, 2004] ;
- leur fréquence de résonance moyenne est de 2,6 MHz [van der Meer *et al.*, 2004].

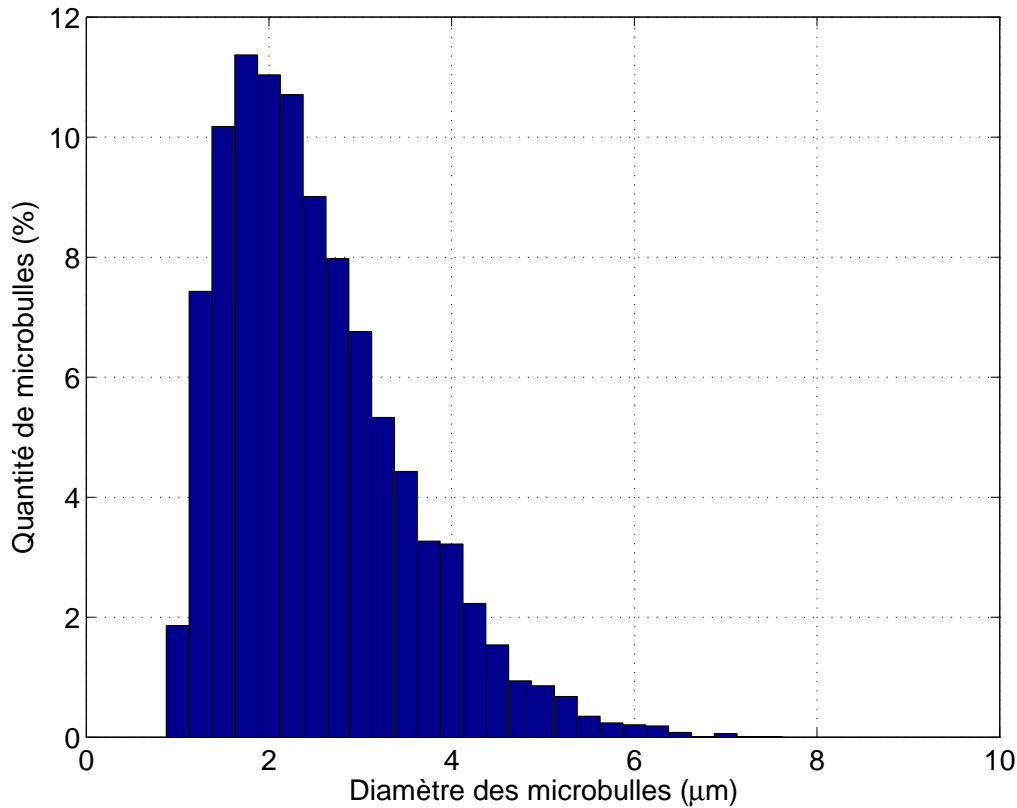


FIGURE 2.4 – Histogramme de la distribution des diamètres des microbulles.

La réponse acoustique du produit de contraste est calculée pour une seule microbulle par le modèle de MARMOTTANT [Marmottant *et al.*, 2005] basé sur l'équation modifiée de Rayleigh-Plesset [Plesset, 1949] et la transformation polytropique. L'hypothèse d'une symétrie sphérique permet de ne considérer qu'une oscillation radiale. Ce modèle a l'avantage d'avoir été validé avec des observations optiques de l'oscillation de microbulles de Sonovue<sup>TM</sup>. De plus, il prend en compte les phénomènes de flambage et de rupture de coque. Pour se faire, la tension de surface varie selon trois états en fonction de la surface de la microbulle (figure 2.5) :

- flambage : en dessous d'une valeur seuil  $S_{flambage}$  de la surface de la microbulle, la microbulle ne peut rester sphérique et se déforme. La tension de surface  $\sigma$  tend vers zéro ;
- rupture : inversement, lors de l'expansion de la microbulle, la surface disponible par molécule augmente et la tension de surface  $\sigma$  augmente ;
- comportement élastique : entre ces deux cas extrêmes, dans le régime linéaire, la tension de surface s'exprime à l'aide du module élastique de la coque et de

la surface de la bulle [Pauzin, 2009].

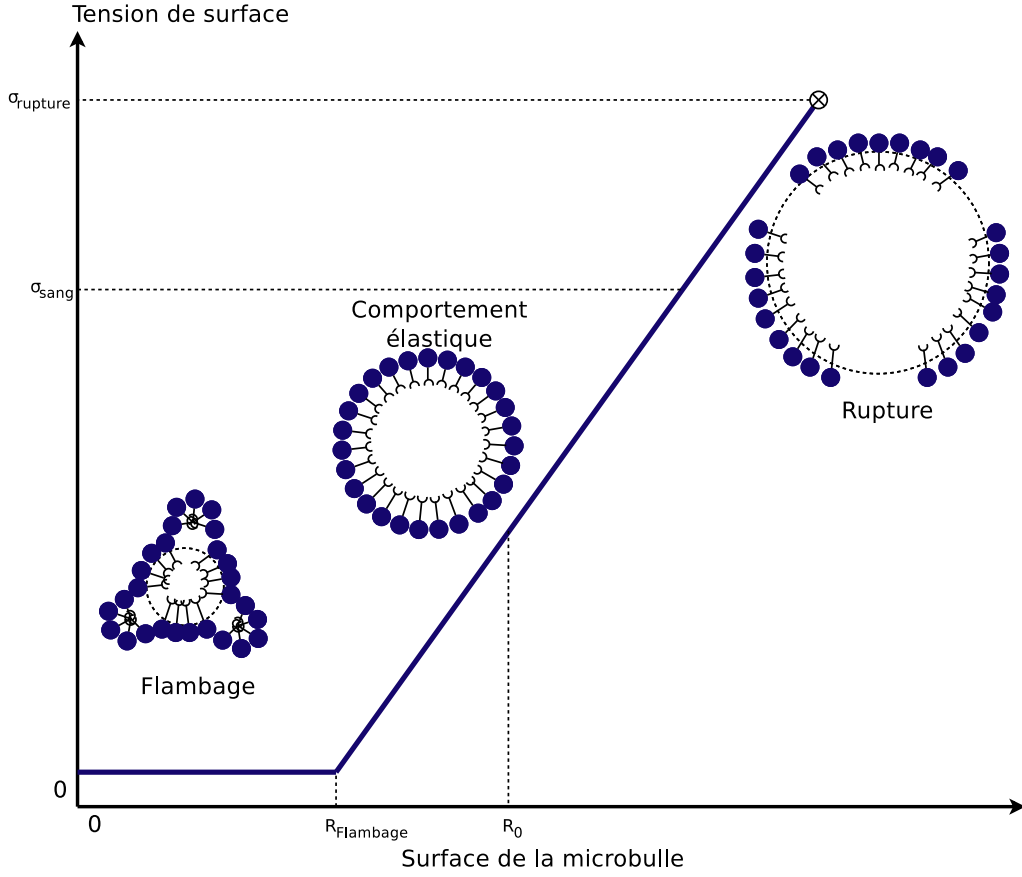


FIGURE 2.5 – Modélisation de la tension de surface effective d'une monocouche phospholipidique d'une microbulle.

La tension de surface exprimant ces trois états est décrite par l'équation 2.3 :

$$\sigma(R) = \begin{cases} 0 & \text{if } R \leq R_{flambage} \\ \chi \left( \frac{R^2}{R_{flambage}^2} - 1 \right) & \text{if } R_{flambage} \leq R \leq R_{rupture} \\ \sigma_{sang} & \text{if } R \geq R_{rupture} \end{cases}, \quad (2.3)$$

où  $\chi = 0,38 \text{ N/m}$ ,  $\sigma_{sang} = 0,058 \text{ N/m}$ ,  $R_{flambage} = R_0$  et  $R_{rupture} = 2R_0$ .

Le modèle dynamique de la bulle est décrit par l'équation suivante :

$$\rho_2 \left( R\ddot{R} + \frac{3}{2}\dot{R}^2 \right) = \left[ p_0 + \frac{2\sigma(R_0)}{R_0} \right] \left( \frac{R}{R_0} \right)^{-3\kappa} \left( 1 - \frac{3\kappa}{c_2} \dot{R} \right) - \frac{2\sigma(R)}{R} - \frac{4\eta_2 \dot{R}}{R} - \frac{4\kappa_S \dot{R}}{R^2} - p_\infty(t), \quad (2.4)$$

où les dérivées sont notées avec la notation de NEWTON,  $\kappa_s = 2d_s\eta_{lipid} = 2,4 \cdot 10^{-9}$  N et  $p_\infty(t)$  la somme des pressions  $p_0$  et  $p_{incidente}(t)$ .

La résolution de ce modèle est réalisée par la méthode de RUNGE-KUTTA à l'ordre quatre pour les dix microbulles étudiées. À partir des équations de NAVIER-STOCKES, la pression à la surface de la microbulle est déduite :

$$p_{bulle}(R) = \rho_2 \left( R\ddot{R} + \frac{3}{2}\dot{R}^2 \right). \quad (2.5)$$

Cette pression est transmise vers la position de la microbulle dans la grille du modèle de propagation.

## 2.1.2 Dispositif expérimental

Le dispositif expérimental est décrit par les schémas 2.1 et 2.6. Le signal à transmettre est tout d'abord généré numériquement par un ordinateur. Puis, il est envoyé vers l'échographe. La chaîne d'émission de l'échographe transmet le signal au milieu à l'aide d'une sonde ultrasonore. Cette onde parcourt le milieu constitué du tissu et de microbulles. La chaîne de réception recueille les signaux et calcule une ligne de l'image échographique à afficher.

Détaillons maintenant les différentes fonctions importantes du dispositif expérimental.

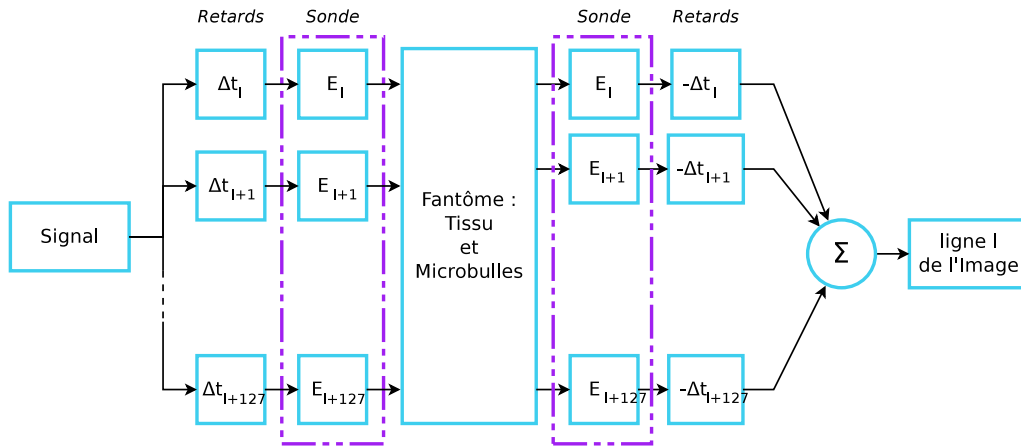


FIGURE 2.6 – Schéma du principe du dispositif expérimental.

### 2.1.2.1 Échographe et Transducteurs

Le signal d'excitation est envoyé à un échographe « ouvert » (MultiX WM, M2M, Les Ulis, France) par liaison USB. L'échographe duplique automatiquement le signal pour chaque élément de la sonde ultrasonore. Il applique automatiquement les retards nécessaires pour avoir une formation de faisceau native de type « *phased-array* » [Szabo, 2004]. Les signaux sont enfin transmis à une barrette linéaire à 128 éléments (Vermon SA, Tours, France) centrée à 4 MHz avec une bande passante de 53% à  $-3$  dB. L'onde focalise alors à 28 mm de la surface.

Le temps de transfert de l'excitation pour une focalisation est conséquent puisqu'il nécessite environ deux secondes par ligne radiofréquence (RF). Dans le but de se rapprocher d'un temps d'examen réel, nous nous proposons de réaliser nos expériences uniquement sur une image échographique de cinq lignes balayant un angle de  $0^{\circ}25'$ . Nous voulons ainsi limiter la destruction de microbulles par une réduction du temps de l'expérience.

### 2.1.2.2 Milieu exploré

L'onde se propage à travers un fantôme imitant le tissu (modèle 524, fantôme Doppler de flux vasculaire périphérique, ATS Laboratories Inc, Bridgeport, CT, États-Unis d'Amérique). Le fantôme est traversé par un tube de 4 mm de diamètre dans lequel circule une solution de SonoVue<sup>TM</sup> diluée au  $1/2\ 000^{\text{ème}}$ .

## 2.2 Techniques d'imagerie de contraste

Plusieurs méthodes d'imagerie ont été développées dans le but de réhausser le contraste. Elles suivent, toutes, le principe décrit par le schéma 2.7 commun à l'imagerie ultrasonore. Certaines nécessitent une étape avant la propagation dans le milieu. D'autres ne sont que des post-traitements. Enfin certaines sont une combinaison des deux.

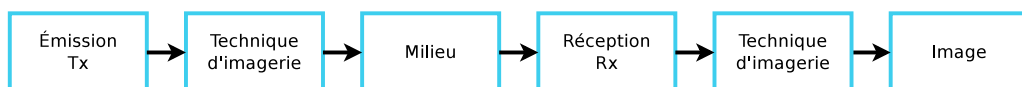


FIGURE 2.7 – Schéma fonctionnel de l'imagerie ultrasonore.

Les méthodes non codées sont les plus simples conceptuellement, puisqu'elles ne nécessitent qu'une seule excitation pour extraire les composantes harmoniques en post-traitement, dont voici une liste non exhaustive :

- l'imagerie du second harmonique [Frinking *et al.*, 2000] ;
- l'imagerie par filtrage autorégressif non-linéaire [Phukpattaranont et Ebbini, 2003] ;
- l'imagerie sous-harmonique [Forsberg *et al.*, 2000] ;
- l'imagerie superharmonique [Bouakaz *et al.*, 2002].

Les autres méthodes sont des techniques de codage. Elles utilisent les différences des signatures acoustiques non-linéaires des microbulles et du tissu, comme par exemple :

- l'inversion d'impulsions [Simpson *et al.*, 1999] ;
- la modulation d'amplitude [Brock-fisher *et al.*, 1996] ;
- la modulation de phase et d'amplitude [Phillips et Gardner, 2004] ;
- la soustraction d'impulsions [Borsboom *et al.*, 2009] ;
- l'imagerie harmonique par *chirp*<sup>a</sup> [Borsboom *et al.*, 2005].
- le retournement de *chirps* [Bouakaz, 2008].

Dans cette thèse, nous faisons le choix d'implémenter quelques méthodes d'imagerie que nous expliquons ; comme par exemple : l'imagerie par filtrage autorégressif non-linéaire, l'imagerie par inversion d'impulsions, l'imagerie par modulation de phase et d'amplitude ainsi que l'imagerie par inversion de *chirps*.

### 2.2.1 Imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire

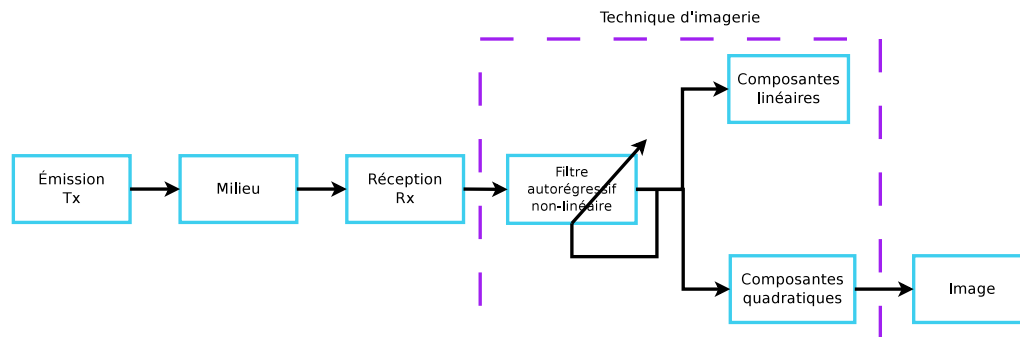


FIGURE 2.8 – Schéma fonctionnel de l'imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire.

a. ou imagerie harmonique par modulation de fréquence.

## 2.2. TECHNIQUES D'IMAGERIE DE CONTRASTE

---

L'imagerie harmonique par filtrage fréquentiel est la méthode non-codée la plus utilisée. Nous avons implémenté l'imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire [Phukpattaranont et Ebbini, 2003] parce qu'elle présente de meilleurs résultats par rapport à un simple filtrage fréquentiel. Le principe de l'imagerie harmonique qui consiste en une extraction post-traitement est le même quel que soit la méthode (figure 2.8), excepté pour l'extraction des harmoniques par filtrage elle-même.

Dans le cas de l'imagerie harmonique, l'onde incidente se propage à la fréquence  $f_0$ . L'image est reconstruite à partir de signaux qui sont dans la bande passante autour de la fréquence  $2f_0$ . La difficulté de ces méthodes tient dans le fait que la composante fréquentielle à  $2f_0$  doit provenir seulement des composantes harmoniques et non à la transmission directe. Ceci est assuré en transmettant des signaux à bande fréquentielle étroite (figure 2.9) mais évidemment aux dépens de la résolution axiale du système d'imagerie.

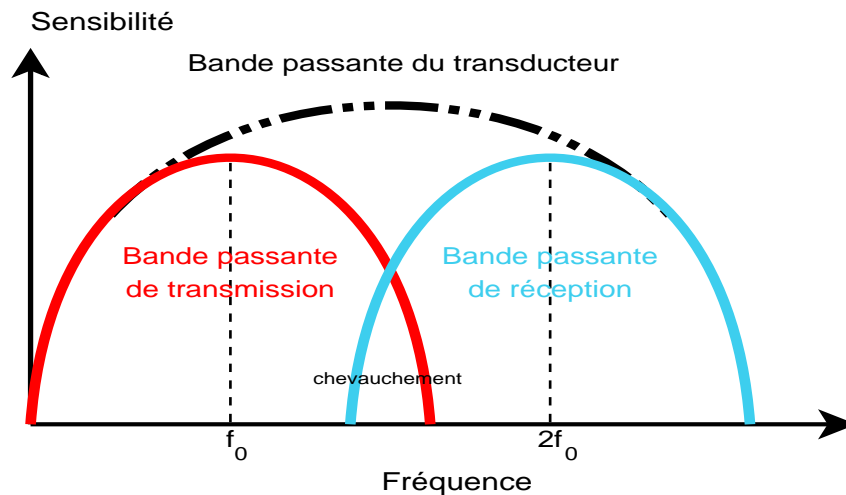


FIGURE 2.9 – Bande passante du transducteur démontrant le chevauchement entre la bande passante de transmission et la bande passante de réception pour l'imagerie harmonique.

De plus, la propagation des ultrasons est accompagnée de la génération de composantes fréquentielles harmoniques pour des pressions acoustiques suffisamment élevées. Ces composantes non-linéaires sont réfléchies de façon linéaire par les microbulles et les tissus. Elles viennent contaminer ou masquer la composante non-linéaire à  $2f_0$  générée par les microbulles. Ainsi, toutes les méthodes d'imagerie de contraste basées sur la non-linéarité des microbulles se trouvent dégradées en raison de la composante harmonique résiduelle provenant des tissus. Par conséquent, l'amplitude

acoustique transmise doit être réduite pour minimiser cette influence. Bien que le processus de propagation non-linéaire soit indésirable en imagerie échographique de contraste, il s'est avéré que l'imagerie des tissus en mode harmonique soit très intéressante. L'imagerie harmonique des tissus, appelée imagerie harmonique native, améliore considérablement la qualité de l'image comparée à la méthode d'imagerie fondamentale.

L'extraction des composantes quadratiques du signal rétrodiffusé  $y(t)$  est réalisée à l'aide d'un filtre autorégressif non-linéaire d'ordre deux et de mémoire  $M = 2^b$ . La première étape consiste à décrire un modèle synthétique  $\hat{y}(t)$  du signal rétrodiffusé  $y(t)$  à partir de ses échantillons passés :

$$\begin{aligned}\hat{y}(t) &= z_L(t) + z_Q(t) \\ &= \sum_{i=0}^{M-1} h_L(i)y(t-i) + \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{k=j}^{M-1} h_Q(j,k)y(t-j)y(t-k),\end{aligned}\quad (2.6)$$

où  $h_L$  et  $h_Q$  sont les coefficients linéaires et quadratiques respectivement,  $z_L$  et  $z_Q$  les signaux exprimant les composantes linéaires et quadratiques respectivement. Pour plus de commodité, écrivons le filtre sous forme matricielle :

$$\hat{y}(t) = \psi^T(t)\mathbf{h}(t), \quad (2.7)$$

avec

$$\psi_n^T = [y(t), y(t-1), \dots, y(t-m+1), y^2(t), y(t)y(t-1), \dots, y^2(t-m+1)],$$

$$\mathbf{h} = [h_L(0), h_L(1), \dots, h_L(m-1), h_Q(0,0), h_Q(0,1), \dots, h_Q(m-1, m-1)]^T.$$

Le vecteur optimal des paramètres  $\mathbf{h}$  peut simplement s'exprimer à l'aide d'une inversion matricielle [Golub et van Loan, 1989] telle que :

$$\mathbf{h}_{opt} = \Theta^{-1}\mathbf{G}_y, \quad (2.8)$$

avec

$$\mathbf{G}_y = [y(t+1), y(t+2), \dots, y(t+N)]^T,$$

---

b. Cette mémoire est choisie pour permettre un traitement rapide des données et son application expérimentale.

## 2.2. TECHNIQUES D'IMAGERIE DE CONTRASTE

$$\Theta = [\psi(t), \psi(t+l), \dots, \psi(t+N-1)]^T,$$

où  $N$  est le nombre de paramètres égal à  $\sum_{i=1}^K \frac{(M+i-1)!}{(M-1)!i!}$  avec  $K$  l'ordre du filtre et  $M$  la mémoire du filtre. Notez que pour augmenter la robustesse de l'inversion matricielle, une décomposition en valeur singulière peut être réalisée. Toutefois dans les cas où la matrice n'est plus inversible, il faut prévoir une étape de régularisation.

L'identification des coefficients du filtre  $\mathbf{h}$  peut aussi être réalisée par moindre carré, c'est-à-dire la minimisation de l'erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre la sortie  $y(t)$  et son estimée  $\hat{y}(t)$  telle que :

$$\mathbf{h}_{opt} = \min_{\mathbf{h}} MSE = \min_{\mathbf{h}} \mathbb{E} [(y(t) - \hat{y}(t))^2]. \quad (2.9)$$

Le vecteur optimal des paramètres s'exprime alors :

$$\mathbf{h}_{opt} = (\Theta\Theta^T)^{-1} \Theta\mathbf{G}_y. \quad (2.10)$$

Enfin, dans le cas de l'imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire, le signal utilisé pour reconstruire l'image est le signal  $z_Q$  reconstruit à partir des coefficients des composantes quadratiques. Notez que le signal  $z_Q$  exprime davantage les non-linéarités que le signal  $z_L$ , puisque  $z_Q$  est reconstruit à partir de  $x^2(t)$  qui ne contient donc plus la composante fondamentale.

### 2.2.2 Imagerie par inversion d'impulsions

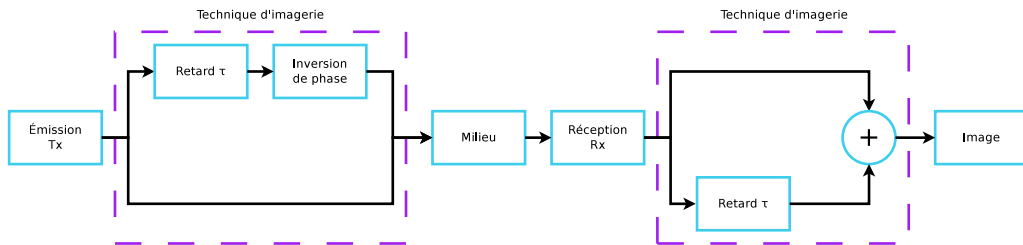


FIGURE 2.10 – Schéma fonctionnel de l'imagerie par inversion d'impulsions.

L'imagerie par inversion d'impulsions [Simpson *et al.*, 1999] (ou par inversion de phases) est l'une des méthodes les plus utilisées pour augmenter le contraste tout en garantissant une bonne résolution spatiale. Son principe est décrit dans la figure

2.10. Cette technique est basée sur l'asymétrie des oscillations des microbulles entre la phase de compression et la phase de dilatation.

Une séquence de deux excitations  $x_1(t)$  et  $x_2(t)$  successives est transmise. La deuxième onde  $x_2(t)$ , transmise après un délai approprié, est une réplique mais en opposition de phase de la première onde  $x_1(t)$ . Lorsque le milieu se comporte linéairement, la somme des deux échos est nulle, ce qui n'est plus vrai si les non-linéarités du milieu sont composées des composantes paires (figure 2.11).

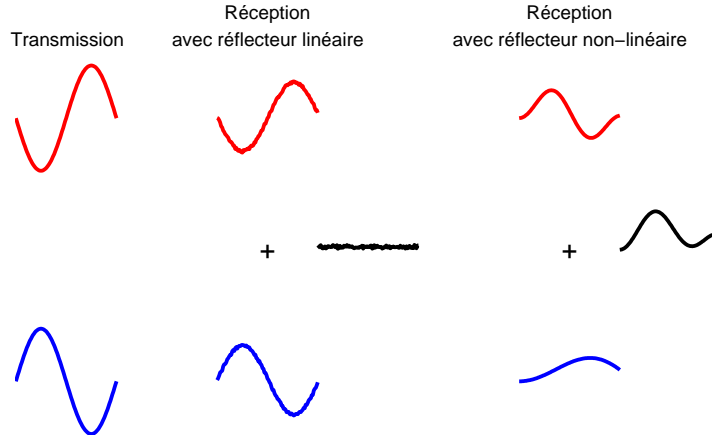


FIGURE 2.11 – Principe de l'imagerie par inversion d'impulsions.

La méthode détecte ainsi les composantes harmoniques paires. Pour le démontrer, imaginons un système non-linéaire dont la sortie  $y(t)$  peut s'écrire comme une décomposition en série de puissance à partir du signal d'entrée  $x(t)$  telle que :

$$y(t) = \text{echo}(x(t)) = \sum_{p=1}^{+\infty} w_p x^p(t) = w_1 x(t) + w_2 x^2(t) + w_3 x^3(t) + \dots, \quad (2.11)$$

où  $w_p$  sont des coefficients d'amplitudes. Calculons maintenant la somme des échos pour des excitations en opposition de phase :

$$\begin{aligned} S(t) &= \text{echo}(x(t)) + \text{echo}(-x(t)) = \sum_{p=1}^{+\infty} w_p x^p(t) + \sum_{p=1}^{+\infty} w_p (-x(t))^p \\ S(t) &= w_1 x(t) + w_2 x^2(t) + w_3 x^3(t) + \dots - w_1 x(t) + w_2 x^2(t) - w_3 x^3(t) + \dots \\ &= 2w_2 x^2(t) + 2w_4 x^4(t) + \dots \end{aligned} \quad (2.12)$$

## 2.2. TECHNIQUES D'IMAGERIE DE CONTRASTE

Suivant le même principe, la différence des échos  $D(t)$  pour des excitations en opposition de phase extrait uniquement les harmoniques impaires. De plus, pour démontrer que l'inversion d'impulsions ne conserve que les non-linéarités générées par le système, il est possible de poser l'hypothèse suivante : le signal  $x(t)$  contenant plusieurs harmoniques peut se décomposer en plusieurs composantes ; par exemple  $x(t) = a_1x_1(t) + a_2x_1^2(t)$ . Dans ce cas, la somme ne contient que des termes issus d'une transformation non-linéaire du système (équation 2.13). Les composantes quadratiques de  $x(t)$  ayant subi une transformation linéaire sont éliminés.

$$\begin{aligned}
 S(t) &= 2w_1x^2(t) + 2w_4x^4(t) + \dots \\
 &= 2w_2 [a_1x_1(t) + a_2x_1^2(t)]^2 + \dots \\
 &= 2w_2a_1x_1^2(t) + 4w_2a_1a_2x_1^3(t) + 2w_2a_2x_1^4(t) + \dots
 \end{aligned}
 \tag{2.13}$$

L'imagerie par inversion d'impulsions a donc pour objectif d'augmenter la détection des échos des microbulles, tout en minimisant les échos provenant des autres structures telles que le tissu. Elle a l'avantage d'opérer sur toute la bande fréquentielle du transducteur, ce qui ne détériore pas la résolution. Mais le prix à payer est la réduction du rafraîchissement des images, ce qui rend la méthode sensible au mouvement.

### 2.2.3 Imagerie par modulation de phase et d'amplitude

L'imagerie par modulation de phase et d'amplitude [Phillips et Gardner, 2004], connue sous le nom « *Contrast Pulse Sequence* », est une méthode qui combine l'inversion d'impulsions (présentée précédemment) et la modulation d'amplitude [Brock-fisher *et al.*, 1996]. Elle fait appel à une séquence d'excitations variant à la fois en amplitude et en phase (figure 2.12).

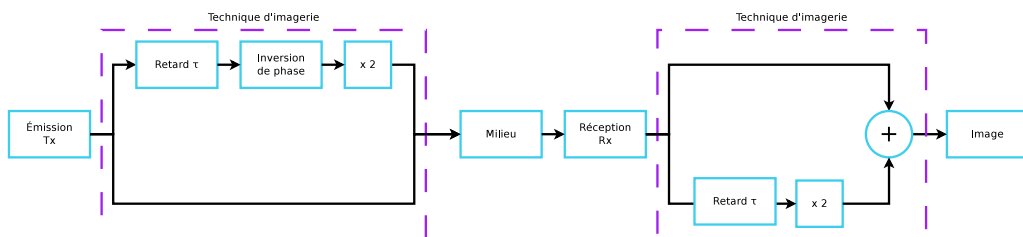


FIGURE 2.12 – Schéma fonctionnel de l'imagerie par modulation de phase et d'amplitude.

Plusieurs séquences possibles existent. La plus simple est composée de deux excitations  $x_1(t)$  et  $x_2(t)$ . La deuxième onde  $x_2(t)$ , transmise après un temps approprié, est une réplique de  $x_1(t)$  en opposition de phase et dont l'amplitude est deux fois plus grande. Dans cet exemple, l'écho de la première excitation  $x_1(t)$  est multiplié par deux puis ajouté à l'écho de la deuxième excitation  $x_2(t)$ . Lorsque le milieu se comporte linéairement, cette somme s'annule ; ce qui n'est souvent plus le cas dans le cas d'un réflecteur non-linéaire comme les microbulles. La modulation de phase et d'amplitude élimine seulement la fréquence fondamentale contrairement à l'inversion d'impulsions où seules les composantes paires ou impaires sont conservées. Pour le démontrer, reprenons notre hypothèse décrite par l'équation 2.11. Ainsi la somme des deux échos élimine la contribution à la fréquence fondamentale :

$$\begin{aligned}
 S(t) &= 2echo(x(t)) + echo(-2x(t)) = 2 \sum_{p=1}^{+\infty} w_p x^p(t) + \sum_{p=1}^{+\infty} w_p (-2x(t))^p \\
 &= 2w_1x(t) + 2w_2x^2(t) + 2w_3x^3(t) + \dots - 2w_1x(t) + 4w_2x^2(t) - 8w_3x^3(t) + \dots \\
 &= 6w_2x^2(t) - 6w_3x^3(t) + \dots
 \end{aligned}
 \tag{2.14}$$

La méthode a l'avantage d'être peu sensible aux faibles mouvements, et d'autant plus que le nombre d'impulsions dans la séquence est élevé mais au détriment de la cadence d'images [Tranquart *et al.*, 2007a].

### 2.2.4 Imagerie par modulation de fréquences

Ces dernières années ont vu apparaître des méthodes d'imagerie mettant en jeu des excitations avec modulation de fréquences aussi appelée *chirp*<sup>c</sup>. Ces méthodes d'imagerie ont l'avantage de pouvoir réduire considérablement le niveau de pression, puisque l'énergie est répartie temporellement. L'intérêt principal est la réduction du niveau de pression, ce qui augmente la durée de vie du produit de contraste. Cependant pour conserver une résolution axiale, il est nécessaire d'ajouter une étape dite de « compression » sur le signal en réception développée pour les systèmes radars [Klauder *et al.*, 1960] et adaptée à l'imagerie ultrasonore [Rao, 1994, Misaridis et Jensen, 2005].

---

c. Mot d'origine anglaise signifiant « gazouillis ».

## 2.2. TECHNIQUES D'IMAGERIE DE CONTRASTE

---

Trois méthodes d'imagerie qui utilisent la modulation de fréquence ont été développées :

- l'imagerie harmonique par *chirp* [Borsboom *et al.*, 2003];
- l'imagerie par inversion de *chirps* [Chiao et Hao, 2005];
- l'imagerie par retournement de *chirps* [Bouakaz, 2008].

La première, l'imagerie harmonique par *chirp*, est la plus simple. L'excitation des microbulles est une sinusoïde modulée en fréquence par une loi telle que  $f(t) = f_0 + \beta_1 t$ . Enfin, l'écho est compressé par un filtre adapté autour de  $2f_0$ . Cette étape consiste à appliquer un filtre ayant pour réponse impulsionnelle également une sinusoïde modulée en fréquence mais de loi  $f(t) = 2f_0 - 2\beta_1 t$ . Pour de faibles niveaux de pression, la modulation en fréquence permet d'augmenter considérablement les non-linéarités par rapport à une excitation de même bande passante mais sans modulation.

La seconde méthode, l'imagerie par inversion de *chirps*, combine la modulation de fréquence et l'imagerie par inversion d'impulsions. Elle a déjà été appliquée à l'imagerie des tissus, mais pas à l'imagerie de contraste. Le principe est identique à celui présenté pour l'inversion d'impulsions. La première onde  $x_1$  est modulée en fréquence et transmise au milieu. Puis une seconde onde  $x_2$  est modulée avec la même loi, mais en opposition de phase par rapport à  $x_1$ . Chacun des échos respectifs  $y_1$  et  $y_2$  est compressé avec un filtre adapté pour obtenir respectivement  $y_{1,c}$  et  $y_{2,c}$ . L'image est réalisée à partir de la somme des signaux compressés  $y_{1,c}$  et  $y_{2,c}$ .

La troisième, l'imagerie par retournement de *chirps*, utilise aussi des excitations codées. Une première excitation  $x_1(t)$  est modulée avec une loi telle que  $f(t) = f_0 + \beta_1 t$ . Une seconde excitation  $x_2(t)$  est modulée mais avec une pente opposée telle que  $f(t) = f_0 - \beta_1 t$  et transmise après un délai approprié. Chacun des signaux est compressé avec le filtre adapté qui lui convient pour obtenir  $y_{1,c}$  et  $y_{2,c}$  respectivement pour le premier et le second échos. L'image est réalisée à partir de la différence des signaux compressés  $y_{1,c}$  et  $y_{2,c}$ .

CHAPITRE 2. IMAGERIE HARMONIQUE ULTRASONORE DE  
CONTRASTE ET MODÈLES DE SIMULATION

---

## Chapitre 3

# Commande optimale par familles de signaux

L'imagerie harmonique de contraste ultrasonore dispose d'un grand nombre de méthodes pour réhausser le contraste. Cependant, ces techniques ont des difficultés à assurer à la fois une bonne résolution spatiale et un bon contraste. Selon l'application médicale, ce compromis peut être à l'avantage du contraste ou de la résolution. Par exemple, en échocardiographie de contraste, le contraste est préféré même si la résolution diminue [Burns, 2002].

En tout état de cause, les paramètres de réglages du système sont déterminants, parce qu'ils nécessitent des connaissances *a priori* du milieu, du système et du transducteur. En effet, il existe de nombreuses inconnues telles que :

- le niveau de pression qui n'est pas accessible dans les tissus, puisque les effets de la diffraction et de l'atténuation varient d'un patient à un autre ;
- le niveau et le nombre de composantes non-linéaires créés lors de la propagation dans les tissus sont inconnus selon la profondeur, puisqu'ils varient avec la profondeur d'exploration.

De plus, la plupart des techniques ne permettent pas au cours de l'examen clinique de s'adapter aux variations de :

- la concentration effective des microbulles qui évolue durant l'examen et qui reste inaccessible, donc inconnue [Becher et Burns, 2000] ;
- la distribution des tailles de microbulles qui n'est pas connue avec précision et qui change au cours de l'examen [Soetanto et Chan, 2000].

Pour résoudre ce problème, de nouvelles méthodes d'imagerie innovantes doivent ainsi pouvoir garantir un contraste optimal automatiquement durant toute la durée

de l'examen. Dans ce chapitre, nous nous proposons de relever ce challenge.

Dans ce chapitre, nous proposons un système d'imagerie qui optimise le *CTR* (*Contrast-to-Tissue Ratio*) et qui sélectionne les paramètres  $\mathbf{w}$  du système automatiquement parmi une famille de solution :

$$\max_{\mathbf{w}} (CTR), \quad (3.1)$$

Le *CTR* est défini comme le rapport de la puissance rétrodiffusée du milieu perfusé par les microbulles et celle du milieu non perfusé [Phukpattaranont et Ebbini, 2003] tel que :

$$CTR_k = \frac{\frac{1}{N_l \cdot t_1} \sum_{l=1}^{N_l} \sum_{t=t_0}^{t_1} z_{k,l}(t)^2}{\frac{1}{N_l \cdot t_3} \sum_{l=1}^{N_l} \sum_{t=t_2}^{t_3} z_{k,l}(t)^2}, \quad (3.2)$$

où  $N_l$  est le nombre de ligne de l'image,  $z_{k,l}(t)$  la ligne  $l$  de l'image après post-traitement (incluant les techniques d'imagerie) à l'itération  $k$  de l'optimisation. Les deux zones sont délimitées par les bornes  $[t_0, t_1]$  axialement pour le milieu perfusé par les microbulles, et les bornes  $[t_2, t_3]$  pour le milieu non-perfusé.

Nous faisons l'hypothèse qu'il existe un choix adapté des paramètres d'excitation (fréquence, amplitude, phase, durée, énergie, *etc.*) qui optimise le contraste sans connaissance préalable du milieu, du transducteur et des paramètres d'excitation [Ménigot *et al.*, 2009]. De plus, nous faisons également l'hypothèse que la région perfusée par les microbulles est déjà identifiée. Nous avons détecté les zones manuellement. Mais cette détection pourrait, par exemple, être automatisée par une méthode de segmentation adaptée à l'échographie [Tauber, 2005]. Enfin, la méthode doit être, en absolue, indépendante du modèle de simulations ou des expériences réalisées.

### 3.1 Méthodes

Notre méthode suit le principe décrit par le schéma 3.1 où nous avons ajouté une rétroaction pour boucler le système d'imagerie ultrasonore. De plus, nous nous plaçons dans le contexte de l'imagerie ultrasonore de contraste. Cette configuration

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

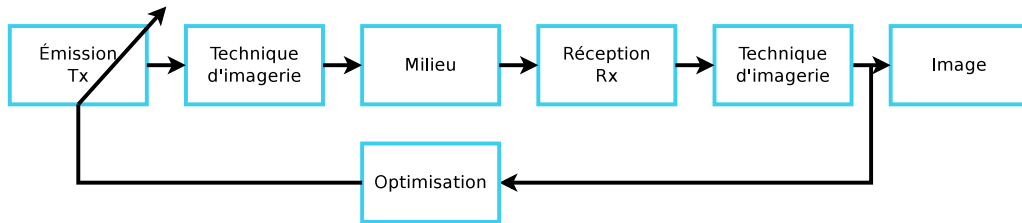


FIGURE 3.1 – Schéma fonctionnel de l'imagerie ultrasonore en boucle fermée.

a l'avantage de pouvoir identifier facilement un critère de qualité de l'image (par exemple le contraste). En effet, la région d'intérêt contenant les microbulles est facilement identifiable. Cependant ce principe reste vrai en dehors du contexte de l'imagerie de contraste ultrasonore.

Nous avons restreint notre choix à deux familles de signaux. Ces choix nous semblent les plus pertinents compte tenu des résultats présentés dans la littérature. La première famille est constituée de demi-sinusoïdes tronquées et la seconde est une famille de sinusoïdes modulées en fréquence.

## 3.2 Commande optimale par une famille de demi-sinusoïdes tronquées

Le point de départ de notre étude trouve son origine dans le travail de l'optimisation analytique du contraste en inversion d'impulsions [Reddy et Szeri, 2002]. Cette solution étant analytique, nous avons appréhendé cette solution d'un point de vue sous-optimal. Pour approcher la forme d'onde analytique (figure 3.2), nous proposons de découper une période de l'onde en deux demi-sinusoïdes tronquées d'amplitudes respectives  $A_1$  et  $A_2$  et de durées respectives  $T_1$  et  $T_2$ .

La commande du système est calculée numériquement et itérativement. Les paramètres qui décrivent les demi-sinusoïdes tronquées sont déterminés à chaque itération  $k$ . Le signal est constitué de plusieurs cycles d'une onde sous-optimale (comme par exemple, la courbe en pointillé vert en figure 3.2) et est modulée par une gaussienne [Tranquart *et al.*, 2007b] tel que :

$$x'_{k,\varphi}(t) = \exp \left[ - \left( \frac{2(f_{1,k} + f_{2,k})t}{N_c} \right)^2 \right] \xi_{k,\varphi}(t), \quad (3.3)$$

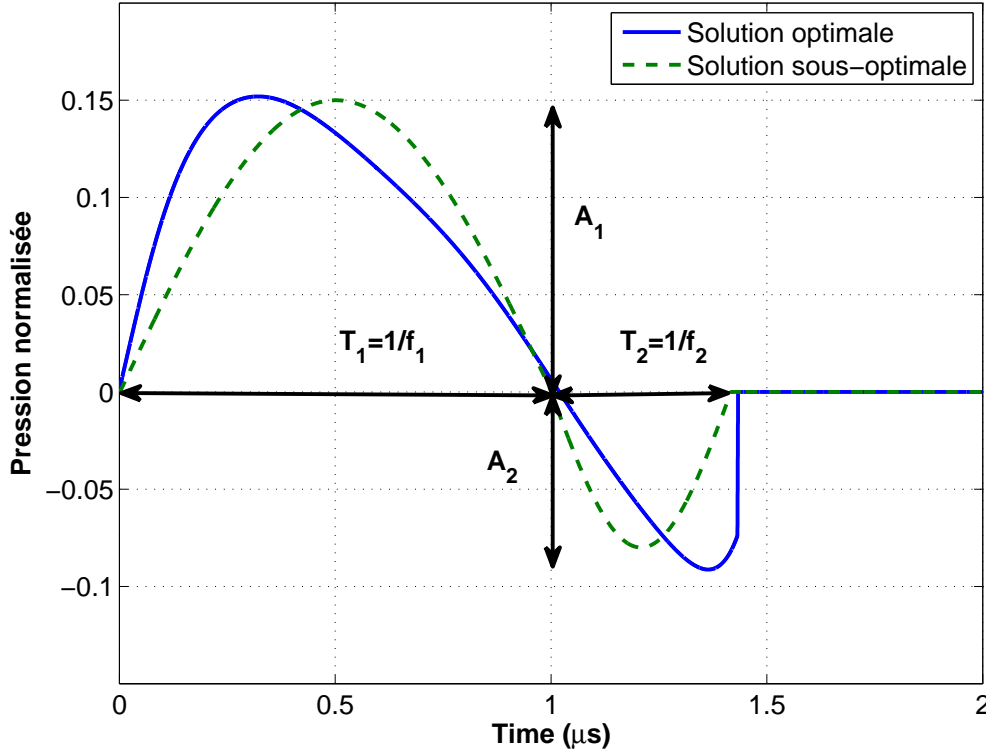


FIGURE 3.2 – Solution optimale calculée analytiquement [Reddy et Szeri, 2002] et exemple de solution sous-optimale définie pour notre famille de demi-sinusoïdes tronquées.

où  $k$  est l'itération de l'optimisation,  $t$  le temps et  $f_{1,k} = 1/T_{1,k}$ , respectivement  $f_{2,k} = 1/T_{2,k}$ , sont les fréquences de la première demi-sinusoïde tronquée, respectivement de la seconde demi-sinusoïde tronquée, à l'itération  $k$ . Le nombre de cycles de l'excitation  $N_c$  est choisi en fonction de la méthode d'imagerie. Ainsi pour une méthode non codée comme l'imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire, à cause du besoin d'une bande passante restreinte, le nombre de cycle  $N_c$  est égal à quatre, soit 50% de bande passante relative<sup>a</sup> à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur. Dans les méthodes codées, le nombre de cycle est fixé à 2,3, soit 100% de la bande passante relative à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur.

Le signal  $\xi_k(t)$  représente le signal composé des deux demi-sinusoïdes tronquées non modulées par la gaussienne et définies par l'équation 3.4 :

$$\xi_{k,\varphi}(t) = \xi_{1,k,\varphi}(t) - \xi_{2,k,\varphi}(t), \quad (3.4)$$

a. La bande passante relative est définie comme le pourcentage de la bande passante du signal dans la bande passante du transducteur.

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

où  $\xi_{1,k,\varphi}(t)$ , respectivement  $\xi_{2,k,\varphi}(t)$  sont les deux demi-sinusoides tronquées décrites dans les équations 3.5 et 3.6.

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi_{1,k,\varphi} = \sin\left(\frac{2\pi t}{T_{1,k}} + \phi_\varphi\right) \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \text{Rect}_{\frac{T_{1,k}}{2}} \left[ t - i \frac{T_{1,k}}{4} \right], \end{array} \right. \quad (3.5)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \xi_{2,k,\varphi} = \alpha_k \sin\left(\frac{2\pi(t - \frac{T_{1,k}}{2})}{T_{2,k}} + \phi_\varphi\right) \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \text{Rect}_{\frac{T_{2,k}}{2}} \left[ t - i \left( \frac{T_{1,k}}{2} + \frac{T_{2,k}}{4} \right) \right], \end{array} \right. \quad (3.6)$$

où  $\alpha_k = A_{1,k}/A_{2,k}$ ,  $\text{Rect}_{T_l}(t - T_c)$  est une fonction rectangle centrée en  $T_c$  et de largeur  $T_l$ , la phase  $\phi_\varphi$  est nulle si  $\varphi = 1$  et  $\phi_\varphi = 180^\circ$  si  $\varphi = 2$ . Toutefois, pour les méthodes non codées,  $\phi_\varphi$  est toujours nulle (ou  $\varphi = 1$ ).

Ensuite, le niveau de pression  $A$  est fixé afin que l'énergie de l'excitation  $x_k(t)$  soit constante tel que :

$$A_k \cdot A_{1,k} = \sqrt{\frac{A_0^2 \cdot P_{x_{ref}}}{P_{x'_{k,\varphi}}}}, \quad (3.7)$$

où  $A_0$  est le niveau de pression du signal de référence  $x_{ref}$ . Ce signal  $x_{ref}$  est calculé à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur. Sa puissance  $P_{x_{ref}}$  constitue la puissance de référence. La puissance de l'onde transmise est alors constante en ajustant l'amplitude du signal :

$$x_{k,\varphi}(t) = A_k \cdot A_{1,k} \cdot x'_{k,\varphi}(t). \quad (3.8)$$

Ce signal  $x_k(t)$  constitue l'excitation du système d'imagerie pour optimiser le  $CTR$  (équation 3.2).

Dans cette section, nous présentons nos résultats obtenus en commande optimale empirique et automatique pour des simulations et des expérimentations. Nous avons regroupé les résultats par méthodes d'imagerie. Nous commençons tout d'abord par l'imagerie harmonique obtenue par filtrage autorégressif non-linéaire, ensuite par l'imagerie par inversion d'impulsions et enfin par l'imagerie par modulation de phase et d'amplitude.

Pour montrer la faisabilité de notre approche, nous commençons par présenter la méthode la plus simple à savoir l'imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire. Nous explorons plus en profondeur les possibilités de l'optimisation avec la deuxième méthode d'imagerie. Enfin la dernière méthode d'imagerie nous permet de démontrer que notre méthode peut s'adapter à toutes les méthodes d'imagerie. Les

différentes optimisations sont résumées dans le tableau suivant :

Paramètres d'optimisation	HI-NAR	PI	CPS
$f_0$	empirique et automatique	empirique et automatique	empirique et automatique
$f_1, f_2$	empirique et automatique	empirique et automatique	empirique et automatique
$\alpha$ avec $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$	empirique et automatique	empirique et automatique	empirique et automatique
$f_1, f_2$ et $\alpha$	automatique	automatique	automatique

TABLE 3.1 – Optimisations pour la famille de sinusoides tronquées (HI-NAR : imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire; PI : imagerie par inversion d'impulsions; CPS : imagerie par modulation de phase et d'amplitude).

### 3.2.1 Imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire

Pour démontrer la faisabilité de notre méthode, nous proposons d'effectuer une série de simulations et une expérimentation. Nous démontrons, au travers de simulations, l'optimalité de notre système boucle fermée en deux étapes :

1. nous vérifions empiriquement que la fonction de coût (le  $CTR$ ) possède bien un maximum global ;
2. nous vérifions que le système recherche bien automatiquement les paramètres de l'excitation.

Pour comparer avec l'imagerie non-optimisée, nous avons choisi deux valeurs de fréquences d'excitation  $f_0$  habituellement choisies empiriquement : la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur et les deux-tiers de cette même fréquence [Hossack *et al.*, 2000]. Enfin, nous validons notre concept à travers des mesures expérimentales.

#### 3.2.1.1 Réglage de la fréquence d'excitation

Cette première optimisation est le cas le plus simple, puisque nous faisons l'hypothèse que le  $CTR$  est une fonction de la fréquence d'excitation  $f_0$  avec  $f_0 = f_1 = f_2$  et  $\alpha = 1$ . L'expression du signal d'excitation est donc défini par l'équation suivante :

$$x_{k,\varphi}(t) = A \cdot \exp \left[ -\frac{\pi f_{0,k} t}{N_c} \right] \sin (2\pi f_{0,k} t + \phi_\varphi), \quad (3.9)$$

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

avec, pour cette méthode d'imagerie,  $\varphi = 1$  et donc  $\phi_\varphi = 0$ .

Nous commençons par présenter nos résultats de simulations, puis nos résultats expérimentaux.

La figure 3.3 présente les optimisations empiriques et automatiques de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  pour différents niveaux de pression  $A_0$ .

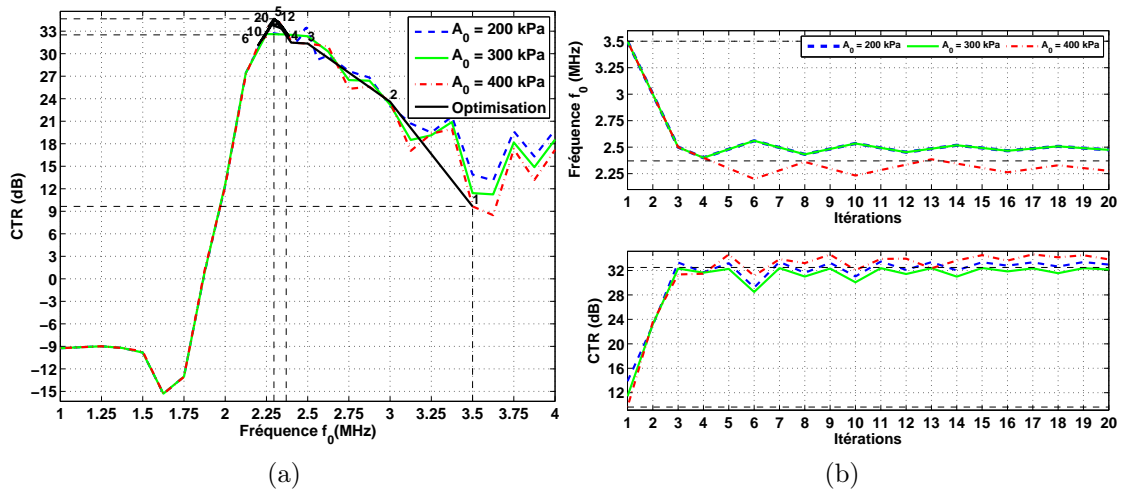


FIGURE 3.3 – Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du  $CTR$  à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  par un algorithme utilisant le gradient.

Dans un premier temps, une première simulation, représentée en figure 3.3a recherche empiriquement la fréquence d'excitation qui optimise le  $CTR$  pour différents niveaux de pression  $A_0$  (de 200 à 400 kPa). Nous observons les points suivants :

- premièrement, le  $CTR$  possèdent un maximum global quel que soit le niveau de pression. Cette propriété est intéressante puisqu'elle facilite une recherche automatique par un algorithme basé sur le gradient ;
- deuxièmement, la fréquence de ce maximum globale change légèrement avec le niveau de pression. Nous imputons cette variation à la fréquence de résonance des microbulles qui dépend du niveau de pression. Cependant les effets de la bande passante du transducteur limite la mesure des non-linéarités, ce qui provoque une légère variation de la fréquence optimale  $f_{0,opt}$  ;
- troisièmement, les différents niveaux de pression  $A_0$  procurent un  $CTR$  équivalent. En effet, pour un niveau de pression plus faible, les non-linéarités des microbulles et du tissu sont faibles. Lorsque le niveau de pression est plus

élevé, les non-linéarités du tissu augmente au détriment des non-linéarités des microbulles, ce qui ne permet pas d'augmenter le  $CTR$ . Ainsi, les valeurs maximales du  $CTR$  sont comprises entre 32,2 dB et 34,5 dB, pour des niveaux de pression  $A_0$  de 200 à 400 kPa. Les gains correspondants sont d'environ 2,35 dB par rapport au  $CTR$  obtenu au deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$ .

Dans un second temps, une recherche automatique de ce maximum est menée par l'algorithme du gradient décrit en annexe A.1. Les résultats sont présentés en figure 3.3b. Nous y avons reporté en bas le  $CTR$  évalué à chaque itération  $k$ . En haut de la figure 3.3b, nous avons reporté l'évolution de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  au cours des itérations  $k$ . L'optimisation automatique retrouve bien le maximum du  $CTR$ . La fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  converge vers une valeur stable au bout de six itérations, quel que soit le niveau de pression  $A_0$ . D'ailleurs, à titre d'illustration, nous avons reporté en figure 3.3a les vingt itérations qui confirment bien la convergence au bout des six premières itérations. De même, le  $CTR$  a atteint son maximum lorsque la fréquence d'excitation a convergé. Notez que les valeurs du  $CTR$  et du gain obtenues automatiquement ne présentent pas de « biais » par rapport à celles obtenues empiriquement lors de la première simulation.

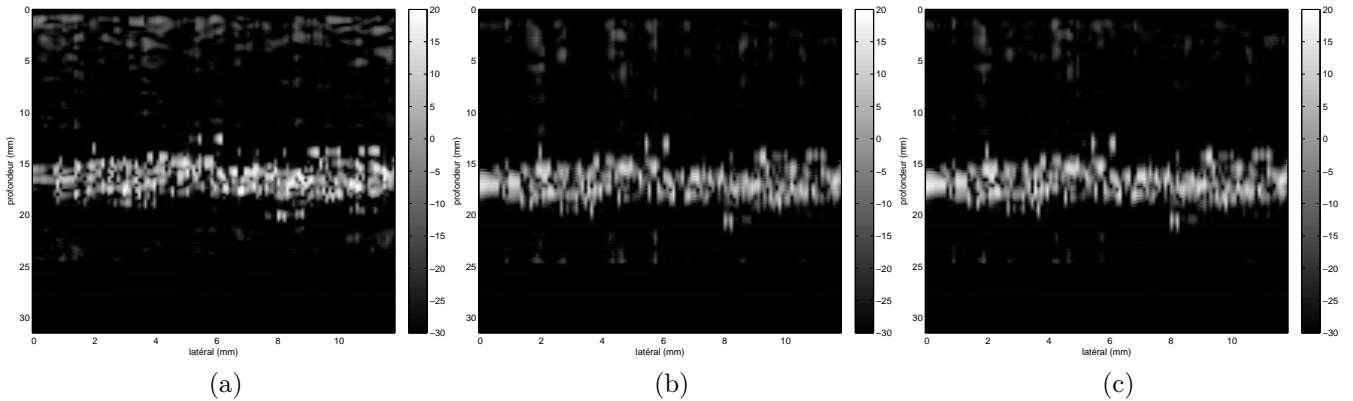


FIGURE 3.4 – Images synthétiques en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa où la fréquence d'excitation  $f_0$  est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_c = 3,5$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $2/3f_c = 2,33$  MHz), (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,28$  MHz).

En résumé, ces résultats nous confirment la présence d'un  $CTR$  maximum d'environ 34 dB qu'il est possible de retrouver automatiquement. Le point fort de notre méthode est qu'aucune connaissance *a priori* n'est nécessaire, exceptée pour le choix des trois premières fréquences qui conditionnent la rapidité de la convergence. À notre

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

grande surprise, l'optimum obtenu n'est pas aux fréquences empiriques conseillées (la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur et les deux-tiers de cette fréquence).

À titre d'illustration, nous avons reporté en figure 3.4 des images synthétiques pour les trois fréquences : la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur, les deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur et la fréquence optimale  $f_{0,opt}$  pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa. Notez que toutes les images présentées ont également subi une compression logarithmique.

Dans la première image à la fréquence  $f_c$ , le tissu est fortement visible, réduisant le contraste. Les deux dernières (aux fréquences  $2/3f_c$  et  $f_{0,opt}$ ) réduisent la contribution du tissu tout en réhaussant le signal provenant des microbulles. La troisième image à  $f_{0,opt}$  augmente légèrement le contraste en réduisant un peu plus la contribution du tissu (parties haute et basse de l'image).

Pour confirmer les bons résultats de simulations, nous présentons les résultats expérimentaux. L'excitation est choisie avec un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa à la focale.

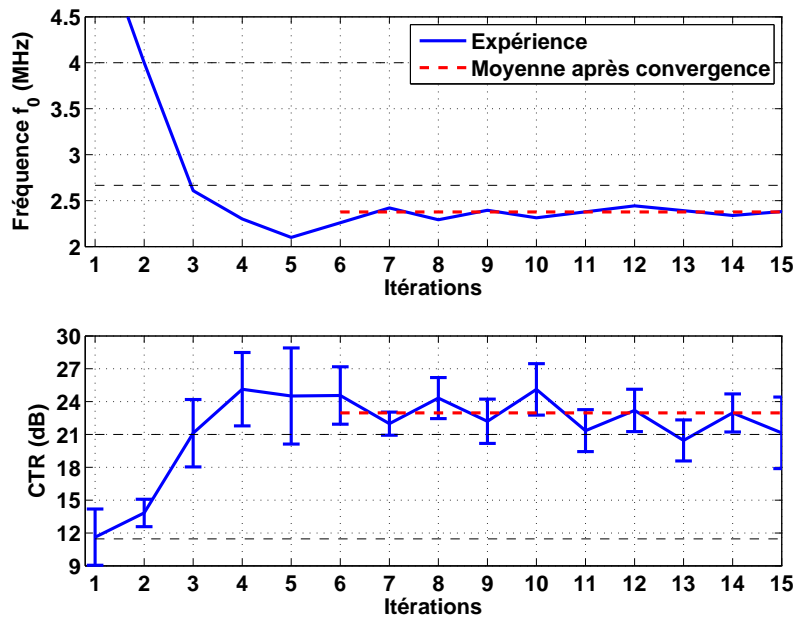


FIGURE 3.5 – Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif par un algorithme du gradient.

Les résultats de l'expérience, présentés en figure 3.5, nous montrent l'évolution de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  et du  $CTR$  au cours des itérations. Le  $CTR$  converge vers sa valeur optimale après six itérations pour une fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  de

2,38 MHz. Le  $CTR$  moyen après convergence est d'environ 23 dB, soit un gain moyen de 2 dB par rapport aux deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur.

### 3.2.1.2 Réglage des fréquences des demi-sinusoïdes tronquées

Nous nous proposons maintenant d'ajouter un degré de liberté supplémentaire en introduisant la recherche simultanée des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des deux demi-sinusoïdes tronquées. Nous commençons par une recherche empirique, puis par une recherche automatique. Nous observons les performances sur des images synthétiques.

La figure 3.6 présente une recherche empirique du  $CTR$  en fonction des fréquences des demi-sinusoïdes tronquées  $f_{1,k}$  et  $f_{2,k}$  pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa. La fonction présente de nombreux maxima locaux, ce qui ne facilite pas une recherche automatique robuste. L'optimum empirique est calculé pour  $f_{1,opt} = 2,89$  MHz et  $f_{2,opt} = 2,26$  MHz. Ce maximum du  $CTR$  est plus important de 5,4 dB par rapport à celui obtenu par la seule optimisation de la fréquence  $f_{0,opt}$ .

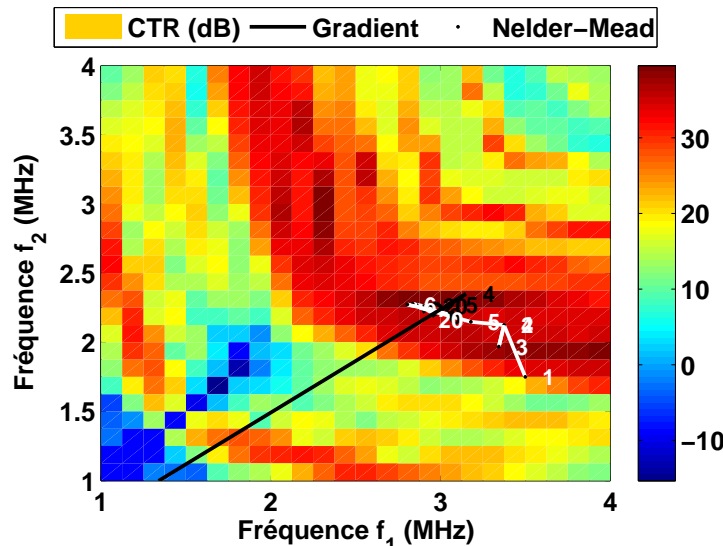


FIGURE 3.6 – Simulation de la recherche empirique du maximum du  $CTR$  en fonction des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa. Les recherches automatiques sont reportées en noir pour l'algorithme du gradient et en blanc pour l'algorithme de NELDER-MEAD.

La figure 3.7 présente les optimisations automatiques pour différents niveaux de pression  $A_0$  par l'algorithme du gradient (annexe A.1) et l'algorithme de NELDER-MEAD (annexe A.2). Ces algorithmes retrouvent le maximum identifié lors de la

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

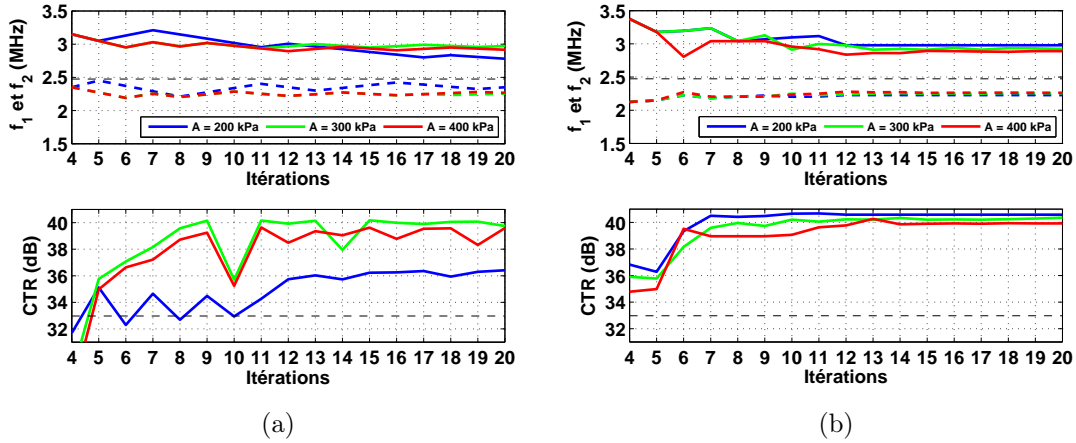


FIGURE 3.7 – Simulations des optimisations automatiques à l’aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$  par l’algorithme basé sur le gradient (a) et par l’algorithme de NELDER-MEAD (b). Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés.

recherche empirique. Cependant il est nécessaire de correctement initialiser les algorithmes et en particulier l’algorithme du gradient, afin de retrouver le maximum global. Notez que nous avons reporté en figure 3.6 les optimisations automatiques par une ligne noire pour l’algorithme du gradient, et par une ligne blanche pour l’algorithme de NELDER-MEAD.

À partir de ces résultats, nous calculons une nouvelle image synthétique sous-optimale (figure 3.8).

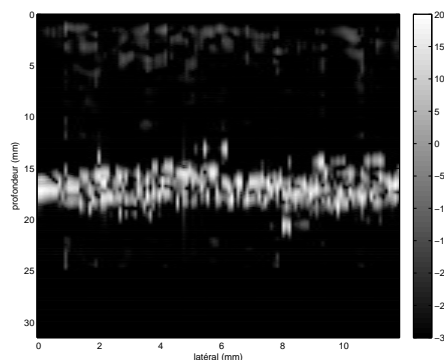


FIGURE 3.8 – Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$ .

Malheureusement, nous n’avons pas pu tester expérimentalement cette configuration et les suivantes en raison des limitations de notre dispositif expérimental. En effet, ces optimisations nécessitent plusieurs mesures du  $CTR$  par itérations, ce qui

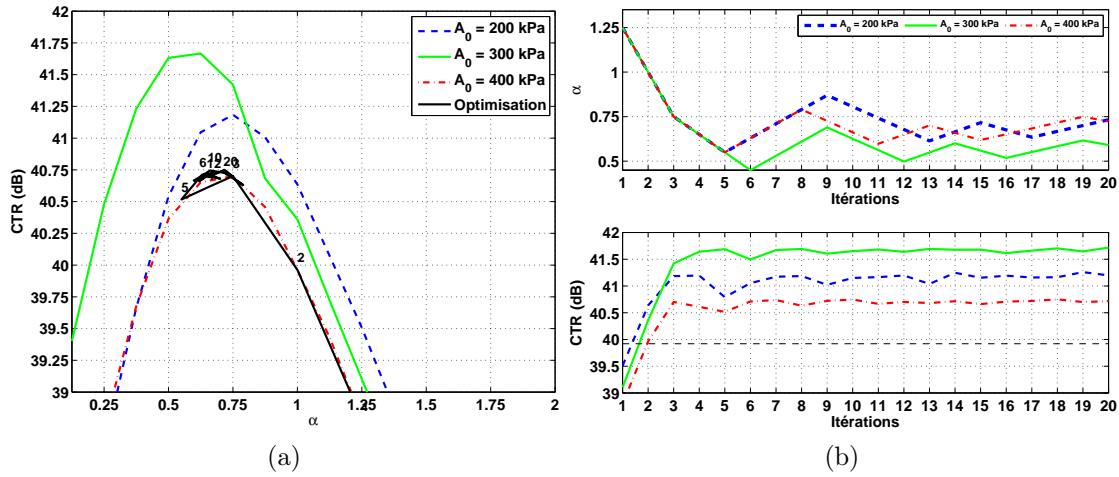


FIGURE 3.9 – Simulations des optimisations à l’aide du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de  $\alpha$ . Le chemin d’optimisation automatique pour le niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du  $CTR$  à l’aide de  $\alpha$  par un algorithme utilisant le gradient.

augmente la durée de l’expérience. Le dispositif expérimental que nous avons à notre disposition ne nous permet pas de réaliser des mesures en temps-réel.

### 3.2.1.3 Réglage du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées

Tout comme les autres configurations, l’hypothèse sur laquelle repose notre étude est qu’il existe un maximum global de la fonction de coût, ici le  $CTR$ . Notre travail consiste à vérifier cette hypothèse.

Cette configuration consiste donc à rechercher le coefficient  $\alpha$  qui règle le rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées, tout en conservant en mémoire les valeurs optimales des fréquences  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  de la précédente optimisation. Ainsi lorsque  $\alpha$  est inférieur à 1,  $A_1$  est supérieure à  $A_2$ ; et réciproquement lorsque  $\alpha$  est supérieur à 1.

Nous commençons par une recherche empirique du rapport  $\alpha$  qui maximise le  $CTR$ . La figure 3.9 présente les optimisations empiriques et automatiques du rapport  $\alpha$  des amplitudes pour différents niveaux de pression  $A_0$ .

Sur la figure 3.9a, nous observons que le  $CTR$  possède bien un maximum global quel que soit le niveau de pression  $A_0$  (de 200 à 400 kPa).

## 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

La recherche automatique de ce maximum est menée par l'algorithme du gradient et est présentée en figure 3.9b. Nous avons reporté en bas de la figure 3.9b le  $CTR$  évalué à chaque itération  $k$ . En haut de la figure 3.9b, nous avons reporté l'évolution de  $\alpha_k$  au cours des itérations  $k$ . L'optimisation automatique retrouve bien le maximum du  $CTR$ . À titre d'illustration, nous avons reporté en figure 3.9a les vingt premières itérations. Le gain obtenu en optimisant le rapport des amplitudes varie de 1,31 dB à 0,74 dB pour des niveaux de pression  $A_0$  respectifs de 200 à 400 kPa.

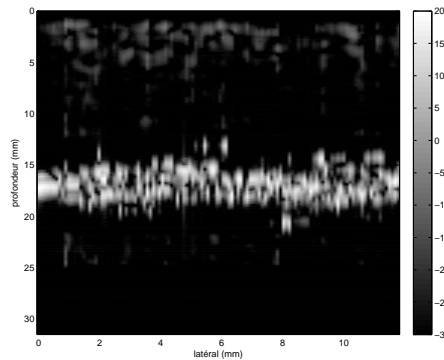


FIGURE 3.10 – Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ .

Compte tenu du faible gain du  $CTR$  obtenu avec une optimisation des amplitudes par rapport à une optimisation sans amplitude, l'image synthétique 3.10 est très proche de l'image présentée en figure 3.8.

### 3.2.1.4 Réglage des fréquences et du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées

Ce réglage automatique peut également être déterminé simultanément. Nous réalisons cette simulation à partir de l'algorithme de NELDER-MEAD. La figure 3.11 représente le  $CTR$  en fonction des itérations  $k$  en bas et les paramètres dans les deux figures du haut. En seulement quinze itérations environ, cette optimisation est capable de déterminer les paramètres optimaux qui maximisent le  $CTR$ .

Les résultats montrent qu'il est encore possible de maximiser le  $CTR$  en réglant simultanément les fréquences  $f_1$ ,  $f_2$  et le rapport  $\alpha$  des amplitudes. Remarquez que contrairement aux cas présentés en figure 3.7, la fréquence  $f_1$  est plus faible que la fréquence  $f_2$ .

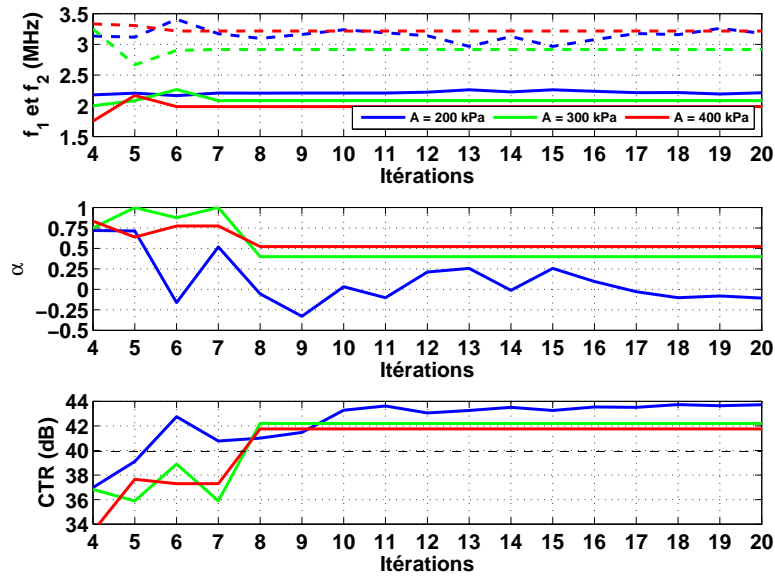


FIGURE 3.11 – Simulations des optimisations automatiques à l’aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$ , ainsi que du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$ . Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés.

L’image synthétique associée à ce maximum est présentée en figure 3.12.

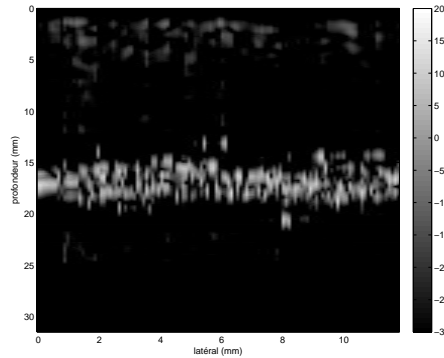


FIGURE 3.12 – Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa après optimisation de  $f_1$ ,  $f_2$  et  $\alpha$ .

### 3.2.1.5 Discussions

Le réglage des paramètres des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire est réalisé automatiquement et sans prendre en compte de connaissances *a priori* du système (tissu, microbulles ou transducteur). Il optimise le *CTR* tout en assurant un réglage optimal du filtre autorégressif non-linéaire (table 3.2).

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

Paramètres d'optimisation	$f_0$	$f_1, f_2$	$\alpha$ avec $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$	$f_1, f_2$ et $\alpha$
<i>CTR</i> (dB)	34,49	39,92	40,72	41,75

TABLE 3.2 – *CTR* optimaux des simulations en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif selon différents réglages optimaux pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa.

Conventionnellement, seul un réglage empirique de la fréquence est réalisé et basé sur la connaissance des propriétés du transducteur (fréquence centrale  $f_c$  et bande passante). Cependant les réglages empiriques ne prennent jamais en compte les imperfections du transducteur. De plus, les propriétés du milieu exploré sont ignorées dans le choix du réglage. Notre méthode de réglage automatique s'accommode de ces inconnues. Elle est réalisée à partir de mesures objectives pour optimiser un critère de l'image, comme le contraste. Elle trouve le réglage optimal qui est difficilement prévisible analytiquement.

Un ou plusieurs paramètres peuvent être réglés. Le choix optimal des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  semble être le plus efficace en comparaison de la complexité de l'optimisation. Le réglage des amplitudes n'apportent pas un gain aussi important, compte tenu de la bande passante restreinte des transducteurs.

Finalement une implémentation temps-réelle est envisageable à la vue du faible temps de calcul de l'optimisation. Toutefois, il existe plusieurs inconvénients. Premièrement, il faut disposer d'un émetteur analogique programmable. Deuxièmement, bien que notre technique puisse proposer des paramètres optimaux pour chaque ligne de l'image, il est préférable d'effectuer l'optimisation sur l'ensemble de l'image. L'image est ainsi plus homogène avec une unique résolution.

#### 3.2.2 Imagerie par inversion d'impulsions

Cette deuxième méthode d'imagerie est la technique la plus utilisée. Il est donc important de confirmer les résultats précédents. De plus, une première étude montrait l'intérêt de l'utiliser en commande optimale [Mleczko *et al.*, 2007].

Pour démontrer la faisabilité et les intérêts de notre méthode, nous nous proposons d'effectuer une série de simulations et une expérimentation. Nous démontrerons, aux travers de simulations, l'optimalité et l'adaptativité de notre système boucle fermée en trois étapes :

1. nous vérifions empiriquement que la fonction de coût (le  $CTR$ ) possède bien un maximum global ;
2. nous vérifions que le système recherche bien automatiquement les paramètres optimaux de l'excitation ;
3. nous vérifions qu'avec une variation de la population de microbulles, notre système adaptatif procure automatiquement le meilleur  $CTR$  durant toute la durée de l'examen.

Enfin, nous validons notre concept à travers des mesures expérimentales.

### 3.2.2.1 Réglage de la fréquence d'excitation

Cette première optimisation, la plus simple, reprend le même principe que précédemment lors de l'optimisation en imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire. Notez toutefois que le  $CTR$  que nous voulons maximiser opère sur le signal de sommation de l'inversion d'impulsions. Tout d'abord, nous commencerons par confirmer l'existence d'un maximum et sa recherche automatique. Ensuite, nous vérifierons le caractère adaptatif de notre méthode. Enfin, nous intégrerons une contrainte de résolution axiale.

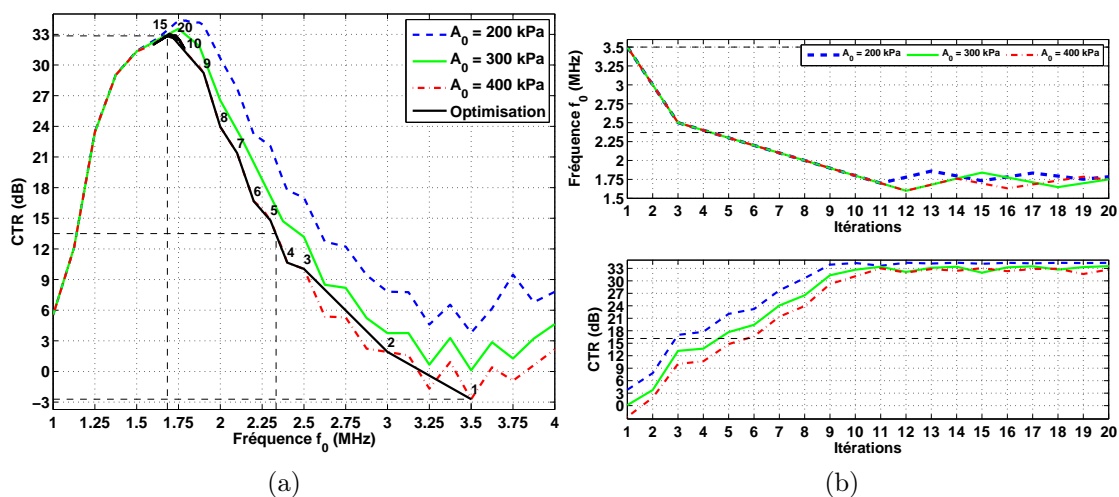


FIGURE 3.13 – Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de  $f_{0,k}$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du  $CTR$  à l'aide de  $f_{0,k}$  par un algorithme utilisant le gradient.

## 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

**3.2.2.1.1 Cas 1 :** Pour ce premier cas, nous avons représenté, en figure 3.13a, le  $CTR$  en fonction de la fréquence d'excitation  $f_0$ . Le maximum du  $CTR$  atteint 32,73 dB pour une fréquence optimale de 1,75 MHz dans le cas où le niveau de pression  $A_0$  est de 400 kPa. Ensuite, une optimisation automatique par l'algorithme du gradient est présentée en figure 3.13b. La figure 3.13b en haut montre l'évolution de la fréquence  $f_{0,k}$  en fonction des itérations  $k$ , tandis que la figure 3.13b en bas montre le  $CTR$  correspondant. Notez que l'optimisation pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa est également reportée en 3.13a par une ligne noire.

Les résultats sont proches de ceux observés en imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire. Cependant les valeurs des fréquences optimales sont très différentes, ainsi que les  $CTR$  correspondants. La méthode d'imagerie a donc une forte influence dans le choix des paramètres d'excitation pour optimiser le  $CTR$ .

Nous avons représenté comme précédemment, en figure 3.14, trois images synthétiques pour les trois fréquences : la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur, les deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur et la fréquence optimale  $f_{0,opt}$  pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa. Nous pouvons faire les mêmes remarques que précédemment, à savoir que la meilleure image est celle obtenue pour la fréquence optimale  $f_{0,opt}$ .

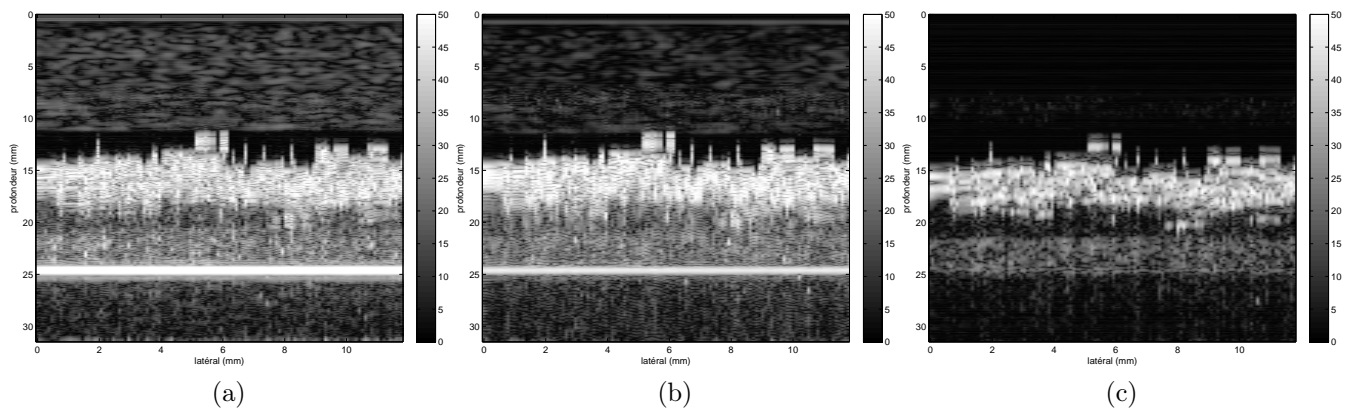


FIGURE 3.14 – Images synthétiques en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa, où la fréquence de l'excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 3,5$  MHz), (b) les deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,33$  MHz), (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 1,77$  MHz).

Sur la figure 3.15, nous présentons les résultats expérimentaux qui montrent l'évolution de la fréquence  $f_{0,k}$  au cours des itérations, ainsi que les mesures du  $CTR$  correspondantes. L'optimisation converge après environ six itérations. Notez

que les fortes variations du  $CTR$  sont dues au mouvement des microbulles, ainsi que l'évolution de la population insonifiée.

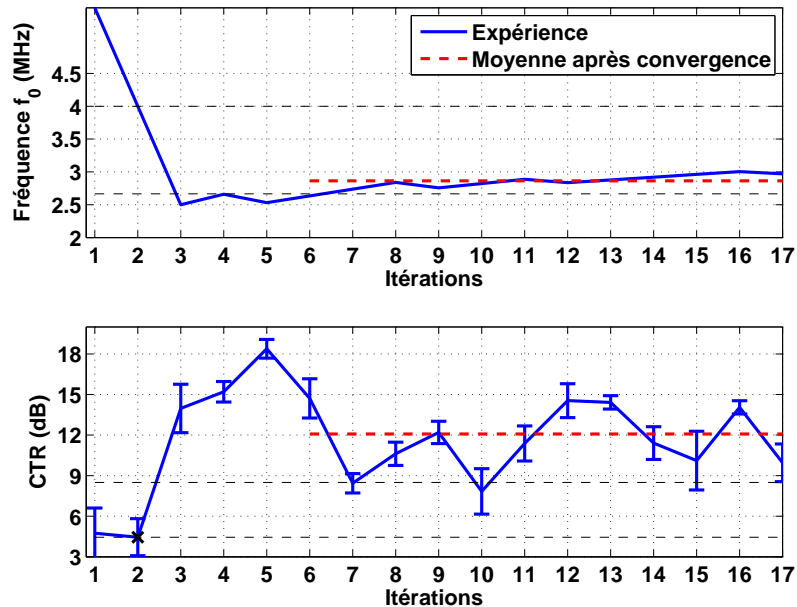


FIGURE 3.15 – Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie par inversion d'impulsions par un algorithme du gradient.

**3.2.2.1.2 Cas 2 :** Ce deuxième cas présente une nouvelle propriété de notre méthode : la capacité de s'adapter au milieu de manière à offrir toujours le meilleur  $CTR$  durant l'examen. Dans le but de vérifier que notre méthode propose des valeurs optimales et adaptatives des paramètres d'excitation, nous réalisons trois simulations. Sur la figure 3.16, nous avons reporté l'évolution du  $CTR$  et l'évolution de la fréquence d'excitation  $f_0$  en fonction des différentes itérations  $k$  et ceci lorsque :

1. dix microbulles de rayon  $R_0$  sont présentes ;
2. cinq microbulles de rayon  $2R_0$  sont présentes ;
3. le nombre de microbulles est de dix avec un rayon  $R_0$  jusqu'à la dixième itération, puis il n'en reste plus que cinq avec un rayon de  $2R_0$ . Ce choix s'apparente à une destruction de microbulles. Dans ce cas, les plus petites disparaissent prioritairement.

Les résultats indiqués en figure 3.16 montrent que pour chaque population de microbulles, la fréquence et le  $CTR$  convergent vers une valeur stable. Lorsque la population de microbulles change pendant l'examen, la technique s'adapte sans biais.

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

Nous vérifions que le rayon a un impact sur la fréquence optimale et sur le  $CTR$ , puisqu'il influe sur la fréquence de résonance de la microbulle. La fréquence optimale est ainsi différente pour chaque type de microbulles. Il en est de même pour l'énergie rétrodiffusée.

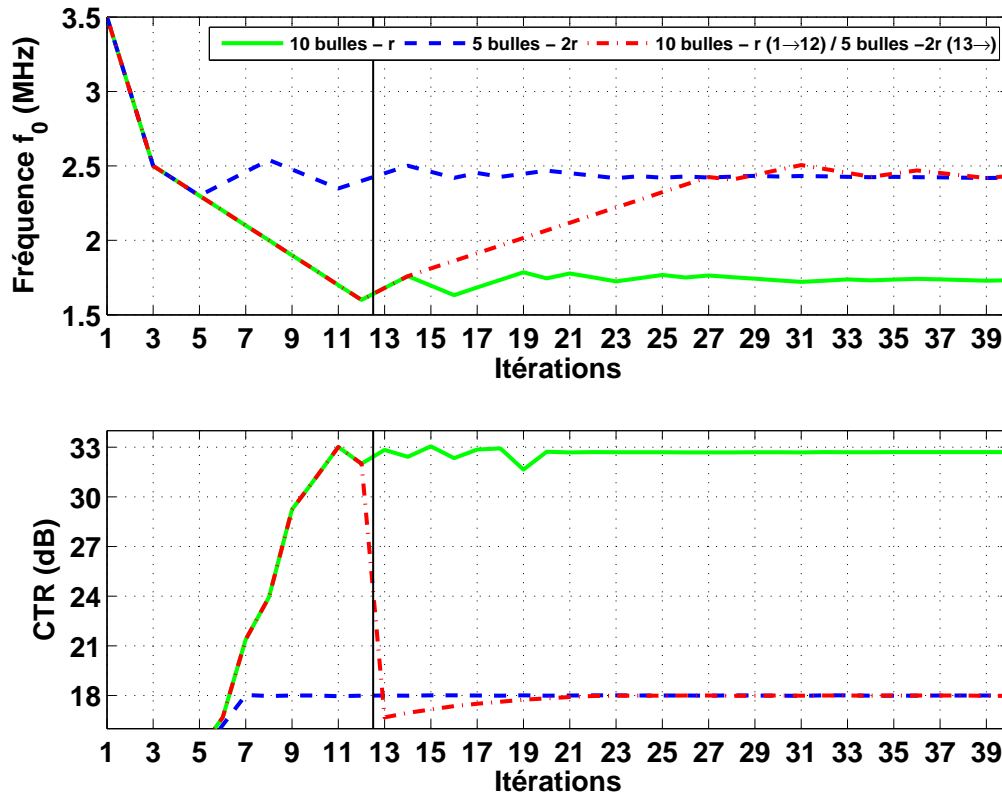


FIGURE 3.16 – Simulations des optimisations du  $CTR$  pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa en présence d'une évolution des propriétés de la microbulle au cours de l'optimisation. La première optimisation est réalisée avec dix microbulles de rayon  $R_0$  ; la seconde avec cinq microbulles de rayon  $2R_0$ . La troisième optimisation commence avec dix microbulles de rayon  $R_0$  jusqu'à l'itération 10, puis avec cinq microbulles de rayon  $2R_0$ .

**3.2.2.1.3 Cas 3 :** Enfin pour la dernière configuration, nous souhaitons prendre en compte la modification de la résolution axiale de l'image. En effet, lorsque la fréquence proposée est plus faible que la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur alors la résolution est dégradée au profit du contraste. Toutefois, nous pouvons appliquer une contrainte qui fixe la résolution. Pour cela, le nombre de cycles  $N_{c_k}$  devient dépendant de l'itération et donc de la fréquence  $f_{0,k}$  afin que la durée de l'excitation

soit constante quelle que soit la fréquence  $f_{0,k}$  :

$$\frac{N_c(k)}{2f_{0,k}} = 2T_{tot}(k)^2 = cte, \quad (3.10)$$

où  $2T_{tot}(k)^2$  est la longueur temporelle de l'excitation à l'itération  $k$ . Dans ce cas,  $N_c(k)$  diminue lorsque  $f_{0,k}$  diminue.

La figure 3.17 présente l'optimisation du  $CTR$  par la fréquence  $f_{0,k}$  en appliquant la contrainte d'une résolution axiale constante. La figure 3.17a montre la recherche empirique du maximum du  $CTR$  en fonction de la fréquence d'excitation  $f_0$  et de la bande passante à l'émission. La figure 3.17b montre l'optimisation automatique par l'algorithme du gradient de la fréquence d'excitation  $f_0$ . Notez que les  $CTR$  et les gains sont moins importants dans cette configuration, puisque le faible nombre de cycles  $N_c$  réduit la bonne séparation des composantes harmoniques. Enfin, le système converge vers le  $CTR$  maximum avec la même vitesse que dans la simulation présentée en figure 3.13b.

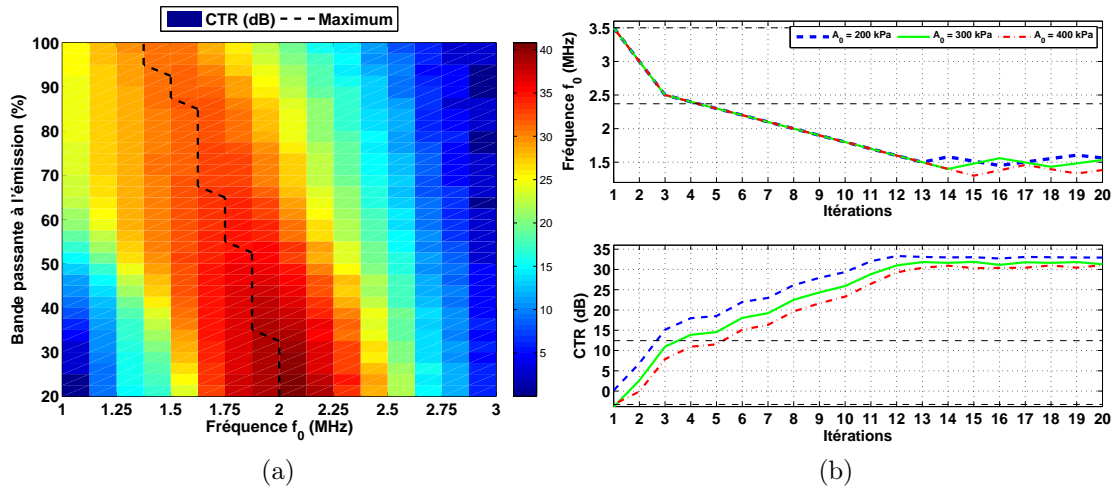


FIGURE 3.17 – Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression  $A_0$  et avec une résolution axiale constante. (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  pour différentes bandes passantes à l'émission. (b) Recherches automatiques du  $CTR$  à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  pour une bande passante à l'émission de 100%, soit une résolution axiale constante de de 0,43 mm.

Deux nouvelles images synthétiques sont calculées. La première est calculée lorsque la fréquence de l'excitation est aux deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$  avec une résolution axiale de 0,43 mm, tandis que la seconde est à la fréquence

## 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

optimale  $f_{0,opt}$  obtenue précédemment. Notez que l'image à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur a déjà été calculée et présentée en figure 3.14a.

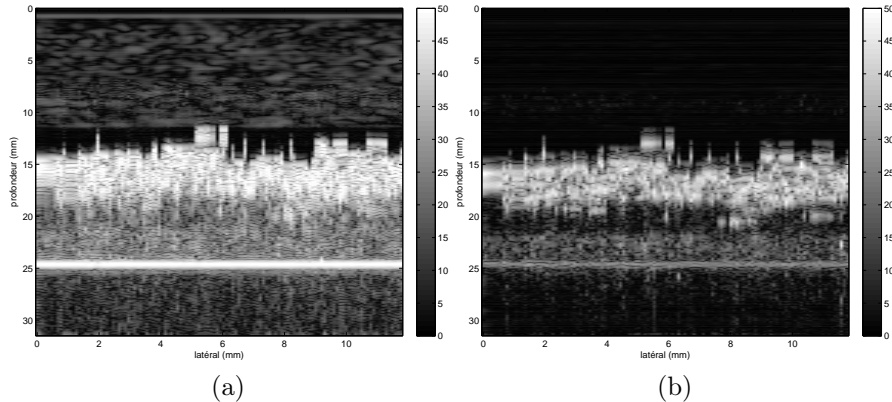


FIGURE 3.18 – Images synthétiques en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec une résolution axiale constante de 0,43 mm, où la fréquence de l'excitation est (a) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,33$  MHz), (b) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 1,38$  MHz).

Nous avons testé l'imagerie par inversion d'impulsions de la même façon que l'imagerie harmonique par filtre autorégressif non-linéaire. Les résultats détaillés sont présentés en annexe B (p. 147). Nous avons reporté dans le tableau 3.3 les  $CTR$  correspondants. Nous vérifions qu'en augmentant le degré de liberté, le  $CTR$  optimisé augmente.

### 3.2.2.2 Discussions

L'optimisation du  $CTR$  en imagerie par inversion d'impulsions est réalisée automatiquement et simplement, sans prendre en compte de connaissances *a priori* du milieu et du transducteur<sup>b</sup>. Les performances sont résumées dans la table 3.3. Notre méthode est simple pour deux raisons. Tout d'abord, l'optimisation est réalisée itérativement à l'aide d'algorithmes simples d'implémentation. Ensuite, l'optimisation n'est réalisée qu'avec un nombre réduit de paramètres (au maximum trois). Elle propose un choix adapté des paramètres en seulement quelques itérations.

L'optimisation est obtenue par rétroaction. Ce système en boucle fermée trouve le meilleur compromis entre la bande passante du transducteur et la réponse fréquentielle des microbulles et du tissu. Habituellement, ce compromis était réalisé

---

b. Sauf les trois premières valeurs de la fréquence, mais leurs choix n'ont d'impact que sur la vitesse de convergence.

## CHAPITRE 3. COMMANDE OPTIMALE PAR FAMILLES DE SIGNAUX

Paramètres d'optimisation	$f_0$	$f_1, f_2$	$\alpha$ avec $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$	$f_1, f_2$ et $\alpha$
$CTR$ (dB)	32,73	34,32	34,36	34,84

TABLE 3.3 –  $CTR$  optimaux des simulations en imagerie par inversion d'impulsions selon différents réglages optimaux pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa. Le  $CTR$  augmente avec le nombre de paramètres de l'optimisation.

empiriquement. Toutefois, l'obtention de ce compromis suppose la connaissance la plus précise possible du produit de contraste, du tissu et du transducteur. Avec notre algorithme d'optimisation, aucune connaissance préalable n'est nécessaire. L'algorithme adapte lui-même les paramètres d'excitation de manière à maximiser l'énergie rétrodiffusée par les microbulles en minimisant celle rétrodiffusée par le tissu, dans la bande passante du transducteur. D'autres techniques proposent la seule maximisation de la contribution des microbulles ou la seule minimisation de la contribution du tissu [Couture *et al.*, 2008]. Notre méthode a l'avantage de réaliser les deux simultanément. Plusieurs remarques peuvent être faites.

Premièrement, la fréquence optimale pour le  $CTR$  n'est ni la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur, ni la fréquence de résonance des microbulles.

Deuxièmement, le contraste est réalisé sur les composantes harmoniques du signal rétrodiffusé en imagerie par inversion d'impulsions. Il convient donc de trouver une excitation qui permette la réception de ces harmoniques sur la plus grande largeur de bande.

Troisièmement, notre méthode d'optimisation adapte la fréquence tout au long de l'examen, c'est-à-dire en prenant en compte les modifications des propriétés de la microbulle. Expérimentalement, même si le produit de contraste est non-stationnaire, l'optimisation propose de nouveaux paramètres optimaux pour s'adapter à la population de microbulles restantes. Si le produit de contraste ne change pas, le  $CTR$  ne change pas. Cette adaptabilité est aussi valable si le tissu ou le transducteur varient. Notez que la rapidité de convergence peut nous permettre de réinitialiser le paramètre  $\mu_k$  de l'algorithme d'optimisation si le milieu évolue beaucoup.

Par exemple, notre méthode peut particulièrement bien s'adapter à l'échocardiographie de contraste. Dans ce cas, notre optimisation avec une résolution liée au choix de la fréquence propose le meilleur compromis entre le  $CTR$  et la résolution, ce qui privilégie le  $CTR$  au détriment de la résolution. Dans les deux cas du choix

## 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

---

de la résolution, une augmentation du  $CTR$  conduit à une amélioration du contraste de l'image. Cette amélioration peut aider le médecin à proposer un meilleur diagnostic.

### 3.2.3 Imagerie par modulation de phase et d'amplitude

Cette dernière méthode d'imagerie est également très utilisée. Elle nous permet de valider définitivement notre concept en imagerie de contraste, ainsi que de pouvoir observer l'influence de la méthode d'imagerie sur les valeurs des paramètres optimaux.

L'imagerie par modulation de phase et d'amplitude a été testée de la même manière que les autres méthodes d'imagerie. Pour ne pas alourdir la lecture de cette thèse, les résultats détaillés sont déplacés en annexe C (p. 153). Seul le tableau 3.4 synthétisant les résultats est présenté ci-après.

Pour cette dernière méthode d'imagerie, l'optimisation des paramètres nous a conduit à maximiser le contraste sans connaissance *a priori* du milieu, des transducteurs et plus généralement du système. Les performances qui sont résumées dans la table 3.4 confirme que plus le nombre de paramètres d'optimisation augmente, plus le  $CTR$  augmente.

Paramètres d'optimisation	$f_0$	$f_1, f_2$	$\alpha$ avec $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$	$f_1, f_2$ et $\alpha$
$CTR$ (dB)	32,17	32,58	32,95	34,92

TABLE 3.4 –  $CTR$  optimaux des simulations en imagerie par modulation de phase et d'amplitude selon différents réglages optimaux pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa. Le  $CTR$  augmente avec le nombre de paramètres de l'optimisation.

### 3.2.4 Application à l'imagerie harmonique des tissus

Ce dernier cas montre la souplesse de la méthode. Nous nous sommes placés dans un contexte d'imagerie harmonique native, c'est-à-dire sans microbulle. L'objectif est alors de maximiser l'énergie harmonique rétrodiffusée. Il suffit, pour cela, de modifier seulement la fonction de coût. Pour garantir l'optimisation de l'énergie harmonique en réduisant l'énergie fondamentale, nous proposons de maximiser le rapport  $CTHF$  (« *Contrast to Tissue Harmonic and Fundamental* ») entre l'énergie harmonique

rétrodiffusée et l'énergie fondamentale rétrodiffusée :

$$\max_{\mathbf{w}} (CTHF) = \max_{\mathbf{w}} \left( \frac{E_{2H}(\mathbf{w})}{E_F(\mathbf{w})} \right), \quad (3.11)$$

où  $E_{2H}$  est l'énergie harmonique du signal rétrodiffusé et  $E_F$  l'énergie du fondamental. Nous nous focalisons uniquement sur le réglage de la fréquence d'excitation  $f_0$  avec  $\mathbf{w} = f_0$ .

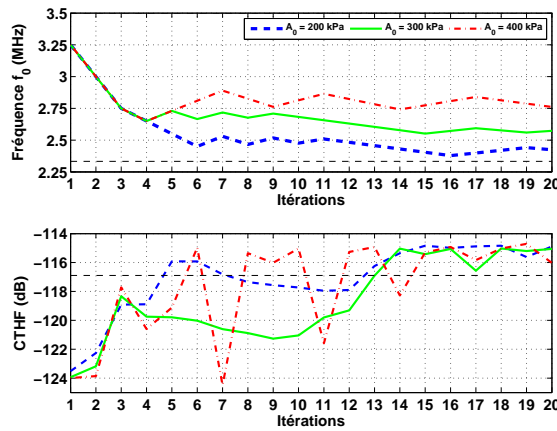


FIGURE 3.19 – Simulation des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique des tissus pour différents niveaux de pression  $A_0$  à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_k$  par un algorithme utilisant le gradient.

La figure 3.19 représente l'optimisation automatique du rapport  $CTHF$  au cours des itérations  $k$  en bas ; tandis qu'en haut, la fréquence d'excitation  $f_0$  associée est notée au cours des itérations  $k$ . Tout comme l'optimisation du  $CTR$ , l'énergie harmonique par rapport à l'énergie fondamentale est maximisée en seulement quelques itérations. La fréquence optimale est là encore différente de celle proposée habituellement.

Tout d'abord, nous pouvons remarquer que l'optimisation converge vers différentes fréquences optimales en fonction du niveau de pression  $A_0$ , ce qui n'est pas pris en compte dans le choix empirique habituel. Ensuite, la fréquence optimale  $f_{0,opt}$  ne correspond pas aux choix empiriques habituels. De plus, le choix optimal de la fréquence procure une meilleure réception des harmoniques que le choix habituel.

Nous pouvons observer ces résultats sur des images synthétiques. Nous calculons ici plusieurs cas : le premier où l'excitation est à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur, le second aux deux-tiers de cette fréquence et la dernière à la fréquence optimale  $f_{0,opt}$  pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa.

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

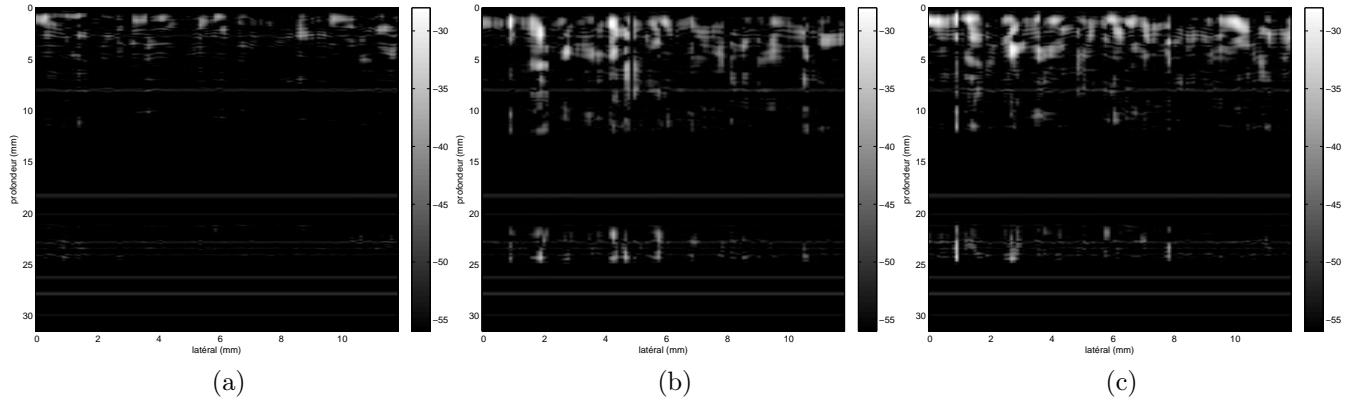


FIGURE 3.20 – Images synthétiques en imagerie harmonique des tissus pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa, où la fréquence de l’excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 3,5$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,33$  MHz), (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,79$  MHz).

L’objectif était de réhausser l’énergie harmonique provenant des tissus. Les figures 3.20b et 3.20c montrent la réponse tissulaire (au-dessus du tuyau) que nous voulions réhausser. L’image calculée avec une excitation à la fréquence optimale (figure 3.20c) permet de distinguer des zones du tissu qui n’étaient pas visibles dans les autres images.

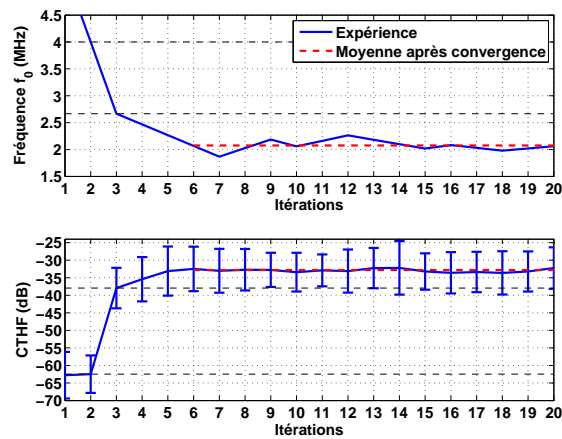


FIGURE 3.21 – Expérience d’optimisation automatique à l’aide de la fréquence d’excitation  $f_0$  en imagerie harmonique des tissus par un algorithme du gradient.

Pour valider le concept, une première expérience a été menée dans les mêmes conditions que la précédente simulation. Des images de soixante lignes ont été réalisées sur un fantôme tissulaire (modèle 054GS « *General Purpose Ultrasound Phantom* », CIRS, Norfolk, VA, États-Unis d’Amérique) où une inclusion hyper-échogène d’un diamètre de 8 mm est présente à une profondeur de 4 cm. La figure

3.21 représente l'optimisation automatique du rapport  $CTHF$  au cours des itérations  $k$  en bas ; tandis qu'en haut, la fréquence d'excitation  $f_0$  associée est notée au cours des itérations  $k$ . Ces résultats confirment ceux présentés précédemment. À titre d'illustration, nous présentons en figure 3.22 les images non-optimisées et l'image optimisée. Cette dernière possède un meilleur contraste grâce à une plus faible énergie du tissu environnant par rapport à l'inclusion hyperéchogène.

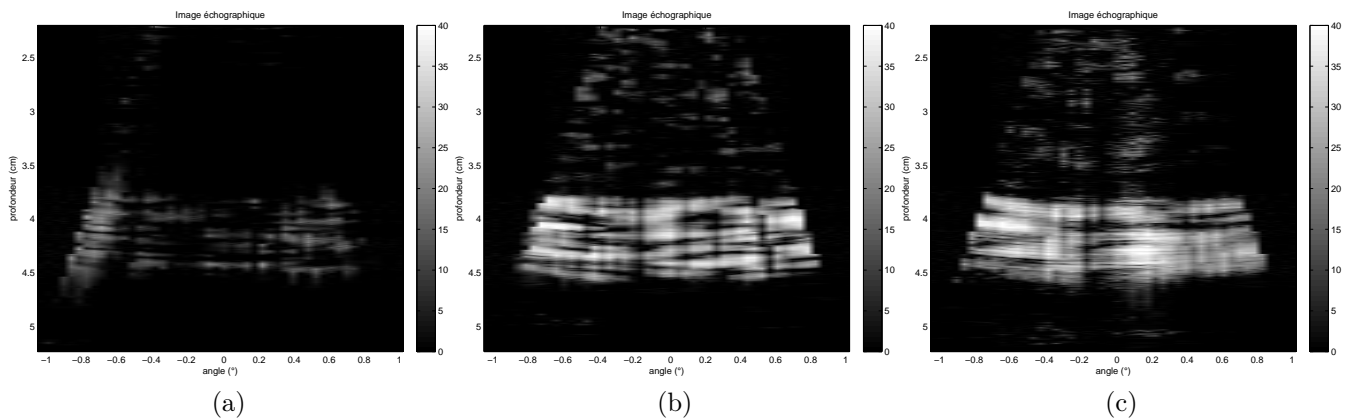


FIGURE 3.22 – Images expérimentales en imagerie harmonique des tissus, où la fréquence de l'excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 4$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,67$  MHz), (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,02$  MHz).

Dans une seconde expérience, nous souhaitons augmenter le nombre de paramètres d'entrée de la commande. Pour répondre à ce problème et démontrer la facilité d'adaptation à différentes techniques d'imagerie, nous choisissons de rechercher la commande en imagerie par inversion d'impulsions (voir page 67). Le nombre de paramètres est augmenté à trois, c'est-à-dire  $f_1$ ,  $f_2$  et  $\alpha$ . La figure 3.23a représente le  $CTHF$  en fonction des itérations  $k$  en bas et les paramètres dans les deux figures du haut. À titre d'illustration, nous présentons en figures 3.23b et 3.23c une image non-optimisée et l'image optimisée. Ces résultats nous confirment le bon fonctionnement de notre méthode pour un grand nombre de cas de l'imagerie ultrasonore.

### 3.2.5 Conclusion

L'optimisation d'un critère de qualité de l'image peut être réalisée en réglant correctement des paramètres d'excitation. Cette méthode est simple puisqu'elle règle un nombre restreint de paramètres qui décrivent l'excitation. Le choix habituel déterminé empiriquement s'avère ne fournir qu'exceptionnellement le maximum global

### 3.2. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

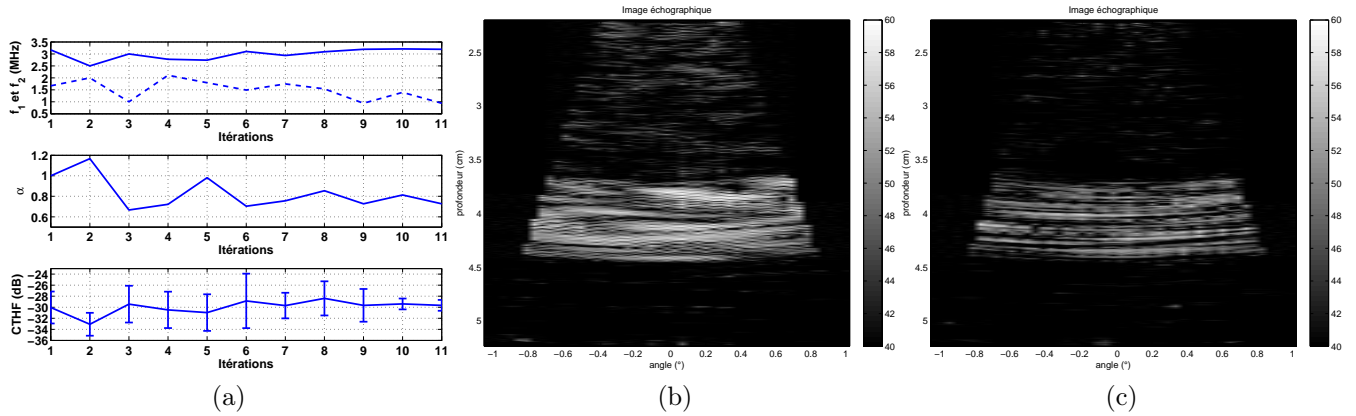


FIGURE 3.23 – (a) Expérience d’optimisation automatique à l’aide de la fréquence d’excitation  $f_0$  par l’algorithme de NELDER-MEAD en imagerie des tissus par inversion d’impulsions par un algorithme du gradient. Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés. Images expérimentales associées, où la fréquence de l’excitation (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,67$  MHz) et (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,02$  MHz).

du  $CTR$ . Cependant nous ne préconisons aucune valeur de réglage, puisque ce rôle appartient à notre méthode. Elle a l’avantage de prendre en compte les spécificités des microbulles, du tissu, des transducteurs et de la méthode d’imagerie. À titre indicatif, nous avons résumé dans la table 3.5 les différents réglages de l’excitation selon différentes méthodes d’imagerie pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa. Alors qu’il était courant d’utiliser les mêmes paramètres d’excitation quelle que soit la méthode d’imagerie, nos simulations et nos expériences montrent qu’il est important de faire la distinction. Mais il devient alors très difficile de déterminer ce choix empiriquement en tenant compte d’un maximum d’informations. Notre méthode propose, elle, de s’affranchir de toutes les informations *a priori* inaccessibles en pratique pour déterminer le maximum de la fonction de coût (ici  $CTR$  ou  $CTHF$ ). De plus, bien que certains paramètres n’aient pas apporté un gain important, d’autres méthodes d’imagerie pourraient avoir un autre comportement. Par exemple, de récentes études montrent que la phase de compression est la phase la plus importante pour qu’une microbulle génère des sous-harmoniques [de Jong *et al.*, 2007]. Dans ce cas, le rapport  $\alpha$  aurait toute son importance.

De plus, notre méthode est adaptative. Elle peut s’adapter aux changements du milieu à imager, comme par exemple l’évolution de la population de microbulles ou vieillissement du capteur.

Paramètres d'optimisation	HI-NAR	PI	CPS
$f_0$ (MHz)	2,28	1,75	1,69
$f_1$ (MHz)	2,89	1,86	1,73
$f_2$ (MHz)	2,26	1,67	1,69
$\alpha$ avec $f_{1,opt}$ et $f_{2,opt}$	0,72	0,99	0,93
$f_1$	3,22	1,4	1,31
$f_2$	1,99	2,23	2,15
$\alpha$	0,52	0,4	0,45

TABLE 3.5 – Paramètres optimaux des simulations selon les différentes optimisations pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa (HI-NAR : imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire ; PI : imagerie par inversion d'impulsions ; CPS : imagerie par modulation de phase et d'amplitude).

Nous n'avons pas souhaité comparer les performances entre les différentes techniques. Les résultats entre les différentes techniques sont difficilement comparables puisque de nombreux critères dans l'image changent. Ainsi l'imagerie harmonique par filtrage autorégressif non-linéaire propose certe un meilleur contraste, mais il est au détriment de la résolution que peuvent proposer les autres techniques.

Enfin, notre méthode peut également s'appliquer à l'ensemble des techniques de l'imagerie ultrasonore et non pas uniquement à l'imagerie de contraste. Il suffit de trouver une fonction de coût adaptée aux critères que nous souhaitons optimiser. Ce pourrait être, par exemple, un critère sur la résolution. Nous avons montré par nos simulations que cette adaptation était possible.

### 3.3 Commande optimale par une famille de sinusoides modulées en fréquences

La deuxième famille est constituée de sinusoides modulées en fréquence. Des modèles analytiques de microbulles ont montré que le choix des paramètres de la loi de modulation était important pour trouver la solution optimale de rétrodiffusion de la microbulle [Barlow *et al.*, 2011]. Cependant ce travail n'utilise qu'une loi linéaire. Une étude en imagerie harmonique du tissu a montré son intérêt dans la recherche d'une loi de modulation non-linéaire [Song *et al.*, 2011]. Nous proposons donc de rechercher les paramètres d'une loi. Nous faisons le choix d'une loi polynomiale telle

### 3.3. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE SINUSOÏDES MODULÉES EN FRÉQUENCES

---

que :

$$f_k(t) = f_{0,k} + \beta_{1,k}t + \beta_{2,k}t^2 + \beta_{3,k}t^3 \quad (3.12)$$

Le signal est une sinusoïde modulée en fréquence dont l'enveloppe est gaussienne [Wilhjelm, 1993] tel que :

$$x_{k,\varphi}(t) = A \cdot \exp \left[ -2 \left( \frac{\varpi(tp - t_0)}{t_m} \right)^2 \right] \sin \left( 2\pi \left( f_{0,k} + \beta_{1,k}t + \beta_{2,k}t^2 + \beta_{3,k}t^3 \right) t + \phi_\varphi \right), \quad (3.13)$$

où  $t_m = 5,7 \mu\text{s}$  et  $\varpi = 3$ . Notez que pour l'étape de compression, le filtre  $c(t)$  s'écrit :

$$c_{k,\varphi}(t) = A \cdot \exp \left[ -2 \left( \frac{\alpha(tp - t_0)}{t_m} \right)^2 \right] \sin \left( 4\pi \left( f_{0,k} - \beta_{1,k}t - \beta_{2,k}t^2 - \beta_{3,k}t^3 \right) t + \phi_\varphi \right) \quad (3.14)$$

Dans une étude préliminaire, nous cherchions les paramètres de la loi de modulation  $f(t) = f_0 + \beta_1 t$  qui maximisent l'énergie rétrodiffusée par une microbulle non encapsulée de  $2,5 \mu\text{m}$  de rayon sans tenir compte de la propagation. L'énergie transmise à la microbulle est normalisée de telle sorte qu'elle soit constante. Nous avons observé que l'imagerie par inversion de *chirps* obtenait de meilleures performances en terme d'énergie harmonique rétrodiffusée par les microbulles que l'imagerie harmonique par *chirp* (table 3.6).

	CHI	CPI
Énergie rétrodiffusée (dB)	-36,2	-31,6
$f_0$ (MHz)	3,6	2,9
$\beta_1$ (THz/s)	37,5	-1,6

TABLE 3.6 – Simulations des maxima globaux d'énergie rétrodiffusée par une microbulle non encapsulée de  $2,5 \mu\text{m}$  de rayon lorsque l'excitation est un *chirp* et paramètres associés de la loi de modulation (CHI : imagerie harmonique par *chirp* ; CPI : imagerie par inversion de *chirps*).

Nous avons donc fait le choix d'utiliser l'imagerie par inversion de *chirps*.

De plus, nous avons mis en évidence que l'augmentation de l'ordre du polynôme pouvait augmenter l'énergie rétrodiffusée par la microbulle (table 3.7). Ces résultats prometteurs nous ont conduit à tester cette méthode avec une fonction de coût plus évoluée : le *CTR*.

Nous distinguons plusieurs optimisations possibles. Dans un premier temps, nous considérons une loi de modulation linéaire. Ensuite nous complexifions cette loi en

Ordre polynômial de la loi de modulation	1	2
Énergie maximale rétrodiffusée (dB)	-31,6	-29,2

TABLE 3.7 – Simulations des maxima globaux d’énergie rétrodiffusée par une microbulle non encapsulée de  $2,5 \mu\text{m}$  de rayon pour différents ordres du polynôme de la loi de modulation, dans le cas de l’imagerie par inversion de *chirps*.

augmentant l’ordre du polynôme de deux à trois.

### 3.3.1 Réglage d’une loi de modulation linéaire

Ce premier cas considère une loi de modulation linéaire telle que :

$$f_k(t) = f_{0,k} + \beta_{1,k}t \quad (3.15)$$

La figure 3.24 présente l’optimisation de  $f_0$  et de  $\beta_1$ . La figure 3.24a représente l’optimisation empirique du *CTR* en fonction de  $f_0$  et de  $\beta_1$ , tandis que la figure 3.24b présente l’optimisation automatique par l’algorithme de NELDER-MEAD où en bas le *CTR* est en fonction des itérations  $k$ , au milieu  $\beta_1$  et en haut  $f_0$ . Notez que nous avons reporté par une ligne blanche sur la figure 3.24a l’optimisation automatique.

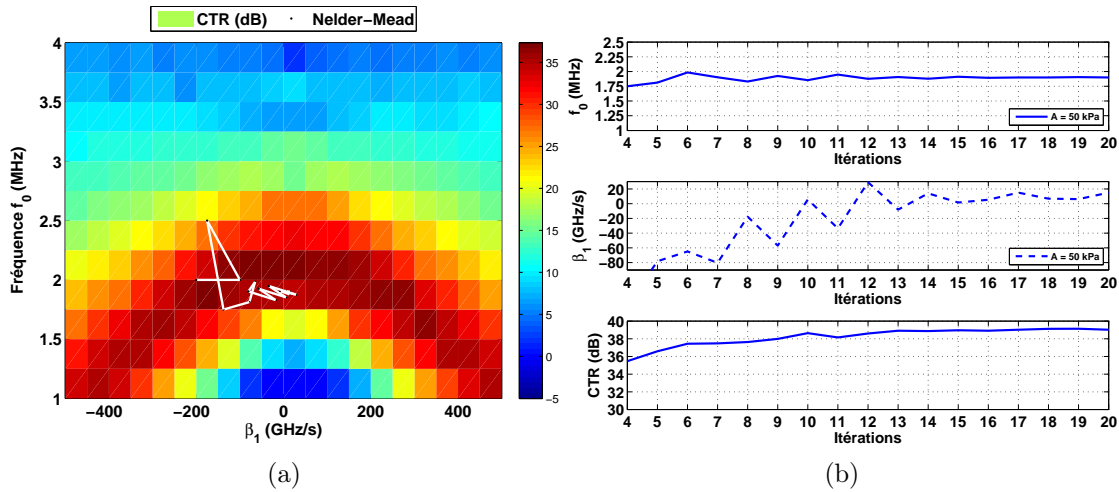


FIGURE 3.24 – Simulations des optimisations de la loi de modulation linéaire en imagerie par inversion de *chirps* pour un niveau de pression  $A_0$  de 50 kPa. (a) Recherche empirique du maximum du *CTR* en fonction de  $f_0$  et  $\beta_1$ . Le chemin d’optimisation automatique est noté en noir. (b) Recherche automatique du *CTR* à l’aide de  $f_0$  et  $\beta_1$  par l’algorithme de NELDER-MEAD.

Ces résultats montrent tout d’abord que le *CTR* possède un maximum lorsque le signal est modulé ( $\beta_1 \neq 0$ ) et qu’il peut être retrouvé automatiquement en quelques itérations  $k$ .

### 3.3. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE SINUSOÏDES MODULÉES EN FRÉQUENCES

#### 3.3.2 Réglage d'une loi de modulation quadratique

Ce second cas considère un terme quadratique supplémentaire à la première loi tel que :

$$f_k(t) = f_{0,k} + \beta_{1,k}t + \beta_{2,k}t^2 \quad (3.16)$$

La figure 3.25 présente l'optimisation de  $f_0$ , de  $\beta_1$  et de  $\beta_2$ . La figure 3.25a représente l'optimisation empirique du  $CTR$  en fonction de  $\beta_1$  et de  $\beta_2$  où  $f_0$  est réglée à la valeur optimale lors de l'optimisation de la loi linéaire. La figure 3.25 présente l'optimisation automatique du  $CTR$  en fonction des itérations  $k$ ,  $\beta_1$  et  $\beta_2$  (au milieu) et enfin  $f_0$  (en haut).

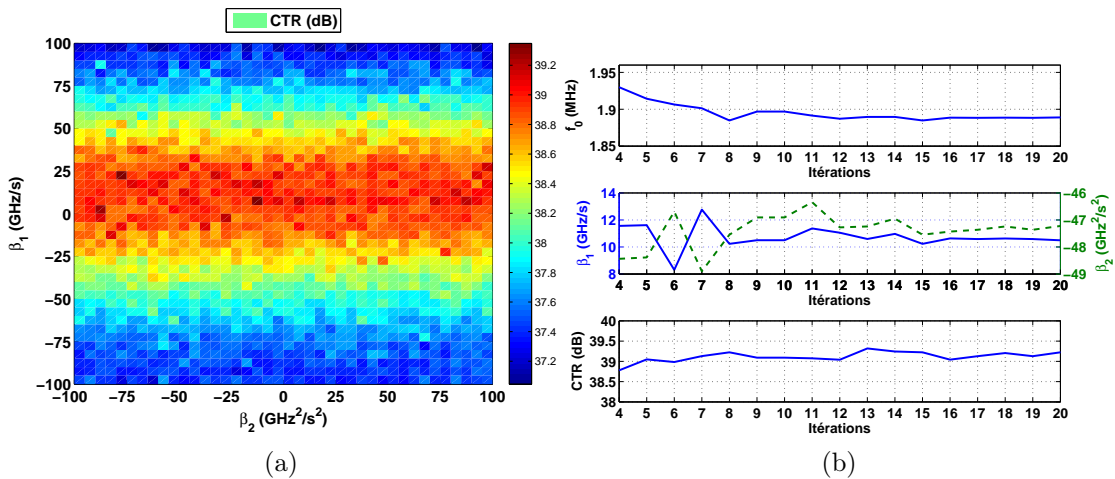


FIGURE 3.25 – Simulations des optimisations de la loi de modulation quadratique en imagerie par inversion de *chirps* pour un niveau de pression  $A_0$  de 50 kPa. (a) Recherche empirique du maximum du  $CTR$  en fonction de  $f_0$ ,  $\beta_1$  et  $\beta_2$ . Le chemin d'optimisation automatique est noté en noir. (b) Recherche automatique du  $CTR$  à l'aide de  $f_0$ ,  $\beta_1$  et  $\beta_2$  par l'algorithme de NELDER-MEAD.

Ces résultats montrent tout d'abord que le  $CTR$  possède un maximum lorsque la loi possède un terme quadratique non nul ( $\beta_2 \neq 0$ ). Cependant le gain par rapport à la loi linéaire est faible, sans doute à cause de la bande passante restreinte des transducteurs. De plus, l'optimisation empirique révèle la présence de plusieurs maxima locaux. La recherche automatique peut trouver le maximum global à condition de choisir convenablement l'initialisation de l'algorithme.

### 3.3.3 Réglage d'une loi de modulation cubique

Ce troisième et dernier cas ajoute un terme cubique à la loi comme défini par l'équation 3.12. La figure 3.26 présente l'optimisation automatique où le  $CTR$  (en bas) est en fonction des itérations  $k$ ,  $\beta_2$  et  $\beta_3$  (au milieu), enfin  $f_0$  et  $\beta_1$  (en haut).

Ces résultats montrent tout d'abord que le  $CTR$  possède un maximum lorsque la loi possède un terme cubique non nul ( $\beta_3 \neq 0$ ). Cependant le gain par rapport à la loi quadratique est faible, sans doute à cause de la bande passante restreinte des transducteurs.

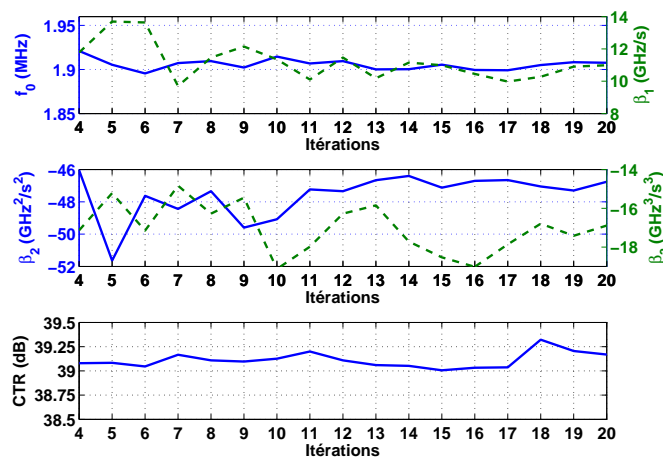


FIGURE 3.26 – Simulation de l'optimisation automatique de la loi de modulation cubique en imagerie par inversion de *chirps* pour un niveau de pression  $A_0$  de 50 kPa à l'aide de  $f_0$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  et  $\beta_3$  par l'algorithme de NELDER-MEAD.

### 3.3.4 Discussions

L'optimisation avec cette deuxième famille de signaux montre qu'il est possible d'optimiser une fonction de coût comme le  $CTR$  par différentes familles de signaux. Ce choix s'effectue à partir de connaissances *a priori*. Cependant une fois effectuée, aucune autre information n'est nécessaire pour atteindre le maximum.

Le choix de la loi de modulation permet d'améliorer les performances. Nous nous sommes arrêtés à l'ordre trois. Toutefois, l'augmentation de l'ordre a toujours permis d'atteindre un maximum plus important lorsque l'ordre était plus grand (table 3.8). De plus, les valeurs des paramètres ne changent pas beaucoup avec l'augmentation de l'ordre. Cette observation pourrait permettre de faire une première optimisation de  $f_0$  et  $\beta_1$ , suivi d'optimisations d'un seul paramètre jusqu'à l'ordre voulu.

### 3.3. COMMANDE OPTIMALE PAR UNE FAMILLE DE SINUSOÏDES MODULÉES EN FRÉQUENCES

---

loi	linéaire	quadratique	cubique
$CTR$ (dB)	39	39,2	39,3
$f_0$ (MHz/s)	1,89	1,88	1,91
$\beta_1$ (GHz/s)	14,95	10,5	10,3
$\beta_2$ (GHz <sup>2</sup> /s <sup>2</sup> )	-	-47,2	-47
$\beta_3$ (GHz <sup>3</sup> /s <sup>3</sup> )	-	-	-16,8

TABLE 3.8 – Paramètres optimaux de simulation selon les différentes optimisations pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa en imagerie par inversion de *chirps*.

Remarquez toutefois que l'optimisation du  $CTR$  n'est pas aussi importante que pouvait le montrer la recherche empirique de l'énergie rétrodiffusée pour la microbulle non encapsulée. Ceci peut s'expliquer, d'une part par le fait que le  $CTR$  prend en compte le comportement du tissu et d'autre part, parce que les propriétés de microbulles testées n'étaient pas les mêmes. L'optimisation des paramètres d'une loi polynomiale est donc fortement dépendante du produit de contraste utilisé. Notre méthode a l'avantage de toujours proposer le maximum du  $CTR$ .

### CHAPITRE 3. COMMANDE OPTIMALE PAR FAMILLES DE SIGNAUX

## Chapitre 4

# Commande optimale de la forme d'excitation

DANS le chapitre précédent, nous avons imposé une forme d'onde sous-optimale déterminée à partir d'une famille de signaux paramétrés. Cette technique a le désavantage d'imposer la connaissance préalable d'informations *a priori* pour choisir la famille de signaux, mais l'avantage de permettre l'évaluation simple de paramètres. Nous investiguons donc une nouvelle technique qui s'affranchisse de toutes connaissances *a priori*. La méthode doit, en outre, fournir des performances au moins similaires à une optimisation par famille de signaux.

Nous commencerons donc par expliquer le principe de notre méthode. Pour comprendre son fonctionnement, nous traiterons le problème de la commande optimale dans le cas où le milieu est linéaire. Enfin, nous optimiserons le contraste dans la même condition que pour le chapitre précédent.

### 4.1 Méthode

Le principe de la commande optimale de la forme de signaux suit le schéma 4.1. L'idée consiste à exciter un filtre, du type autorégressif non-linéaire à paramètres variables, par un signal (sinusoïdal ou aléatoire) *a priori* quelconque. Ici, le signal d'excitation à *a priori* simplement pour rôle d'envoyer de l'énergie dans le système à étudier. Les paramètres du filtre qui garantissent le critère maximum sont ensuite optimisés de façon itérative. Le signal ainsi créé converge vers une solution optimale.

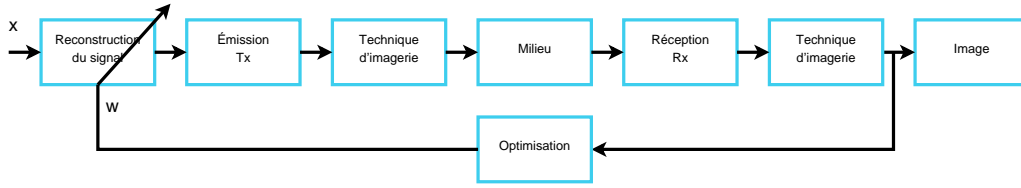


FIGURE 4.1 – Schéma fonctionnel de la commande optimale de forme pour un milieu linéaire avec une excitation sinusoïdale.

Les paramètres d'optimisation sont les paramètres  $\mathbf{w}$  d'un filtre autorégressif non-linéaire décrit par l'équation suivante :

$$\hat{x}_k(t) = \mathbf{x}_t^T \mathbf{w}_k, \quad (4.1)$$

où  $T$  est le symbole de la transposée et

$$\mathbf{x}_t = [x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-M+1}, x_t^2, x_t x_{t-1}, \dots, x_{t-m+1}^2, x_t^3, x_t^2 x_{t-1}, \dots, x_{t-M+1}^3]^T,$$

$$\mathbf{w} = [w_1(0), w_1(1), \dots, w_{M+1}, w_2(0, 0), w_2(0, 1), \dots, w_2(M-1, M-1), w_3(0, 0, 0), w_3(0, 0, 1), \dots, w_3(M-1, M-1, M-1)]^T.$$

La mémoire  $M$  du filtre est choisie à trois, de manière à réduire le nombre de paramètres à dix-neuf.

Ce signal constitue l'excitation du système où les paramètres sont recherchés à l'aide de l'algorithme de NELDER-MEAD.

## 4.2 Commande optimale de forme pour un milieu linéaire

Dans le but de comprendre le principe de notre méthode, nous commençons par optimiser l'énergie rétrodiffusée  $E_{bulle}$  d'un système en fonctionnement linéaire :

$$\max_{\mathbf{w}} (E_{bulle}). \quad (4.2)$$

Nous utilisons le modèle de microbulles sans propagation avec un faible niveau de pression. Le signal  $x(t)$  est choisi comme le signal de référence décrit par l'équation 3.8 à la fréquence centrale du transducteur, c'est-à-dire un signal sinusoïdal apodisé

## 4.2. COMMANDE OPTIMALE DE FORME POUR UN MILIEU LINÉAIRE

par une fonction gaussienne. À la première itération, les paramètres du filtre sont initialisés et le signal  $x(t)$  est transmis au milieu étudié. Puis, à partir du signal rétrodiffusé par la microbulle et de la fonction de coût choisie, le processus d'optimisation des paramètres est activé. À la seconde itération, le signal  $x$  est modifié par un filtre composé de nouveaux paramètres. Le processus d'optimisation est alors réitéré jusqu'à convergence d'une solution.

La figure 4.2 représente le signal de commande optimisé lorsque le processus a convergé. La forme de ce signal correspond, comme attendu, au signal rétrodiffusé par la microbulle retourné temporellement. Nous avons également décomposé le signal rétrodiffusé en composante linéaire et quadratique à l'aide d'un filtre autorégressif non-linéaire. Nous comparons la décomposition du signal d'entrée avec le signal de sortie.

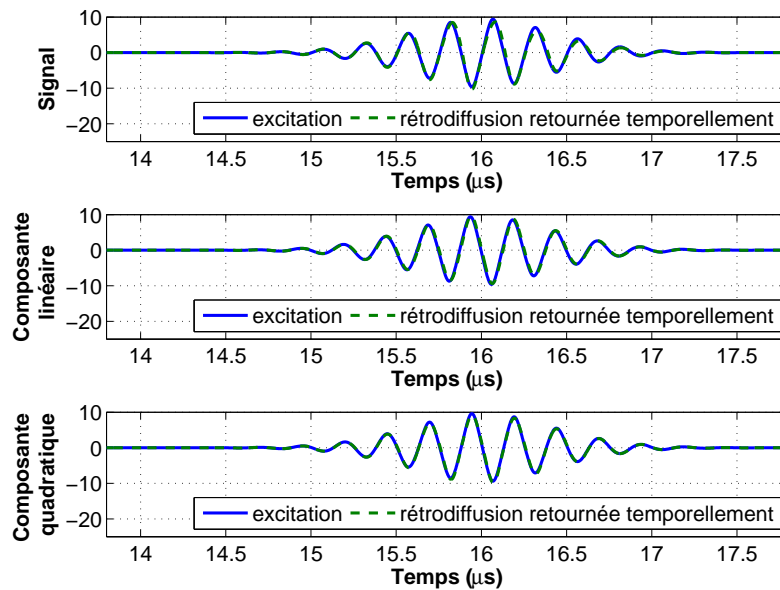


FIGURE 4.2 – Comparaison entre l'excitation après optimisation et le signal rétrodiffusé pour un système linéaire (en haut le signal d'excitation et le signal rétrodiffusé ; au milieu leurs expressions par des composantes linéaires d'un filtre autorégressif non-linéaire ; en bas leurs expressions par des composantes quadratiques d'un filtre autorégressif non-linéaire). L'axe des ordonnées correspond à des valeurs normalisées de pression.

Les résultats de la figure 4.2 montrent que la commande optimale propose une excitation qui correspond au retourné temporel du signal rétrodiffusé. Chaque composante de l'excitation est également le retourné temporel des composantes du signal rétrodiffusé. Ce résultat confirme les résultats bien connus du filtrage adapté (ou du retournement temporel).

### 4.3 Commande optimale de forme pour un milieu non-linéaire

Avant d'appliquer la méthode aux systèmes d'imagerie complet, nous continuons notre analyse.

#### 4.3.1 Commande optimale de la rétrodiffusion

Nous remplaçons le système linéaire par un système non-linéaire. Ce système est toujours composé d'une microbulle sans tenir compte de la propagation. Cependant le niveau de pression incident excitant la microbulle est beaucoup plus élevé.

La figure 4.3 représente les mêmes signaux que la figure 4.2, mais en considérant ce système non-linéaire.

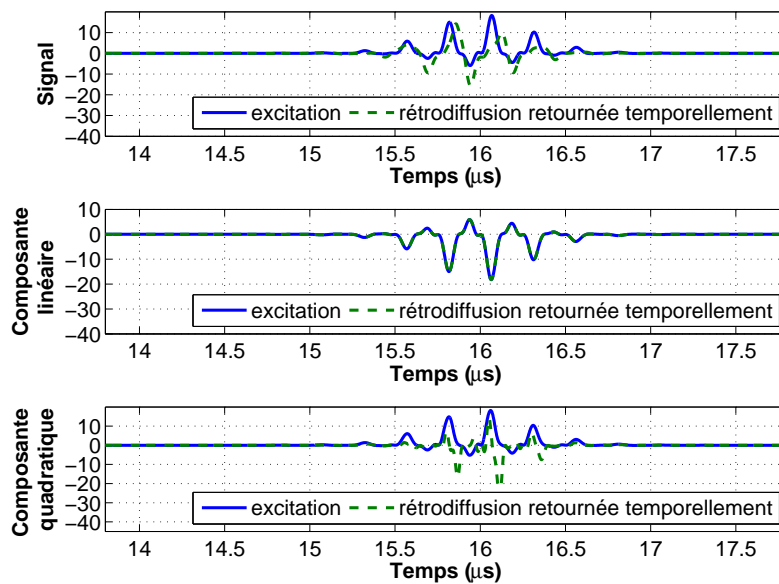


FIGURE 4.3 – Comparaison entre l'excitation après optimisation et le signal rétrodiffusé pour un système non-linéaire(en haut le signal d'excitation et le signal rétrodiffusé ; au milieu leurs expressions par des composantes linéaires d'un filtre autorégressif non-linéaire ; en bas leurs expressions par des composantes quadratiques d'un filtre autorégressif non-linéaire). L'axe des ordonnées correspond à des valeurs normalisées de pression.

Les résultats montrent qu'il est beaucoup plus difficile de les interpréter lorsque le système est non-linéaire. La composante linéaire de la décomposition nous montre que le signal d'excitation est exactement l'opposé de la composante linéaire de la rétrodiffusion. Si l'on compare avec le retournement temporel, notre méthode tente de prendre en compte des non-linéarités. Alors que le retournement temporel ne

### 4.3. COMMANDE OPTIMALE DE FORME POUR UN MILIEU NON-LINÉAIRE

---

considère qu'une simple convolution décrite par l'équation 1.1, notre méthode étend ce concept par une décomposition telle que :

$$y(t) = \sum_{i=1}^M w_1(i)x(t-i) + \sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^M w_2(i,j)x(t-i)x(t-j) + \dots \quad (4.3)$$

Finalement, notre approche adaptative indique que le signal optimal ne correspond pas aux signaux d'ordres supérieurs retournés. Ce concept est vérifié à l'ordre un, mais pour les ordres supérieurs. Une façon de détecter le degré de non-linéarités pourrait être de quantifier le critère de non-retournement temporel des ordres supérieurs.

#### 4.3.2 Commande optimale de forme en imagerie par inversion d'impulsions

Nous nous plaçons maintenant dans un contexte d'imagerie harmonique de contraste où la fonction de coût à optimiser est le *CTR*. Le principe est décrit par le schéma 4.4. Pour s'affranchir du choix du signal  $x$ , nous proposons d'exciter le système par un bruit. Le modèle de simulation que nous utilisons est un modèle simplifié qui ne prend pas en compte la propagation et qui assimile le comportement du tissu à des diffuseurs grassex. Ce dernier choix a été opéré pour avoir une référence.

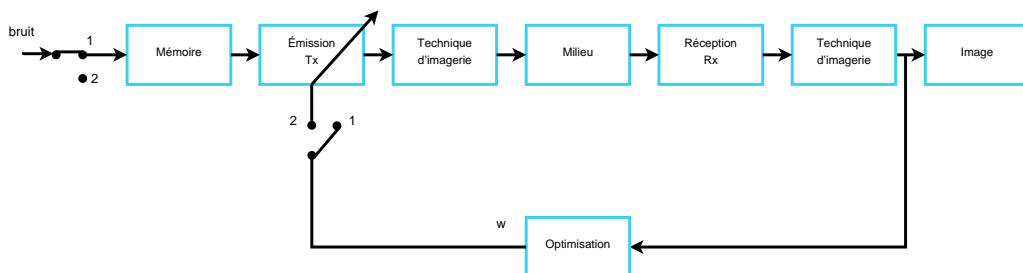


FIGURE 4.4 – Schéma fonctionnel de la commande optimale de forme en imagerie par inversion d'impulsions.

Nous répétons cette opération dix mille fois pour noter les valeurs de *CTR* obtenues sans optimisation. La figure 4.5 représente l'histogramme des mesures du *CTR* lorsque l'excitation est un bruit. Si la distribution des *CTR* est approchée par une distribution gaussienne de moyenne 26,7 dB et de variance 2 dB<sup>2</sup>. Notez que lorsque l'excitation est une sinusoïde modulée par une gaussienne à la fréquence

optimale  $f_{0,opt}$  de 2,5 MHz, le  $CTR$  atteint son maximum de 30,44 dB (pour une excitation sinusoïdale). Lorsque l'entrée du système est une excitation sinusoïdale à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur (soit 3,5 MHz), alors le  $CTR$  atteint 26,18 dB.

À partir de l'histogramme, nous déduisons par la méthode de MONTE-CARLO qu'il est nécessaire de tester une centaine de bruits pour en trouver au moins un qui donne un  $CTR$  supérieur ou égal au  $CTR$  maximum obtenu par une excitation sinusoïdale (interrupteurs en position 1). Ce bruit « optimal » constitue le signal  $x$ .

À partir de ce bruit « optimal », l'optimisation des paramètres  $\mathbf{w}$  est conduite en boucle fermée par l'algorithme de NELDER-MEAD pour maximiser le  $CTR$  (interrupteurs en position 2). La figure 4.6 représente cette optimisation où nous avons noté le  $CTR$  et les paramètres  $\mathbf{w}$  en fonction des itérations  $k$ .

Le  $CTR$  atteint un maximum de 31,25 dB. Ce maximum est supérieur au  $CTR$  obtenu avec le bruit seul (30,47 dB), au  $CTR$  obtenu lorsque l'excitation sinusoïdale est à la fréquence optimale  $f_{0,opt}$  et au  $CTR$  obtenu lorsque l'excitation est à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur. Le transducteur filtre le bruit autour de la fréquence  $f_c$  de 3,5 MHz. Alors qu'une excitation sinusoïdale de fréquence  $f_c$  ne permet d'obtenir qu'un  $CTR$  de 26,4 dB, notre méthode peut améliorer le  $CTR$  de 4,85 dB. Notez qu'à partir de tous les bruits (une centaine) qui maximisent un  $CTR$  supérieur à 30,47 dB, nous n'avons pas encore trouvé de facteurs communs temporels ou fréquentiels. Ce travail est en cours.

### 4.3.3 Conclusion

Notre technique permet de s'affranchir du choix de la famille de signaux. Il est alors possible de trouver une excitation aléatoire filtrée sous-optimale qui maximise le  $CTR$  sans aucune connaissance *a priori* difficilement accessible. Notez cependant qu'il est nécessaire de tester une centaine de signaux aléatoires pour en trouver un qui optimise fortement le  $CTR$ , soit une centaine pour dix mille signaux testés. Nous espérons réduire fortement ce nombre en identifiant des caractéristiques communes aux différents bruits qui ont maximisé le  $CTR$ .

### 4.3. COMMANDE OPTIMALE DE FORME POUR UN MILIEU NON-LINÉAIRE

---

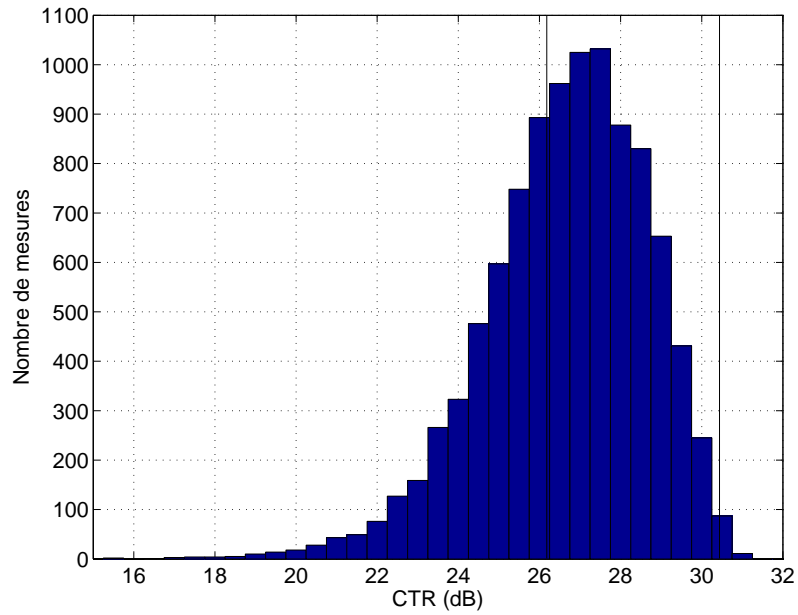


FIGURE 4.5 – Histogramme des mesures de  $CTR$  lorsque l'excitation est un bruit.

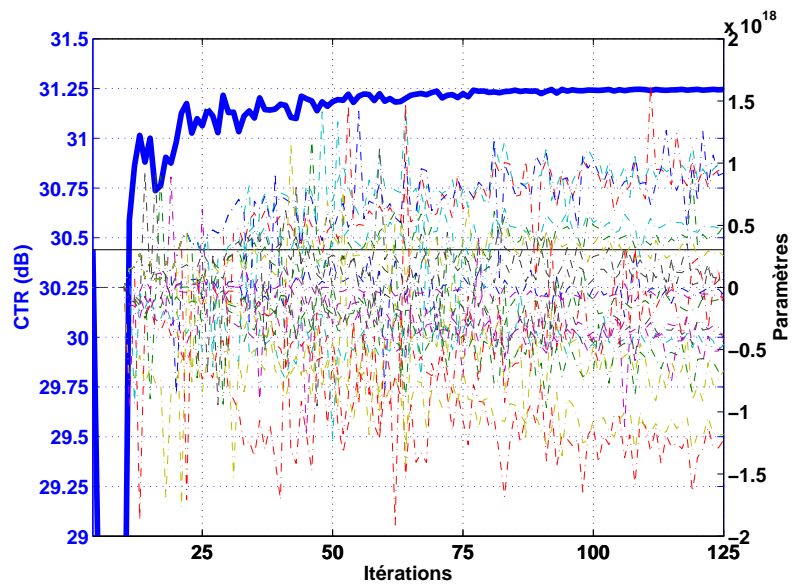


FIGURE 4.6 – Optimisation du  $CTR$  par la recherche de paramètres  $w$  qui décrivent la forme de l'excitation.

## CHAPITRE 4. COMMANDE OPTIMALE DE LA FORME D'EXCITATION

— TROISIÈME PARTIE —

COMMANDE OPTIMALE DE LA  
RÉPONSE DE TRANSDUCTEUR

## CHAPITRE 4. COMMANDE OPTIMALE DE LA FORME D'EXCITATION

## Chapitre 5

# Commande optimale d'un transducteur ultrasonore capacitif micro-usiné

DEPUIS une vingtaine d'années, des alternatives à la piézoélectricité en matière de transduction sont apparues. L'une des technologies les plus prometteuses sont les transducteurs ultrasonores capacitifs micro-usinés [Haller et Khuri-Yakub, 1996, Sénégond, 2010], connus sous le nom de cMUT pour *capacitive Micromachined Ultrasound Transducers*. Ces dispositifs appartiennent à la famille des micro-systèmes et plus particulièrement celle des MEMS pour *Micro Electro Mechanical Systems*. Ils sont fabriqués à partir des procédés de la micro-électronique.

Le cMUT est constitué de plusieurs centaines (voir milliers) de micromembranes partiellement métallisées (de quelques dizaines de micromètres de diamètre) suspendues au dessus de cavités sous vide (figure 5.1).

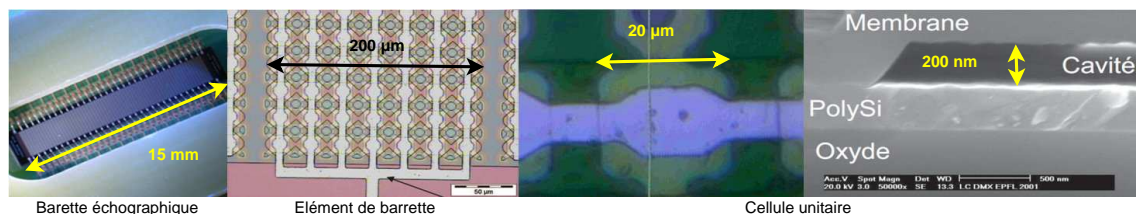


FIGURE 5.1 – Structure d'un cMUT à différente échelle.

En émission, l'application d'une tension alternative produit une force électrostatique engendrant le déplacement des membranes. L'ensemble des membranes produit

alors une onde ultrasonore se propageant en face avant du capteur. À l'inverse, en réception, lorsqu'une onde ultrasonore arrive en face avant du capteur, celle-ci met en mouvement les membranes qui produisent une variation de charges aux bornes du capteur lorsqu'une tension de polarisation lui est appliquée.

Les potentiels d'innovation de ces capteurs par rapport aux technologies piézo-électriques classiques sont nombreux : fiabilité, production en masse, miniaturisation et intégration de l'électronique. Outre les avantages de fabrications, les cMUTs présentent de plus larges bandes passantes que les transducteurs piézoélectriques.

L'une des principales difficultés du cMUT est que la force électrostatique est proportionnelle au carré de la tension et au carré du déplacement des membranes. Celui-ci a donc un comportement fortement non-linéaire, ce qui se traduit par une apparition d'harmoniques dans l'onde ultrasonore générée. L'imagerie harmonique est ainsi compromise. Dans ce chapitre, nous cherchons donc à réduire la non-linéarité au niveau du déplacement d'une seule cellule dans le contexte de l'imagerie harmonique par commande optimale (figure 5.2).

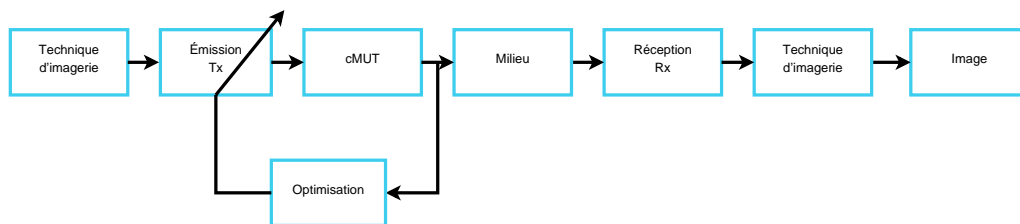


FIGURE 5.2 – Schéma fonctionnelle de la commande optimale du cMUT dans le contexte de l'imagerie harmonique.

Quelques méthodes [Zhou *et al.*, 2004, Novell *et al.*, 2009] ont été proposées pour réduire le deuxième harmonique à la sortie du cMUT. Les deux méthodes consistent à envoyer la somme de deux sinusoïdes de fréquences différentes dont leurs amplitudes et leurs phases sont correctement choisies. La première méthode excite le cMUT avec deux composantes à  $f_0$  et  $2f_0$ , alors que pour la seconde méthode, les deux composantes sont à  $f_0$  et  $3f_0$ . Le second harmonique à la sortie du cMUT est réduit pour un choix des amplitudes et de la phase du signal déterminées empiriquement. La détermination empirique des paramètres du signal émis est un handicap majeur lorsqu'il s'agit de transmettre des signaux codés (en phase ou en fréquence) plus compliqués que de simples sinusoïdes. Pour remplacer à terme les transducteurs piézoélectriques par des transducteurs cMUT, il faut pouvoir proposer aux différents constructeurs de systèmes d'imagerie toute la panoplie de codages existants que ce

soit en imagerie tissulaire ou de produit de contraste. Aujourd'hui, ce n'est pas le cas puisque la compensation des non-linéarités du cMUT est réalisée empiriquement. Le challenge que nous souhaitons relever ici est de pouvoir proposer des excitations capables de compenser les effets indésirables pour les techniques de codage existantes. Pour atteindre cet objectif, il nous faut pouvoir compenser automatiquement et adaptativement l'excitation, c'est-à-dire la commande.

Dans ce chapitre, nous proposerons une méthode qui recherche la commande optimale du cMUT pour que la sortie atteigne un signal cible. Nous avons développé deux approches : une méthode récursive et une méthode itérative. Nous commencerons par décrire le cMUT, puis nos différentes méthodes. Enfin nous présenterons nos résultats de simulation que nous discuterons.

## 5.1 Matériel : simulation d'un cMUT

L'un des modèles développés au laboratoire par Nicolas SÉNÉGOND et Dominique CERTON [Sénégon, 2010] consiste en une approximation de la cellule par un système masse-ressort amorti ayant les caractéristiques d'un condensateur plan à espace inter-électrode variable (figure 5.3) [Lohfink et Eccardt, 2005].

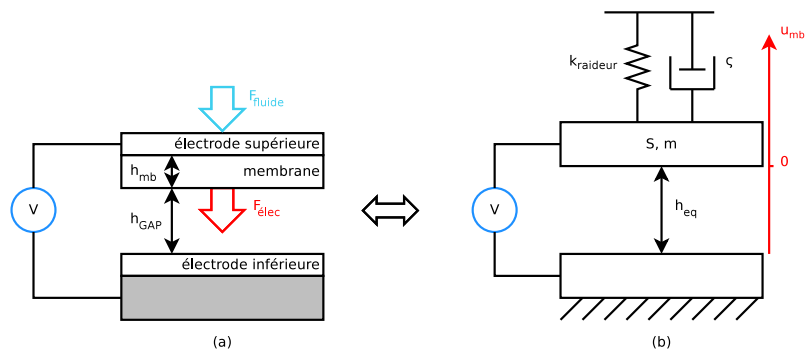


FIGURE 5.3 – Schéma équivalent du premier ordre d'un transducteur capacitif

Dans le but d'éviter les court-circuits, l'électrode supérieure est déposée sur la membrane de nitrure de silicium (SiN) dont la permittivité électrique relative est  $\epsilon_{mb}$ . La hauteur équivalente du condensateur est décrite par l'équation suivante :

$$h_{eq} = h_{GAP} + \frac{h_{mb}}{\epsilon_{mb}}. \quad (5.1)$$

Le déplacement de la membrane est traduit à partir du principe fondamental de la dynamique :

$$m_{mb}\ddot{u}_{mb} = F_{elec} + F_{fluide} - 2\zeta\dot{u}_{mb} - k_{raideur}(u_{mb} - h_{eq}). \quad (5.2)$$

où la force électrostatique  $F_{elec}$  est proportionnelle au carré de la tension et au carré du déplacement  $u_{mb}$  de la membrane telle que :

$$F_{elec} = -\frac{1}{2} \frac{\varepsilon_0 S V^2}{2u_{mb}^2}. \quad (5.3)$$

La force du fluide  $F_{fluide}$  découle du rayonnement sur lui-même d'un piston à baffle rigide dans un espace semi-infini par l'intégrale de RAYLEIGH [Stepanishen, 1978, Lingvall, 2004]. Cette équation est résolue temporellement par la méthode de RUNGE-KUTTA à l'ordre quatre avec les paramètres suivants pour avoir un comportement réaliste d'une membrane :

$$\left\{ \begin{array}{l} h_{GAP} = 200 \text{ nm} \\ h_{mb} = 400 \text{ nm} \\ \varepsilon_0 = 8,85 \cdot 10^{-12} \text{ F} \cdot \text{m}^{-1} \\ \varepsilon_{mb} = 7,5 \\ S = 10^{-10} \text{ m}^2 \end{array} \right. \quad \text{et} \quad \left\{ \begin{array}{l} m_{mb} = 15 \cdot 10^{-13} \text{ kg} \\ k_{raideur} = 1900 \text{ N} \cdot \text{m}^{-1} \\ \zeta = 7 \cdot 10^{-9} \end{array} \right.$$

paramètres mesurés paramètres estimés

Pour ces paramètres de fonctionnement, la fréquence de résonance  $f_{rés}$  théorique de la membrane est identifiée à 5,6 MHz.

Bien que ce modèle exprime davantage le comportement moyen de la cellule, il n'en présente pas moins les caractéristiques non-linéaires du cMUT ainsi que le phénomène de *collapse*. Le *collapse* consiste en l'effondrement de la membrane sur le fond de la cavité du fait d'un équilibre instable entre les forces de raideurs de la membrane et la force électrostatique.

Compte tenu que la force électrostatique  $F_{elec}$  soit proportionnelle à la tension électrique au carré, une tension de polarisation continue est ajoutée à la tension aux bornes du cMUT. Cette tension continue permet ainsi de limiter les non-linéarités du système. Nous avons choisi une tension de polarisation à 65% de la tension de *collapse* pour offrir le meilleur compromis entre le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane

## 5.1. MATÉRIEL : SIMULATION D'UN CMUT

et le taux d'harmoniques générées [Sénégon, 2010, p. 164].

Cette étude se situe dans le contexte d'une imagerie harmonique. Compte tenu de la largeur de la bande passante en réception, il est d'usage d'utiliser une excitation dont la fréquence est inférieure à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur et donc inférieure à la fréquence de résonance  $f_{rés}$  du cMUT. Dans ce cadre, deux comportements du cMUT ont été identifiés : un régime forcé où la fréquence d'excitation est très inférieure à la fréquence de résonance  $f_{rés}$  du cMUT et un régime dit intermédiaire à la moitié de la fréquence de résonance  $f_{rés}$  du cMUT. Ces comportements sont résumés dans la figure 5.4.

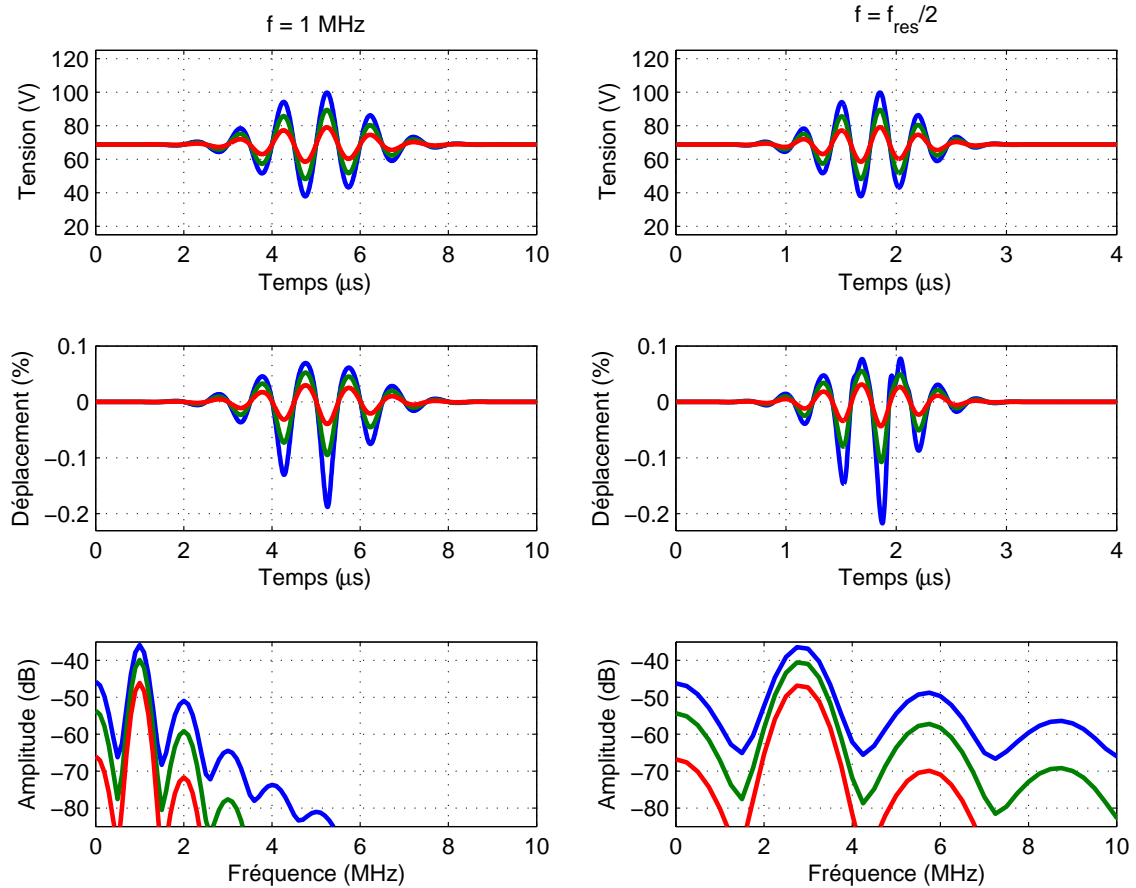


FIGURE 5.4 – Commande du cMUT pour différentes fréquences et différentes tensions (20% en rouge, 40% en vert et 60% en bleu de la tension de *collapse*), sur la première ligne. Déplacement  $u_{mb}$  associé de la membrane par rapport à la taille de la cavité, sur la deuxième ligne. Spectre du déplacement  $u_{mb}$  des membranes sur la troisième ligne.

## 5.2 Méthodes

Le principe de la commande optimale est décrit en figure 5.5 où l'objectif est de minimiser l'erreur quadratique  $e^2$  entre le signal cible et la sortie  $y$  du cMUT :

$$\min_{\mathbf{h}}(e^2) = \min_{\mathbf{h}} [(x - y)^2] \quad (5.4)$$

Il s'agit donc d'un pré-réglage effectué chez le constructeur avant toute utilisation clinique.

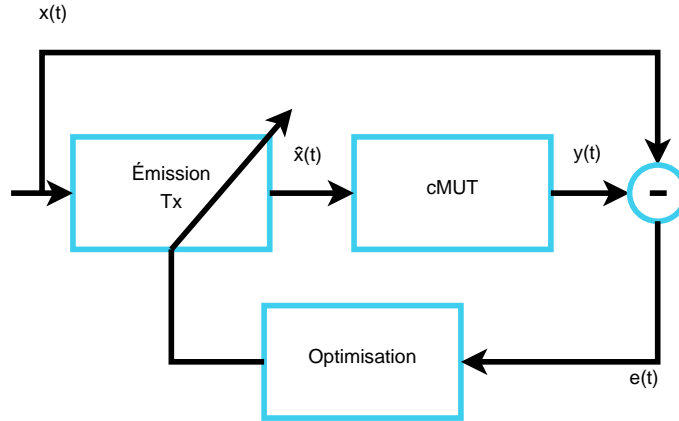


FIGURE 5.5 – Schéma fonctionnel de la commande optimale du cMUT pour atteindre un signal cible  $x$  en sortie.

La commande optimale reprend le principe d'un modèle autorégressif non-linéaire d'ordre trois et de mémoire  $M$ . Le signal d'entrée  $\hat{x}$  du cMUT est construit à partir de paramètres et du signal cible à atteindre tel que :

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) = & \sum_{i=1}^M h_1(i)x(t-i) + \sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^M h_2(i,j)x(t-i)x(t-j) \\ & + \sum_{i=1}^M \sum_{j=i}^M \sum_{k=j}^M h_3(i,j,k)x(t-i)x(t-j)x(t-k) \end{aligned} \quad (5.5)$$

Afin de réduire le nombre de degrés de liberté de la commande, nous nous restreignons à la mémoire trois, ce qui se traduit par une optimisation à dix-neuf paramètres en considérant que les noyaux  $\mathbf{h}$  sont symétriques [Lacoume *et al.*, 1997].

### 5.2.1 Commande optimale récursive

La méthode récursive utilise l'algorithme des moindres carrés récursifs (en anglais *RLS* pour *Recursive Least Squares*). Le filtre minimise l'erreur  $e$  entre le signal cible  $x$  et la sortie  $y$  du cMUT telle que :

$$e_t = x_t - y_t, \quad (5.6)$$

où  $y$  est la réponse du cMUT à l'excitation  $\hat{x}$ . Le signal  $\hat{x}$  d'entrée est décrit matriciellement par l'équation suivante :

$$\hat{x}_t = \mathbf{x}_t^T \mathbf{h}_{t-1}, \quad (5.7)$$

où  $T$  est le symbole de la transposée et

$$\mathbf{x}_t = [x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-M+1}, x_t^2, x_t x_{t-1}, \dots, x_{t-m+1}^2, x_t^3, x_t^2 x_{t-1}, \dots, x_{t-M+1}^3]^T,$$

$$\mathbf{h} = [h_1(0), h_1(1), \dots, h_{M+1}, h_2(0, 0), h_2(0, 2), \dots, h_2(M-1, M-1), \\ h_3(0, 0, 0), h_3(0, 0, 1), \dots, h_3(M-1, M-1, M-1)]^T.$$

Nous obtenons les coefficients du filtre  $h$  [Michaut, 1992] par l'équation suivante :

$$h_t = h_{t-1} + K_t e_t x_t, \quad (5.8)$$

avec

$$\begin{cases} K_t = \frac{1}{\lambda_o} (K_{t-1} - s(v_t v_t^T)) \\ s = \frac{1}{\lambda_o + x_t^T v_t} \\ v_t = K_{t-1} x_t \end{cases} \quad (5.9)$$

où  $\lambda_o = 0,999$  est le facteur d'oubli qui offre les meilleures performances.

### 5.2.2 Commande optimale itérative

Cette deuxième méthode calcule une erreur quadratique moyenne *MSE* pour l'ensemble d'un signal

$$MSE = \mathbb{E}((x - y)^2) \quad (5.10)$$

À l'aide de l'algorithme de NELDER-MEAD, le réglage des dix-neuf paramètres minimise l'erreur quadratique moyenne  $MSE$  à chaque nouvelle itération. Ainsi lors d'une itération, l'algorithme propose des nouvelles valeurs pour les paramètres. Cette solution est envoyée dans le cMUT afin de mesurer l'erreur quadratique moyenne  $MSE$ . À partir de cette mesure, l'algorithme propose de nouvelles valeurs.

### 5.3 Commande optimale de l'excitation codée pour les cMUTs

Nous nous plaçons dans le contexte de l'imagerie harmonique. Puisqu'il existe de nombreuses techniques d'imagerie avec des excitations codées, nous restreignons volontairement les techniques d'imagerie au nombre de trois : l'imagerie du second harmonique, l'imagerie par inversion d'impulsions et l'imagerie par retournement de *chirps*. Ces différents cas seront analysés en simulation.

#### 5.3.1 Commande optimale pour l'imagerie du second harmonique

Nous nous plaçons dans le contexte de l'imagerie de second harmonique. Compte tenu de la bande passante en réception, la fréquence de l'excitation est inférieure à la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur.

Dans le cadre de la commande optimale récursive, nous nous proposons d'atteindre un point cible issu d'un signal de fréquence de 1 MHz et dont l'amplitude représente un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. La figure 5.6 représente, à gauche, le signal d'excitation en haut et la sortie du cMUT comparé au signal cible en bas ; à droite, nous avons représenté les spectres de ces signaux, ainsi que le spectre de la sortie du cMUT en absence d'optimisation.

Après optimisation, la sortie n'a pas tout à fait atteint le signal cible, mais le résultat est quand même satisfaisant. Il existe encore une erreur spectrale non négligeable surtout pour les composantes harmoniques. Nous proposons deux explications. La première est sans doute liée à un choix de mémoire trop faible du filtre ; la seconde est probablement liée au fait qu'il n'y ait pas assez d'informations disponibles pour réaliser l'optimisation point à point. Pour corriger cet effet, nous proposons

### 5.3. COMMANDE OPTIMALE DE L'EXCITATION CODÉE POUR LES CMUTS

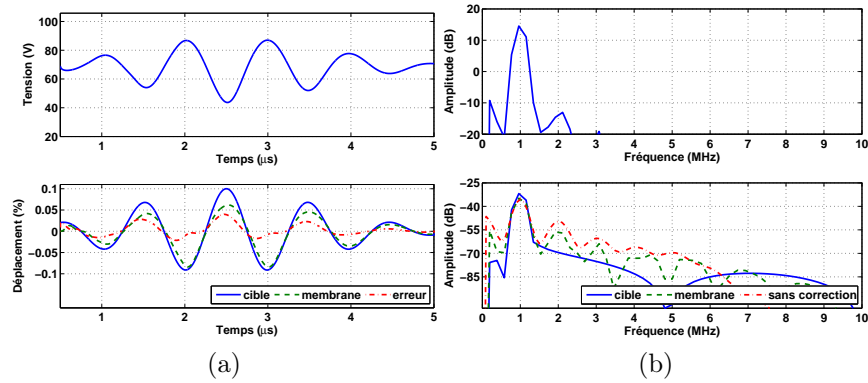


FIGURE 5.6 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (b) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

une méthode qui calcule le signal de commande dans son ensemble (commande optimale itérative). Une optimisation sera réalisée en transmettant un signal complet au cMUT et en recherchant un signal cible et non plus une cible composée d’un seul point.

La figure 5.7 présente les résultats de l’optimisation itérative lorsque le signal cible est un cosinus modulé par une gaussienne de fréquence 1 MHz et dont l’amplitude représente un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. La figure 5.7 (gauche) représente l’erreur quadratique moyenne  $MSE$  au cours des itérations  $k$  et les paramètres qui décrivent le signal d’excitation. La figure 5.7 (au centre) représente le signal d’excitation (en haut) et la sortie du cMUT et sa cible (en bas). Enfin la figure 5.7 (droite) représente les spectres de ces signaux ainsi que la sortie du cMUT en absence d’optimisation.

Cette méthode d’optimisation permet d’atteindre beaucoup plus fidèlement le signal cible au regard des résultats obtenus par la commande optimale récursive. L’erreur atteint  $-25$  dB après mille itérations. La commande est asymétrique en amplitude puisque les amplitudes positives sont plus petites que les amplitudes négatives. Ceci correspond au fait que la membrane est tirée vers le fond de la cavité, sachant qu’il est plus difficile de pousser la membrane vers l’extérieur que vers l’intérieur. L’algorithme propose alors des tensions très inférieures à la tension de polarisation. Ce phénomène se traduit spectralement par une excitation du cMUT comportant du deuxième et du troisième harmonique. En sortie du cMUT, les

## CHAPITRE 5. COMMANDE OPTIMALE D'UN TRANSDUCTEUR ULTRASONORE CAPACITIF MICRO-USINÉ

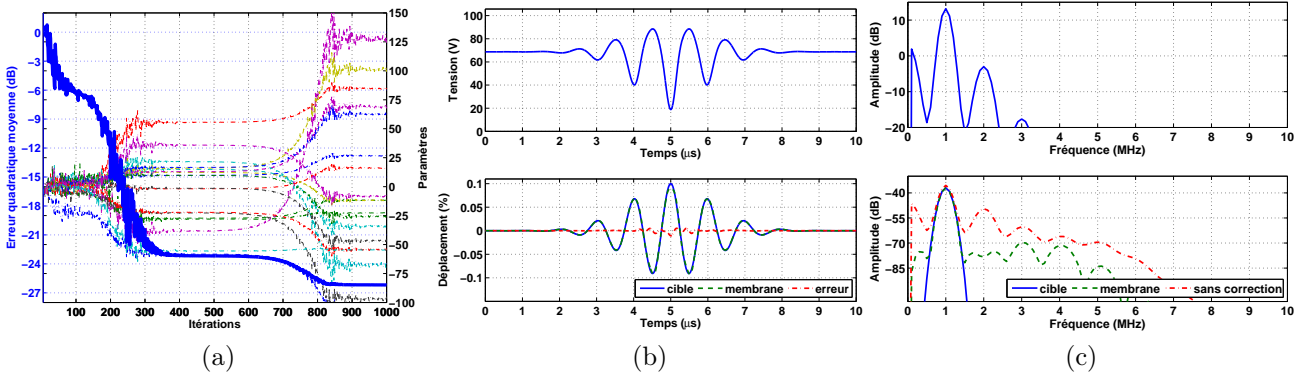


FIGURE 5.7 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

composantes harmoniques sont fortement réduites de 25 dB pour l’harmonique deux. Les performances sont alors similaires aux techniques de compensation existantes. Cependant notre méthode est automatique et ne comprend pas de réglages très précis des paramètres. En effet, leurs valeurs peuvent légèrement changer sans compromettre un grand changement de l’erreur quadratique moyenne  $MSE$ . Notez que la solution de l’excitation proposée a la même forme que la solution qui optimise l’erreur entre un signal cible et la pression proposée par OGUZ *et al.* [Oguz *et al.*, 2010].

Le second objectif de la commande optimale est d’atteindre un signal cible avec l’amplitude maximale. En effet, plus l’amplitude est importante et plus la pression acoustique de l’onde générée pourra être importante tout en limitant le nombre de cellules constituant le cMUT. Le nouveau signal cible est donc à la même fréquence de 1 MHz, mais son amplitude représente un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 15\%$  de la taille de la cavité. La figure 5.8 représente les résultats de cette nouvelle commande optimale.

La sortie du cMUT est dans ce cas fidèle à l’exception de la plus forte amplitude positive qui est écrêtée. En effet, il devient alors physiquement impossible d’obtenir un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane vers l’extérieur avec cette amplitude. Cependant spectralement, même si les performances sont moins bonnes, la réduction du second harmonique est tout de même de 10 dB.

Nous avons également calculé la commande optimale pour un signal cible de fréquence égale à la moitié de la fréquence de résonance  $f_{rés}$ . Les performances sont

### 5.3. COMMANDE OPTIMALE DE L'EXCITATION CODÉE POUR LES CMUTS

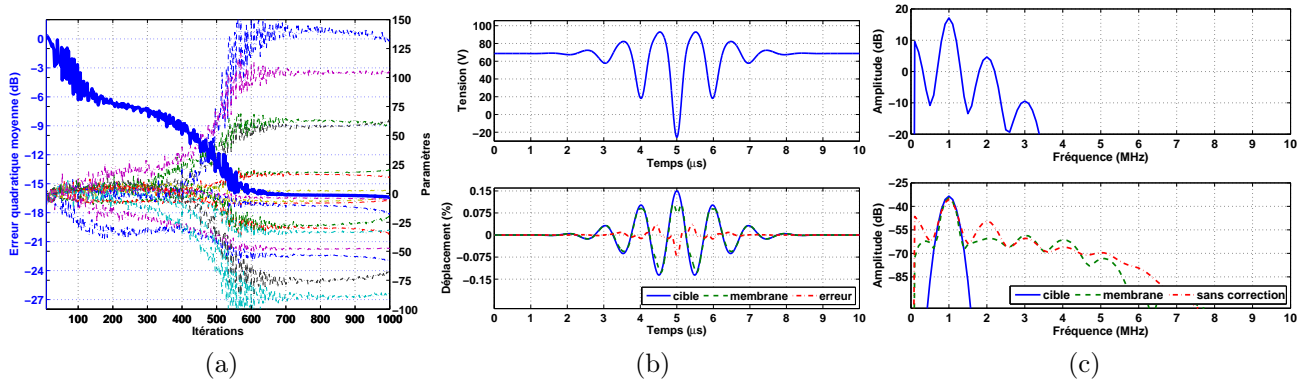


FIGURE 5.8 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 15\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

similaires. Les résultats sont déplacés en annexe D (p. 161).

#### 5.3.2 Commande optimale pour l’imagerie par inversion d’impulsions

Dans un contexte d’imagerie par inversion d’impulsions, il est important de pouvoir proposer deux commandes optimales pour les deux excitations nécessaires à l’inversion d’impulsions. La première commande optimale ayant été calculée précédemment, nous reproduisons la recherche de la commande optimale mais avec un signal cible déphasé de  $180^\circ$ .

Les résultats sont présentés de la même manière en figure 5.9.

Le signal cible est de nouveau correctement atteint, mais avec une erreur légèrement plus grande. La commande optimale est réalisée par une méthode non-linéaire qui nécessiterait peut-être davantage d’itérations. Cependant l’algorithme propose tout de même une excitation différente de la solution proposée en figure 5.7, ce qui laisse la possibilité d’utiliser le cMUT avec des excitations codées. Chacune des commandes optimales est mémorisée dans le système échographique pour ensuite être utilisée en imagerie par inversion d’impulsions avec les cMUTs.

Lorsque le signal cible a une fréquence correspondante à la moitié de la fréquence de résonance  $f_{rés}$ , les performances sont similaires et déplacées en annexe D (p. 161).

## CHAPITRE 5. COMMANDE OPTIMALE D'UN TRANSDUCTEUR ULTRASONORE CAPACITIF MICRO-USINÉ

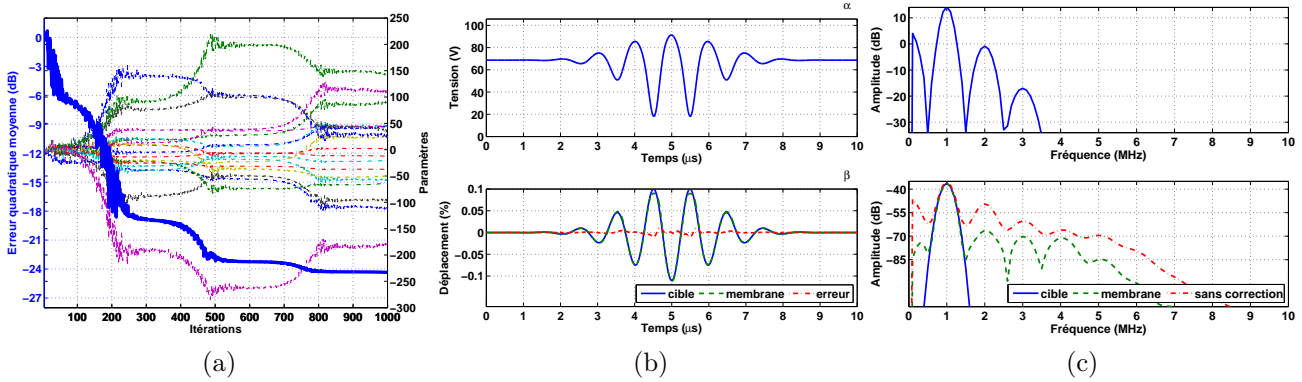


FIGURE 5.9 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de 1 MHz, en opposition de phase par rapport au signal cible présenté en figure 5.7b, et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

### 5.3.3 Commande optimale pour l’imagerie par retournement de *chirps*

Dans le but de montrer que notre méthode peut fonctionner avec un signal cible de notre choix, nous proposons une méthode d’imagerie où le signal cible est plus compliqué avec une sinusoïde modulée en fréquence. Nous nous plaçons alors dans le contexte de l’imagerie par retournement de *chirps* [Bouakaz, 2008].

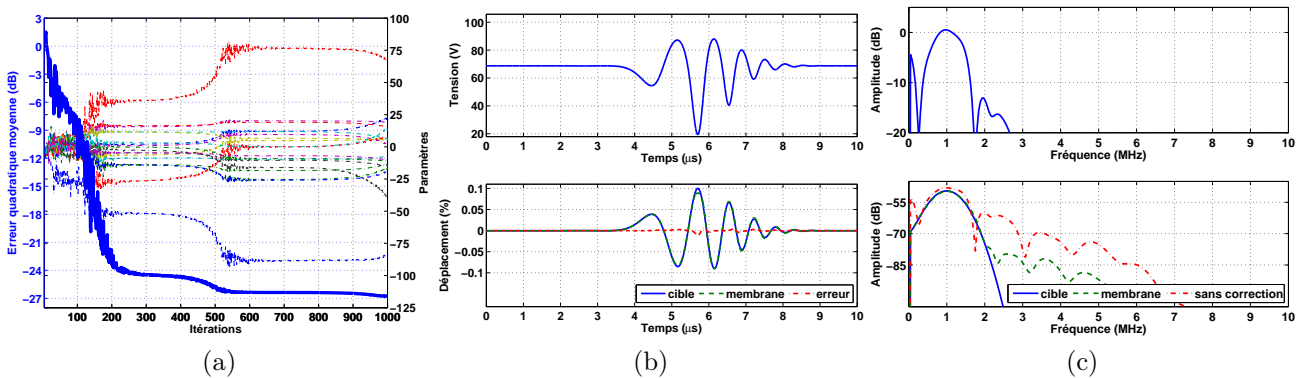


FIGURE 5.10 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où  $f_0 = 1$  MHz et  $\beta_1 = 20$  GHz/s, et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

### 5.3. COMMANDE OPTIMALE DE L'EXCITATION CODÉE POUR LES CMUTS

Le premier signal cible est centré à la fréquence de 1 MHz et modulé avec un coefficient de modulation linéaire de 20 GHz/s, ce qui correspond à un fort coefficient de modulation. Le deuxième signal cible a un coefficient de modulation opposé.

Cette optimisation est présentée en figure 5.10 de la même manière que les autres cas, mais où le signal cible est modulé en fréquence.

L'erreur quadratique moyenne  $MSE$  atteint  $-25$  dB avec une sortie du cMUT qui atteint correctement le signal cible. Spectralement la commande optimale permet de réduire considérablement les fréquences harmoniques.

Pour obtenir les deux commandes optimales nécessaires à la méthode d'imagerie, nous optimisons avec le signal cible de coefficient de modulation opposé. Là encore, la méthode propose une solution qui atteint correctement le signal cible.

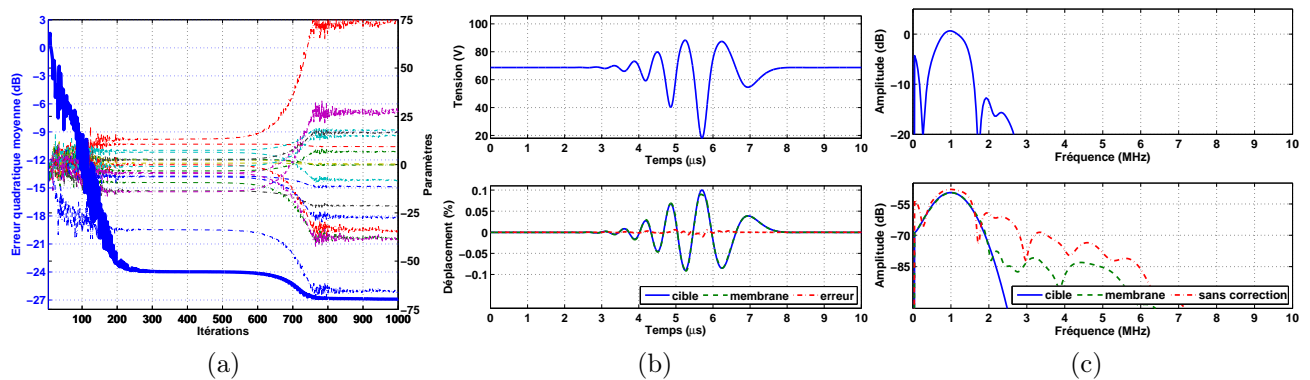


FIGURE 5.11 – Simulation de l'optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où  $f_0 = 1$  MHz et  $\beta_1 = -20$  GHz/s, et d'amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d'entrée du système. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

La recherche itérative de la commande optimale peut fonctionner avec les méthodes d'imagerie utilisant la modulation de fréquence. Si l'objectif est de faire de l'imagerie harmonique par *chirp*, la commande optimale n'est constituée que de l'excitation proposée dans la figure 5.10b. Si l'objectif est de faire de l'imagerie par renversement de signaux modulés en fréquence, il suffit de mémoriser les deux commandes optimales que nous avons présentées dans cette section.

Lorsque le signal cible a une fréquence centrée correspondant à la moitié de la fréquence de résonance et est de même coefficient de modulation, les performances sont proches (annexe D, p. 161).

## 5.4 Conclusion

Notre méthode permet d'atteindre un signal cible à la sortie d'un système, comme le cMUT, en choisissant correctement le signal d'entrée. Cette cible peut être librement choisie sans altérer les performances. L'avantage de notre méthode est d'offrir une solution déterminée automatiquement à partir d'un nombre restreint de paramètres. L'excitation optimale compense les non-linéarités du cMUT à sa sortie. Toutefois l'amplitude du signal cible ne peut dépasser un seuil. Le comportement de la membrane semble être la cause principale des non-linéarités. Si la membrane du cMUT ne peut physiquement pas atteindre le déplacement  $u_{mb}$  souhaité, il n'est plus possible de proposer une excitation qui corrige les non-linéarités.

L'étape suivante consistera à tester notre méthode avec plusieurs membranes cMUT tant en simulation qu'expérimentalement. Cependant les résultats sont encourageants.

# Conclusion

**L**ES systèmes d'imagerie médicale ultrasonore existants ont, jusqu'à présent, pu progresser et présenter des images de meilleures qualités grâce à une meilleure sensibilité des systèmes et à des post-traitements.

Dans cette thèse, nous nous sommes focalisés non pas sur ces post-traitements mais plutôt sur la commande optimale de l'excitation du système d'imagerie. L'objectif ambitieux, que nous nous sommes fixés, était de rechercher cette commande qui optimise un critère dans le système (le contraste par exemple) à l'aide d'une rétroaction. Jusqu'à présent, il n'existait pas ou peu de solutions adaptées à l'imagerie ultrasonore. Les rares méthodes proposées amélioreraient seulement un critère sans toutefois atteindre l'optimale. De plus, il n'était possible d'atteindre l'optimum que de manière empirique.

Notre première contribution majeure a été de simplifier la complexité du problème standard de la commande optimale en proposant plutôt des approches paramétriques sous-optimales réalistes. Désormais nos méthodes ont l'avantage de proposer l'optimum et de manière automatique. L'ubiquité potentielle de nos méthodes de commande optimale porte également sur quelques propriétés avantageuses dont voici une liste non exhaustive :

1. le réglage de la commande n'est plus un choix manuel et difficile pour le constructeur ou le médecin puisque la méthode propose d'elle-même un réglage optimal garantissant les meilleures conditions d'utilisation ;
2. aucune connaissance du système ou du milieu exploré n'est nécessaire puisque la méthode s'adapte d'elle-même aux conditions d'utilisation, aux variations du système ou du milieu durant l'examen ;
3. l'optimisation d'un critère est garantie à tout moment de l'examen.

Trois étapes de la mise en œuvre du bouclage constitue l'essentiel de la difficulté et la réussite de la recherche de la commande optimale :

1. la fonction de coût  $J(\theta)$  doit décrire correctement l'objectif;
2. les variables  $\theta$  qui définissent la commande doivent influencer la fonction de coût;
3. l'algorithme doit être suffisamment robuste pour trouver le maximum global et il doit être suffisamment rapide.

En répondant correctement à ces trois points, le principe de la commande optimale peut s'appliquer dans un grand nombre de cas. En effet, la fonction de coût est, en absolue, indépendante du modèle de simulation ou de l'expérience, puisque elle ne prend en compte, de façon itérative, que les mesures des signaux en entrée et en sortie de la chaîne d'imagerie. Nous avons d'abord appliqué ce principe aux systèmes d'imagerie harmonique. Ensuite, un autre résultat majeur de notre approche est qu'elle lève un verrou technologique d'une importance considérable. En effet, nos méthodes vont permettre une utilisation plus large des transducteurs capacitifs cMUTs en imagerie ultrasonore codée qui était encore inaccessible aujourd'hui. Enfin, nous imaginons une application dans l'ensemble de l'imagerie et en particulier pour l'imagerie Doppler.

Une implémentation immédiate dans les imageurs du commerce n'est pas directement exploitable, puisqu'il est nécessaire de disposer d'un générateur de signaux analogique programmable. Cependant, grâce au développement croissant de l'électronique, l'exploitation de nos techniques dans de nouveaux systèmes d'imagerie ultrasonore sera un défi majeur pour les entreprises innovantes pour la prochaine décennie.

Pour notre part, nous envisageons également l'utilisation d'algorithmes qui permettront une vitesse de convergence plus rapide. Dans le même objectif, nous proposerons une réduction du nombre de paramètres sans réduire le degré de liberté de la forme de la commande. Ce point permettra de réduire le nombre de mesures par itération.

# Bibliographie

- [Anderson, 2000] ANDERSON, M. E. (2000). A 2D Nonlinear Wave Propagation Solver Written in Open-Source MATLABCode. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, pages 1351–1354.
- [Åström et Wittenmark, 1994] ÅSTRÖM, K. J. et WITTENMARK, B. (1994). *Adaptive Control*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, États-Unis d’Amérique.
- [Averkiou, 2000] AVERKIOU, M. A. (2000). Tissue Harmonic Imaging. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, volume 2, pages 1563–1572.
- [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.
- [Becher et Burns, 2000] BECHER, H. et BURNS, P. N. (2000). *Handbook of Contrast Echocardiography : Left Ventricular Function and Myocardial Perfusion*. Springer, New York, NY, États-Unis d’Amérique.
- [Borsboom et al., 2009] BORSBOOM, J. M. G., BOUAKAZ, A. et de JONG, N. (2009). Pulse Subtraction Time Delay Imaging Method for Ultrasound Contrast Agent Detection. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 56(6):1151–1158.
- [Borsboom et al., 2005] BORSBOOM, J. M. G., CHIN, C. T., BOUAKAZ, A., VERSLUIS, M. et de JONG, N. (2005). Harmonic chirp imaging method for ultrasound contrast agent. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(2):241–249.
- [Borsboom et al., 2003] BORSBOOM, J. M. G., CHIN, C. T. et de JONG, N. (2003). Nonlinear Coded Excitation Method for Ultrasound Contrast Imaging. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 29(2):277–284.

- 
- [Bouakaz, 2008] BOUAKAZ, A. (2008). Chirp Reversal Ultrasound Contrast Imaging. (EP 20050291354).
- [Bouakaz *et al.*, 2002] BOUAKAZ, A., FRIGSTAD, S., TEN CATE, F. J. et de JONG, N. (2002). Super Harmonic Imaging : A New Imaging Technique for Improved Contrast Detection. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 28(1):59–68.
- [Brock-fisher *et al.*, 1996] BROCK-FISHER, G. A., POLAND, M. D. et RAFTER, P. G. (1996). Means for increasing sensitivity in non-linear ultrasound imaging systems. (US 5577505).
- [Burns, 2002] BURNS, P. N. (2002). Instrumentation for Contrast Echocardiography. *Echocardiography*, 19(3):241–258.
- [Chiao et Hao, 2005] CHIAO, R. et HAO, X. (2005). Coded Excitation for Diagnostic Ultrasound : a System Developer’s Perspective. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(2):160–170.
- [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):5469–5480.
- [de Jong *et al.*, 2007] de JONG, N., EMMER, M., CHIN, C. T., BOUAKAZ, A., MASTIK, F., LOHSE, D. et VERSLUIS, M. (2007). “Compression-Only” Behavior of Phospholipid-Coated Contrast Bubbles. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 33(4):653–656.
- [Dominguez *et al.*, 2005] DOMINGUEZ, N., GIBIAT, V. et ESQUERRE, Y. (2005). Time Domain Topological Gradient and Time Reversal Analogy : An Inverse Method for Ultrasonic Target Detection. *Wave Motion*, 42(1):31–52.
- [Fink, 1992] FINK, M. (1992). Time-reversal of Ultrasonic Fields .1. Basic Principles. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 39(5): 555–566.
- [Forsberg *et al.*, 2000] FORSBERG, F., SHI, W. T. et GOLDBERG, B. B. (2000). Subharmonic Imaging of Contrast Agents. *Ultrasonics*, 38(1-8):93–98.
- [Frinking *et al.*, 2000] FRINKING, P. J. A., 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.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [Ghrist *et al.*, 2001] GHRIST, M., FÖRNBERG, B. et DRISCOLL, T. A. (2001). Staggered Time Integrators for Wave Equations. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 38(3):718–741.
- [Girault, 2010] GIRAULT, J.-M. (2010). *Analyses et traitements : de l'imagerie ultrasonore médicale aux séries temporelles biomédicales*. Habilitation à diriger des recherches, Université François Rabelais de Tours, Tours, France.
- [Golub et van Loan, 1989] GOLUB, G. H. et VAN LOAN, C. F. (1989). *Matrix Computations*. Baltimore, États-Unis d'Amérique, 2 édition.
- [Greis, 2004] GREIS, C. (2004). Technology Overview : SonoVue (Bracco, Milan). *European Radiology*, 14:P11–P15.
- [Haller et Khuri-Yakub, 1996] HALLER, M. I. et KHURI-YAKUB, B. T. (1996). A Surface Micromachined Electrostatic Ultrasonic Air Transducer. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 43(1):1–6.
- [Hossack *et al.*, 2000] HOSSACK, J. A., MAUCHAMP, P. et RATSIMANDRESY, L. (2000). A High Bandwidth Transducer Optimized for Harmonic Imaging. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, volume 2, pages 1021–1024.
- [Idier, 2008] IDIER, J. (2008). *Bayesian Approach to Inverse Problems*. ISTE Ltd and John Wiley & Sons Inc., Londres, Royaume-Uni.
- [Kirk, 2004] KIRK, D. E. (2004). *Optimal Control Theory : An Introduction*. Dover Publications Inc., Mineola, NY, États-Unis d'Amérique.
- [Klauder *et al.*, 1960] KLAUDER, J. R., PRICE, A. C., DARLINGTON, S. et ALBERSHEIM, W. J. (1960). The Theory and Design of Chirp Radars. *The Bell System Technical Journal*, 38(4):745–808.
- [Lacoume *et al.*, 1997] LACOUME, J.-L., AMBLARD, P.-O. et COMON, P. (1997). *Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal*. Masson, Paris, France.
- [Lingvall, 2004] LINGVALL, F. (2004). *Time-domain Reconstruction Methods for Ultrasonic Array Imaging*. Thèse de doctorat, Uppsala University, Uppsala, Sweden.
- [Lohfink et Eccardt, 2005] LOHFINK, A. et ECCARDT, P.-C. (2005). Linear and Nonlinear Equivalent Circuit Modeling of CMUTs. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(12):2163–2172.
- [Marmottant *et al.*, 2005] MARMOTTANT, P., van der MEER, S., EMMER, M., VERSLUIS, M., de JONG, N., HILGENFELDT, S. et LOHSE, D. (2005). A Model

- for Large Amplitude Oscillations of Coated Bubbles Accounting for Buckling and Rupture. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 118(6):3499–3505.
- [Michaut, 1992] MICHAUT, F. (1992). *Méthodes adaptatives pour le signal : outils mathématiques et mise en oeuvre des algorithmes*. Hermes, Paris, France.
- [Misaridis, 2001] MISARIDIS, T. (2001). *Ultrasound Imaging Coded Signals*. Thèse de doctorat, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark.
- [Misaridis et Jensen, 2005] MISARIDIS, T. et JENSEN, J. A. (2005). Use of Modulated Excitation Signals in Medical Ultrasound. Part I : Basic Concepts and Expected Benefits. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 52(2):177–191.
- [Mleczko et al., 2007] MLECZKO, M., WILKENING, W. G. et SCHMITZ, G. (2007). Optimal Pulse Sequences for the Suppression of Memoryless Tissue Harmonics. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, pages 542–545.
- [Ménigot et al., 2009] MÉNIGOT, S., NOVELL, A., BOUAKAZ, A. et GIRAULT, J.-M. (2009). Improvement of the Power Response in Contrast Imaging with Transmit Frequency Optimization. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, pages 1–4.
- [Ménigot et al., 2010] MÉNIGOT, S., VOICU, I., NOVELL, A., ELKATEB HACHEMI AMAR, M. et GIRAULT, J.-M. (2010). Adaptive Matched Filters for Contrast Imaging. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, pages 1–4.
- [Nelder et Mead, 1965] NELDER, J. A. et MEAD, R. (1965). A Simplex Method for Function Minimization. *The Computer Journal*, 7(4):308–313.
- [Newman et Rozycki, 1998] NEWMAN, P. G. et ROZYCKI, G. S. (1998). The History of Ultrasound. *Surgical Clinics Of North America*, 78(2):179–195.
- [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.
- [Oguz et al., 2010] OGUZ, H. K., OLCUM, S., SENLIK, M. N., TAS, V., ATALAR, A. et KOYMEN, H. (2010). Nonlinear Modeling of an Immersed Transmitting Capacitive Micromachined Ultrasonic Transducer for Harmonic Balance Analysis. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 57(2): 438–447.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [Pauzin, 2009] PAUZIN, M.-C. (2009). *Modélisation du comportement dynamique d'un agent de contraste ultrasonore*. Thèse de doctorat, Université de Provence Aix-Marseille I, Marseille, France.
- [Phillips et Gardner, 2004] PHILLIPS, P. et GARDNER, E. (2004). Contrast-Agent Detection and Quantification. *European Radiology*, 14:4–10.
- [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.
- [Plesset, 1949] PLESSET, M. S. (1949). The Dynamics of Cavitation Bubbles. *Journal of Applied Mechanics*, 16:277–282.
- [Prada et Fink, 1994] PRADA, C. et FINK, M. (1994). Eigenmodes of the Time Reversal Operator : A Solution to Selective Focusing in Multiple-target Media. *Wave Motion*, 20(2):151–163.
- [Rao, 1994] RAO, N. A. H. K. (1994). Investigation of a Pulse Compression Technique for Medical Ultrasound : A Simulation Study. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 32(2):181–188.
- [Reddy et Szeri, 2002] REDDY, A. J. et SZERI, A. J. (2002). Optimal Pulse-Inversion Imaging for Microsphere Contrast Agents. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 28(4):483–494.
- [Sahuguet *et al.*, 2010] SAHUGUET, P., GIBIAT, V. et JACOB, X. (2010). Quantitative Numerical Approach for Ultrasound Imaging with Time Domain Topological Energy. *In Proceeding of 20th International Congress on Acoustics*.
- [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.
- [Sénégon, 2010] SÉNÉGOND, N. (2010). *Approche temporelle de la simulation et de la caractérisation des transducteurs ultrasonores capacitifs micro-usinés*. Thèse de doctorat, Université François Rabelais de Tours, Tours, France.
- [Soetanto et Chan, 2000] SOETANTO, K. et CHAN, M. (2000). Study on the Lifetime and Attenuation Properties of Microbubbles Coated with Carboxylic Acid Salts. *Ultrasonics*, 38(10):969–977.

- [Song *et al.*, 2011] SONG, J., CHANG, J. H., SONG, T.-K. et YOO, Y. (2011). Coded Tissue Harmonic Imaging with Nonlinear Chirp Signals. *Ultrasonics*, 51(4):516–521.
- [Stepanishen, 1978] STEPANISHEN, P. R. (1978). Radiated Power and Radiation Loading of Cylindrical Surfaces With Nonuniform Velocity Distributions. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 63(2):328–338.
- [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. (2004). *Diagnostic Ultrasound Imaging : Inside Out*. Academic Press, Londres, Royaume-Uni.
- [Tauber, 2005] TAUBER, C. (2005). *Filtrage anisotrope robuste et segmentation par B-splin snake : application aux images échographiques*. Thèse de doctorat, Institut national polytechnique de Toulouse, Toulouse, France.
- [Tranquart *et al.*, 2007a] TRANQUART, F., CORREAS, J.-M. et BOUAKAZ, A. (2007a). *Échographie de contraste, Méthodologie et applications cliniques*, chapitre Principes physiques des méthodes d'imagerie de contraste, pages 45–57. Springer, Paris, France.
- [Tranquart *et al.*, 2007b] TRANQUART, F., CORREAS, J.-M. et BOUAKAZ, A. (2007b). *Échographie de contraste, Méthodologie et applications cliniques*, chapitre Dynamique de la microbulle, pages 25–43. Springer, Paris, France.
- [van der Meer *et al.*, 2004] van der MEER, S. M., VERSLUIS, M., LOHSE, D., CHIN, C. T., BOUAKAZ, A. et de JONG, N. (2004). The Resonance Frequency of SonoVue(TM) as Observed by High-Speed Optical Imaging. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, volume 1, pages 343–345.
- [Widrow et Stearns, 1985] WIDROW, B. et STEARNS, S. (1985). *Adaptive Signal Processing*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, 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.
- [Wilhjelm, 1993] WILHJELM, J. (1993). Bandwidth Expressions of Gaussian Weighted Chirp. *Electronics Letters*, 29(25):2161–2162.

## BIBLIOGRAPHIE

---

- [Wojcik *et al.*, 1997] WOJCIK, G., FOMBERG, B., WAAG, R., CARCIONE, L., MOULD, J., NIKODYM, L. et DRISCOLL, T. (1997). Pseudospectral Methods for Large-scale Bioacoustic Models. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, volume 2, pages 1501–1506.
- [Zhou *et al.*, 2004] ZHOU, S., REYNOLDS, P. et HOSSACK, J. (2004). Precompensated Excitation Waveforms to Suppress Harmonic Generation in MEMS Electrostatic Transducers. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*, 51(11):1564–1574.



# Annexes



## Annexe A

# Algorithme d'optimisation

**L**ES algorithmes d'optimisation sont nombreux. Mais tous ont pour objectif de minimiser une fonction de coût<sup>a</sup> à l'aide de paramètres que l'algorithme doit déterminer. Certains algorithmes offrent une meilleure robustesse et d'autres une meilleure rapidité de convergence. Par exemple, dans le cas d'optimisations très complexes, les métaheuristiques, comme le recuit simulé, sont une classe d'algorithmes d'optimisation qui tentent d'obtenir une valeur approchée de l'optimum global. Cependant, ces derniers étant relativement complexes, nous avons fait le choix d'algorithmes plus simples d'implémentation.

Dans cette thèse, nous avons utilisé deux algorithmes différents : la méthode basée sur le gradient et la méthode de NELDER-MEAD. Le premier algorithme est réputé pour être simple, tandis que le second offre une meilleure robustesse.

### A.1 Algorithme basé sur le gradient

La rétroaction de nos systèmes en boucle fermée correspond à notre algorithme d'optimisation. L'algorithme optimise une fonction de coût  $J(\mathbf{w})$  de manière itérative. L'algorithme est basé sur le principe de la descente de gradient définie par la relation de récurrence suivante [Widrow et Stearns, 1985] :

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \mu_k(\nabla J), \quad (\text{A.1})$$

---

a. Maximiser revient à minimiser l'opposé de la fonction.

où  $\mathbf{w}_k = [w_{1,k} \cdots w_{N,k}]^T$  est le vecteur des  $N$  paramètres d'optimisation à l'itération  $k$ <sup>b</sup>. Le vecteur de coefficient  $\mu_k = [\mu_{1,k} \cdots \mu_{N,k}]^T$  gouverne le sens et la vitesse de convergence. Enfin, le gradient à l'itération  $k$  et pour le paramètre  $w_i$  s'exprime selon l'équation suivante :

$$\nabla_{i,k}(J) = \frac{\partial J}{\partial w_i} = \frac{J(w_{j,k}, w_{i,k}) - J(w_{j,k-1}, w_{i,k})}{w_{i,k} - w_{i,k-1}}. \quad (\text{A.2})$$

Cependant, le gradient étant un rapport de deux grandeurs de dimensions différents, nous modifions la relation de récurrence telle que :

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \mu_k \cdot \Delta \mathbf{w}, \quad (\text{A.3})$$

où  $\Delta \mathbf{w} = [\Delta w_1 \cdots \Delta w_N]^T$ . Lorsque la dimension de  $w_i$  est une fréquence,  $\Delta w_i$  vaut 50 kHz ; tandis que si  $w_i$  exprime le rapport  $\alpha$  (dans le chapitre 3), alors  $\Delta w_i$  vaut 5/100.

Le sens de convergence est appliqué au coefficient  $\mu_k$ . Ce coefficient est initialisé avec  $w_i = 2$  et est défini par l'équation A.4 :

$$\mu_{i,k} = \begin{cases} \mu_{i,k-1} & \text{si } \text{sign} [\nabla_{i,k}(J)] = \text{sign} [\nabla_{i,k-1}(J)] \\ -\frac{\mu_{i,k-1}}{2} & \text{si } \text{sign} [\nabla_{i,k}(J)] \neq \text{sign} [\nabla_{i,k-1}(J)] \end{cases}, \quad (\text{A.4})$$

où  $\text{sign}(t)$  est la fonction signe qui est égale à 1 si  $t > 0$ , 0 si  $t = 0$  et  $-1$  si  $t < 0$ . Notez qu'une phase d'initialisation de  $3^N$  mesures est nécessaires pour démarrer l'optimisation.

## A.2 Algorithme de NELDER-MEAD

La méthode de NELDER-MEAD est un algorithme d'optimisation non-linéaire [Nelder et Mead, 1965], réputé pour être plus robuste que la méthode du gradient. Elle est parfois appelée méthode du simplexe ou « *simplex downhill* » et est basée sur le concept de simplexe. Le simplexe est une généralisation du triangle à une dimension quelconque. Ainsi l'algorithme cherche le maximum de la fonction de coût  $J$  en l'encadrant progressivement dans le simplexe.

---

b. <sup>T</sup> est le symbole de la transposée.

## A.2. ALGORITHME DE NELDER-MEAD

---

Tout d'abord, une phase d'initialisation est nécessaire pour définir les coordonnées  $\mathbf{w}' = [w'_1, \dots, w'_{N+1}]$  des  $N + 1$  sommets du premier simplexe où  $N$  est le degré de liberté de la fonction de coût  $J$ . La fonction de coût est évaluée en tous les sommets du simplexe.

Ensuite l'algorithme commence la phase itérative qui recherche le minimum de la fonction de coût  $J$  :

1. les mesures de la fonction de coût pour les  $N + 1$  sommets du simplexe sont triées dans l'ordre croissant et réindexées telles que :

$$J(w_1) \leq J(w_2) \leq \dots \leq J(w_{N+1});$$

2. le centre de gravité du simplexe  $w_G$  des  $\mathbf{w}$  est calculé pour en déduire la fonction de coût en ces coordonnées ;
3. la fonction de coût est évaluée au point de réflexion de  $w_{N+1}$  :

$$w_R = w_G + \mu_R(w_G - w_{N+1}).$$

Ces coordonnées correspondent au point de réflexion du maximum de la fonction de coût par rapport au centre de gravité  $w_G$ . Si le point de réflexion  $w_R$  est meilleur que l'avant-dernier point  $w_N$  et supérieur au premier point  $w_1$  ( $J(w_1) \leq J(w_R) \leq J(w_N)$ ) alors un nouveau simplexe est formé en remplaçant le plus mauvais point par  $w_{N+1}$  par le point de réflexion, et retour à l'étape 1 ;

4. si le point de réflexion  $w_R$  est meilleur que le premier point  $w_1$ , alors le simplexe ne contient pas le minimum de la fonction de coût  $J$ . Un point d'extension est alors déterminé tel que :

$$w_E = w_G + \mu_E(w_G - w_{N+1}).$$

Si le point d'extension  $w_E$  est meilleur que le point de réflexion  $w_R$  ( $J(w_E) < J(w_R)$ ), alors un nouveau simplexe est formé en remplaçant le plus mauvais point  $w_{N+1}$  par le point d'extension  $w_E$ . Sinon un nouveau simplexe est construit en remplaçant  $w_{N+1}$  par  $w_R$ . Retour à l'étape 1 ;

5. si le point de réflexion  $w_R$  est supérieur à l'avant-dernier point  $w_N$  ( $J(w_R) \geq J(w_N)$ ), alors un point de contraction  $w_C$  est déterminé tel que :

$$w_C = w_{N+1} + \mu_C(w_G - w_{N+1}).$$

Si le point de contraction est meilleur que le plus mauvais point ( $J(w_C) < J(w_{N+1})$ ), alors un nouveau simplexe est déterminé en remplaçant le plus mauvais point  $w_{N+1}$  avec le point de contraction  $w_C$  et retour à l'étape 1.

6. si le point de contraction  $w_C$  est supérieur au plus mauvais point  $w_{N+1}$  ( $J(w_C) > J(w_{N+1})$ ), alors le simplexe est réduit en remplaçant tous les points tels que

$$w_i = w_1 + \mu(w_i - w_1),$$

et retour à l'étape 1.


Les coefficients de réflexion  $\mu_R$ , d'extension  $\mu_E$ , de contraction  $\mu_C$  et de réduction  $\mu_\varsigma$  sont habituellement choisis tels que :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_R = 1, \\ \mu_E = 2, \\ \mu_C = \frac{1}{2}, \\ \mu_\varsigma = \frac{1}{2}, \end{array} \right.$$

Il est à noter qu'il est parfois nécessaire de normaliser le vecteur  $w$  afin que tous les paramètres aient le même ordre de grandeur pour une bonne optimisation.

## Annexe B

# Commande optimale en imagerie par inversion d'impulsions

 CETTE annexe présente les résultats de la commande optimale en imagerie par inversion d'impulsions à l'aide de la famille de demi-sinusoïdes tronquées, présentées dans la section 3.2.2 (p. 87).

## B.1 Réglage des fréquences des demi-sinusoïdes tronquées

Ici nous montrons que le réglage simultané des fréquences de deux demi-sinusoïdes permet d'augmenter encore le *CTR* par rapport à la seule optimisation de la fréquence  $f_0$ . Tout d'abord, nous vérifions l'existence de ce maximum. De plus, nous vérifions qu'il n'est pas à la position  $f_1 = f_2$ . La figure B.1 présente la recherche empirique des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa. Nous reportons également les recherches automatiques par l'algorithme du gradient en ligne noire et par l'algorithme de NELDER-MEAD.

L'optimisation automatique du *CTR* par les fréquences  $f_1$  et  $f_2$  est présentée en figure B.2. La figure B.2a présente l'optimisation par l'algorithme du gradient tandis que la figure B.2b présente l'optimisation par l'algorithme de NELDER-MEAD en ligne blanche.

## ANNEXE B. COMMANDE OPTIMALE EN IMAGERIE PAR INVERSION D'IMPULSIONS

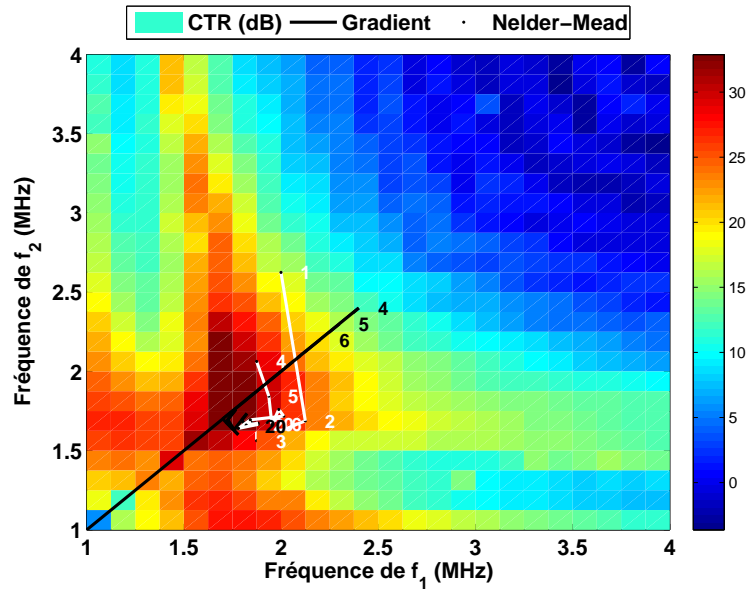


FIGURE B.1 – Simulation de la recherche empirique du maximum du  $CTR$  en fonction des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa. Les recherches automatiques sont reportées en noir pour l'algorithme du gradient et en blanc pour l'algorithme de NELDER-MEAD.

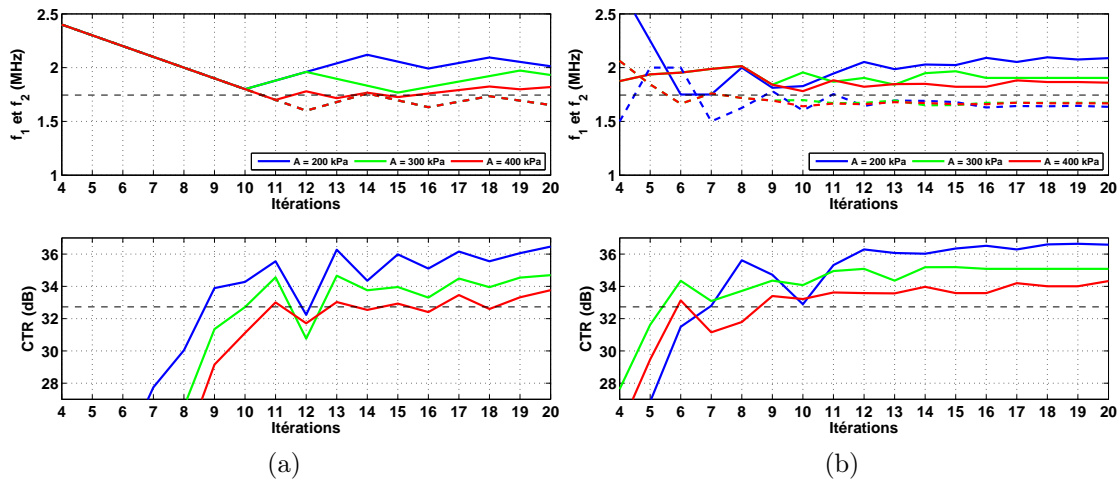


FIGURE B.2 – Simulations des optimisations automatiques à l'aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression  $A_0$  par l'algorithme basé sur le gradient (a) et par l'algorithme de NELDER-MEAD (b). Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés.

## B.2. RÉGLAGE DU RAPPORT DES AMPLITUDES DES DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

Enfin nous présentons l'image synthétique avec l'excitation sous-optimale que nous avons calculée précédemment.

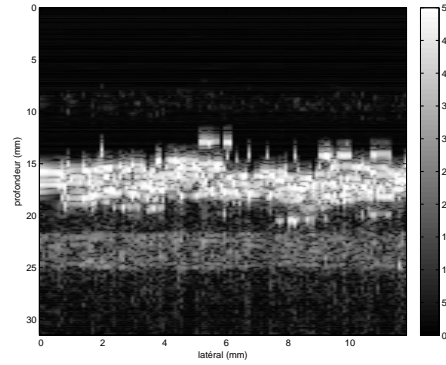


FIGURE B.3 – Image synthétique en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_1$  et  $f_2$ .

## B.2 Réglage du rapport des amplitudes des demi-sinusoides tronquées

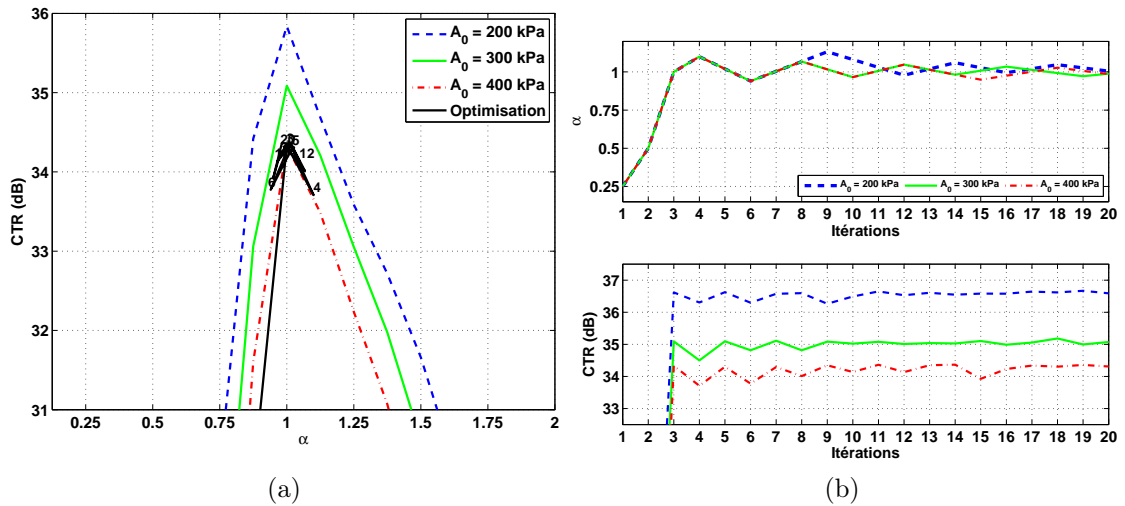


FIGURE B.4 – Simulations des optimisations à l'aide du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de  $\alpha$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du  $CTR$  à l'aide de  $\alpha$  par un algorithme du gradient.

Cette troisième optimisation en imagerie par inversion d'impulsions règle le rapport  $\alpha$  en considérant les valeurs des fréquences  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  obtenues dans

l'optimisation précédente. La figure B.4a représente le  $CTR$  en fonction du rapport  $\alpha$  et pour différents niveaux de pression  $A_0$ . En haut de la figure B.4b, le  $CTR$  est représenté au cours des itérations  $k$ , tandis qu'en bas de la figure la paramètre  $\alpha_k$  associé est représenté. Le rapport  $\alpha$  optimal est très légèrement différent de 1.

L'image obtenue pour ce rapport  $\alpha$  est reportée en figure B.5.

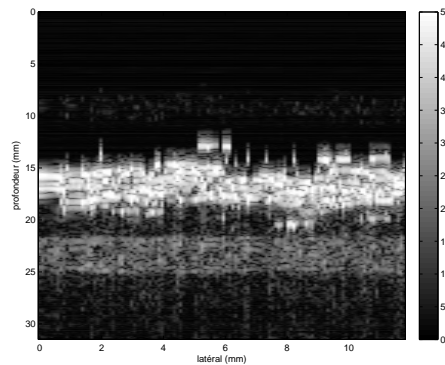


FIGURE B.5 – Image synthétique en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ .

### B.3 Réglage des fréquences et du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées

Cette dernière proposition de paramètres pour l'imagerie par inversion d'impulsions se propose d'optimiser simultanément les fréquences  $f_1$ ,  $f_2$  et le rapport  $\alpha$  des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées. La figure B.6 représente le  $CTR$  en fonction des itérations  $k$  en bas, les fréquences des demi-sinusoïdes tronquées en haut suivies du rapport  $\alpha$  qui règle les amplitudes. Tout d'abord, cette optimisation propose un  $CTR$  plus élevé que la précédente optimisation. Ensuite la vitesse de convergence n'a pas changée. Enfin, remarquez que cette fois  $f_1$  est plus petite que  $f_2$ .

Nous calculons l'image synthétique représentée en figure B.7 pour une excitation avec ces paramètres optimaux.

### B.3. RÉGLAGE DES FRÉQUENCES ET DU RAPPORT DES AMPLITUDES DES DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

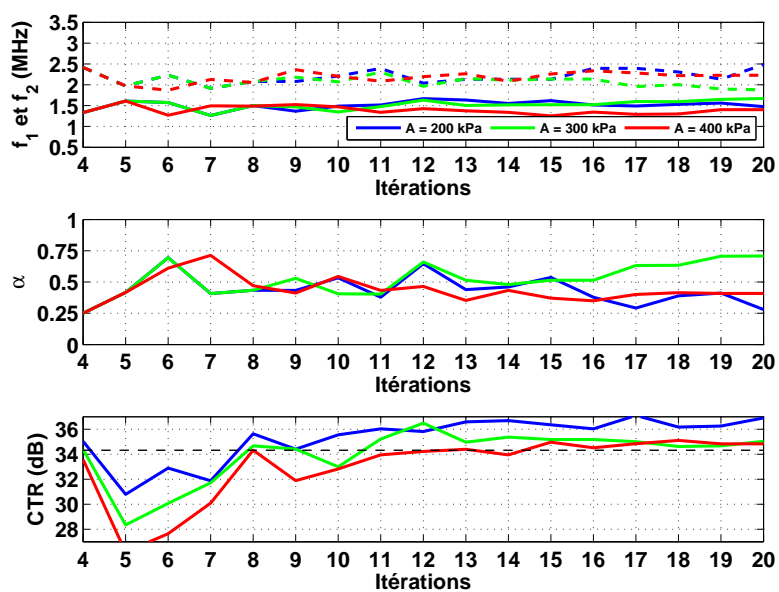


FIGURE B.6 – Simulations des optimisations automatiques à l'aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$ , ainsi que du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression  $A_0$ . Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés.

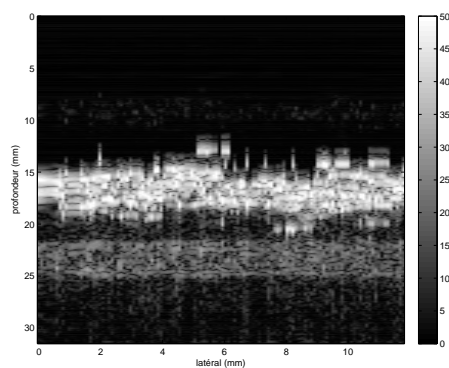



FIGURE B.7 – Image synthétique en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ .

ANNEXE B. COMMANDE OPTIMALE EN IMAGERIE PAR INVERSION  
D'IMPULSIONS

---

## Annexe C

# Commande optimale en imagerie par modulation de phase et d'amplitude

 CETTE annexe présente les résultats de la commande optimale en imagerie par modulation de phase et d'amplitude à l'aide de la famille de demi-sinusoides tronquées, présentées dans la section 3.2.3 (p. 95).

### C.1 Réglage de la fréquence d'excitation

Nous commençons tout d'abord par l'optimisation à un seul paramètre. La figure C.1 présente l'optimisation du *CTR* en fonction de la fréquence d'excitation  $f_0$ . La figure C.1a présente en haut la recherche empirique du maximum du *CTR*, tandis que l'optimisation automatique est présentée en bas.

Tout d'abord, nous retrouvons comme pour les autres méthodes d'imagerie la présence d'un seul maximum dans la fonction *CTR*. Toutefois, la fréquence optimale est différente par rapport à celles des autres méthodes d'imagerie. Le niveau de pression  $A_0$  influence le maximum du *CTR* et sa fréquence optimale. Lorsque le niveau de pression est plus faible, les non-linéarités dans le tissu sont plus faibles, ce qui ne détériore pas le *CTR*. L'optimisation automatique de la fréquence retrouve la fréquence qui permet d'obtenir le *CTR* maximal. À titre d'illustration, nous avons superposé notre optimisation pour le niveau de pression  $A_0$  (ligne noire) à la courbe de recherche empirique en figure C.1a.

Comme pour les autres méthodes d'imagerie, nous observons ce résultat sur des images synthétiques. Les deux premières sont des références (la première à la

## ANNEXE C. COMMANDE OPTIMALE EN IMAGERIE PAR MODULATION DE PHASE ET D'AMPLITUDE

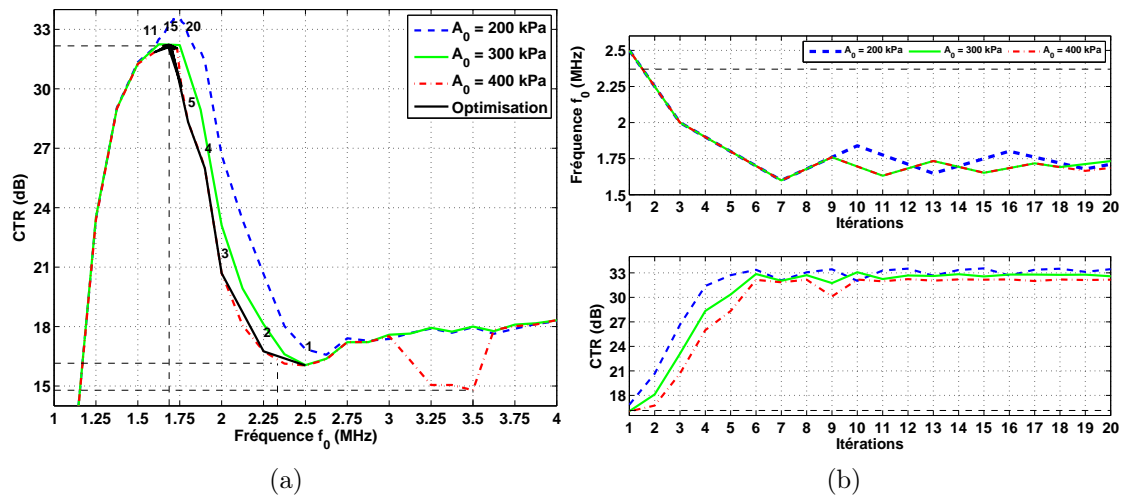


FIGURE C.1 – Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa est noté en noir. (b) Recherches automatiques du  $CTR$  à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  par un algorithme utilisant le gradient.

fréquence centrale  $f_c$ , la seconde aux deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$ ), tandis que la dernière présente les résultats après notre optimisation.

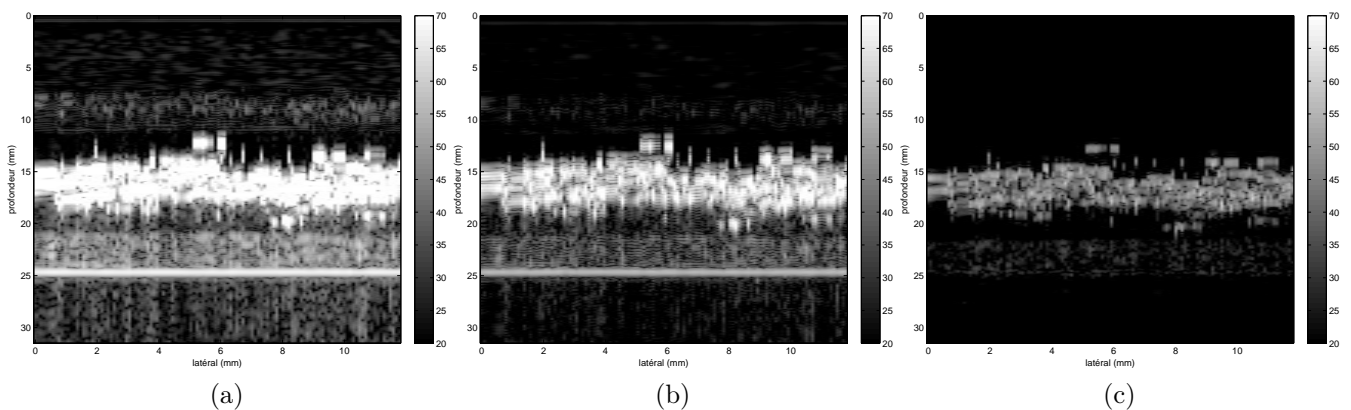


FIGURE C.2 – Images synthétiques en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa où la fréquence d'excitation  $f_0$  est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 3,5$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,33$  MHz), (b) la fréquence optimale ( $f_{0,opt} = 2,28$  MHz).

Enfin nous avons testé ce principe expérimentalement. Après quelques itérations, l'algorithme converge vers le maximum du  $CTR$ .

## C.2. RÉGLAGE DES FRÉQUENCES DES DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

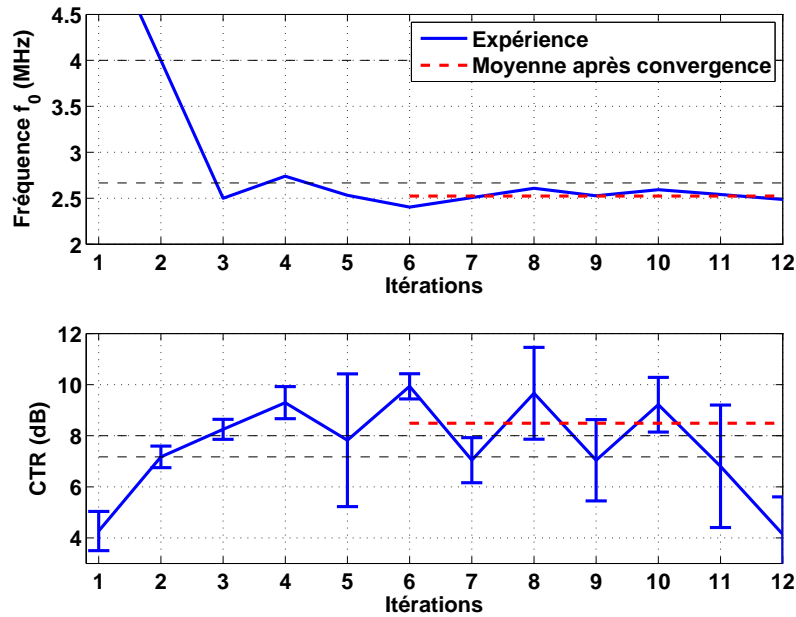


FIGURE C.3 – Expérience d’optimisation automatique à l’aide de la fréquence d’excitation  $f_0$  en imagerie par modulation de phase et d’amplitude par un algorithme du gradient.

## C.2 Réglage des fréquences des demi-sinusoïdes tronquées

Cette deuxième optimisation consiste à augmenter d’un degré de liberté par la recherche d’un réglage optimale de  $f_1$  et  $f_2$ .

La figure C.4 représente le  $CTR$  en fonction des fréquences  $f_1$  et  $f_2$ . Le  $CTR$  maximum est obtenu lorsque les fréquences  $f_1$  et  $f_2$  sont proches.

La deuxième étape consiste à rechercher ce maximum par l’un de nos algorithmes d’optimisation. La figure C.5a présente l’optimisation automatique à l’aide de notre algorithme du gradient, tandis que la figure C.5b présente l’optimisation par l’algorithme de NELDER-MEAD. Dans ces deux figures, le  $CTR$  est représenté en fonction des itérations  $k$  en bas, les fréquences associées en haut.

## ANNEXE C. COMMANDE OPTIMALE EN IMAGERIE PAR MODULATION DE PHASE ET D'AMPLITUDE

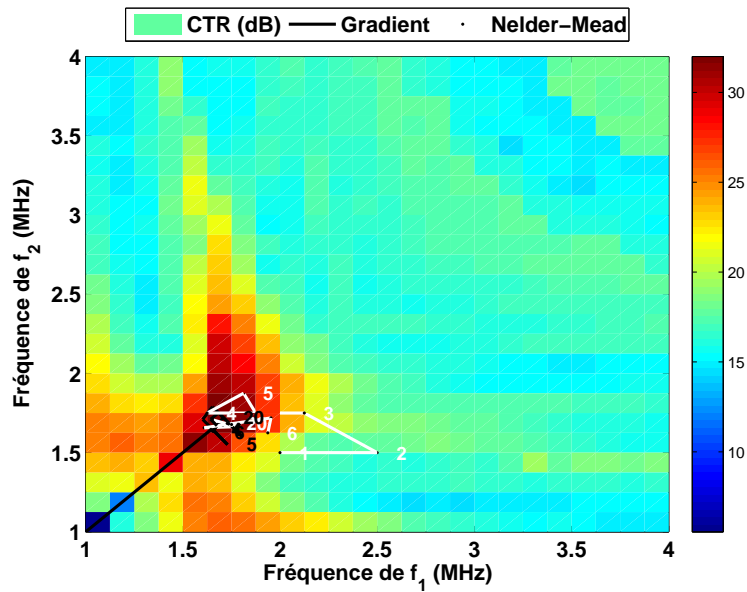


FIGURE C.4 – Simulation de la recherche empirique du maximum du  $CTR$  en fonction des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa.

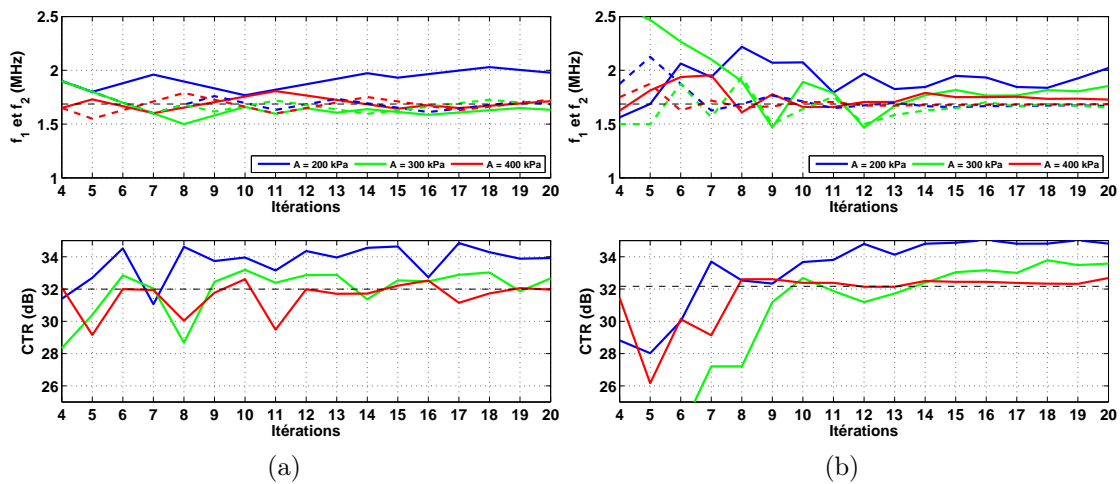


FIGURE C.5 – Simulation des optimisations automatiques à l'aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour différents niveaux de pression  $A_0$  par l'algorithme basé sur le gradient (a) et par l'algorithme de NELDER-MEAD (b). Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés.

### C.3. RÉGLAGE DU RAPPORT DES AMPLITUDES DES DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

Ce résultat est observé sur une image synthétique en figure C.6.

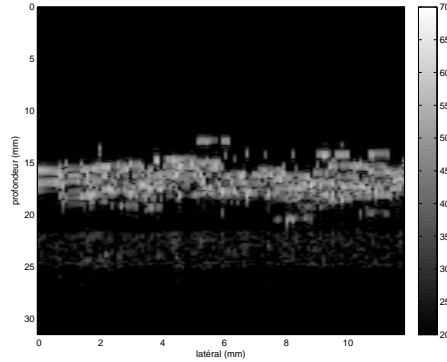


FIGURE C.6 – Image synthétique en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_1$  et  $f_2$ .

### C.3 Réglage du rapport des amplitudes des demi-sinusoides tronquées

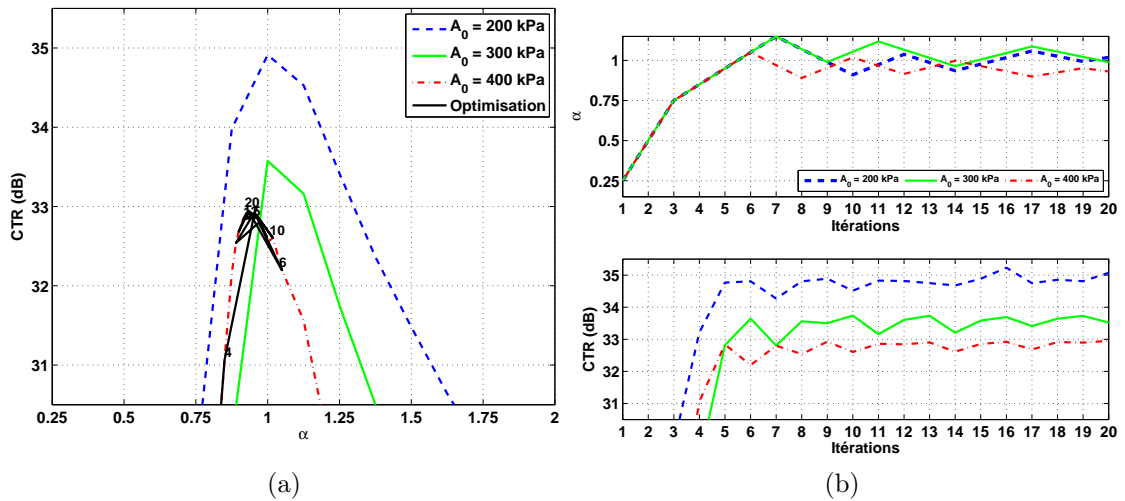


FIGURE C.7 – Simulations des optimisations à l'aide du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de  $\alpha$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa est noté en noir. (b) Recherche automatique du  $CTR$  à l'aide de  $\alpha$  par un algorithme utilisant le gradient.

Cette troisième optimisation reprend le résultat précédent, mais optimise le rapport  $\alpha$  qui règle les amplitudes des demi-sinusoides tronquées. La figure C.7a représente le  $CTR$  en fonction du rapport  $\alpha$  pour différents niveaux de pression

$A_0$ . Ce paramètre permet d'atteindre un nouveau maximum du  $CTR$  lorsque  $\alpha$  est légèrement différent de 1. La figure C.7b présente l'optimisation automatique qui est associée.

À titre d'illustration, observons l'image synthétique (figure C.8) qui offre le  $CTR$  optimal dans ce cas.

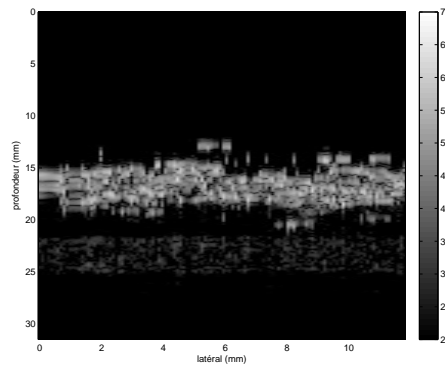


FIGURE C.8 – Image synthétique en imagerie par modulation de phase et d'amplitude pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ .

## C.4 Réglage des fréquences et du rapport des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées

Pour finir, cette dernière optimisation, représentée en figure C.9, propose un réglage simultané des fréquences  $f_1$ ,  $f_2$  et du rapport  $\alpha$  des amplitudes des demi-sinusoïdes tronquées.

Nous calculons l'image synthétique (figure C.10) où l'excitation est déterminée avec les paramètres optimaux.

## C.4. RÉGLAGE DES FRÉQUENCES ET DU RAPPORT DES AMPLITUDES DES DEMI-SINUSOÏDES TRONQUÉES

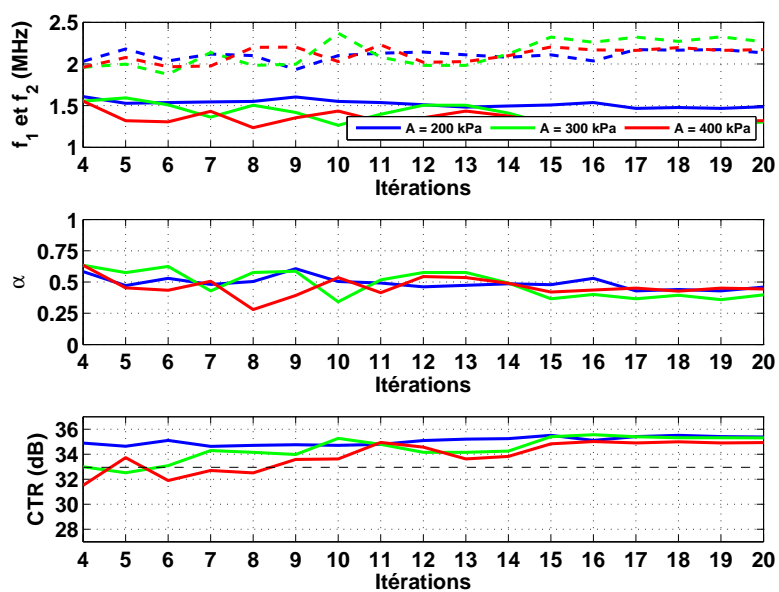


FIGURE C.9 – Simulation des optimisations automatiques à l’aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$ , ainsi que du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie par modulation de phase et d’amplitude pour différents niveaux de pression  $A_0$ . Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  sont en pointillés.

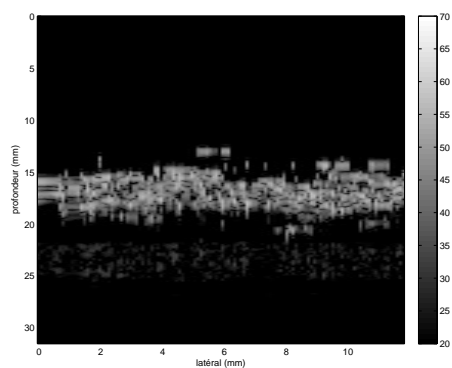



FIGURE C.10 – Image synthétique en imagerie par modulation de phase et d’amplitude pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ .

ANNEXE C. COMMANDE OPTIMALE EN IMAGERIE PAR MODULATION  
DE PHASE ET D'AMPLITUDE

---

## Annexe D

# Commande optimale d'excitation codée pour les cMUTs

 CETTE annexe présente les résultats de la commande optimale des excitations codées pour les cMUTs présentées dans la section 5.3 (p. 124).

## D.1 Commande optimale pour l'imagerie du second harmonique

La commande que nous proposons consiste à se placer à la moitié de la fréquence de résonance, comme le montrait la figure 5.4. La commande optimale est recherchée par un signal cible avec cette nouvelle fréquence.

La figure D.1 représente la commande optimale à la moitié de la fréquence de résonance sous la même forme que précédemment.

Le signal cible est correctement atteint avec une erreur quadratique moyenne  $MSE$  de  $-21$  dB. Spectralement le second harmonique est réduit de 20 dB. Il est important de remarquer que notre méthode réduit le second harmonique, mais également le troisième harmonique; ce que les méthodes existantes ne peuvent pas faire.

Nous présentons également une optimisation où la sortie du cMUT ne suit plus visiblement le signal cible. Dans ce cas, l'amplitude du signal cible était de  $\pm 17,5\%$ . L'erreur quadratique moyenne  $MSE$  atteint tout de même  $-17$  dB. Contrairement au cas du régime forcé, la sortie du cMUT n'est pas écrêtée, mais la membrane n'arrive pas à osciller aussi « lentement » que le signal cible. Spectralement, le second

## ANNEXE D. COMMANDE OPTIMALE D'EXCITATION CODÉE POUR LES CMUTS

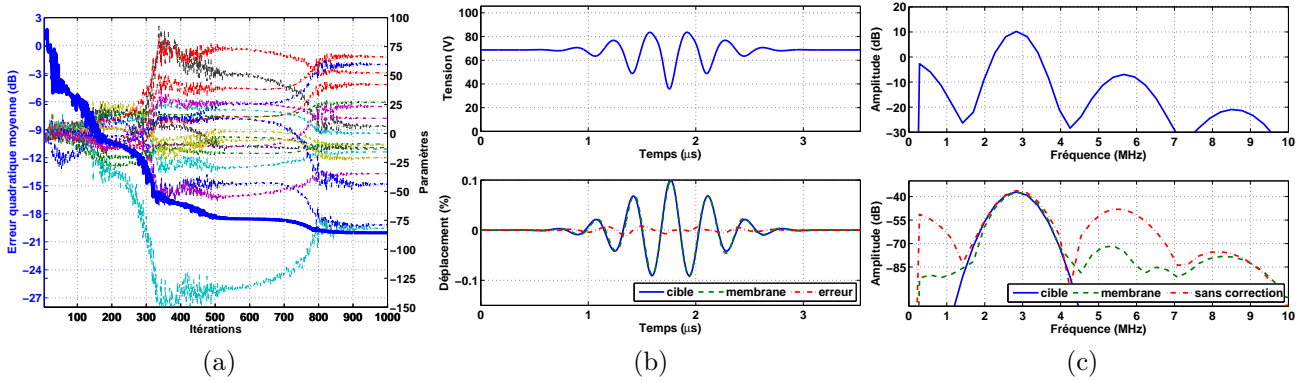


FIGURE D.1 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de fréquence  $f_{rés}/2$  et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

harmonique est tout de même réduit de 10 dB, mais avec une hausse du troisième harmonique.

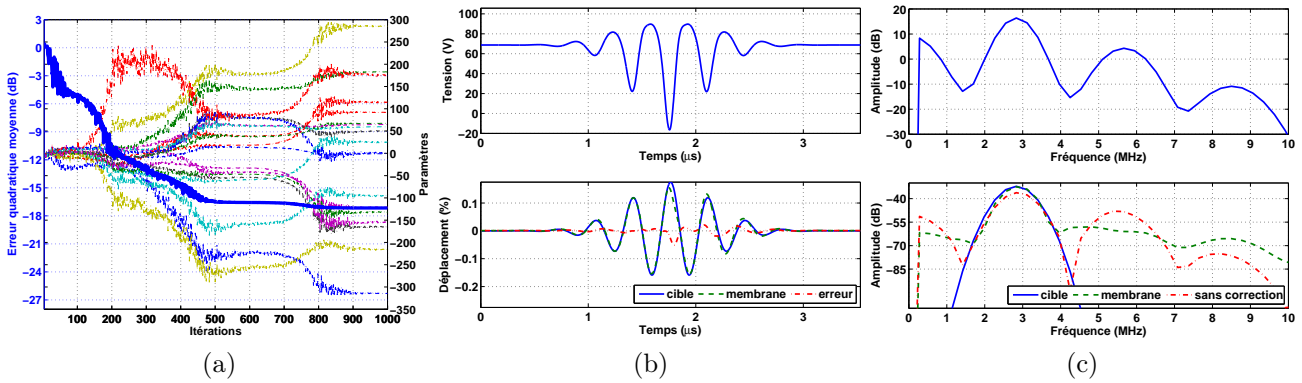


FIGURE D.2 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de fréquence  $f_{rés}/2$  modulé par une gaussienne, et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 17,5\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

## D.2 Commande optimale pour l'imagerie par inversion d'impulsions

Comme pour le régime forcé, nous optimisons avec une cible en opposition de phase présentée en figure D.3. La commande optimale atteint encore une fois correctement le signal cible.

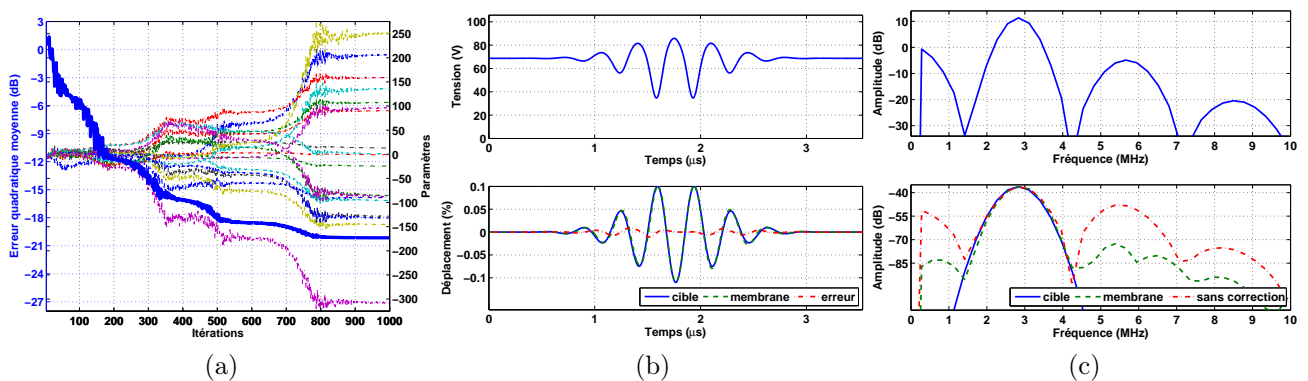


FIGURE D.3 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal de fréquence  $f_{rés}/2$ , en opposition de phase par rapport au signal cible présenté en figure D.1b, et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

## D.3 Commande optimale pour l'imagerie par retournement de *chirps*

Dans le contexte de l'imagerie par retournement de *chirps*, nous avons également testé le cas où le signal modulé en fréquence (20 GHz/s) est centré à la moitié de la fréquence de résonance.

Les figures D.4 et D.5 représentent les optimisations avec des cibles où les pentes des modulations sont inversées.

Les cibles sont correctement atteintes. Nous pouvons remarquer que l'erreur est un peu plus importante pour les fréquences les plus faibles due à des phénomènes transitoires entre le régime forcé et le régime résonant.

## ANNEXE D. COMMANDE OPTIMALE D'EXCITATION CODÉE POUR LES CMUTS

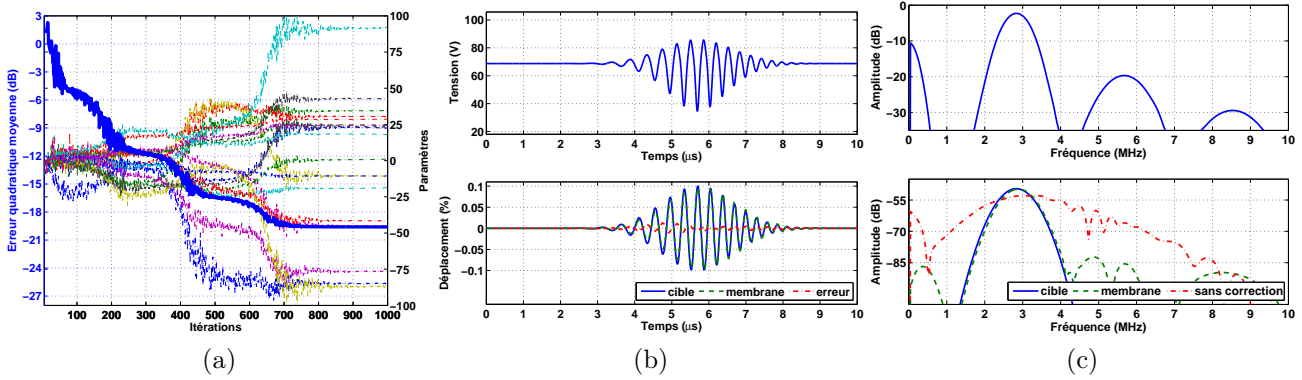


FIGURE D.4 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où  $f_0 = f_{rés}/2$  et  $\beta_1 = 20$  GHz/s, et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

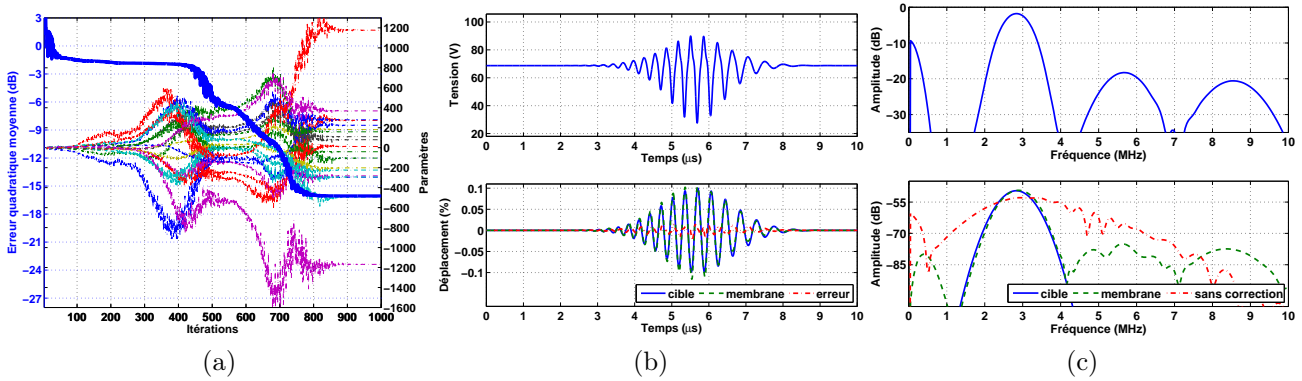


FIGURE D.5 – Simulation de l’optimisation de la sortie de cMUT, lorsque le signal cible à atteindre est un signal sinusoïdal modulé en fréquence où  $f_0 = f_{rés}/2$  et  $\beta_1 = -20$  GHz/s, et d’amplitude représentant un déplacement  $u_{mb}$  de la membrane de  $\pm 10\%$  de la taille de la cavité. (a) Erreur quadratique moyenne  $MSE$  entre le signal cible et le déplacement  $u_{mb}$  de la membrane au cours des itérations  $k$  avec les paramètres d’entrée du système. (b) Commande du cMUT en haut. Sortie du cMUT normalisée par rapport à la taille de la cavité, signal cible et erreur en bas. (c) Spectre de la commande du cMUT en haut. Spectre du signal cible et de la sortie du cMUT avant et après optimisation en bas.

## Annexe E

# Liste de publications

## Articles dans des revues internationales à comité de lecture

### Articles publiés

Girault, J.-M., Kouamé, D., **Ménigot, S.** et Souchon, G. and 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.

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.

### Articles soumis en 2011

**Ménigot, S.**, Girault, J.-M., Voicu, I. et Novell, A. Optimization of Contrast to Tissue Ratio by Frequency Adaptation in Pulse Inversion Imaging. *IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control*.

Voicu, I., Girault, J.-M., **Ménigot, S.** et Kouamé, D. Accuracy Improvement of Doppler Fetal Heart Rate Estimation : Configurations and Parameter Settings. *Biomedical Signal Processing & Control*.

## Publication dans des revues nationales à comité de lecture

### Articles en cours de révision

**Ménigot, S.**, Girault, J.-M. et Voicu, I. Optimisation de l'énergie harmonique rétrodiffusée par des microbulles encapsulées à l'aide de paramètres fréquentiels de l'onde ultrasonore transmise. *IRBM*.

Voicu, I., Girault, J.-M. et **Ménigot, S.** L'estimation du rythme cardiaque foetal par l'estimateur YIN. *IRBM*.

### Article soumis en 2011

Girault, J.-M., **Ménigot, S.** et Voicu, I. Détection automatique de micro-embolies cérébraux grâce à un nouveau détecteur de variance conditionnelle. *IRBM*.

## Conférences internationales avec actes de congrès

### 2010

**Ménigot, S.**, Voicu, I., Novell, A., Elkateb Hachemi Amar, M. et Girault, J.-M. (2010). Adaptive Matched Filters for Contrast Imaging. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, pages 1–4. San Diego, États-Unis d'Amérique.

### 2009

**Ménigot, S.**, Dreibine, L., Meziati, N. et Girault, J.-M. (2009). Automatic Detection of Microemboli by Means of a Synchronous Linear Prediction Technique. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, pages 2371–2374. Rome, Italie.

**Ménigot, S.**, Novell, A., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2009). Improvement of the Power Response in Contrast Imaging with Transmit Frequency Optimization. *In Proceeding IEEE Ultrasonic Symposium*, pages 1–4. Rome, Italie.

**Ménigot, S.**, Novell, A., Voicu, I., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2010). Adaptive Contrast Imaging : Transmit Frequency Optimization. *Physcis*

---

*Procedia*, from *2009 International Congress on Ultrasonics*, volume 3, pages 667–676. Santiago, Chili.

## Conférences nationales avec actes de congrès

### 2010

**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. *10ème Congrès Français d'Acoustique*. Lyon, France.

Girault, J.-M., **Ménigot, S.**, Dreibine, L. et Meziati, N. (2010). Détection US automatique de micro-emboles par des techniques de prédictions linéaires synchrones. *10ème Congrès Français d'Acoustique*. Lyon, France.

## Autres communications

### 2011

Girault, J.-M., **Ménigot, S.**, Voicu, I., Sbeity, F. et Charara, J. (2011). A New Cerebral Micro-emboli Detector. *In International Conference on Advances in Biomedical Engineering*. Tripoli, Liban.

### 2010

Girault, J.-M., **Ménigot, S.** et Dreibine, L. (2010). Automatic Detection of Micro-emboli by Means of a Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity Model. *In 2nd Pan American/Iberian Meeting on Acoustics*. Cancún, Mexique.

**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. *In First Mediterranean Congress on Acoustics*. Salé, Maroc.

Girault, J.-M., **Ménigot, S.**, Dreibine, L., Ouahabi, A. et Guibert, B. (2010). Automatic Detection of Micro-emboli by Means of a Garch Model. *In First Mediterranean Congress on Acoustics*. Salé, Maroc.

**2009**

**Ménigot, S.**, Novell, A., Voicu, I., Bouakaz, A. et Girault, J.-M. (2009). Imagerie de contraste adaptative : optimisation de la fréquence d'émission. *Dans IMVIE 5 - Imagerie pour les Sciences du Vivant et la Médecine*. Mulhouse, France.

# Index

- A
- Adaptatif, 90
- Algorithme d'optimisation, 135–138
- NELDER-MEAD, 82, 85, 112, 124, 136–139
- Gradient, 135–136
- gradient, 80, 82, 85, 89, 92, 139
- B
- Bande passante relative, 76
- Boucle
- fermée, 38, 44
- ouverte, 38
- C
- Chirp, 70, 100, 129, 155
- cMUT, 117–130, 153–155
- Collapse, 120
- Force électrostatique, 120
- Membrane, 120
- Compensation, 118
- Contrôle optimale sous contrainte, 48
- Contrast-to-Tissue Ratio, 74
- D
- Demi-sinusoïde tronquée, 75–100, 139–142, 145–150
- E
- Échographie, 37
- Énergie topologique, 46–48
- Équation de Rayleigh-Plesset, 60
- Erreur quadratique moyenne, 67, 123
- F
- Fantôme, 63
- Filtre
- autorégressif, 50
- autorégressif non-linéaire, 66, 108, 122
- compression, 70, 101
- I
- Imagerie
- codée, 64
- de contraste, 55–56, 63–71, 73–74
- harmonique, 65, 124–127, 153–154
- par *chirp*, 71, 101
- par filtrage autorégressif non-linéaire, 64–67, 78–87
- harmonique par *chirp*, 129
- non codée, 64
- par inversion
- d'impulsions, 67–69, 87–95, 127, 139–142, 155
- de *chirps*, 71, 101–105
- par modulation de phase et d'amplitude, 69–70, 95, 145–150
- par retournement de *chirps*, 71, 128–129, 155

- 
- L
- Loi polynomiale de modulation, 101
- M
- Méthode
- ADAMS-BASHFORTH, 58
  - MONTE-CARLO, 112
  - RUNGE-KUTTA, 62
  - RUNGE-KUTTA, 120
  - pseudo-spectrale, 58
- Microbulle, 59, 63
- Comportement élastique, 60
  - Flambage, 60
  - Modèle de MARMOTTANT, 59–62
  - Rupture, 60
  - Tension de surface, 61
- Modèle de MARMOTTANT, voir Microbulle
- Moindres carrés récursifs, 50, 123
- Facteur d'oubli, 123
- Multiplicateur de LAGRANGE, 48
- P
- Perfectly-Matched boundary Layer, 58
- Produit de contraste ultrasonore, voir Microbulle
- Propagation de l'onde, 58
- R
- Résolution axiale, 91
- Rétroaction, 44, 74
- Recursive Least Squares, voir Moindres carrés récursifs
- Retournement temporel, 44–45, 109, 110
- S
- Simplex downhill, voir Algorithme de NELDER-MEAD
- Simulation
- cMUT, 119–120
  - Imagerie de contraste, 57–62
- Sinusoïdes modulées en fréquence, voir Chirp
- Sonde ultrasonore, 57, 63
- SonoVue™, voir Microbulle
- Système non-optimisé, 37
- V
- Série de VOLTERRA, 45



**Résumé :** Les systèmes d'imagerie médicale ultrasonore ont considérablement amélioré le diagnostic clinique par une meilleure qualité des images grâce à des systèmes plus sensibles et des post-traitements. La communauté scientifique de l'imagerie ultrasonore a consenti à un très grand effort de recherche sur les post-traitements et sur le codage de l'excitation sans s'intéresser, outre mesure, aux méthodes de commande optimale. Ce travail s'est donc légitimement tourné vers les méthodes optimales basées sur l'utilisation d'une rétroaction de la sortie sur l'entrée. Pour rendre applicable ces méthodes, ce problème complexe de commande optimale a été transformé en un problème d'optimisation paramétrique sous-optimal et plus simple. Nous avons appliqué ce principe au domaine de l'imagerie ultrasonore : l'échographie, l'imagerie harmonique native et l'imagerie harmonique de contraste avec ou sans codage de la commande.

La simplicité de l'approche nous a permis, par une modification de la fonction de coût, de l'adapter à l'imagerie harmonique. Cette adaptation montre que la méthode peut être appliquée à l'imagerie ultrasonore en générale.

Aujourd'hui, les enjeux de l'imagerie ultrasonore portent non seulement sur les traitements des excitations ou des images mais aussi sur les capteurs. Ce point nous a conduit naturellement à rechercher la commande optimale des transducteurs capacitifs (cMUT) afin de les adapter à une utilisation plus large en imagerie ultrasonore codée. Nos méthodes de compensation et de codage par commande optimale procurent des résultats très prometteurs qui vont au delà de nos espérances.

Le champ d'applications de nos méthodes de codage optimal est large et nous n'en voyons pas forcément encore toutes les limites. L'atout majeur de nos approches est leur simplicité d'utilisation et d'implémentation. En effet, elles ne nécessitent pas d'informations *a priori* difficilement accessibles sur les outils utilisés ou milieux explorés. Notre système s'adapte automatiquement aux variations qui peuvent être liées au vieillissement du capteur ou à la modification du milieu exploré.

**Mots clés :** Boucle fermée, commande optimale, optimisation, imagerie ultrasonore, système adaptatif.

**Abstract :** Medical ultrasound imaging systems have greatly improved the clinical diagnosis by improving the image quality thanks to more sensitive systems and post-processings. The scientific community has made a great effort of research on post-processing and on encoding the excitation. The methods of the optimal control have been neglected. Our work has focused on the optimal methods based on the feedback from output to input. We have transformed the complex problem of optimal control into an easier suboptimal parametric problem. We apply the principle of optimal control to the ultrasound imaging, the ultrasound harmonic imaging and to the contrast harmonic imaging with or without encoding.

The simplicity of the method has allowed us to adapt it to harmonic imaging by a change in the cost function. This adaptation shows that our method can usually be applied to the ultrasound imaging.

Nowadays, the stakes of the ultrasound imaging focus not only on the excitation processings or image processings but also on the sensors. This point naturally leads us to seek the optimal control of the capacitive transducers (cMUT) in order to adapt them to the encoded ultrasound imaging. Our compensation and encoding methods by optimal control provide very promising results that go beyond our expectations.

The application scope of our methods of optimal control is large and we do not see all the limits yet. The main advantage of our approaches is the easiness of their use and of their implementation. Indeed, our approaches do not require any *a priori* knowledge on system and medium explored. Our system automatically adapts itself to the changes which may be related to sensor ageing or to the medium change.

**Keywords :** Adaptive system, closed-loop, optimal control, optimization, ultrasound imaging.