

# 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

---

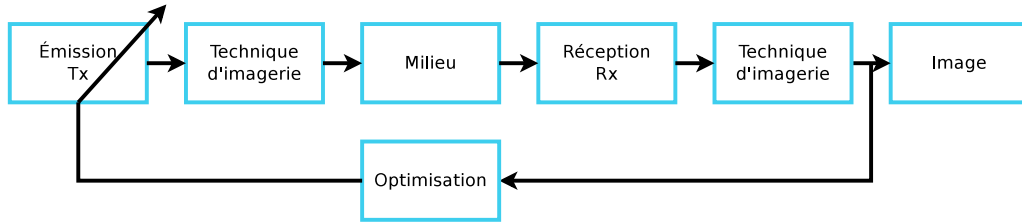


FIGURE 3.1 – Schéma fonctionnel de l'imagerie ultrasonore en boucle fermée.

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 :

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

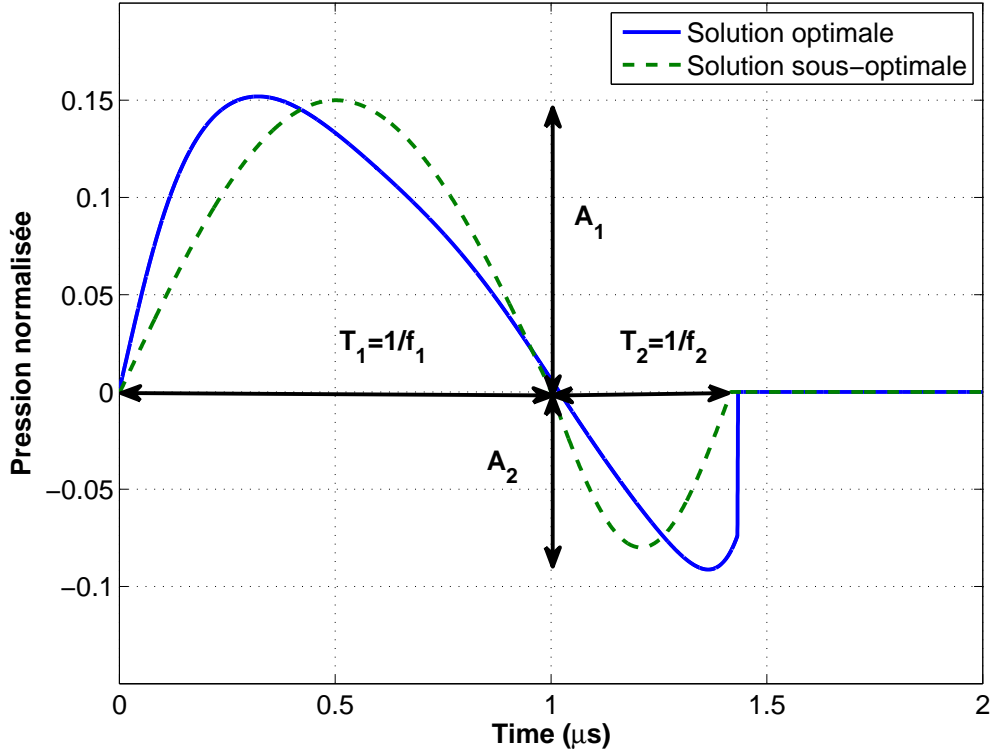


FIGURE 3.2 – Solution optimale calculée analytiquement [Reddy et Szeri, 2002] et exemple de solution sous-optimale définie pour notre famille de demi-sinusoïdes tronquées.

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  $A_0$ .

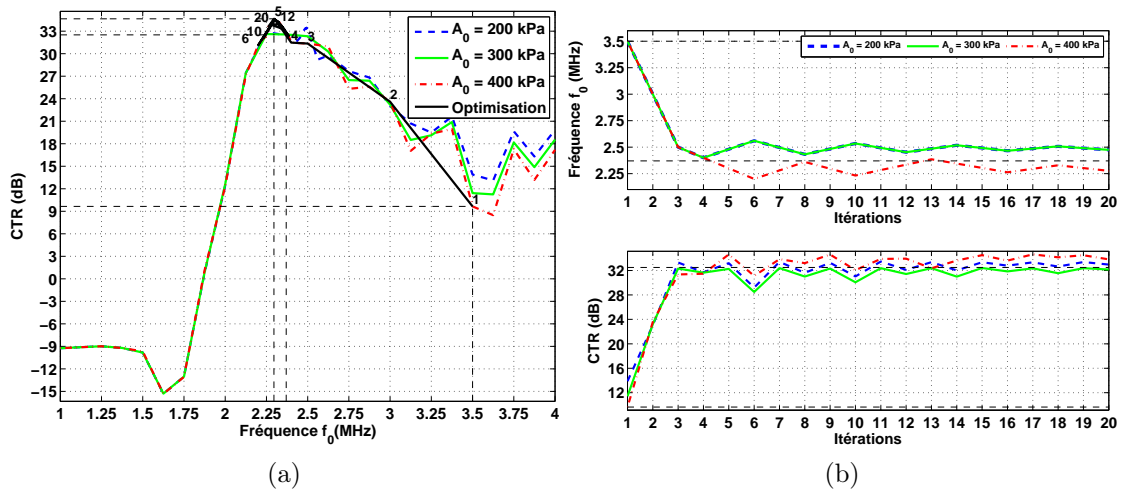


FIGURE 3.3 – Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$ . Le chemin 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.

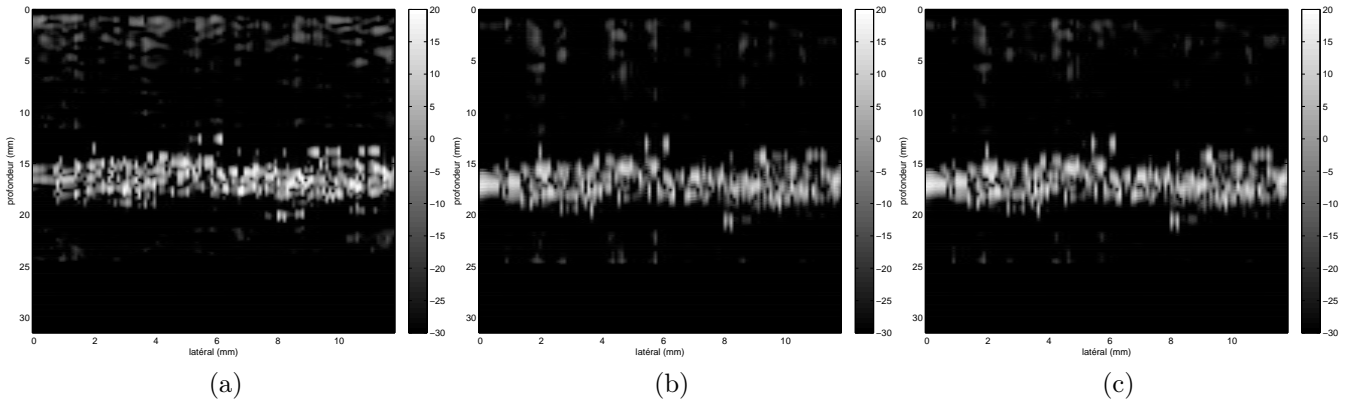


FIGURE 3.4 – Images synthétiques en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa où la fréquence d'excitation  $f_0$  est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_c = 3,5$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$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

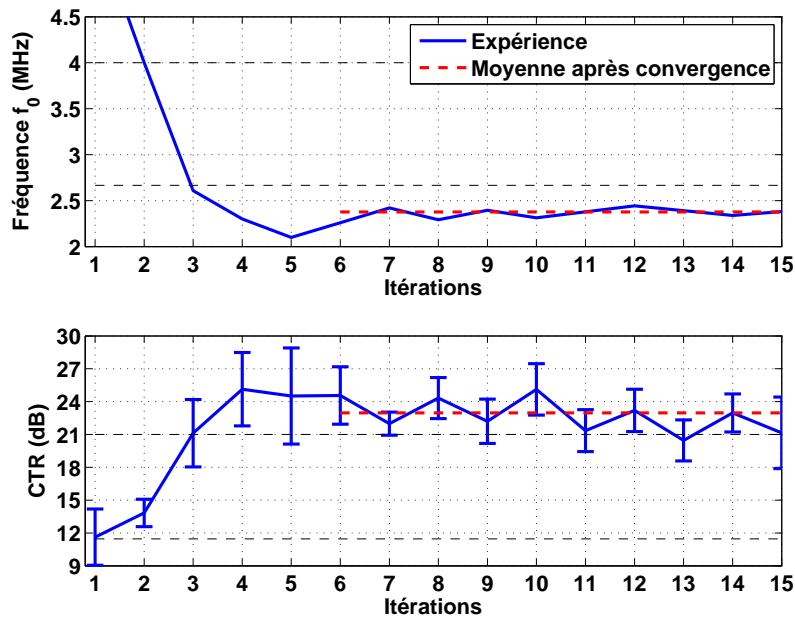


FIGURE 3.5 – Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif par un algorithme du gradient.

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  $f_{0,opt}$ .

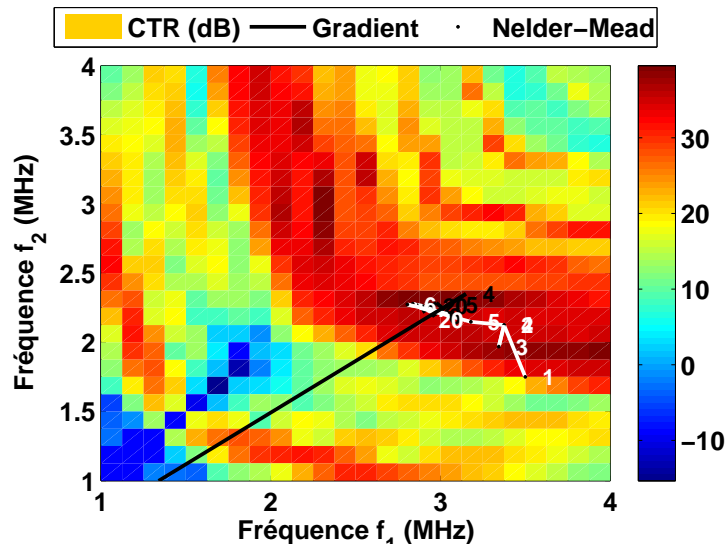


FIGURE 3.6 – Simulation de la recherche empirique du maximum du  $CTR$  en fonction des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression  $A_0 = 400$  kPa. Les recherches automatiques sont reportées en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

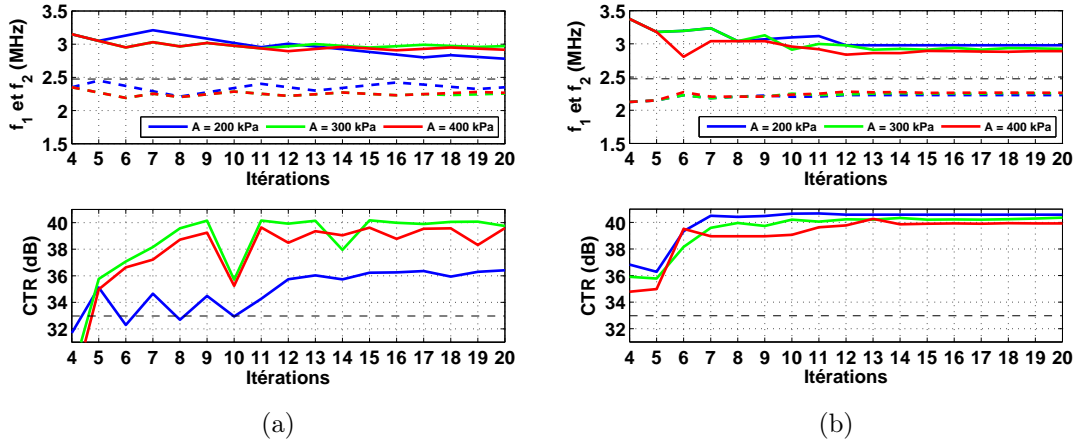


FIGURE 3.7 – Simulations des optimisations automatiques à l’aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$  des demi-sinusoïdes tronquées en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$  par l’algorithme basé sur le gradient (a) et par l’algorithme de NELDER-MEAD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

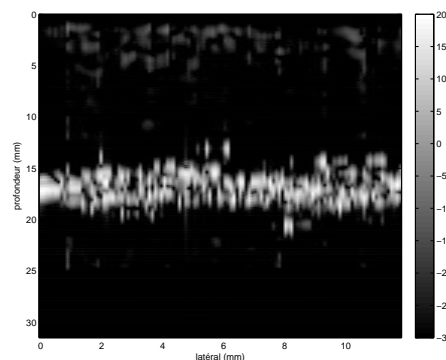


FIGURE 3.8 – Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$ .

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

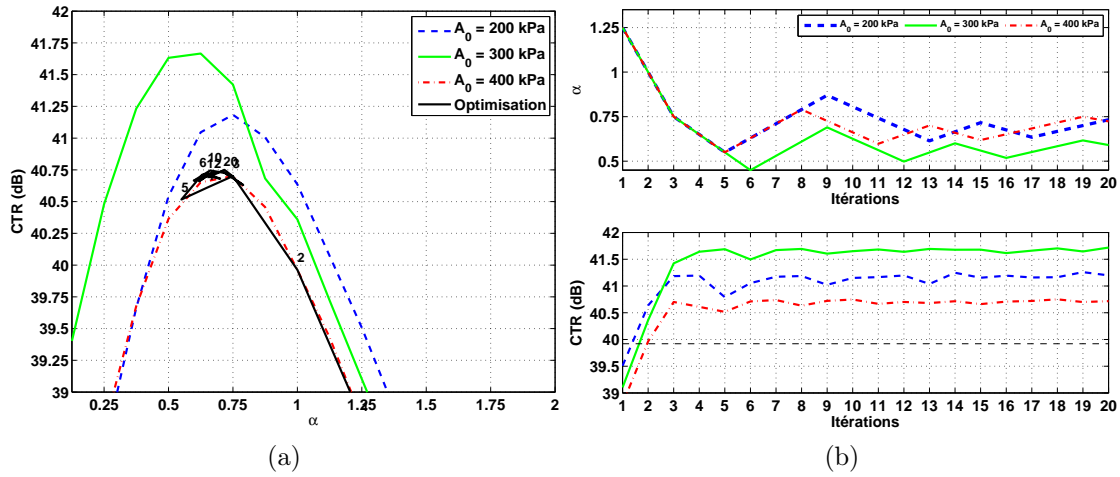


FIGURE 3.9 – Simulations des optimisations à l’aide du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de  $\alpha$ . Le chemin d’optimisation automatique 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.

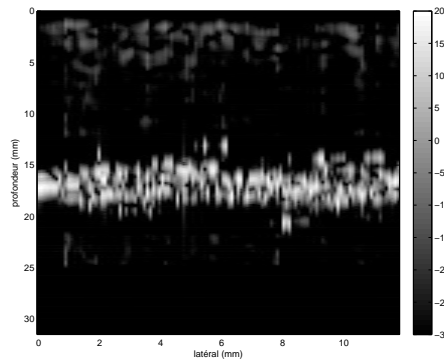


FIGURE 3.10 – Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec les valeurs optimales de  $f_{1,opt}$  et  $f_{2,opt}$  et après optimisation de  $\alpha$ .

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  $f_2$ .

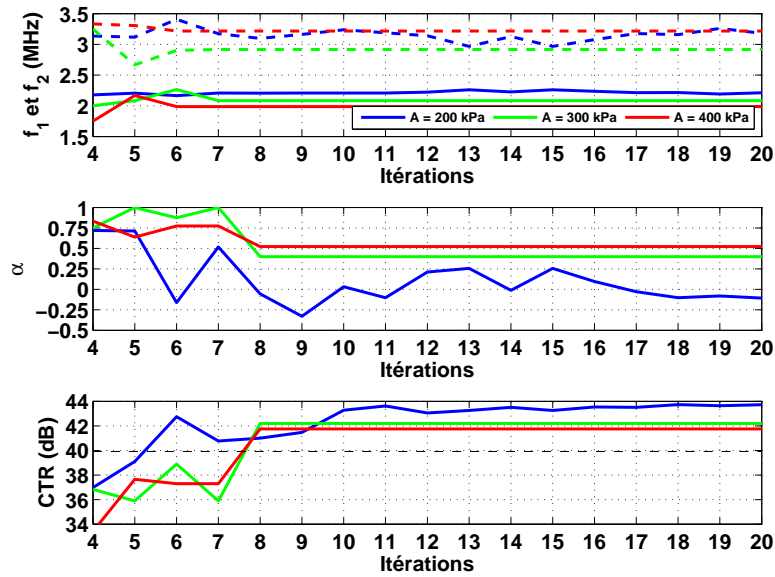


FIGURE 3.11 – Simulations des optimisations automatiques à l’aide des fréquences  $f_1$  et  $f_2$ , ainsi que du rapport  $\alpha$  des amplitudes en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour différents niveaux de pression  $A_0$ . Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins,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

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

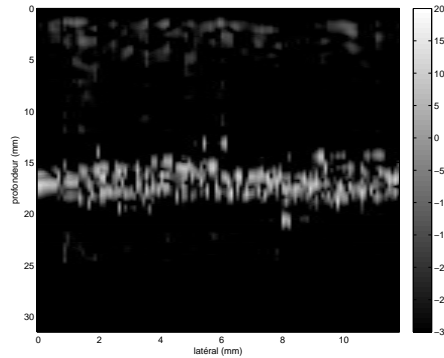


FIGURE 3.12 – Image synthétique en imagerie harmonique par filtre non-linéaire autorégressif pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa après optimisation de  $f_1$ ,  $f_2$  et  $\alpha$ .

### 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.

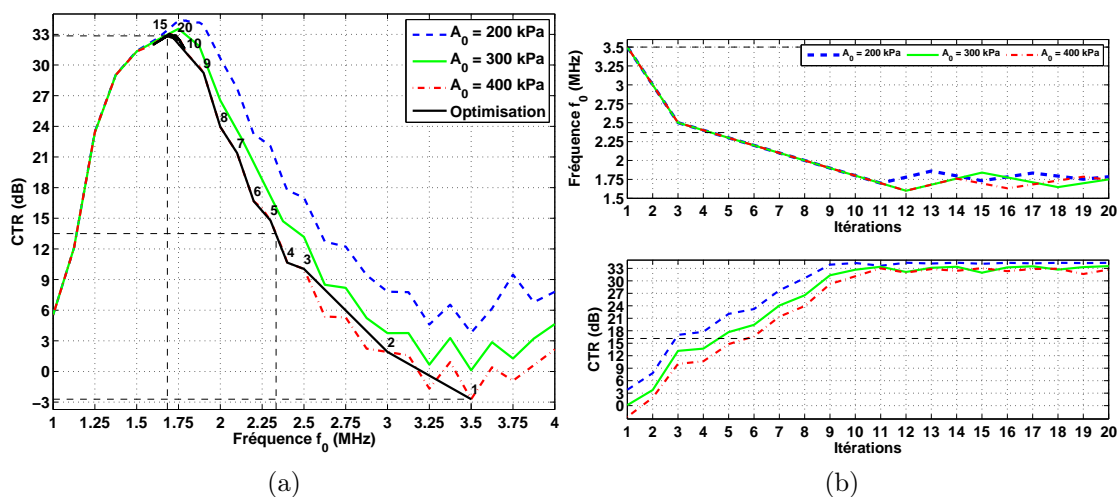


FIGURE 3.13 – Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression  $A_0$ . (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de  $f_{0,k}$ . Le chemin d'optimisation automatique pour le niveau 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  $f_{0,opt}$ .

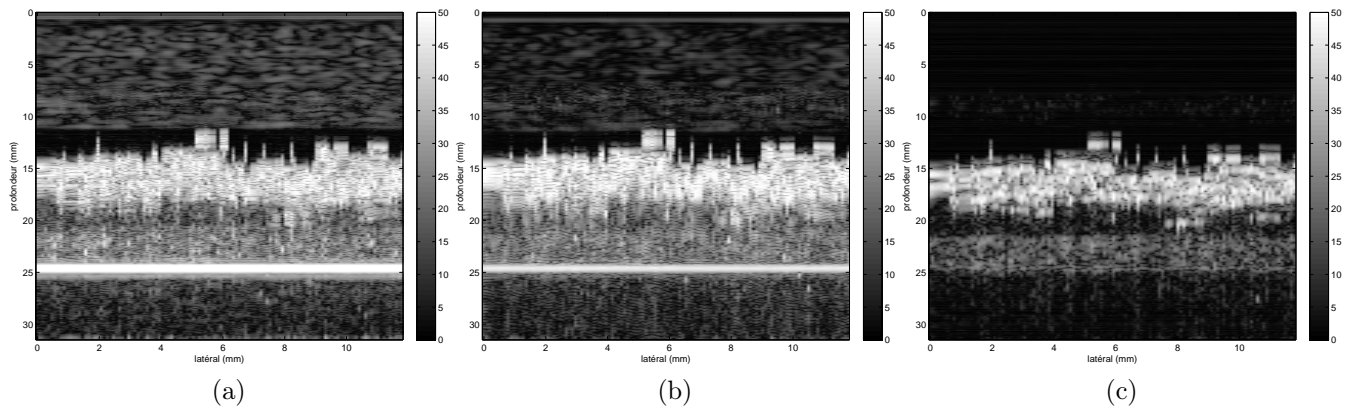


FIGURE 3.14 – Images synthétiques en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa, où la fréquence de l'excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 3,5$  MHz), (b) les deux-tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0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

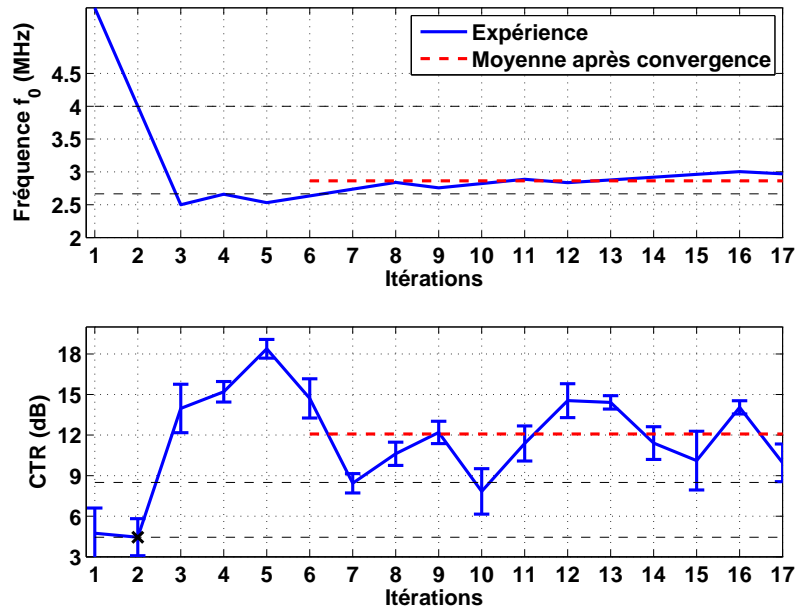


FIGURE 3.15 – Expérience d'optimisation automatique à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie par inversion d'impulsions par un algorithme du gradient.

**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.

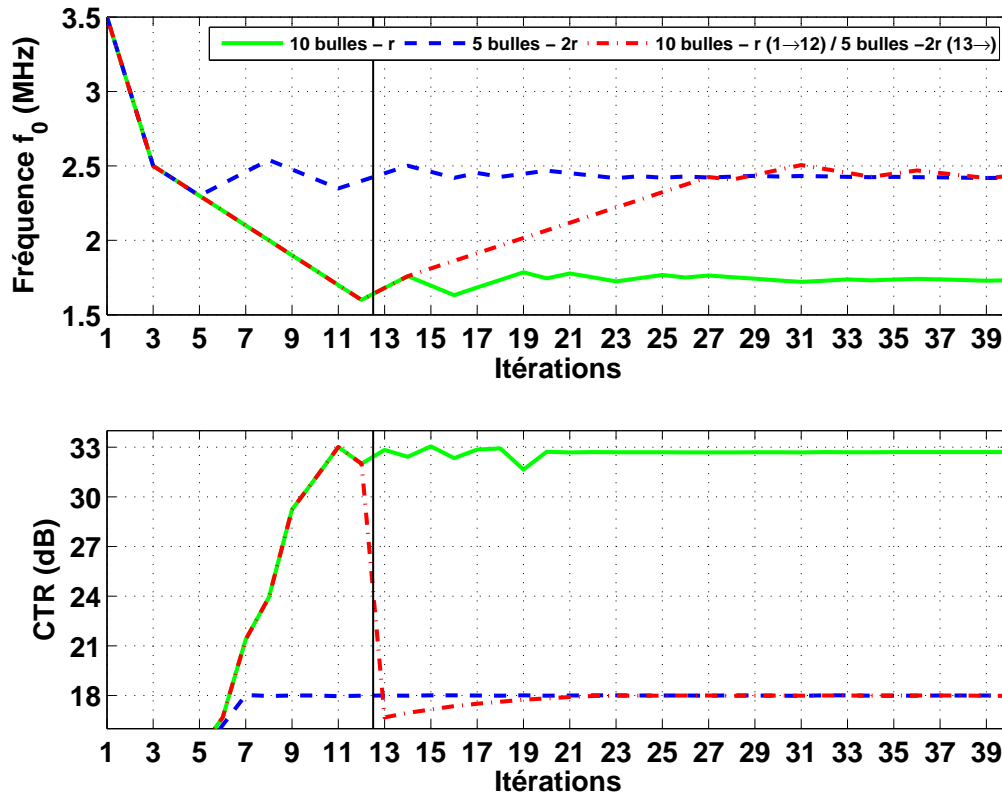


FIGURE 3.16 – Simulations des optimisations du  $CTR$  pour un niveau de pression  $A_0$  de 400 kPa en présence d'une évolution des propriétés de la microbulle au cours de l'optimisation. La première optimisation est réalisée avec dix microbulles de rayon  $R_0$  ; la seconde avec cinq microbulles de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

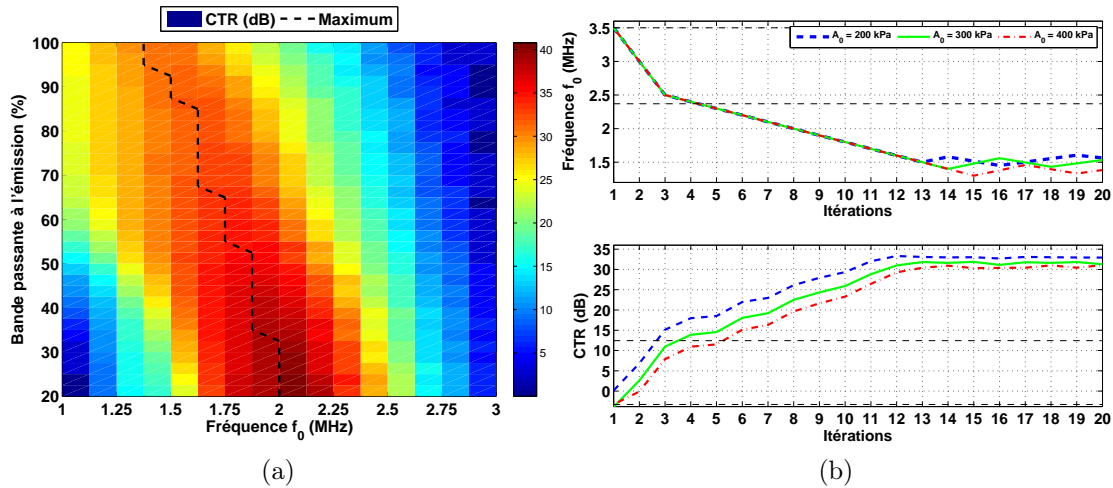


FIGURE 3.17 – Simulations des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie par inversion d'impulsions pour différents niveaux de pression  $A_0$  et avec une résolution axiale constante. (a) Recherches empiriques des maxima du  $CTR$  en fonction de la fréquence d'excitation  $f_{0,k}$  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.

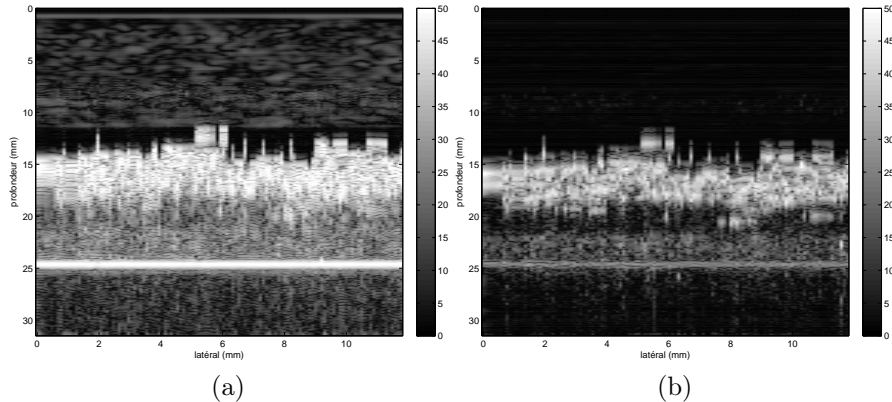


FIGURE 3.18 – Images synthétiques en imagerie par inversion d'impulsions pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa et avec une résolution axiale constante de 0,43 mm, où la fréquence de l'excitation est (a) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,33$  MHz), (b)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

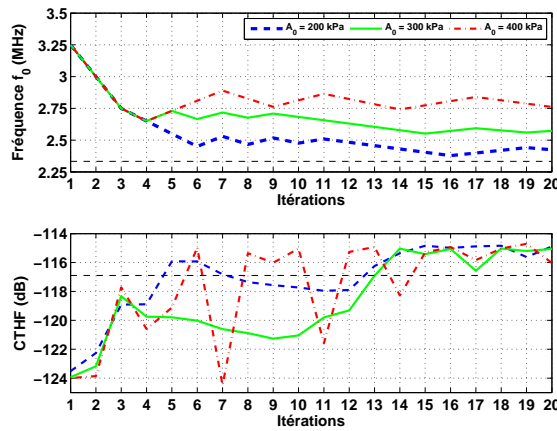


FIGURE 3.19 – Simulation des optimisations à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_0$  en imagerie harmonique des tissus pour différents niveaux de pression  $A_0$  à l'aide de la fréquence d'excitation  $f_k$  par un algorithme utilisant le gradient.

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

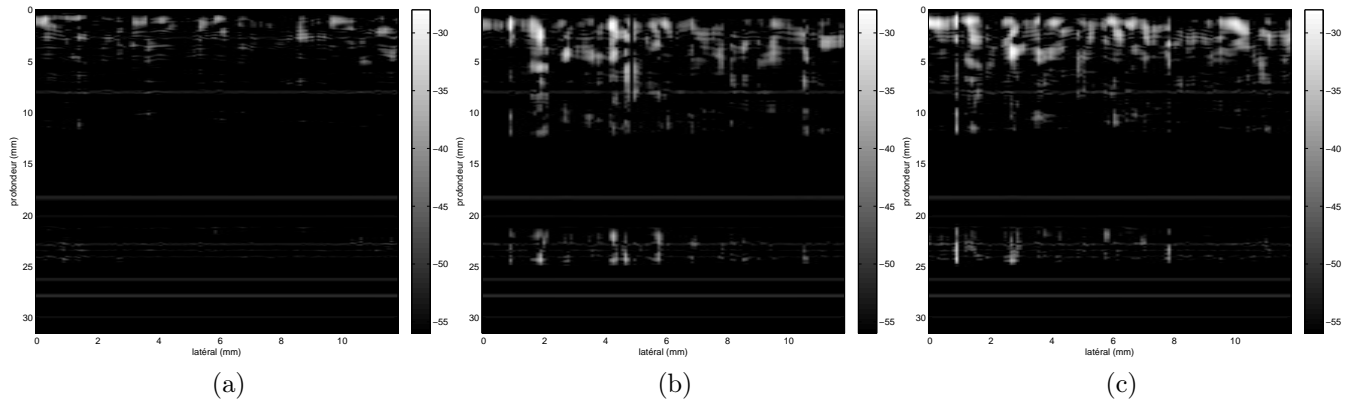


FIGURE 3.20 – Images synthétiques en imagerie harmonique des tissus pour un niveau de pression de  $A_0 = 400$  kPa, où la fréquence de l’excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 3,5$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 =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

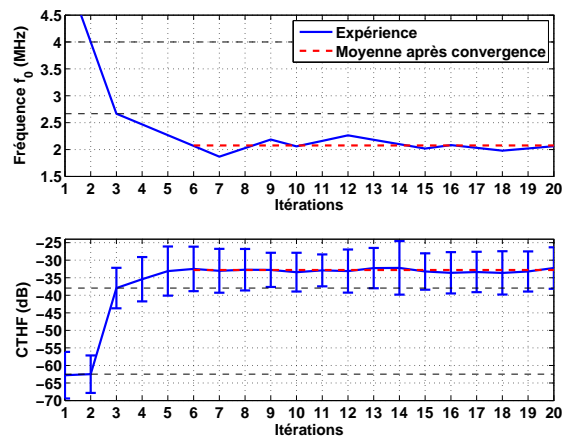


FIGURE 3.21 – Expérience d’optimisation automatique à l’aide de la fréquence d’excitation  $f_0$  en imagerie harmonique des tissus par un algorithme du gradient.

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.

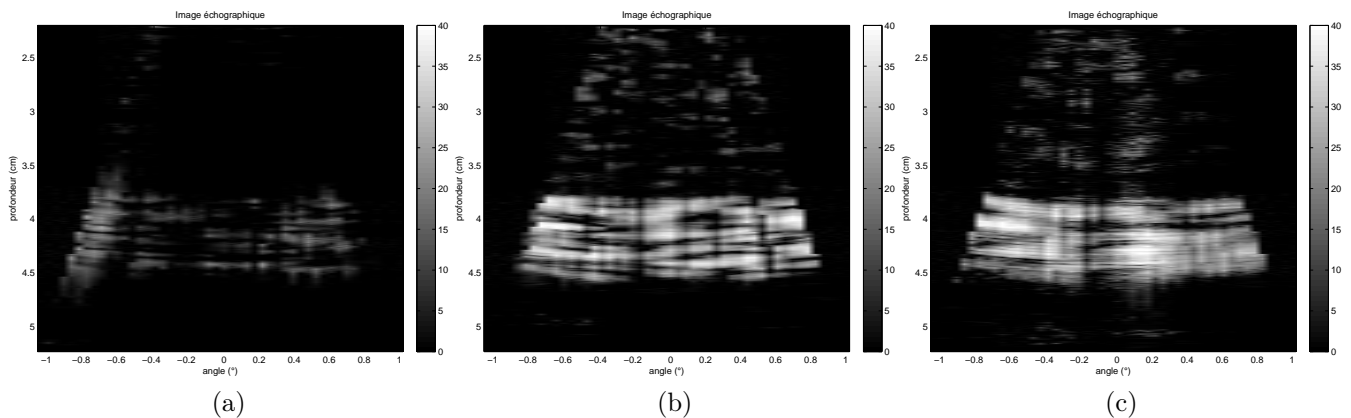


FIGURE 3.22 – Images expérimentales en imagerie harmonique des tissus, où la fréquence de l'excitation est (a) la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 4$  MHz), (b) les deux tiers de la fréquence centrale  $f_c$  du transducteur ( $f_0 = 2,67$  MHz), (c) la fréquence optimale ( $f_{0,opt}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

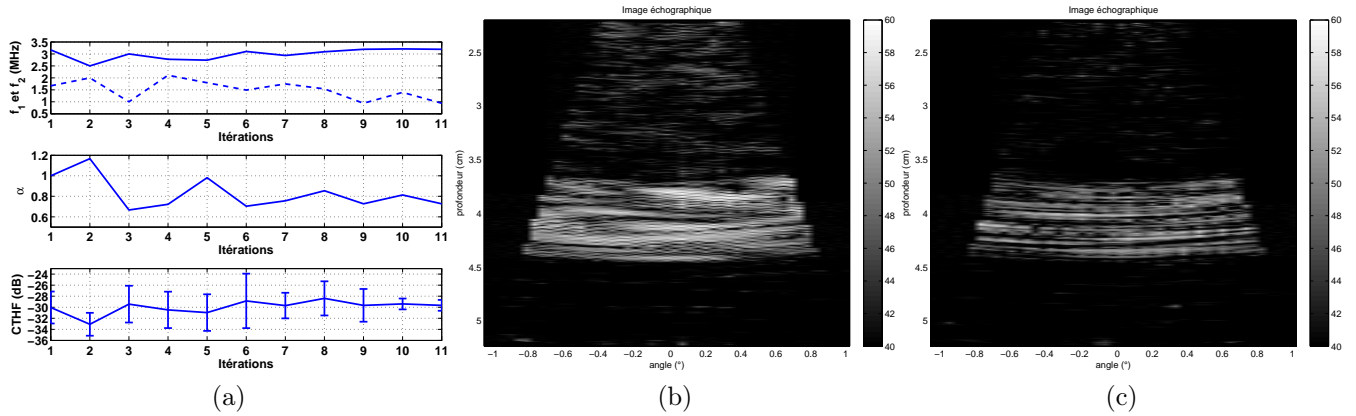


FIGURE 3.23 – (a) Expérience d’optimisation automatique à l’aide de la fréquence d’excitation  $f_0$  par l’algorithme de NELDER-MEAD en imagerie des tissus par inversion d’impulsions par un algorithme du gradient. Les fréquences  $f_1$  sont notées en traits pleins, tandis que les fréquences  $f_2$  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 :

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

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

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

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.

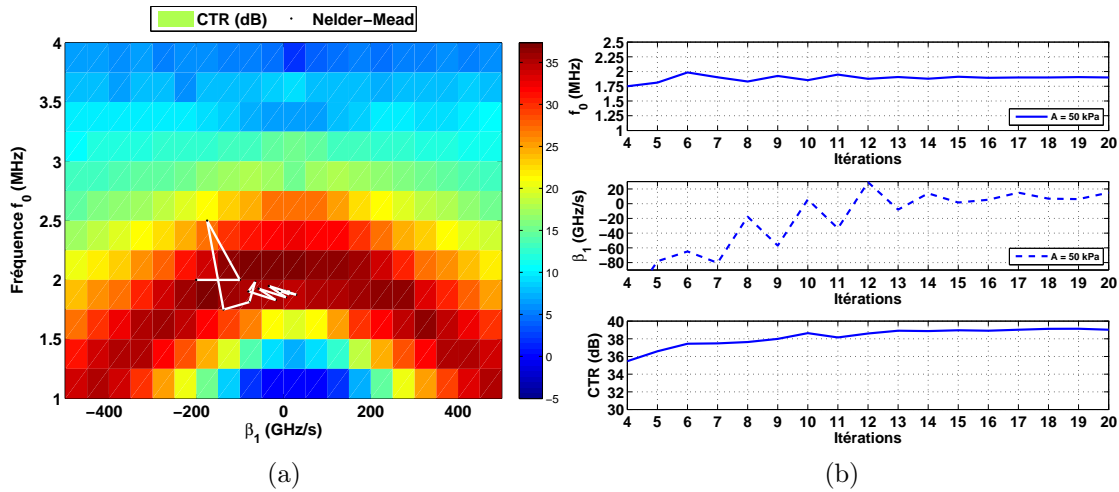


FIGURE 3.24 – Simulations des optimisations de la loi de modulation linéaire en imagerie par inversion de *chirps* pour un niveau de pression  $A_0$  de 50 kPa. (a) Recherche empirique du maximum du *CTR* en fonction de  $f_0$  et  $\beta_1$ . Le chemin d’optimisation automatique est noté en noir. (b)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

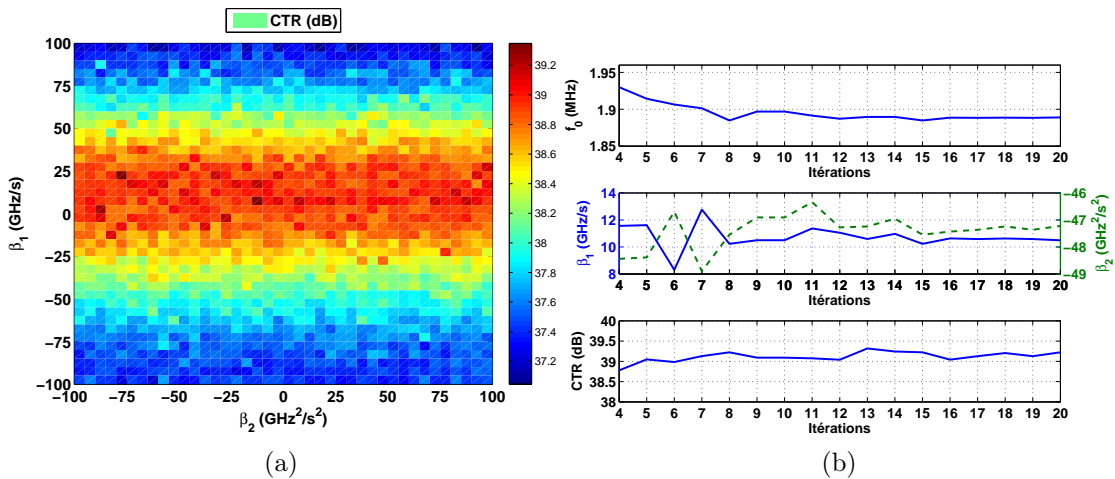


FIGURE 3.25 – Simulations des optimisations de la loi de modulation quadratique en imagerie par inversion de *chirps* pour un niveau de pression  $A_0$  de 50 kPa. (a) Recherche empirique du maximum du  $CTR$  en fonction de  $f_0$ ,  $\beta_1$  et  $\beta_2$ . Le chemin d'optimisation automatique est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

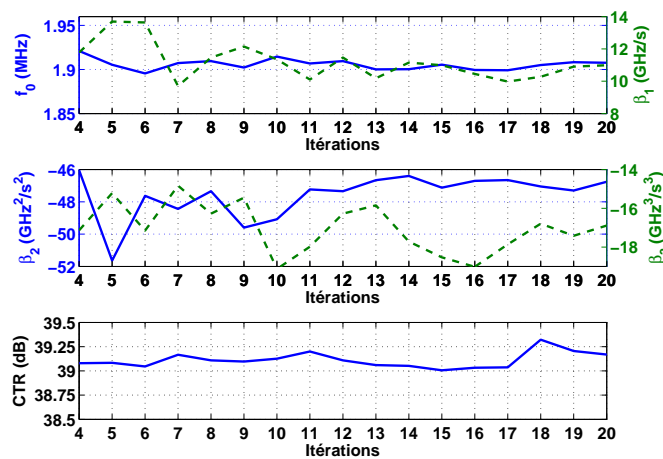


FIGURE 3.26 – Simulation de l'optimisation automatique de la loi de modulation cubique en imagerie par inversion de *chirps* pour un niveau de pression  $A_0$  de 50 kPa à l'aide de  $f_0$ ,  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  et  $\beta_3$  par l'algorithme de NELDER-MEAD.

### 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  $CTR$ .