

Modélisation et simulation acoustique pour l'optimisation de sondes échographiques 2D par recuit simulé

EMMANUEL ROUX^{1,2}, MARC ROBINI¹, ALESSANDRO RAMALLI², PIERO TORTOLI², CHRISTIAN CACHARD¹, HERVE LIEBGOTT^{1,3}

¹ Laboratoire CREATIS, Université de Lyon ; CNRS UMR 5220 ; INSERM U1044 ; Université Claude Bernard Lyon 1 ; INSA-Lyon

7 Avenue Jean Capelle, 69621 Villeurbanne Cedex, France

² MSD-Lab, Università degli Studi di Firenze

Via S. Marta, 3 ; 50139 Firenze, Italia

³ Institut Universitaire de France

emmanuel.roux@creatis.univ-lyon1.fr

Résumé – Les sondes 2D à balayage électronique sont d'excellentes candidates pour l'échographie 3D temps-réel. En revanche, ces sondes doivent être optimisées pour fonctionner avec les échographes existants qui contrôlent rarement plus de 256 canaux indépendants. Grâce à l'intégration de la simulation acoustique au sein de l'optimisation par recuit simulé, il a été possible d'optimiser le profil de rayonnement d'une sonde de 256 éléments.

Abstract – The electronic steering capability of 2D ultrasound probes makes them excellent candidates for real-time 3D imaging. However, considering that current ultrasound scanners rarely control more than 256 channels, it is necessary to optimize these probes to operate with a reduced number of active elements. By integrating acoustic simulations into a simulated annealing algorithm, we optimize the radiated profile of a 256 elements 2D ultrasound probe.

1 Introduction

1.1 L'imagerie 3D temps réel par ultrasons

L'imagerie ultrasonore 3D temps-réel est un challenge auquel participent les industriels et les laboratoires de recherche afin de proposer une modalité d'imagerie volumétrique, non-invasive, et performantes (au moins 10 vol./sec.). Pour que le passage de l'image 2D vers le 3D permette de conserver la qualité actuelle des images échographiques et l'aspect transportable des échographes, les sondes et les méthodes de reconstruction des images doivent être optimisées.

De plus, la compatibilité des sondes 2D optimisées avec les échographes déjà présents dans les structures de soins permettrait le déploiement, en diagnostic et en aide aux gestes thérapeutiques, d'un mode d'acquisition 3D à grande échelle et à moindre coût.

1.2 L'optimisation des sondes 2D

Bien que les sondes 1D puissent être déplacées mécaniquement par un moteur afin de balayer la 3^{ème} dimension, le balayage électronique des sondes 2D est plus rapide et prometteur pour une imagerie temps-réel. En revanche la sonde 2D pleinement peuplée (par exemple $256 \times 256 = 65\,536$ éléments) nécessite autant de canaux indépendants que d'éléments pour être pilotée, ce qui conduit à des difficultés de connectivité notamment en ce qui concerne la taille du câble reliant la sonde à l'échographe.

Plusieurs études [1]–[4] ont cherché à réduire le nombre d'éléments des sondes 2D tout en maintenant un profil de rayonnement avec un lobe principal fin (résolution fine) et des lobes secondaires et de réseau

faibles (contraste élevé). Le profil rayonné varie sensiblement avec la position des éléments (mais aussi leur géométrie, l'intensité et le type d'excitation), la recherche d'un compromis parmi toutes les configurations possibles se présente comme un problème d'optimisation. Dans notre étude, l'ouverture de la sonde est un disque, les éléments ne sont pas atténués par une fenêtre de pondération (aussi appelée fenêtre d'apodisation) [5], et leur position est l'unique degré de liberté. Malgré ces restrictions, la difficulté du problème dépasse les capacités d'un algorithme d'optimisation de type déterministe, ce qui explique le recours au recuit simulé [6] [7] [8]. Contrairement à [9] et [10], la disposition des éléments n'est plus limitée à une matrice carrée et la simulation acoustique est réalisée à chaque itération du processus d'optimisation.

Avant de décrire le fonctionnement du recuit simulé, nous modélisons l'étude des sondes échographiques 2D avec la description de l'espace d'états, du mécanisme d'exploration des solutions, et de la fonction de coût à minimiser (section 2). Le résultat de l'optimisation d'une sonde 2D de 256 éléments est présenté dans la section 3 et la conclusion constitue la section 4.

2 Méthodes

2.1 Modélisation

Soit U la fonction de coût à minimiser sur un espace d'états Ω . Un algorithme de recuit simulé avec la fonction de coût U est une chaîne de Markov $(S_n)_{n \in \mathbb{N}}$ sur Ω dont les transitions sont guidées par un mécanisme de communication θ contrôlé par une séquence de refroidissement $(\beta_n)_{n \in \mathbb{N}}$.

2.1.1 Espace d'états Ω

L'espace d'états Ω des solutions S parmi lesquelles nous cherchons une configuration optimale est l'ensemble des sondes 2D ayant un nombre N_e d'éléments actifs, non superposés et positionnés à l'intérieur d'un disque de rayon r_p :

$$((x_1, y_1), \dots, (x_{N_e}, y_{N_e})) \in D^{N_e} \quad (1)$$

telles que pour tout $i, j \in \llbracket 1, N_e \rrbracket$,
on ait $A_i \cap A_j = \emptyset$ si $i \neq j$

avec D la surface régulièrement échantillonnée du disque centré en $(0,0)$ et de rayon r_p (le pas d'échantillonnage est très inférieur à la taille d'un élément) et A_m la surface occupée par un élément m , augmentée d'une marge de $\lambda/20$ dans les deux directions x et y du plan afin de limiter les effets de couplage électro-acoustique. La longueur d'onde λ est le rapport entre la vitesse du son c et la fréquence centrale de la sonde f_c .

2.1.2 Mécanisme de communication θ

Lors de la recherche opérée par l'algorithme, la proposition d'un état \tilde{S} à partir de l'état S est assurée par le mécanisme de communication. Ce mécanisme $\theta : \Omega^2 \rightarrow [0,1]$ est une matrice de Markov symétrique et irréductible sur Ω qui donne les probabilités des mouvements pouvant générer un candidat \tilde{S} à partir de l'état actuel S :

$$\theta(S, \tilde{S}) = \begin{cases} a & \text{si } \tilde{S} \in \mathcal{G}(S) \\ 1 - a|\mathcal{G}(S)| & \text{si } \tilde{S} = S \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

avec $a = \frac{1}{N_e \cdot |D|}$ et $\mathcal{G}(S)$, le voisinage d'un état S , l'ensemble des sondes dans Ω dont un unique élément de S est translaté d'une valeur maximale t_r . Compte tenu du voisinage $\mathcal{G}(S)$, θ est une matrice de Markov symétrique et irréductible [8] ce qui permet de définir la matrice de transition de la chaîne de Markov $(S_n)_{n \in \mathbb{N}}$ pour le recuit simulé :

$$\begin{aligned} P(S_{n+1} = \tilde{S} \mid S_n = S) & \quad (3) \\ &= \begin{cases} \theta(S, \tilde{S}) & \text{si } U(\tilde{S}) \leq U(S) \\ \theta(S, \tilde{S}) e^{-\beta_n(U(\tilde{S}) - U(S))} & \text{si } U(\tilde{S}) > U(S) \end{cases} \end{aligned}$$

Cette matrice est contrôlée par une séquence de refroidissement $(\beta_n)_{n \in \mathbb{N}}$:

$$\beta_n = \beta_{inf} \left(\frac{\beta_{sup}}{\beta_{inf}} \right)^{\frac{1}{\sigma-1} \left(\left\lfloor \frac{n}{K} \right\rfloor - 1 \right)} \quad (4)$$

Avec σ le nombre de paliers de température constante qui durent chacun K itérations, $n \in \llbracket 1, N_{iter} \rrbracket$ avec $N_{iter} = \sigma \cdot K$. La séquence de refroidissement est une suite divergente d'inverse de températures ($\beta_n = 1/T_n$) qui influence le taux d'acceptation des états donnant lieu à une variation positive de la fonction de coût.

2.1.3 Fonction de coût U

Dans notre cas, la fonction de coût $U : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ est basée sur la simulation, à chaque itération, du rayonnement acoustique de la sonde afin de refléter au mieux ses performances réelles. Pour mesurer ce rayonnement acoustique, 10 000 points de mesures équidistants ont été placés sur une demi-sphère de rayon $R_{ds} = 25 \text{ mm}$ centrée sur la sonde, chaque point de mesure étant localisé par ses coordonnées sphériques (R_{ds}, θ, ϕ) . Pour obtenir le rayonnement acoustique $RP_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi)$ de la sonde, la valeur maximale de l'évolution de la pression $PF_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi, t)$ en chaque point de mesure, est conservée et normalisée telle que :

$$\begin{aligned} RP_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi) & \\ &= \frac{\max_t PF_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi, t)}{\max_{t, \theta, \phi} PF_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi, t)} \end{aligned} \quad (5)$$

Nous définissons donc la fonction de coût à partir du rayonnement acoustique $RP_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi)$ de la sonde :

$$\begin{aligned} U(S_n) & \\ &= \iint_{P^*} \max(RP_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi) - 10^{\frac{C_{dB}}{20}}, 0)^2 d\theta d\phi \end{aligned} \quad (6)$$

où C_{dB} est la contrainte de niveau maximum des lobes secondaires et de réseau, et où P^* désigne l'ensemble des coordonnées (θ, ϕ) en dehors de la zone du lobe principal (région centrée sur le point focal où le rayonnement dépasse -6dB). La fonction de coût $U(S_n)$ est donc la somme des valeurs au carré de la pression mesurée en dehors du lobe principal et au-dessus du seuil C_{dB} .

2.2 Optimisation par recuit simulé

2.2.1 Initialisation

L'initialisation de l'algorithme revient à choisir une sonde initiale S_{init} ainsi qu'à déterminer les températures initiale β_{inf} et finale β_{sup} qui dépendent de la difficulté du paysage énergétique [8]. Pour les calculer, nous sauvegardons dans un vecteur ΔU les M premières variations positives de la fonction de coût lors de l'évolution d'une chaîne de Markov $(S_n)_{n \in \mathbb{N}}$ où tous les états proposés sont acceptés (température infinie). En partant d'une sonde aléatoire on obtient β_{inf} et β_{sup} en résolvant

$$\sum_{i=1}^M e^{-\beta(\Delta U_i)} = M \cdot \chi \quad (7)$$

avec χ valant respectivement $\chi_{inf} = 0.85$ et $\chi_{sup} = 0.005$. Il est également possible de raffiner l'estimation de β_{sup} en remplaçant la configuration initiale aléatoire par un minimum local. [11]

2.2.2 Déroulement

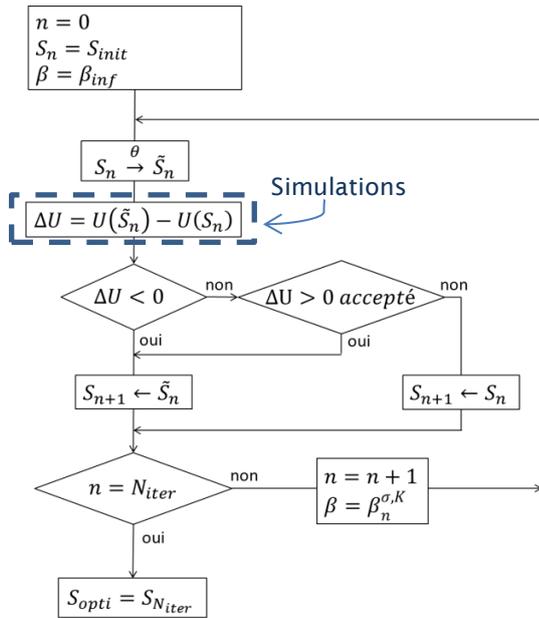


Figure 1 : Organigramme du recuit simulé pour l'optimisation des sondes échographiques 2D

A chaque itération (indice n Figure 1) l'état de la sonde S_n subit une perturbation via le mécanisme de communication θ qui la porte dans un nouvel état \tilde{S}_n . Si $S_n \rightarrow \tilde{S}_n$ diminue la valeur de la fonction de coût, le nouvel état \tilde{S}_n est systématiquement accepté. En revanche, la probabilité d'accepter une transition $S_n \rightarrow \tilde{S}_n$ où la valeur de la fonction de coût augmente est soumise à la valeur de la température. Conformément à (3) ce taux d'acceptation diminue avec la température. Autrement dit, la probabilité de s'échapper des minima locaux est grande en début d'optimisation et décroît quand la température diminue.

3 Optimisation d'une sonde de 256 éléments

3.1 Configuration de l'optimisation

La méthode précédente a été appliquée pour optimiser une sonde 2D de 256 éléments actifs. Les paramètres acoustiques utilisés et ceux du recuit simulé sont résumés dans le Tableau 1. Le choix du gabarit de contraintes (tirets rouges Figure 3) est issu des performances de la sonde retenue en conclusion de [5].

Tableau 1 Paramètres utilisés dans l'optimisation

Paramètres acoustiques	
Fréquence d'échantillonnage	70 MHz
Vitesse du son	1540 m/s
Signal d'excitation	sinus 3 cycles (pondéré par fenêtre de Hamming)
Point focal	25mm sur l'axe z
Nombre de points de mesure	10 000
Rayon de la sonde 2D (r_p)	6mm ($\sim 30\lambda$)
Fréquence centrale	7 MHz
Largeur de bande (-6dB)	72.6 %
Taille des éléments (forme carrée)	200 μ m
Réponse impulsionnelle	sinus 2.5 cycles (pondéré par fenêtre de Hamming)
Apodisation des éléments	aucune

Paramètres du recuit simulé	
Nombre d'itérations	2 560 000 ($K = 256$)
Translation maximale par itération	$\pm 200 \mu$ m
Marge anti-superposition	$\lambda/20$
Contrainte sur le lobe principal	largeur de 1,8 mm à -30 dB
Contrainte sur les lobes secondaires et de réseau	Inférieurs à -30 dB

3.2 Résultats

La disposition des éléments de la sonde initiale et de la sonde optimisée sont présentées sur la Figure 2. Les valeurs de la fonction de coût qui leur sont associées sont respectivement :

$$U(S_{init}) = 2.46 \cdot 10^6 \quad \text{et} \quad U(S_{opti}) = 3.8 \cdot 10^3.$$

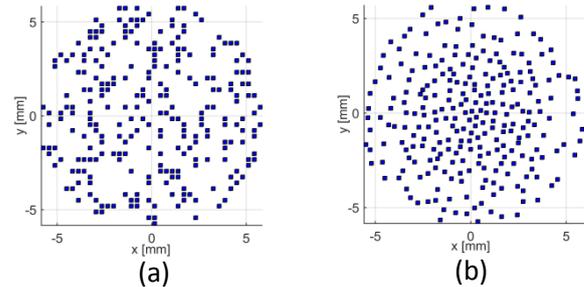


Figure 2 : Disposition des éléments de la sonde initiale (a) et de la sonde optimisée (b)

Le profil de rayonnement $PR(R_{ds}, \theta)$ d'une sonde est le maximum selon ϕ du rayonnement acoustique après compression logarithmique soit :

$$PR_{S_n}(R_{ds}, \theta) = \max_{\phi} 20 \log_{10}(RP_{S_n}(R_{ds}, \theta, \phi)) \quad (8)$$

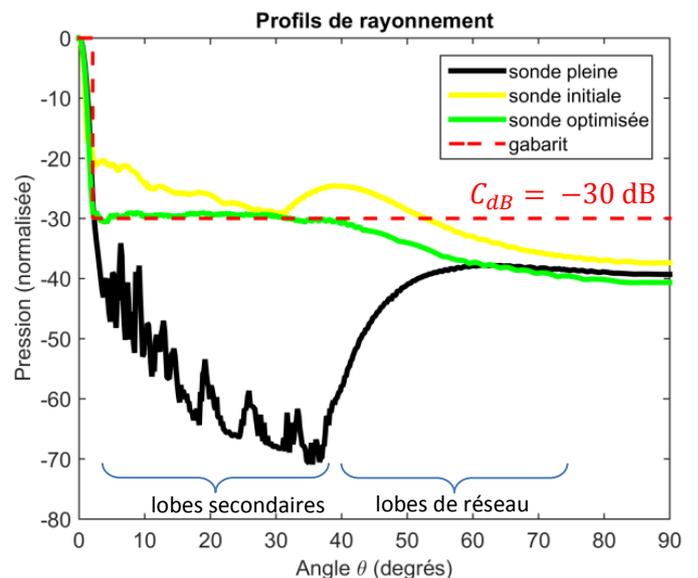


Figure 3 : Comparaison des profils de rayonnement d'une sonde pleinement peuplée 2292 éléments (en noire), de la sonde initiale 256 éléments répartis aléatoirement (en jaune) et de la sonde optimisée 256 éléments (en vert). Le gabarit (tirets rouges) représente les contraintes de la fonction de coût.

Le profil de rayonnement $PR_{S_{opti}}(R_{ds}, \theta)$ de la sonde optimisée est comparé (Figure 3) à celui de la sonde initiale et d'une sonde pleinement peuplée de même rayon r_p (2292 éléments – espace inter-élément $\lambda/10$ –

apodisation de Hanning 2D). Le profil de rayonnement de la sonde optimisée présente des lobes secondaires 10.5 dB en dessous de ceux de la sonde initiale (-28.8 dB contre -17.3 dB). En considérant la largeur du lobe principal à -6 dB, la sonde optimisée présente une résolution de 1.82 degrés contre 2.06 degrés pour la sonde pleine. La pression maximale générée par la sonde initiale et de la sonde optimisée, normalisées par rapport à celle générée par la sonde pleinement peuplée sont respectivement -11.0 dB et -10.9 dB.

Tableau 2 Comparaison de la résolution et des niveaux de lobes secondaires et de réseaux de la sonde initiale, de la sonde optimisée et de la sonde pleinement peuplée.

Sonde	Résolution (degrés)	lobes secondaire (dB)	Lobes de réseau (dB)
Initiale	1.55	-17.3	-24.5
optimisée	1.82	-28.8	-30.1
Pleine	2.06	-34.1	-37.8

4 Discussion

L'absence de motifs périodique dans la répartition des éléments sur la surface de la sonde pourrait expliquer l'abaissement de 5.6 dB des lobes de réseau et l'abaissement de 11 dB des lobes secondaires découle de la minimisation de la pression acoustique en dehors de la région du lobe principal. La sonde optimisée atteint les performances suggérées par la fonction de coût ($C_{dB} = -30$ dB) au niveau des lobes de réseau (-30.1 dB) mais les lobes secondaires restent 1.2 dB au-dessus du gabarit de contraintes (tirets rouges Figure 3). Une pondération des points de mesure du champ de pression en fonction de leur distance au lobe principal pourrait permettre d'ajuster ces performances.

Par ailleurs, la résolution se dégrade de 17.4 % entre la sonde initiale (1.55 degré) et la sonde optimisée (1.82 degré). Cette différence illustre qu'un compromis existe entre la résolution et le niveau des lobes secondaires. Compte tenu de la nette amélioration du profil de rayonnement, le compromis atteint par la sonde optimisée est acceptable étant donné qu'à la profondeur focale considérée dans l'optimisation (25 mm), sa résolution reste inférieure au millimètre (0.79 mm).

La sonde pleinement peuplée est capable de générer une pression bien plus importante puisqu'elle possède une surface active presque 100 fois supérieure à la sonde de 256 éléments. Cet écart de 11 dB reflète le principal inconvénient des sondes parcimonieuses, à savoir une énergie transmise et une sensibilité réduite puisque la surface d'émission a été réduite.

5 Conclusion

Afin de traiter le problème d'optimisation des sondes échographiques 2D, nous avons proposé une modélisation basée sur le formalisme de l'algorithme de recuit simulé ainsi qu'une utilisation de la simulation acoustique à chaque itération. Les contraintes imposées par la fonction de coût à minimiser ont été atteintes par la solution obtenue dans le cas de l'optimisation d'une sonde de 256 éléments actifs.

Même s'il est impossible de garantir d'atteindre un minimum global, on peut affirmer que plus le nombre d'itérations réalisées augmente plus la probabilité d'approcher des minima globaux est grande. Ainsi pour une capacité de calcul donnée, l'accélération du calcul de la fonction de coût (facteur limitant) pourrait permettre de trouver d'encore meilleurs résultats.

6 Remerciements

Ce travail a été réalisé au sein des LABEX CELYA (ANR-10-LABX-0060) et LABEX PRIMES (ANR-11-LABX-0063) de l'Université de Lyon, dans le cadre du programme "Investissements d'Avenir" (ANR-11-IDEX-0007) de l'Etat Français, géré par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR). Ce projet est soutenu financièrement par la Région Rhône-Alpes (programme CMIRA Explo'ra doc). Nous remercions également le programme de mobilité internationale doctorante PALSE et l'Université Franco-Italienne (VINCI) pour leur soutien financier.

7 Références

- [1] B. Diarra, M. Robini, P. Tortoli, C. Cachard, and H. Liebgott, "Design of Optimal 2-D Nongrid Sparse Arrays for Medical Ultrasound," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 60, no. 11, pp. 3093–3102, Nov. 2013.
- [2] P. Chen, B. Shen, L. Zhou, and Y. Chen, "Optimized simulated annealing algorithm for thinning and weighting large planar arrays," *J. Zhejiang Univ. Sci. C*, vol. 11, no. 4, pp. 261–269, Apr. 2010.
- [3] A. Austeng and S. Holm, "Sparse 2-D arrays for 3-D phased array imaging - design methods," *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 49, no. 8, pp. 1073–1086, Aug. 2002.
- [4] A. Trucco, "Thinning and weighting of large planar arrays by simulated annealing," *IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control*, vol. 46, no. 2, pp. 347–355, Mar. 1999.
- [5] A. Ramalli and P. Tortoli, "256-element density-tapered spiral matrices for ultrasound phased imaging," in *Ultrasonics Symposium (IUS), 2014 IEEE International*, 2014, pp. 2087–2090.
- [6] S. Kirkpatrick, C. D. Gelatt, M. P. Vecchi, and others, "Optimization by simulated annealing," *science*, vol. 220, no. 4598, pp. 671–680, 1983.
- [7] P. J. Van Laarhoven and E. H. Aarts, *Simulated annealing*. Springer, 1987.
- [8] M. C. Robini, "Theoretically Grounded Acceleration Techniques for Simulated Annealing," in *Handbook of Optimization*, I. Zelinka, V. Snášel, and A. Abraham, Eds. Springer Berlin Heidelberg, 2013, pp. 311–335.
- [9] J. W. Choe, O. Oralkan, and P. T. Khuri-Yakub, "Design optimization for a 2-D sparse transducer array for 3-D ultrasound imaging," in *2010 IEEE Ultrasonics Symposium (IUS)*, 2010, pp. 1928–1931.
- [10] S. Holm, A. Austeng, K. Iranpour, and J.-F. Hopperstad, "Sparse Sampling in Array Processing," in *Nonuniform Sampling*, F. Marvasti, Ed. Springer US, 2001, pp. 787–833.
- [11] M. C. Robini, T. Rastello, and I. E. Magnin, "Simulated annealing, acceleration techniques, and image restoration," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 8, no. 10, pp. 1374–1387, Oct. 1999.