



HAL
open science

Approche inverse rapide pour la déconvolution d'images ultrasonores par une PSF variable

Nans Laroche, Sébastien Bourguignon, Ewen Carcreff, Jérôme Idier, Aroune Duclos

► **To cite this version:**

Nans Laroche, Sébastien Bourguignon, Ewen Carcreff, Jérôme Idier, Aroune Duclos. Approche inverse rapide pour la déconvolution d'images ultrasonores par une PSF variable. GRETSI, Aug 2019, Lille, France. hal-02280759

HAL Id: hal-02280759

<https://hal.science/hal-02280759>

Submitted on 6 Sep 2019

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.

Approche inverse rapide pour la déconvolution d'images ultrasonores par une PSF variable

Nans LAROCHE^{1,2}, Sébastien BOURGUIGNON², Ewen CARCREFF¹, Jérôme IDIER², Aroune DUCLOS³

¹The Phased Array Company (TPAC)
8 bis rue de la garde, Nantes, France

²Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes (LS2N)
1 rue de la Noë, 44300 Nantes, France

³Laboratoire d'Acoustique de l'Université du Mans (LAUM)
Avenue Olivier Messiaen, 72085 Le Mans, France

nans.laroche@tpac-ndt.com, sebastien.bourguignon@ls2n.fr
ewen.carcreff@tpac-ndt.com, jerome.idier@ls2n.fr
aroune.duclos@univ-lemans.fr

Résumé – Nous proposons une méthode de reconstruction d'images ultrasonores à partir de données issues de sondes multi-éléments, composées des réponses de chaque couple émetteur-récepteur (*Full Matrix Capture*, FMC), typiquement utilisées pour le contrôle non destructif des matériaux. Afin de réduire la taille du problème, nous proposons une approche où les « données » sont constituées de l'image refocalisée *a posteriori* dite TFM (*Total Focusing Method*), laquelle est interprétée comme une rétro-projection des mesures dans l'espace image. Nous montrons que ce problème s'apparente à un problème de déconvolution 2D à réponse impulsionnelle (PSF) variable et proposons une approximation basée sur l'interpolation de PSF pour limiter le coût de calcul. Des résultats sur des données synthétiques valident la pertinence de ce modèle ainsi que la réduction du temps de calcul par rapport à la reconstruction basée sur les données FMC brutes.

Abstract – The proposed method builds ultrasonic images from Full Matrix Capture (FMC) data acquired with a multi-element probe. FMC data are widely used in Non Destructive Testing and composed of each inter-element responses. In order to reduce the dimension of the problem, the proposed approach considers the beamformed TFM (*Total Focusing Method*) image as a back-projection of the ultrasonic data in the image space. We show that the model formulates a 2D deconvolution problem with a varying point spread function (PSF) and we propose an approximation based on the interpolation of the PSF to reduce the computation time. Experimental results on synthetic data are shown, which reveal the accuracy of the proposed model and the reduction of the computing time compared to the reconstruction based on the FMC data.

1 Introduction

L'utilisation des sondes multiéléments s'est multipliée ces dernières années en imagerie ultrasonore [1]. Le calcul en temps réel des méthodes de refocalisation *a posteriori* comme le *Total Focusing Method* (TFM) a été rendu possible grâce au développement des cartes graphiques, permettant leur utilisation dans un contexte de contrôle non destructif (CND) industriel [2]. Néanmoins, elles souffrent d'un manque de résolution en raison de la bande passante des transducteurs et sont limitées au critère de Rayleigh [3]. Afin d'améliorer la qualité des images ultrasonores, des techniques de *débruitage* ont été proposées, reposant sur la parcimonie des images recherchées, éventuellement exprimée dans une base de représentation appropriée [5, 6, 7]. Ces méthodes, cependant, ne prennent pas en compte le modèle complet d'acquisition des données, notamment la réponse des transducteurs ultrasonores ou PSF (point spread function) [8], et restent donc limitées en résolution.

Un modèle intégrant la PSF a été développé dans le cadre

de l'acquisition *multi-statique*, *i.e.*, où les réponses de chaque paire émetteur-récepteur sont collectées, qui est la modalité de mesure la plus courante en CND [9]. Cette approche augmente sensiblement la résolution, en « annulant » la nature oscillatoire des données produites par cette PSF. Cependant, la taille des données rend la procédure lourde au niveau calculatoire et difficilement envisageable pour des applications industrielles.

Dans cet article, nous proposons une approche où les « données » sont constituées de l'image TFM, laquelle est interprétée comme une rétro-projection des mesures dans l'espace image. Nous supposons ainsi que la perte d'informations entre les données brutes multi-statiques et l'image TFM sera compensée par la prise en compte d'un modèle précis incluant la réponse des transducteurs et par la régularisation. Nous montrons que la reconstruction d'images ainsi formulée s'apparente à un problème de déconvolution 2D à PSF variable et proposons une approximation basée sur l'interpolation de PSF afin de réduire le coût de calcul.

Nous notons que des travaux assez proches ont récemment

fait l'objet d'un article [10], dans un contexte d'imagerie médicale avec des ondes planes, où un modèle à PSF variable est également construit. Néanmoins, la méthode qui y est proposée, dont la complexité reste dépendante du nombre de données collectées, ne nous semble pas applicable dans un contexte de CND ultrasonore, où la modalité d'acquisition multi-statique est très largement utilisée.

2 Acquisition multi-statique et TFM

L'acquisition multi-statique consiste à enregistrer les signaux provenant de chaque couple émetteur-récepteur. Pour un réseau de N_{el} transducteurs, N_{el}^2 signaux temporels de N_t points sont mesurés. Le signal émis par l'émetteur i et reçu par le récepteur j est noté $y_{i,j}$. Les données peuvent alors être reliées à la distribution spatiale de la réflectivité du milieu inspecté par un modèle linéaire [9] :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}_t \mathbf{o} + \mathbf{n}_t, \text{ où :} \quad (1)$$

- $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{N_t N_{\text{el}}^2}$ collecte dans un vecteur colonne l'ensemble des signaux $y_{i,j}$ échantillonnés ;
- $\mathbf{o} \in \mathbb{R}^{N_x N_z}$ représente la réflectivité à reconstruire, discrétisée sur une grille de $N_x \times N_z$ « pixels » et vectorisée ;
- chaque colonne de la matrice $\mathbf{H}_t \in \mathbb{R}^{N_t N_{\text{el}}^2 \times N_x N_z}$ représente la signature, dans les données, d'un réflecteur ponctuel localisé à la position spatiale correspondante dans \mathbf{o} . Celle-ci dépend des réponses impulsionnelles des transducteurs et de la géométrie de l'inspection.
- $\mathbf{n}_t \in \mathbb{R}^{N_t N_{\text{el}}^2}$ modélise le bruit et les erreurs de modèle.

La technique TFM est une méthode classique de traitement de ces données qui consiste à focaliser en tout point (x, z) de la grille de reconstruction [1], en sommant tous les signaux aux bons temps de vol $\tau(x, z, i, j)$. Ces calculs sont directs dans le cas d'une inspection en contact :

$$\tau(x, z, i, j) = \frac{\sqrt{(x - u_i)^2 + z^2} + \sqrt{(x - v_j)^2 + z^2}}{c}, \quad (2)$$

où c est la célérité de l'onde dans le milieu supposé homogène, u_i et v_j représentent respectivement les abscisses de l'émetteur i et du récepteur j . La focalisation en chaque pixel s'écrit alors :

$$o_{\text{TFM}}(x, z) = \sum_{i=1}^{N_{\text{el}}} \sum_{j=1}^{N_{\text{el}}} y_{i,j}(\tau) \iff \mathbf{o}_{\text{TFM}} = \mathbf{B} \mathbf{y}, \quad (3)$$

où $\mathbf{o}_{\text{TFM}} \in \mathbb{R}^{N_x N_z}$ représente l'image TFM vectorisée et $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{N_x N_z \times N_t N_{\text{el}}^2}$ est la matrice binaire sélectionnant le bon temps de vol dans chaque signal.

3 Formulation d'un problème inverse sur les « données » TFM

La bande passante des transducteurs ultrasonores étant limitée, le modèle (1) formule un problème inverse mal posé.

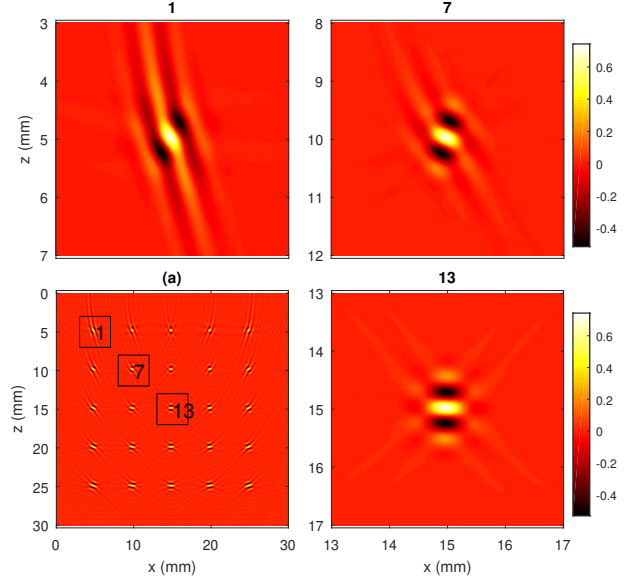


FIGURE 1 – Exemple de PSF correspondant au modèle (4) obtenues en plusieurs points de l'espace. La figure (a) représente 25 PSF, les autres figures représentent des vues zoomées sur les carrés 1, 7 et 13 de la figure (a).

Des méthodes d'inversion sur les données brutes ont été proposées [9, 11] mais s'avèrent néanmoins très coûteuses en raison de la très grande taille des données. Nous proposons donc une méthode partant d'un modèle reliant l'image TFM à l'image de réflectivité qui s'écrit, en combinant (1) et (3) :

$$\mathbf{o}_{\text{TFM}} = \mathbf{H}_s \mathbf{o} + \mathbf{n}_s, \text{ avec } \mathbf{H}_s = \mathbf{B} \mathbf{H}_t, \quad (4)$$

où \mathbf{n}_s représente le nouveau terme d'erreur. L'idée sous-jacente est de considérer que l'image TFM, qui correspond à une rétro-projection des données multi-statiques \mathbf{y} sur la grille de reconstruction, préserve l'essentiel de l'information contenue dans \mathbf{y} , concentrée en un nombre de points (que nous appellerons « données » TFM) bien plus faible. La matrice \mathbf{H}_s , qui est donc carrée, représente l'opérateur qui transforme la réflectivité du milieu en les données TFM. Chaque colonne de \mathbf{H}_s définit la réponse associée à un réflecteur ponctuel (la PSF) au point correspondant de la grille de reconstruction. La Figure 1 montre une PSF typique en plusieurs zones de l'espace sur des données synthétiques, mettant en évidence sa variabilité spatiale.

En pratique, la mise en œuvre d'une méthode d'inversion recourant au calcul de la PSF en tout point serait très coûteuse et requerrait une très grande capacité de stockage. Il est cependant naturel de considérer que les PSF associées à des pixels voisins sont proches. Nous proposons donc d'utiliser une méthode d'interpolation spatiale de PSF [12, 13]. Notons $\mathbf{r} = (x, z)$ le jeu de coordonnées spatiales, et $h_{\mathbf{r}}$ la PSF au point \mathbf{r} . À partir du calcul préalable d'un nombre limité N_{PSF} de PSF h_i aux points $\mathbf{r}_i = (x_i, z_i)$, $i = 1, \dots, N_{\text{PSF}}$, on approche la PSF en tout point \mathbf{r}_0 par :

$$h_{\mathbf{r}_0}(\mathbf{r}) \approx \sum_{i=1}^{N_{\text{PSF}}} w_i(\mathbf{r}_0) h_i(\mathbf{r}). \quad (5)$$

Les coefficients $w_i(\mathbf{r}_0)$ représentent les pondérations calculées à l'aide du modèle IDW (Inverse Distance Weighting) [12] :

$$w_i(\mathbf{r}_j) = \delta_{i,j} \quad \forall j = 1, \dots, N_{\text{PSF}}, \quad (6)$$

$$\text{et } w_i(\mathbf{r}_0) = \frac{1}{\|\mathbf{r}_0 - \mathbf{r}_i\|} \bigg/ \sum_{j=1}^{N_{\text{PSF}}} \frac{1}{\|\mathbf{r}_0 - \mathbf{r}_j\|} \text{ ailleurs,} \quad (7)$$

où δ désigne le symbole de Kronecker. La méthode d'interpolation permet également de réaliser les produits matriciels par le calcul de convolutions. En effet, on montre facilement que le terme correspondant au pixel \mathbf{r}_0 dans le produit $\mathbf{H}_s \mathbf{o}$ se décompose en :

$$(\mathbf{H}_s \mathbf{o})(\mathbf{r}_0) = \sum_{\mathbf{r}} h_{\mathbf{r}}(\mathbf{r}_0 - \mathbf{r}) o(\mathbf{r}) \approx \sum_{i=1}^{N_{\text{PSF}}} (h_i * o_i)(\mathbf{r}_0)$$

avec $o_i(\mathbf{r}) = w_i(\mathbf{r}) o(\mathbf{r})$. Ce produit peut donc être réécrit de la forme suivante :

$$\mathbf{H}_s \mathbf{o} \approx \sum_{i=1}^{N_{\text{PSF}}} \mathbf{H}_i \mathbf{W}_i \mathbf{o},$$

où \mathbf{H}_i désigne la matrice de convolution discrète associée à la PSF h_i et \mathbf{W}_i est la matrice diagonale contenant les poids w_i . De même, le produit par la transposée de \mathbf{H}_s est approché par :

$$\mathbf{H}_s^t \mathbf{y} \approx \sum_{i=1}^{N_{\text{PSF}}} \mathbf{W}_i \mathbf{H}_i^t \mathbf{y}.$$

Le calcul des produits $\mathbf{H}_s \cdot$ et $\mathbf{H}_s^t \cdot$, consiste donc essentiellement en la somme de N_{PSF} convolutions, lesquelles peuvent être réalisées efficacement par transformée de Fourier rapide.

Nous envisageons finalement l'inversion du modèle (4) *via* l'optimisation d'un critère des moindres carrés pénalisé. Pour les applications visées en contrôle non destructif, l'image à reconstruire consiste essentiellement en un faible nombre de réflecteurs de petite taille. Nous considérons donc un terme de régularisation comprenant un terme de parcimonie :

$$\mathbf{o}_s = \arg \min_{\mathbf{o}} \|\mathbf{o}_{\text{TFM}} - \mathbf{H}_s \mathbf{o}\|^2 + \mu \|\mathbf{o}\|_1. \quad (8)$$

Le critère résultant étant convexe mais non différentiable, nous utilisons l'algorithme d'optimisation FISTA [14], dans lequel des produits par les matrices \mathbf{H}_s et \mathbf{H}_s^t sont évalués à chaque itération.

4 Application à la séparation de défauts proches

Nous évaluons maintenant les performances de la méthode proposée sur des problèmes simulés de séparation de deux défauts proches. Les données synthétiques sont générées à l'aide du modèle (1) puis dégradées par un bruit blanc gaussien de rapport signal à bruit 10 dB. La fréquence centrale des transducteurs vaut 5 MHz et la vitesse des ultrasons dans le milieu est de 5 000 m/s, de sorte que la longueur d'onde vaut

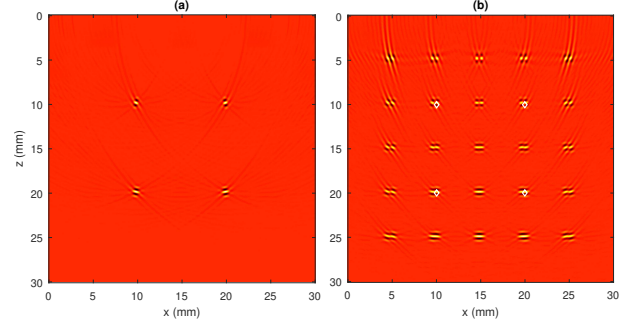


FIGURE 2 – Emplacements et formes des 4 PSF choisies pour l'interpolation (a) et image TFM d'une pièce synthétique composée de 25 paires de défauts proches (b).

$\lambda = 1$ mm. La sonde possède 64 éléments distants de $\lambda/2$. La Figure 2 (a) montre l'emplacement des $N_{\text{PSF}} = 4$ PSF choisies pour réaliser l'interpolation. La Figure 2 (b) montre la reconstruction TFM associée à la pièce simulée dans laquelle sont placées 25 paires de défauts ponctuels proches, distants de $\lambda/2$ selon l'axe x . Les pixels de l'image reconstruite sont carrés, de longueur 0.05 mm, le paramètre de régularisation μ_1 vaut 30% de la valeur critique $2 \|\mathbf{H}_s^t \mathbf{y}\|_{\infty}$ au delà de laquelle l'image reconstruite est nulle.

La Figure 3 montre les profils de réflectivité reconstruits au niveau de chaque ligne contenant les deux défauts, avec la méthode TFM et avec la reconstruction obtenue en utilisant une seule PSF, prise au centre de l'image et 4 PSF. La méthode utilisant les 4 PSF sépare tous les défauts, sauf les paires de défauts dans les deux coins supérieurs qui ont des signatures plus différenciées en raison de leur position géométrique. Logiquement, la reconstruction utilisant une seule PSF est efficace au centre de l'image (où la PSF a été calculée), mais sa qualité se dégrade en s'éloignant du centre.

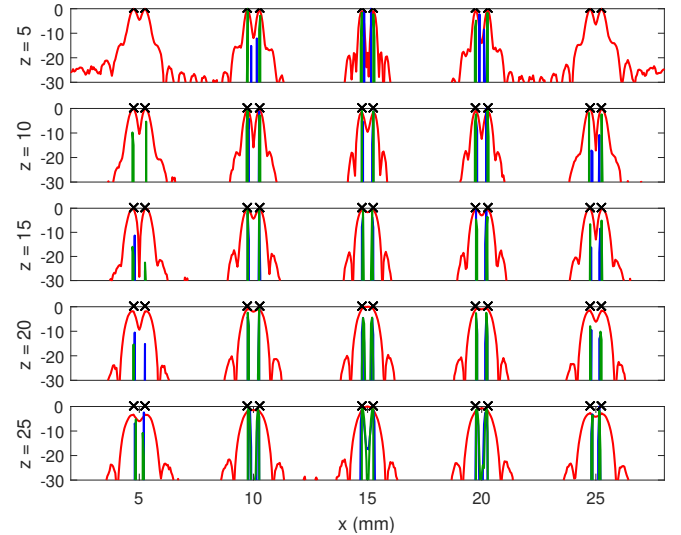


FIGURE 3 – Courbes d'intensité (en dB) des profils de réflectivité reconstruits au niveau de chaque ligne de défauts pour les méthodes TFM (—), méthode inverse avec 1 PSF (—) et méthode inverse avec 4 PSF (—).

Nous comparons enfin les temps de calcul des différentes méthodes, en variant le nombre de transducteurs de 32 à 256, avec un nombre de pixels fixes de 251^2 , et en variant le nombre de pixels de l'image reconstruite de 101^2 à 1001^2 , avec une sonde comportant 64 éléments. La méthode proposée (notée inversion S pour spatiale) est mise en œuvre en Matlab. Nous comparons également son temps de calcul à celui de la reconstruction, avec la même démarche d'inversion, d'une image prenant en entrée les données brutes multi-statiques basée sur le modèle (1), notée inversion T pour temporelle, mise en œuvre en Matlab et GPU. Les résultats sont présentés en Figure 4. Si le coût calculatoire augmente naturellement avec la taille de l'image reconstruite, le coût de l'inversion S est très inférieur à celui de l'inversion T. En particulier, il n'augmente pas avec le nombre de transducteurs, étant jusqu'à 20 fois plus rapide pour une sonde à 256 éléments. L'utilisation d'un modèle interpolant à 4 PSF au lieu d'une seule PSF présente un surcoût moindre au vu de l'amélioration produite, le nombre de PSF utilisées étant clairement un levier de compromis entre la précision de reconstruction et le temps de calcul.

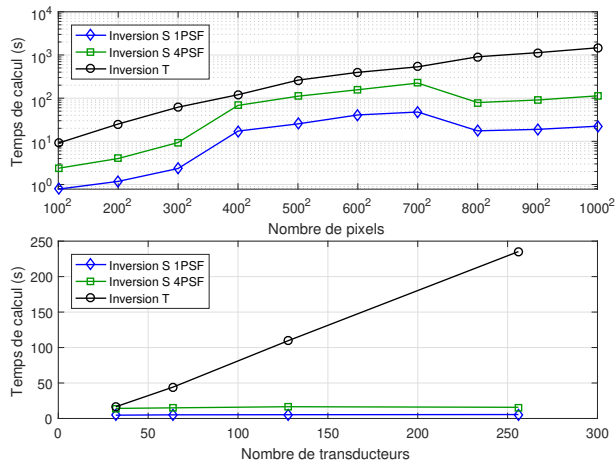


FIGURE 4 – Temps de calculs de la méthode inverse sur les données brutes (inversion T), et sur les données TFM (inversion S) avec 1 et 4 PSF.

5 Conclusion

L'utilisation d'un modèle de données partant des images TFM et prenant en compte la réponse des transducteurs permet d'améliorer la résolution des images ultrasonores, tout en limitant la complexité numérique du problème de reconstruction. L'introduction d'un modèle à PSF variable, simplifié *via* une procédure d'interpolation, permet en outre de gagner en précision par rapport à une approche de déconvolution standard, pour un accroissement limité du temps de calcul, permettant d'envisager son exploitation en CND industriel.

Le choix du nombre et des positions des PSF interpolantes est un axe d'amélioration de la méthode. Le temps de calcul pourrait également être réduit en définissant un modèle d'interpolation moins coûteux, exploitant uniquement les PSF les plus proches. De plus, le codage informatique pourrait bénéfi-

cier de l'utilisation de GPU, en particulier en parallélisant les différentes convolutions. L'application de ces méthodes à des données expérimentales constitue un enjeu majeur pour la suite de ces travaux. En particulier, coupler la variation spatiale de la PSF avec des modèles d'atténuation acoustique [15] semble prometteur pour l'inspection de matériaux complexes.

Références

- [1] C. Holmes, B.W. Drinkwater et P.D. Wilcox. *Post-processing of the full matrix of ultrasonic transmit-recv array data for non-destructive evaluation*. NDT & E Int., 38(8) :701–711, 2005.
- [2] M. Sutcliffe, M. Weston, B. Dutton, P. Charlton et K. Donne. *Real-time full matrix capture for ultrasonic non-destructive testing with acceleration of post-processing through graphic hardware*. NDT & E Int., 51 :16–23, 2012.
- [3] F. Simonetti. *Multiple scattering : The key to unravel the sub-wavelength world from the far-field pattern of a scattered wave*. Phys. Rev. E, 73(3), 2006.
- [4] J. Idier. *Bayesian Approach to Inverse Problems*. ISTE Ltd and John Wiley & Sons Inc, 2008.
- [5] T. Szasz, A. Basarab et D. Kouame. *Beamforming Through Regularized Inverse Problems in Ultrasound Medical Imaging*. IEEE Trans. Ultr. Ferr. Freq. Cont., 63(12) :2031–2044, 2016.
- [6] E. Ozkan, V. Vishnevsky et O. Goksel. *Inverse Problem of Ultrasound Beamforming With Sparsity Constraints and Regularization*. IEEE Trans. Ultr. Ferr. Freq. Cont., 65(3) :356–365, 2018.
- [7] A. Tuysuzoglu, J.M. Kracht, R.O. Cleveland, M. Cetin et W.C. Karl. *Sparsity driven ultrasound imaging*. J. Opt. Soc. Am., 131(2) :1271–1281, 2012.
- [8] J.A. Jensen. *Estimation of pulses in ultrasound B-scan images*. IEEE Trans. Med. Imag., 10(2) :164–172, 2012.
- [9] N. Laroche, E. Carcreff, S. Bourguignon, J. Idier et A. Duclos. *An inverse approach for ultrasonic imaging by total focusing point for close reflectors separation*. IEEE Int. Ultr. Symp. (IUS), 2018.
- [10] A. Besson, L. Roquette, D. Perdios, M. Simeoni, M. Arditi, P. Hurley, Y. Wiaux et J-P. Thiran. *A Physical Model of Non-stationary Blur in Ultrasound Imaging*. IEEE Trans. Comput. Imaging, 2019.
- [11] A. Besson, D. Perdios, F. Martinez, Z. Chen, R. E. Carrillo, M. Arditi, Y. Wiaux, J.-P. Thiran. *Ultrafast ultrasound imaging as an inverse problem : Matrix-free sparse image reconstruction*. IEEE Trans. Ultr. Ferr. Freq. Cont., 65(3) :339–355, 2018.
- [12] M. Gentile, F. Courbin et G. Meylan. *Interpolating point spread function anisotropy*. Astron. Astrophys., 549, 2013.
- [13] L. Denis, E. Thiébaud, F. Soulez, J.M. Becker et R. Mourya. *Fast Approximations of Shift-Variant Blur*. Int. J. Computer Vision, 115(3) :253–278, 2015.
- [14] A. Beck et M. Teboulle. *A Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems*. SIAM J Imaging Sci., 2(1) :183–202, 2009.
- [15] E. Carcreff, S. Bourguignon, J. Idier et L. Simon. *A linear model approach for ultrasonic inverse problems with attenuation and dispersion*. IEEE Trans. Ultr. Ferr. Freq. Cont., 61(7) :1191–1203, 2014.