

CFA '18 LE HAVRE ■ 23-27 avril 2018
14^{ème} Congrès Français d'Acoustique



Une approche inverse pour l'imagerie ultrasonore par focalisation en tout point

E. Carcreff^a, N. Laroche^a, S. Bourguignon^b, J. Idier^a et A. Duclos^c

^aDB SAS, 9 rue du Marché Commun, 44300 Nantes, France

^bLS2N, 1 rue de la Noë, 44321 Nantes, France

^cLAUM, Avenue Olivier Messiaen, 72085 Le Mans, France

ewen_carcreff@db-sas.com

Le but du contrôle non destructif par ultrasons est d'inspecter des matériaux industriels sans les endommager. L'imagerie par TFM (*Total Focusing Method*) est une approche efficace comparée aux méthodes conventionnelles, tendant à devenir un outil standard dans le contrôle industriel ultrasonore. Néanmoins, cette technique souffre d'un manque de résolution et de contraste, en particulier en cas de défauts proches ou de matériaux diffusants. Nous montrons que la méthode classique de reconstruction TFM peut être exprimée comme une opération linéaire matricielle. Chaque transducteur reçoit un signal qui peut être modélisé comme la convolution entre la signature du milieu et une forme d'onde de référence. Nous proposons d'utiliser ce modèle linéaire dans une formulation de type problème inverse où il s'agit d'estimer la distribution spatiale des réflecteurs (défauts, géométries) présents dans l'objet inspecté. La haute résolution recherchée dans l'image finale et le nombre limité de signaux rendent ce problème mal posé et sensible aux bruits de mesure. Le principe de l'approche inverse est alors de favoriser certaines propriétés de l'objet, comme des réflecteurs ponctuels ou une image très contrastée, afin de reconstruire une image stable et de meilleure qualité en matière de contraste et de résolution. Nous reconstruisons l'image par minimisation d'un critère des moindres carrés, pénalisé par différentes fonctions selon la connaissance a priori des propriétés de l'objet inspecté. Nous montrons des cas d'applications issus de données expérimentales obtenues avec des blocs étalons en aluminium. Nous montrons dans un cas réel que notre approche permet de séparer des échos mélangés produits par des défauts distants de $\lambda/4$ dans le matériau, apparaissant comme un seul écho dans l'image TFM classique.

1 Introduction

L'imagerie ultrasonore permet de contrôler les composants industriels sans les endommager [1]. A l'aide d'un réseau de transducteurs ultrasonores, le principe de la méthode TFM (*Total Focusing Method*) [2, 3] est d'acquérir les données FMC (*Full Matrix Capture*) correspondant aux signaux de chaque paire émetteur-récepteur. L'image est ensuite reconstruite par calcul numérique. La méthode TFM est un outil standard pour effectuer la reconstruction mais souffre d'un manque de résolution et de contraste. Dans cet article, nous nous intéressons aux possibilités d'améliorer la résolution et le contraste de la méthode TFM.

L'algorithme Excitelet permet d'améliorer les résultats de la méthode TFM. Cette méthode consiste à utiliser la réponse impulsionnelle spatiale et à la corrélérer avec les signaux mesurés [5]. Une autre approche, consiste à modéliser le signal comme la convolution entre la signature du milieu et la réponse impulsionnelle spatiale. Cette dernière, également appelée PSF (*Point Spread Function*), peut être mesurée ou définie par un modèle analytique dépendant des caractéristiques des transducteurs et des propriétés de la pièce inspectée. Nous pouvons alors aborder l'amélioration de la résolution et du contraste de la méthode TFM comme un problème inverse de type déconvolution [6]. Le nombre de signaux reçus est limité par le nombre d'éléments de l'acquisition, de plus, l'image reconstruite doit avoir un pas de discrétisation fin pour être exploitable. Ces contraintes rendent le problème inverse mal posé et sensible aux bruits de mesure. Nous proposons alors de régulariser le problème en introduisant des connaissances *a priori* sur l'objet recherché.

La seconde partie de cet article présente les méthodes de reconstruction linéaires TFM et Excitelet. L'approche inverse proposée est développée dans la troisième partie. Ces méthodes sont comparées sur des données simulées dans la quatrième partie et sur des données réelles dans la cinquième partie.

2 Méthodes linéaires d'imagerie ultrasonore

2.1 Total Focusing Method [2, 3]

La méthode TFM tend à devenir un standard pour le contrôle non destructif par ultrasons pour traiter des données FMC. L'acquisition est réalisée en enregistrant les signaux provenant de chaque couple émetteur-récepteur. Pour une barrette de N_{el} transducteurs, N_{el}^2 signaux sont reçus. Le signal émis par l'émetteur i et reçu par le récepteur j est noté $y_{i,j}(t)$. La figure 1 est un schéma de l'acquisition FMC.

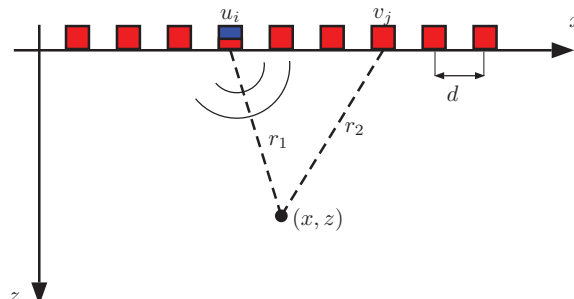


FIGURE 1 – Schéma de l'acquisition pour l'imagerie TFM. La transmission est réalisée par l'élément i en bleu et la réception est effectuée par tous les éléments en rouge.

Une grille d'observation (x, z) est définie dans la zone d'inspection. La focalisation en chaque point de l'image (x, z) est effectuée en sommant tous les signaux aux bons temps de vol $\tau(x, z, i, j)$. Par exemple, pour un capteur en contact avec la pièce, le temps de vol s'écrit simplement :

$$\tau(i, j, x, z) = \frac{\sqrt{(x - u_i)^2 + z^2} + \sqrt{(x - v_j)^2 + z^2}}{c}. \quad (1)$$

où c est la vitesse des ondes dans le matériau. Les temps de vol dépendent de la géométrie de l'inspection, ainsi que des propriétés du matériau à inspecter. La focalisation en chaque point (x, z) de l'image peut s'écrire :

$$O(x, z) = \sum_{i=1}^{N_{el}} \sum_{j=1}^{N_{el}} y_{i,j}(\tau(x, z, i, j)), \quad (2)$$

L'équation (2) est équivalente à une opération linéaire entre l'image et les données vectorisées notées respectivement \mathbf{o} et \mathbf{y} :

$$\mathbf{o} = \mathbf{B}'\mathbf{y}, \quad (3)$$

où \mathbf{B} est une matrice binaire contenant des 1 aux bonnes positions. La matrice \mathbf{B} peut être interprétée comme un opérateur de formation de voies permettant de construire linéairement l'image TFM à partir des données. Cet opérateur dépend des temps de vol et donc de la géométrie de l'inspection.

2.2 Excitelet [5]

Cette méthode requiert la connaissance des propriétés de propagation dans le milieu considéré. En effet, son principe est de corrélérer des signaux théoriques analytiques ou estimés avec les signaux reçus afin de mesurer la probabilité de présence d'un défaut en un point de la grille de reconstruction. Le but de cette méthode est d'augmenter la précision de la reconstruction ainsi que la résolution. Les réponses impulsionnelles peuvent prendre en compte des modèles de directivité et d'atténuation [3, 4], ce qui donne à cette méthode une grande flexibilité d'utilisation. L'image est alors reconstruite en effectuant le calcul de corrélation suivant :

$$O(x, z) = \sum_{i=1}^{N_{el}} \sum_{j=1}^{N_{el}} (y_{i,j} * h)(\tau(x, z, i, j)), \quad (4)$$

où $*$ est l'opérateur de convolution et $h(t)$ est la forme d'onde considérée dans le modèle. De la même manière, l'équation (4) peut être réécrite comme un produit matriciel avec la matrice \mathbf{H} dépendant à la fois des temps de vol et des réponses impulsionnelles spatiales considérées :

$$\mathbf{o} = \mathbf{H}'\mathbf{y}. \quad (5)$$

3 Méthode inverse proposée

3.1 Modèle de convolution

Le principe de la méthode proposée est de modéliser chaque signal comme la convolution entre une réponse impulsionnelle et la signature du milieu. En utilisant la matrice \mathbf{H} construite précédemment, le modèle peut être réécrit de manière linéaire :

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{o}. \quad (6)$$

Ce modèle nous permet de profiter de la flexibilité de la méthode Excitelet en introduisant des modèles de formes d'ondes analytiques ou estimées [7–9]. Néanmoins, la structure de \mathbf{H} ne permet pas de réaliser des calculs rapides de convolution.

3.2 Inversion

La matrice \mathbf{H} étant souvent mal conditionnée, un processus d'estimation naïf au sens des moindres carrés a pour conséquence d'amplifier les bruits de mesure. Une solution efficace consiste à régulariser le problème en introduisant des connaissances *a priori* sur la solution

recherchée [6]. Le problème revient alors à minimiser un critère des moindres carrés, pénalisé par une fonction de régularisation dépendant des propriétés recherchées dans la solution :

$$J(\mathbf{o}) = \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{o}\|^2 + \mu\phi(\mathbf{o}), \quad (7)$$

où $\phi(\mathbf{o})$ est la fonction de régularisation et μ est un paramètre de régularisation qui permet de faire le compromis entre le terme d'attache aux données et le terme de régularisation. Nous allons montrer l'efficacité de cette méthode sur un problème de séparation d'échos proches. Les matériaux considérés étant homogènes, la norme ℓ_1 permet de reconstruire des solutions très parcimonieuses [10]. Nous choisissons de minimiser ce critère avec l'algorithme FISTA (*Fast Iterative Shrinkage Thresholding Algorithm*) [11].

3.3 Réglage du paramètre de régularisation

Le réglage du paramètre de régularisation peut être réalisé de manière empirique. Néanmoins, avec la fonction de régularisation ℓ_1 , le paramètre de régularisation μ admet un majorant au delà duquel la solution reconstruite est nulle :

$$\mu_{max} = 2 \|\mathbf{H}'\mathbf{y}\|_{\infty}. \quad (8)$$

Cette majoration permet de trouver plus facilement un paramètre adéquat. Dans le cas d'une régularisation en norme ℓ_2 , plusieurs méthodes permettent d'estimer le paramètre de régularisation comme la validation croisée [12] ou encore la courbe en L [13].

4 Simulations

4.1 Métriques

La définition d'outils de mesures adaptés permet de comparer quantitativement les méthodes proposées et de mesurer la résolution des défauts. La quantité API (*Array Performance Indicator*) est définie dans [3] et correspond au ratio de l'aire d'un défaut à -6 dB sur la longueur d'onde au carré :

$$\text{API} = \frac{A_{-6 \text{ dB}}}{\lambda^2}. \quad (9)$$

Un outil performant pour quantifier le contraste appelé PSNR (*Peak Signal To Noise Ratio*) est développé dans [14] et permet de comparer le contraste des différentes méthodes de reconstruction :

$$\text{PSNR (dB)} = 20 \log \frac{|o_{\max}|}{\sigma_n}, \quad (10)$$

où $|o_{\max}|$ représente l'amplitude maximale du réflecteur et σ_n est l'écart type du bruit estimé dans une zone sans défaut.

Pour la séparation d'échos proches, nous considérons que deux défauts ponctuels ne sont pas résolus si les amplitudes des pixels qui relient ces deux défauts sont toujours supérieures à $|\mu_i| - 6$ dB. Des méthodes de superrésolution permettent de séparer des défauts au delà de la longueur d'onde. Dans [15], deux défauts distants de $\lambda/2$ sont résolus. Dans [16], des réflecteurs distants de $\lambda/3$ sont résolus en simulation. Nous confronterons également nos résultats au critère de Rayleigh défini comme $0.61\lambda/\sin(\theta)$ où θ est l'angle défini entre la verticale du défaut et l'extrémité de la

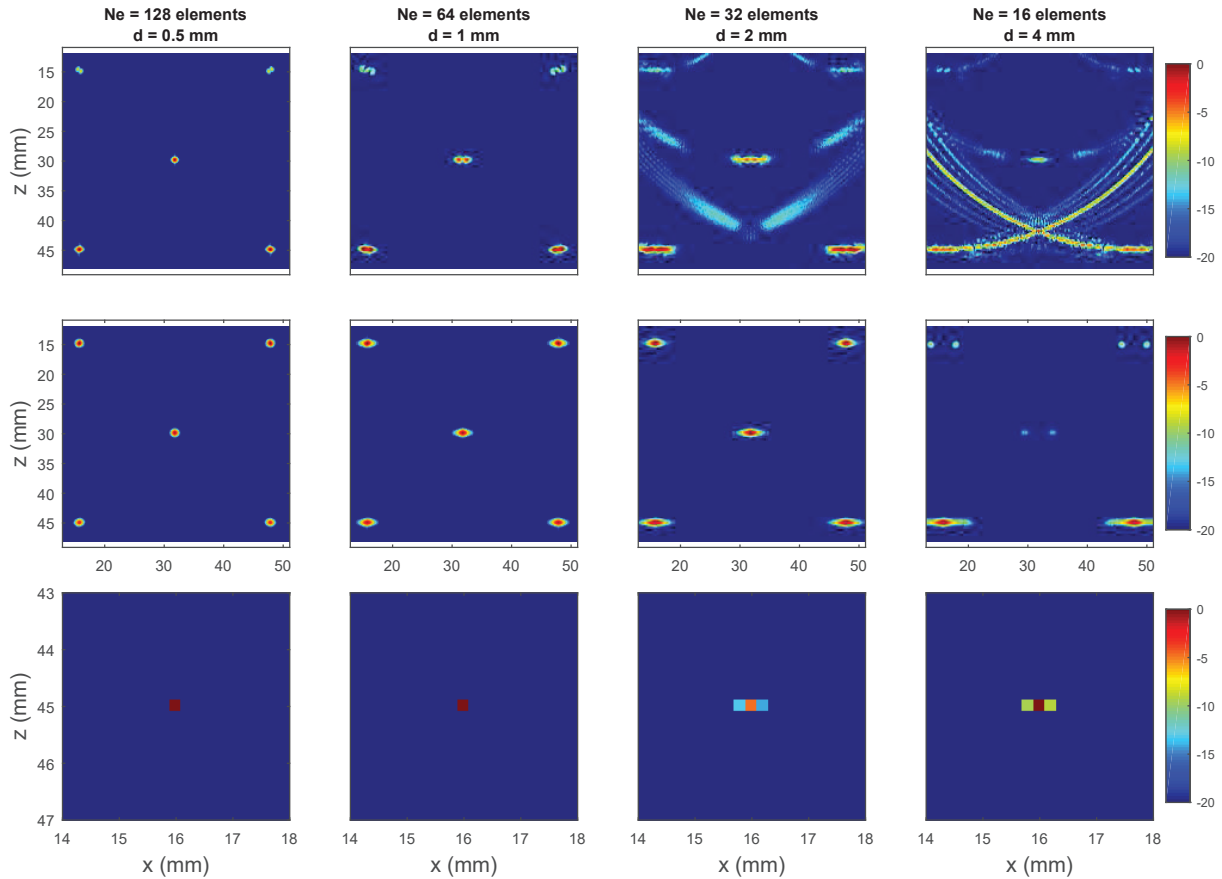


FIGURE 2 – Images TFM (1^{ère} ligne), Excitelet (2^{ème} ligne) et approche inverse (3^{ème} ligne) représentées en échelle logarithmique. On notera le changement d'échelle dans le dernier cas.

barrette de capteurs. Ce critère permet de calculer la limite de résolution d'un système d'imagerie de référence [15].

4.2 Performances des méthodes

Le modèle de propagation choisi pour ces simulations est défini dans [3]. La forme d'onde simulée est une gaussienne de 5 cycles, de fréquence centrale 5 MHz et de largeur de bande à -6 dB de 50 %. Les données sont générées en réalisant l'opération $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{o}$ en utilisant la matrice \mathbf{H} définie plus haut. Pour simuler le bruit de mesure, un bruit blanc gaussien est ajouté aux données. Pour cette simulation, le rapport signal à bruit [14] est fixé à 10 dB. L'ouverture de la barrette est de 63 mm et 5 défauts sont placés à 15 mm, 30 mm et 45 mm de profondeur. Nous comparons les PSNR et API des reconstructions TFM, Excitelet et de l'approche inverse pour ces données. Au cours de l'expérience, la taille des éléments varie. L'écart inter-éléments d varie de $\lambda/2$ à 4λ . L'ouverture de la barrette restant constante, le nombre d'éléments varie de 128 à 16.

La figure 2 montre les résultats des différentes reconstructions. Pour l'approche inverse, l'image est zoomée sur le défaut en bas à gauche pour plus de visibilité, néanmoins les résultats sur l'image globale sont décrits plus bas. Dans les cas classiques où l'écart inter-éléments est inférieur ou égal à la longueur d'onde, la méthode TFM et la méthode Excitelet produisent des résultats similaires, avec toutefois un défaut plus étalé pour Excitelet. Lorsque la taille des transducteurs est grande devant la longueur d'onde, la méthode Excitelet produit de meilleurs résultats que la méthode TFM du fait des propriétés de propagation qui sont

considérées dans la forme d'onde. L'approche inverse donne de très bons résultats. Dans les deux premiers cas $d = \lambda/2$ et $d = \lambda$, seuls les 5 pixels où il y a des défauts sont retrouvés. Dans le troisième cas $d = 2\lambda$, on retrouve également les 5 défauts avec un très léger étalement pour les trois défauts les plus profonds. Dans le dernier cas $d = 4\lambda$, seuls les deux défauts profonds sont retrouvés.

Les différentes métriques représentées dans la figure 4 permettent de retrouver ces conclusions. Les critères PSNR et API sont moyennés sur les 5 défauts. Le critère API montre un étalement plus important des défauts dans le cas de la méthode Excitelet pour une taille de transducteurs inférieure à la longueur d'onde. Lorsque la taille des transducteurs augmente, la méthode TFM se dégrade rapidement et devient moins performante que la méthode Excitelet pour ce critère. Le calcul du PSNR montre que les reconstructions TFM sont plus bruitées que les reconstructions Excitelet. L'approche inverse n'est pas représentée dans le cas du PSNR puisque la pénalisation en norme ℓ_1 donne une image nulle dans les zones sans défauts, et donc un PSNR infini dans ce cas.

4.3 Séparations d'échos proches

Nous réalisons la simulation précédente avec cette fois-ci des défauts ponctuels distants de $\lambda/4$ à 2λ ($\lambda = 1$ mm). Les défauts sont placés à 20λ de profondeur, au centre de l'ouverture de la sonde qui possède 64 éléments, espacés de $\lambda/2$. La limite de résolution selon le critère de Rayleigh vaut dans ce cas : 0.97λ . La figure 3 montre les différentes reconstructions.

La figure 5 représente les courbes d'intensité des images

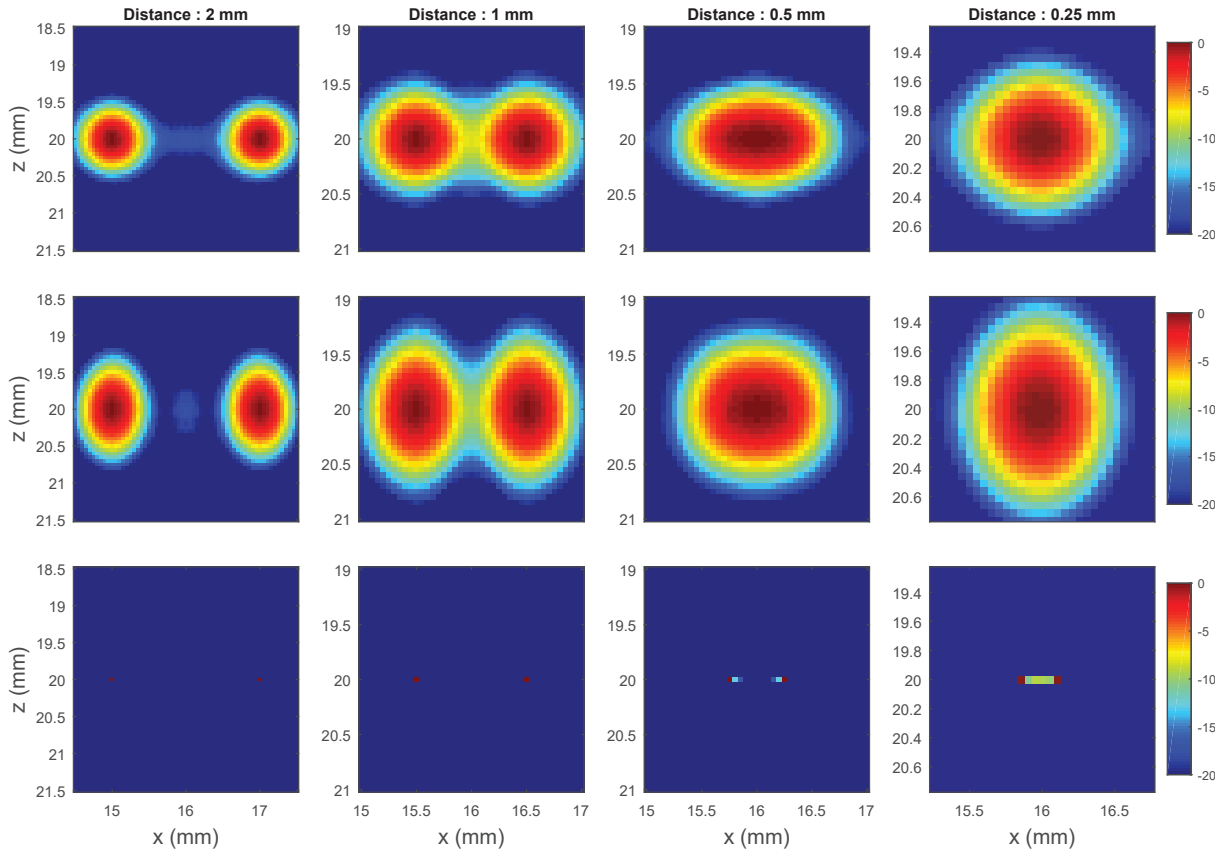


FIGURE 3 – Images TFM (1^{ère} ligne), Excitelet (2^{ème} ligne) et approche inverse (3^{ème} ligne) représentées en échelle logarithmique sur une pièce simulée contenant des défauts proches.

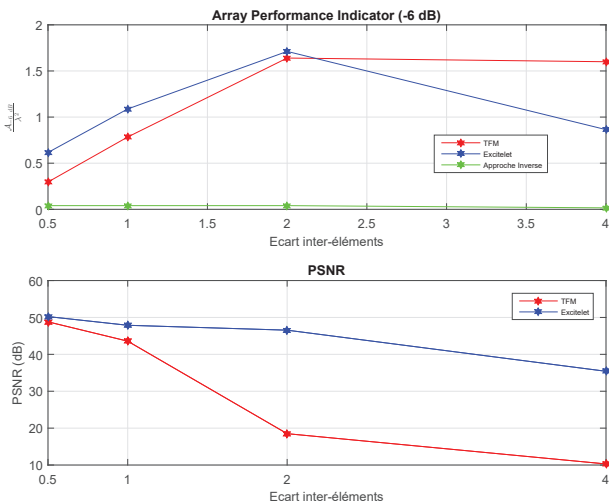


FIGURE 4 – Calcul des critères API (-6 dB) et PSNR sur les résultats de la figure 2.

normalisées à la profondeur des deux défauts. Dans la partie 4.1, Nous avons développé un critère permettant de juger si deux défauts sont résolus ou non. Ainsi, les méthodes TFM et Excitelet permettent de séparer les défauts lorsqu'ils sont distants de 2λ et 1λ . Cette simulation montre que la méthode TFM ne permet pas de séparer des défauts au delà de $\lambda/2$. La méthode inverse permet de séparer les défauts dans chaque cas. Dans cette configuration, la méthode inverse permet donc de séparer des défauts distants de $\lambda/4$ soit un pouvoir de résolution 4 fois supérieur au critère de Rayleigh.

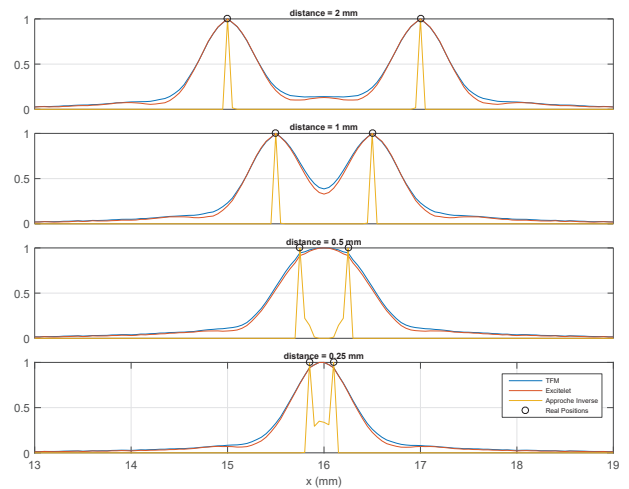


FIGURE 5 – Intensité des reconstructions TFM, Excitelet et approche inverse à la profondeur des défauts.

5 Expérimentations

5.1 Présentation

La méthode proposée à la partie 3 est testée sur deux blocs d'aluminium possédant des trous de 1 mm de diamètre. Les pièces sont homogènes et inspectées en contact. L'image est supposée parcimonieuse, nous utilisons une pénalisation en norme ℓ_1 . Une deuxième fonction de pénalisation en norme ℓ_2 sur la différence entre pixels proches (voisins directs et diagonaux) est ajoutée au critère afin d'observer une image plus homogène et des défauts moins ponctuels. La première expérience consiste à comparer les méthodes

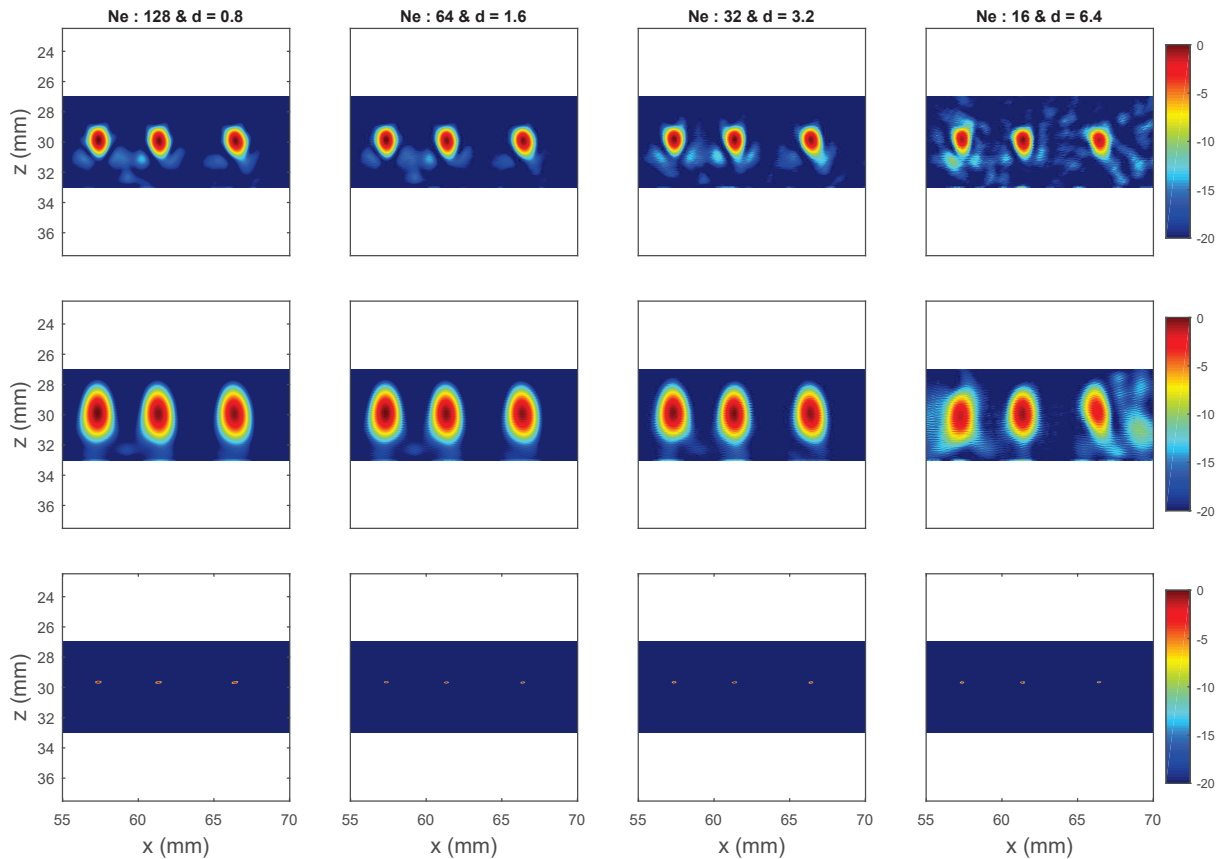


FIGURE 6 – Images TFM (1^{ère} ligne), Excitelet (2^{ème} ligne) et approche inverse (3^{ème} ligne) représentées en échelle logarithmique.

sur trois trous situés à 30 mm de profondeur représentés sur la figure 7. Dans la seconde expérience, le but est de séparer deux défauts très proches devant la longueur d'onde représentés sur la figure 8.

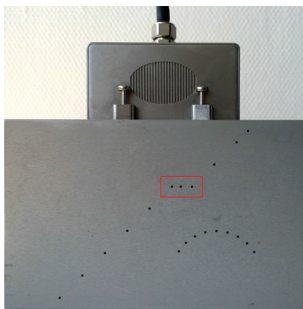


FIGURE 7 – Photos de la pièce inspectée et de la zone de reconstruction : expérience réalisée à la partie 5.2.

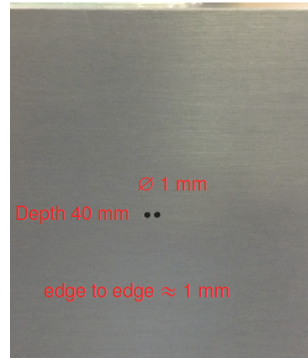


FIGURE 8 – Photos du bloc d'aluminium contenant les deux trous proches : expérience réalisée à la partie 5.3.

5.2 Résultats avec un bloc d'aluminium

Le premier exemple est réalisé sur une partie de la pièce représentée par un rectangle rouge sur la figure 7. L'acquisition des données est réalisée avec une sonde de 128 éléments de fréquence centrale 3 MHz et d'écart inter-élément 0.8 mm, soit une ouverture d'environ 100 mm. La longueur d'onde est égale à 2.1 mm et les défauts sont placés à 30mm $\approx 14\lambda$. Comme pour les simulations, nous allons

dégrader les données en réduisant le nombre de signaux considérés sur les données brutes. La première colonne de la figure 6 représente la reconstruction sur les données brutes. Puis nous avons sélectionné un élément sur deux, puis un sur 4, puis un sur 8. Par exemple, les images de la troisième colonne proviennent de méthodes appliquées à des données de 32 éléments, avec un écart inter-éléments de 3.2 mm. Les lignes correspondent respectivement aux images produites par les algorithmes TFM, Excitelet et approche inverse. Les images produites par la méthode inverse sont très peu influencées par la dégradation des données en comparaison des résultats des méthodes TFM et Excitelet. La résolution est très bonne et permet de localiser les défauts de manière très précise.

5.3 Séparations d'échos proches

Dans ce second cas, le but est de séparer des défauts de 1 mm de diamètre, distants d'environ 1 mm bord à bord. Nous nous plaçons volontairement dans un cas difficile en prenant des données avec une sonde de 32 éléments, de fréquence centrale 1.5 MHz et d'écart inter-éléments 2 mm. Ainsi, la distance séparant les deux trous est environ égale à $\lambda/4$ puisque la longueur d'onde est égale à $\lambda = 4.2$ mm. La profondeur des défauts est de 40 mm, soit environ 10λ . La limite de résolution selon le critère de Rayleigh vaut dans ce cas 0.97 mm. L'ouverture est réduite en réception afin d'éliminer les signaux pour lesquels le couple émetteur-récepteur est trop éloigné. Les résultats des algorithmes TFM, Excitelet et approche inverse sont présentés sur la figure 9 sur une grille large. Sur cette même figure, nous avons également tracé la ligne des maxima des colonnes de chaque reconstruction obtenue sur une grille plus fine.

Nous montrons également la reconstruction sur la grille la plus fine obtenue avec la méthode inverse. On voit qu'il est impossible de distinguer les deux défauts avec les méthodes TFM et Excitelet. En revanche, on distingue deux taches dans l'image reconstruite par la méthode inverse. Les maxima de ces deux défauts sont distants de 1.26 mm, ce qui est plutôt satisfaisant tenant compte des caractéristiques de la pièce. Dans cette configuration, la méthode inverse permet donc de séparer des défauts distants de 1 mm, soit un pouvoir de résolution 4 fois supérieur au critère de Rayleigh, comme observé à la partie 4.3.

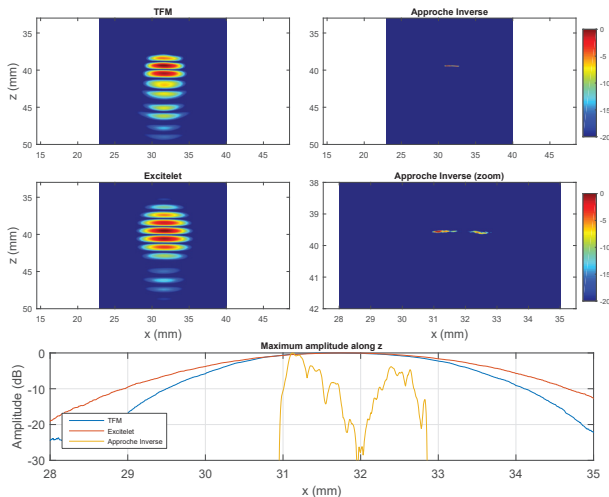


FIGURE 9 – Images TFM (haut gauche), Excitelet (milieu gauche) et approche inverse (haut droite) représentées en échelle logarithmique sur une grille large. Reconstruction plus fine avec l'approche inverse (milieu droite). La dernière image représente les maxima des colonnes de chaque reconstruction obtenue sur une grille plus fine.

6 Conclusion

Une approche inverse de focalisation en tout point a été développée et testée en simulation et avec des données réelles provenant de deux blocs en aluminium. L'approche inverse est comparée à la méthode Excitelet basée sur la corrélation entre les signaux mesurés et théoriques ainsi qu'à la méthode classique TFM. Les données sont modélisées comme la convolution de réponses impulsionnelles spatiales avec la signature de la pièce. La déconvolution se fait de manière itérative en minimisant un critère des moindres carrés pénalisé par une fonction de régularisation dépendant d'un *a priori* de parcimonie sur la pièce inspectée. Cette méthode produit des images parcimonieuses et permet de séparer des défauts très proches. Cette méthode, bien que coûteuse en temps de calcul, est réalisable à l'aide de calculs sur carte graphique GPU.

Références

[1] J. Krautkramer, H. Krautkramer, Ultrasonic Testing of materials, *Springer-Verlag* (1990).
 [2] M. Karaman, P. C. Li, M. O'Donnell, Synthetic aperture imaging for small scale systems, *IEEE*

Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control **42** (3), 429-442 (1995).

- [3] C. Holmes, B. Drinkwater, P. Wilcox, Post-processing of the full matrix of ultrasonic transmit-receive array data for non-destructive evaluation, *NDT&E International* **38** (8), 701-711 (2005).
 [4] E. Carcreff, S. Bourguignon, J. Idier, L. Simon, A Linear Model Approach for Ultrasonic Inverse Problems With Attenuation and Dispersion, *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control* **61** (7), 1191-1203 (2014).
 [5] N. Quaegebeur, P. C. Ostiguy, P. Masson, Correlation-based imaging technique for fatigue monitoring of riveted lap-joint structure, *Ultrasonics* **2**, 1936-1943 (2013).
 [6] J. Idier, Approche bayésienne pour les problèmes inverses, *Traité IC2, Série traitement du signal et de l'image*, Hermès, Paris (2001).
 [7] J. A. Jensen, S. Leeman, Nonparametric Estimation of Ultrasound Pulses, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **41**(10), 929-936 (1994).
 [8] O. Michailovich, D. Adam, Blind Deconvolution of Ultrasound Sequences Using Nonparametric Local Polynomial Estimates of the Pulse, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* **49**(2), 86-104 (2002).
 [9] W. X. Zheng, On TLS estimation of autoregressive signals with noisy measurements, *IEEE Signal Processing and Its Applications* **59**(6), 938-945 (2003).
 [10] M. S. O'Brien, A. N. Sinclair, S. M. Kramer Recovery of a sparse spike time series by L1 norm deconvolution, *IEEE Transactions on Signal Processing* **42**(12), 3353-3365 (1994).
 [11] A. Beck, M. Teboulle, A Fast Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm for Linear Inverse Problems, *SIAM Journal on Imaging Sciences* **2**(1), 183-202 (2009).
 [12] G. H. Golub, M. Heath, G. Wahba, Generalized Cross-Validation as a Method for Choosing a Good Ridge Parameter, *Technometrics* **21**, 215-223 (1979).
 [13] C. Hansen, The L-Curve and its Use in the Numerical Treatment of Inverse Problems, *WIT Press, Computational Inverse Problems in Electrocardiology* **5**, 119-142 (2001).
 [14] M. Welvaert, Y. Rosseel, On the Definition of Signal-To-Noise Ratio and Contrast-To-Noise Ratio for fMRI Data, *PLOS ONE* **8**(11), 1-10 (2013).
 [15] F. Simonetti, Localization of pointlike scatterers in solids with subwavelength resolution, *Applied Physics Letters* **89**, 094105-094105 (2006).
 [16] C. Fan, M. Caleap, M. Pan, B. W. Drinkwater, Comparison between beamforming and super resolution imaging algorithms for non-destructive evaluation, *Applied Physics Letters* **1581**, 171-178 (2014).