



**HAL**  
open science

# Progrès récents dans l'amélioration de la résolution en tomographie ultrasonore

Philippe Lasaygues

► **To cite this version:**

Philippe Lasaygues. Progrès récents dans l'amélioration de la résolution en tomographie ultrasonore. 10ème Congrès Français d'Acoustique, Apr 2010, Lyon, France. hal-00533163

**HAL Id: hal-00533163**

**<https://hal.science/hal-00533163>**

Submitted on 5 Nov 2010

**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.

# 10ème Congrès Français d'Acoustique

Lyon, 12-16 Avril 2010

## Progrès récents dans l'amélioration de la résolution en tomographie ultrasonore

Philippe Lasaygues

Laboratoire de Mécanique et d'Acoustique, 13009 Marseille, France, courriel : lasaygues@lma.cnrs-mrs.fr

La tomographie ultrasonore 2D/3D est aujourd'hui utilisée comme outil d'investigation de tubes cylindriques élastiques. Le problème est assez complexe puisque la propagation des ondes est assez perturbée à l'intérieur du tube si celui-ci est hétérogène ou anisotrope par exemple, mais aussi par le contraste d'impédance acoustique avec le milieu environnant souvent fluide, engendrant sur les signaux acoustiques, des phénomènes parasites complexes. Si les résultats attendus commencent à être pertinents, la tomographie ultrasonore est particulièrement sensible aux signaux parasites et à la résolution des signatures acoustiques ; d'autant plus important que nous axons prioritairement nos mesures sur l'évaluation de l'épaisseur du tube avec la plus grande précision. Dans sa version temporelle, la tomographie laisse apparaître un caractère idéal puisqu'elle ne prend pas en compte les limitations introduites par les transducteurs (bande passante, résolutions axiale, latérale et azimutale, ...) et par l'ensemble du système d'acquisition (jeux mécaniques, ...). Pour atténuer ces effets de filtrage, on cherchera à déconvoluer les signaux d'émission/réception par une fonction "d'appareillage" et nous proposons, dans cette étude, d'utiliser un filtrage de Wiener régularisé par une décomposition en ondelettes des signaux.

### 1 Introduction

La discrimination et le traitement des signaux acoustiques correspondant à des ondes ayant traversées un ou plusieurs milieux dont les contrastes d'impédance sont voisins comme les tissus biologiques mous, ne posent a priori pas de problèmes autres que ceux traités par l'analyse classique (filtrage, transformée de Fourier, ...). Par contre, lorsque les milieux sont fortement contrastés et beaucoup plus écho-gènes, nous sommes confrontés à des signaux d'amplitude très variable et il se pose souvent le problème de la détection d'une information utile noyée dans un environnement bruité ou saturé. C'est le cas par exemple lorsqu'il s'agit de détecter les signaux provenant d'une propagation directe dans un tube cylindrique (un os long par exemple) d'une propagation perturbée par son passage dans l'épaisseur de la coque (la corticale en l'occurrence), souvent plus atténuante, ou encore du récurrent problème de la détection de temps de propagation d'une onde parcourant un chemin complexe. Au sein de notre groupe, les différents algorithmes de traitements des signaux développés ont un double objectif en regard des protocoles de tomographie ultrasonore que nous développons. Premièrement, nous souhaitons améliorer la résolution des signaux (et par conséquent des images tomographiques), c'est à dire "extraire" une information relative aux hautes fréquences du spectre ; et deuxièmement, atteindre la quantification des images, c'est à dire "extraire" une information relative aux basses fréquences. Pour l'un comme pour l'autre de ces objectifs, la première solution qui s'est imposée, est la déconvolution des signaux de réception par la fonction d'appareillage du dispositif expérimental. Plusieurs algorithmes ont été mis au point dans le groupe, comme celui utilisant le filtrage de Kalman des signaux [1] sur la base des travaux de G. Demoment [2 3] ou celui basé sur la méthode de Papoulis [4 5 6] et le filtrage de Wiener. Nous proposons aujourd'hui une amélioration de cette dernière

approche en lui ajoutant une méthode de régularisation basée sur l'analyse en ondelettes.

### 2 Filtrage inverse

Dans sa version générale (et surtout temporelle), la tomographie laisse apparaître un caractère idéal puisqu'elle ne prend pas en compte les limitations introduites par les transducteurs (bande passante, résolutions axiale, latérales et azimutales, ...) et par l'ensemble du système d'acquisition (jeux, offset mécanique, ...). Pour atténuer ces effets de filtrage, on cherchera à déconvoluer les signaux d'émission-réception par une fonction "d'appareillage". La déconvolution, c'est à dire la solution de l'intégrale de convolution, est un problème inverse classique rencontré dans de nombreux domaines. Nous noterons le signal à restaurer  $x(t)$  (ici la réponse impulsionnelle du milieu),  $h(t)$  la réponse impulsionnelle de la chaîne électro-acoustique incluant les transducteurs, et mesurée sur un réflecteur plan parfait (i.e. le dioptre eau/air), et  $y(t)$  le signal observé :

$$y(t) = \int_{-\infty}^t x(z) h(t-z) dz = (h * x)(t) \quad (1)$$

Lorsque la réponse impulsionnelle  $h(t)$  ne peut être raisonnablement approchée par une impulsion de Dirac, l'entrée  $x(t)$  doit être restaurée à partir de la sortie mesurée.

Si on se restreint au cas où  $x$ ,  $y$  et  $h$  sont des fonctions ou des distributions tempérées possédant des transformées de Fourier, respectivement  $X$ ,  $Y$  et  $H$ , la déconvolution peut se ramener à un filtrage inverse :

$$X(\nu) = Y(\nu) H^{-1}(\nu) \quad (2)$$

et

$$\{H(v) \rightarrow 0 \text{ si } v \rightarrow \infty\} \quad (3)$$

Elaborer une méthode s'appliquant à tous les signaux ayant une transformée de Fourier n'a pas de sens et il faut la généraliser pour réduire les limites naturelles de l'inversion.

Une estimée  $\tilde{X}$  de  $X(v)$  peut être obtenue en minimisant la somme des erreurs résiduelles et on démontre simplement que l'approche quadratique classique par filtrage de Wiener permet de décrire  $\tilde{X}(v)$  sous la forme :

$$\tilde{X}(v) = \left[ \frac{H^*(v)}{H^*(v)H(v) + \frac{S_b(v)}{S_x(v)}} \right] y(v) \quad (4)$$

avec  $S_x(v) \neq 0$  et  $S_b(v)$  respectivement le spectre de l'entrée et du bruit. Ici le paramètre de régularisation représente le rapport signal à bruit  $\frac{S_b(v)}{S_x(v)}$ .

### 3 L'analyse en ondelettes

L'analyse temps-fréquence permet d'analyser le contenu fréquentiel d'un phénomène basse fréquence nécessitant un temps d'observation long et d'un phénomène aux fréquences plus élevées qui aura tendance à évoluer plus rapidement et nécessitera un temps d'observation plus réduit pour estimer ses composantes [7]. On effectue la corrélation, au sens du produit scalaire sur  $L^2(\mathfrak{R})$ , entre le signal à analyser et une famille de fonctions bien localisées  $\{\psi_{s,u}(t), s \in \mathfrak{R}_+, u \in \mathfrak{R}\}$  en temps et en fréquence :

$$TO_y(s, u) = \langle y, \psi_{s,u} \rangle = \int_{\mathfrak{R}} y(t) \psi_{s,u}^*(t) dt \quad (5)$$

avec  $s$  le paramètre lié à la dilatation et  $u$  le paramètre lié à la translation. Les coefficients  $TO_y(s, u)$  s'interprètent comme la projection du signal  $y(t)$  sur une famille  $\{\psi_{s,u}(t)\}$  des fonctions obtenues par dilatation de  $s$  et translation de  $u$  de l'ondelette mère  $\psi$  :

$$\psi_{s,u}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (6)$$

Le facteur  $\frac{1}{\sqrt{s}}$  normalise la fonction  $\psi_{s,u}$  afin de préserver l'énergie du motif analysant. La transformée en ondelettes est une représentation covariante par changement d'échelle et translation en temps. La transformée en ondelettes continue est redondante, en ce sens qu'il suffit en pratique de quelques coefficients pour couvrir entièrement le plan temps-échelle. On discrétise la représentation continue en échantillonnant à la fois le paramètre d'échelle  $s$  et le paramètre temporel  $u$ . On parle alors de transformée en ondelettes discrète qui se formalise ainsi :

$$TO_{j,k}(s, u) = s_0^{-\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} y(t) \psi^*(s_0^{-j}t - ku_0) dt ; j, k \in Z \quad (7)$$

avec  $j$  et  $k$  les indices d'échelle et de temps. Généralement, on choisit  $s_0 = 2$  et  $u_0 = 1$  ce qui conduit à une échelle logarithmique formant un réseau dyadique (octave par octave). Un tel échantillonnage permet de construire des bases orthonormées associées à des ondelettes bien localisées en temps et en fréquence [8].

$$\text{La famille } \left\{ \psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - k) ; (j, k) \in Z^2 \right\}$$

constitue alors une base (non nécessairement orthonormale) multi-résolution de  $L^2(\mathfrak{R})$ . On parle de décomposition d'un signal  $y(n)$  de longueur  $2^N$  :

$$y(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{2^{N-j}} d_{j,k} \psi_{j,k}(n) + \sum_{k=1}^{2^{(N-1)}} a_{1,k} \phi_{1,k}(n) ; J \leq N \quad (8)$$

Avec  $J$  le nombre de voies d'analyse dans  $y(n)$ ,  $d_{j,k} \psi_{j,k}(n)$  détail de  $y(n)$  à la voie  $j$  et à l'instant  $k$ , et  $a_{1,k} \phi_{1,k}(n)$  approximation de  $y(n)$  à la voie  $J$  et à l'instant  $k$ . Les fonctions d'ondelettes  $\psi_{j,k}(n)$  et d'échelles  $\phi_{j,k}(n)$  sont définies par :

$$\psi_{j,k}(n) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}n - k + 1), 1 \leq j \leq J, 1 \leq k \leq 2^{N-j} \quad (9)$$

$$\phi_{j,k}(n) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}n - k + 1), 1 \leq k \leq 2^{N-j} \quad (10)$$

Les coefficients  $d_{j,k}$  et  $a_{j,k}$  sont définis comme les produits scalaires de  $y(n)$ , et l'ondelette et la fonction d'échelle respectivement :

$$d_{j,k} = \langle y, \psi_{j,k} \rangle \quad (11)$$

$$a_{j,k} = \langle y, \phi_{j,k} \rangle \quad (12)$$

### 4 Algorithme de déconvolution

Dans cette partie, nous présentons une association originale du filtrage de Wiener et de la décomposition en ondelettes. Le filtrage inverse régularisé de Wiener est appliqué en première intention, mais n'est pas bien adapté pour les signaux qui contiennent des phénomènes localisés de discontinuités (saut d'interfaces) ; caractéristiques qui peuvent même être distordues pendant le traitement. Les ondelettes quant à elles, par leur propriété de capter des changements brusques d'information haute fréquence permettent théoriquement d'optimiser cette inversion.

La méthode WVD (wavelet-vaguelette-decomposition) développée par D.L. Donoho [9], consiste en une simple inversion dans le domaine de Fourier. Nous estimons la fonction  $H^{-1}(f)$  de l'entrée, que nous décomposons sur une base d'ondelettes que nous seuillons proportionnellement à la variance du bruit. La méthode est limitée lorsque la variance de bruit augmente et que la fonction de transfert tend vers zéro. C'est la raison pour laquelle nous avons préféré une méthode hybride proposée par R. Neelamani et al [10] et également exploitée par S. Wan [11] pour l'échographie de la peau, combinant un filtrage de Wiener à une approche WVD. L'algorithme est proposé en 2 étapes. La première consiste en un filtrage inverse régularisé de Wiener qui fournit une estimation initiale du  $x(n)$  notée  $x_1(n)$ . Dans la seconde étape, on applique un deuxième

filtrage de Wiener, mais sur les ondelettes, donnant  $x_1(n)$  et  $x_2(n)$  puis l'estimée  $\hat{x}(n)$ .

### Procédure de débruitage

Le signal RF est décomposé par l'ondelette de I. Daubechies "DB14". Les coefficients issus de cette décomposition sont alors préalablement débruités par une méthode de seuillage qui consiste à rendre quelques coefficients nuls :

$$d_{1k} = \begin{cases} d_{1k} & \text{si } |d_{1k}| > T \\ 0 & \text{si } |d_{1k}| \leq T \end{cases} \quad (13)$$

avec  $T = \sigma \sqrt{2 \ln L}$  et  $L$  la longueur du signal. La déviation standard du bruit  $\sigma$  est égale à 1,5 fois la moyenne des coefficients de détail les plus fins.

### Filtrage inverse de Wiener

Pour obtenir la première estimée  $x_1(n)$ , on applique le filtrage inverse de Wiener  $W(f)$  :

$$\begin{cases} X_1(f) = W(f) Y(f) \\ W(f) = \frac{H^*(f) P_{x_1}(f)}{|H(f)|^2 P_{x_1}(f) + \alpha \sigma^2} \end{cases} \quad (14)$$

où  $X_1(f)$  et  $Y(f)$  sont respectivement les transformées de Fourier de  $x_1(n)$  et  $y(n)$ ,  $p_{x_1}(f)$  est la densité spectrale de puissance de  $x_1(n)$ ,  $\alpha$  est le paramètre de régularisation et  $\sigma^2$  est la variance du bruit, (i.e. moyenne des coefficients du détail le plus fin).

### Seuillage et filtrage par ondelettes

On effectue une décomposition en ondelettes de  $x_1(n)$  par l'ondelette de Daubechies "DB6". Chaque coefficients  $d_{jk}$  et  $a_{jk}$  sont traités séparément, pour obtenir finalement l'estimée  $x_2(n)$  :

$$x_1(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{2^{N-j}} d_{jk} \psi_{jk}(n) + \sum_{k=1}^{2^{(N-1)}} a_{jk} \phi_{jk}(n); J \leq N \quad (15)$$

On utilise l'indice  $J$  pour la décomposition en ondelettes suivant :

$$x_2(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{2^{N-j}} d_{jk}^1 \psi_{jk}^1(n) + \sum_{k=1}^{2^{(N-1)}} a_{jk}^1 \phi_{jk}^1(n); J \leq N \quad (16)$$

$x_1(n)$  et  $x_2(n)$  sont les décompositions en ondelettes,  $d_{jk}^1$  et  $a_{jk}^1$  les coefficients de détails et d'approximation :

$$d_{jk}^1 = \begin{cases} \langle x_1, \psi_{jk}^1 \rangle & \text{si } |\langle x_1, \phi_{jk}^1 \rangle| > \sigma_{\psi_j}^1 \\ 0 & \text{si } |\langle x_1, \phi_{jk}^1 \rangle| \leq \sigma_{\psi_j}^1 \end{cases} \quad (17)$$

$$a_{jk}^1 = \begin{cases} \langle x_1, \phi_{jk}^1 \rangle & \text{si } |\langle x_1, \phi_{jk}^1 \rangle| > \sigma_{\phi_j}^1 \\ 0 & \text{si } |\langle x_1, \phi_{jk}^1 \rangle| \leq \sigma_{\phi_j}^1 \end{cases} \quad (18)$$

Il convient de noter que les seuils sont dépendants de l'échelle. De même les seuils appliqués aux coefficients de détails ( $\sigma_{\psi_j}^1$ ) sont différents du seuil appliqué aux coefficients d'approximation ( $\sigma_{\phi_j}^1$ ), ainsi une estimation du bruit pour chaque échelle est nécessaire en calculant la moyenne des coefficients correspondants.

À présent le signal est filtré et débruité. On applique le filtre de Wiener sur les coefficients issus de la décomposition en ondelettes de  $x_1(n)$  et  $x_2(n)$ . Pour recouvrir l'estimation finale  $\hat{x}(n)$  on a appliqué une transformée en ondelettes discrète inverse en utilisant cette fois, l'ondelette de Daubechies "DB4" :

$$\hat{d}_{jk}^{\text{II}} = \frac{|d_{jk}^{\text{II}}|^2 \langle x_1, \psi_{jk}^{\text{II}} \rangle}{|d_{jk}^{\text{II}}|^2 + |\sigma_{\psi_j}^{\text{II}}|^2} \quad (19)$$

$$\hat{a}_{jk}^{\text{II}} = \frac{|a_{jk}^{\text{II}}|^2 \langle x_1, \psi_{jk}^{\text{II}} \rangle}{|a_{jk}^{\text{II}}|^2 + |\sigma_{\phi_j}^{\text{II}}|^2} \quad (20)$$

$$\begin{aligned} d_{jk}^{\text{II}} &= \langle x_2, \psi_{jk}^{\text{II}} \rangle \\ a_{jk}^{\text{II}} &= \langle x_2, \phi_{jk}^{\text{II}} \rangle \end{aligned} \quad (21)$$

$$\hat{x}(n) = \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^{2^{N-j}} \hat{d}_{jk}^{\text{II}} \psi_{jk}^{\text{II}}(n) + \sum_{k=1}^{2^{(N-1)}} \hat{a}_{jk}^{\text{II}} \phi_{jk}^{\text{II}}(n); J \leq N \quad (22)$$

Nous avons appliqué cet algorithme sur chaque rétroprojection, et nous avons pu avoir une résolution meilleure sur différents tomogrammes.

## 5 Résultats

### Cas d'un cylindre plein en plexiglas

L'expérience est menée en mode réflexion (un seul transducteur) sur un scanner à ultrasons 2D. L'objet analysé est constitué d'un cylindre en plexiglas de diamètre externe de 30 mm. Le sinogramme contient 180 projections réparties sur 360° soit un pas angulaire de 2°. Les signaux contiennent 1024 échantillons répartis tous les 50 ns (soit une fréquence d'échantillonnage de 20MHz). La fréquence nominale du transducteur est de 1MHz. Le tomogramme comporte 300 x 300 pixels.

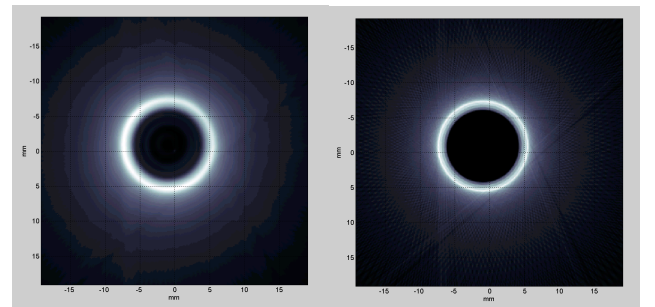


Figure 1: Tomogramme d'un cylindre en plexiglas de 30 mm de diamètre : (gauche) sans traitement, (droite) après déconvolution des projections

La longueur d'onde à 1MHz est 1,5 mm dans l'eau. Après déconvolution, la définition du contour externe du cylindre est bien mieux résolue.

## Tube en résine Neukadur ProtoCast 113™

L'expérience est menée dans les mêmes conditions. L'objet analysé est constitué d'un tube en résine Neukadur ProtoCast 113™. Les dimensions du tube sont de l'ordre de 15 mm pour la plus grande largeur et de 12 mm pour la plus petite et 6 mm en moyenne (non circulaire) pour l'intérieur.

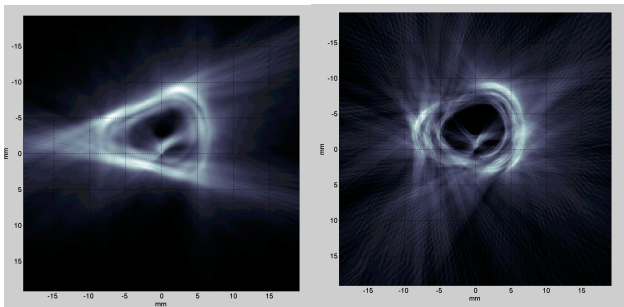


Figure 2: Tomogramme d'un tube en résine : (gauche) sans traitement, (droite) après déconvolution des projections

L'amélioration de la résolution de l'image après déconvolution est nette qu'il s'agisse du contour externe de l'objet ou du contour interne. Le bruit sur l'image dû aux forts échos rétro-propagés est diminué. Les flans droit et gauche de l'objet sont mieux imagés même si le flan supérieur semble moins bien résolu. Les dimensions extérieures de l'objet sont plus proches de la réalité.

## 6 Conclusion

L'objectif était de mettre en oeuvre une méthode de déconvolution afin d'améliorer la résolution des images ultrasonores. Cette procédure a pour but de palier l'effet de filtrage de la chaîne de mesures et de compenser la limitation en fréquence des transducteurs. La méthode adoptée est basée sur une méthode originale de décomposition en ondelettes des champs mesurés et sur un filtrage inverse régularisé de Wiener. On applique la méthode sur un signal expérimental, on obtient après la déconvolution effectivement une meilleure résolution des images tomographiques. Les méthodes de déconvolution sont souvent sensibles au bruit. L'introduction d'analyse en ondelettes, plus particulièrement l'utilisation d'un critère de seuillage sur les différentes échelles a réduit l'intensité du bruit. Une décomposition en ondelettes efficace doit aboutir à un nombre limité de coefficients non nul. Afin d'avoir plus d'information sur le signal, il faut donc choisir une base d'ondelettes bien adaptée au signal.

## Références

- [1] Mensah S., Tomographie ultrasonore en réflexion, application à l'imagerie médicale, *Thèse de l'Université d'Aix-Marseille II* (1990).
- [2] Demoment G., Chapitre 1, Problèmes inverses et problèmes mal posés, & chapitre 2, Régularisation d'un problème mal posé: approches génériques, *Approche bayésienne pour les problèmes inverses*, dir. J. Idier, Série Traitement du Signal et de l'image, Hermès – Lavoisier, (2001).
- [3] Herment A., Demoment G., Vaysse M., Algorithm for on line deconvolution of echographic signals, *Acoustical Imaging*, 10, 325 - 345, (1982).
- [4] Papoulis A., A new algorithm in spectral analysis and band-limited extrapolation, *IEEE Trans. Circuits Syst.*, 22 (9), 735-742, (1975).
- [5] Papoulis A., Chamzas C., Improvement of range resolution by spectral extrapolation, *Ultrasonic Imaging*, 121-135, 1979;
- [6] Lasaygues P., Lefebvre J.-P., Mensah S., High Resolution Low Frequency Ultrasonic Tomography *Ultrasonic Imaging*, 19, 278-293, (1997).
- [7] Mallat S., A wavelet tour of signal processing. *Boston academic Press*, (1999).
- [8] Meyer Y., Ondelettes et algorithmes concurrents, *Herman Editeur*, (1992).
- [9] Donoho D.L., Nonlinear solution of linear inverse problems by wavelet-vaguelette decomposition *Appl. Comput. Harmonic Anal.*, 2, 101-126, (1995).
- [10] Neelamani R., Choi H., Baraniuk R.G., Wavelet-based deconvolution for ill-conditioned systems, *IEEE Conf. Acoust. Speech, and Signal Processing (ICASSP)*, 6, 3241-3244, (1999).
- [11] Wan S., Raju B.I., Srinivasan A.M., Robust Deconvolution of high-frequency ultrasound images using higher-order spectral analysis and wavelets, *IEEE transaction on ultrasonics, ferroelectrics, and frequency control*, 50 (10), (2003).