

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur
et de la Recherche Scientifique



Université Mohammed Seddik BENYAHIA - Jijel
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département d'Electronique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES

Présenté en vue de l'Obtention du Diplôme
de **MASTER** en Electronique

Option : **Electronique des Systèmes Embarqués**

Thème :

Déconvolution aveugle des ondes ultrasonores

Encadré par :

▪ **Dr. Fatima KEMIHA**

Réalisé par :

▪ **Monsaf BOULOU DEN**

▪ **Bou zid ZAROUR**

**Année Universitaire
2020/2021**

Remerciements

Remerciements

Je remercie en premier lieu Allah qui m'a donné ce bien là et pour que je vie ce jour et la force et la patience pour terminer ce travail.

*Je tiens à exprimer mes remerciements à mon encadreur **Dr. Fatima kemíha** qui a proposé et dirigé ce travail.*

Je remercie monsieur le président de jury, ainsi que les membres de jury d'avoir accepté de juger ce travail.

Je tiens à remercier les responsables et tout le personnel du département d'Electronique de JIJEL pour les facilités qu'ils m'ont accordés pour terminer ce travail.

Le travail de mémoire que j'ai effectué doit beaucoup à certaines personnes que je tiens à les remercier sincèrement.

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à ma formation et à l'élaboration de ce modeste mémoire.

A tous, un grand Merci.

Monsaf / Bouzid



*Je dédie cet humble travail
A mes chers parents ma mère et mon père
Pour leur patience, leur amour, leur
soutien inconditionnel et leurs
encouragements*

A Mes frères et sœurs

A mes amis et mes camarades

*A tous les personnes qui ont cru en moi -ou
pas - et qui grâce à elles je suis arrivé
aujourd'hui là.*

*A tous mes professeurs du primaire,
collège, lycée et enseignement supérieur.*

*A mon binôme Bouzid, avec qui je partage
cet événement grandiose.*

Monsaf

Dédicaces

Dédicaces

*Au nom d'ALLAH tout puissant pour tous les
bienfaits qu'il ne cesse d'accomplir dans nos vies
Que la paix et le salut soient son messager
Mohamed, sa famille et ses compagnons.
Je dédie ce travail*

A mes parents

Mes frères et sœurs

*Mes dédicaces vont également à mes amis et mes
collègues particulièrement*

*A mon binôme Monsaf qui a partagé avec moi ce
travail*

*A tous mes proches de la famille et A tous ceux qui
ont m'enseigné tout au long de ma vie
Scolaire.*

Bouzid

ملخص

نتناول في هذه الأطروحة موضوع التفكيك وتطبيقه على الامواج مافوق الصوتية حيث طبقنا هذا التفكيك بانواعه المختلفة من بينها التفكيك الكلاسيكي و النصف اعمى و وصولا الى التفكيك الاعمى ومن خلال التجارب المطبقة والملاحظات التي تم استنتاجها يظهر لنا التفكيك الاعمى يعتبر الافضل من حيث النتائج رغم بعض العيوب التي يمكن التغاضي عنها

Résumé

Dans c mémoire, nous traitons le sujet de la déconvolution et son application à l'échographie, où nous avons appliqué cette déconvolution de ses différents types, y compris la déconvolution classique et semi-aveugle, jusqu'à la déconstruction aveugle.

A travers les expérimentations appliquées et les observations qui ont été conclues, le démontage à l'aveugle nous apparaît comme le meilleur en termes de résultats, malgré quelques défauts qui peuvent passer inaperçus.

summary

In this thesis, we deal with the subject of deconstruction and its application to ultrasound, where we applied this deconstruction of its various types, including classical and half-blind deconstruction, up to blind deconstruction. can be overlooked

SYMBOLES & NOTATIONS

$y(t)$: Signal A-scan mesuré
$h(t)$: Réponse impulsionnelle du système
$r(t)$: Réflectivité
$b(t)$: Bruit
τ	: Retard
σ_b^2	: Variance du bruit.
λ_i	: Valeur singulière de la matrice H.
$t(k)$: Echantillon k de la séquence de Bernoulli.
n_ε	: Nombre de réflecteurs non nuls présents dans une séquence t donnée
$\ \cdot \ $: Symbole représentant la norme.
$*$: Opérateur de convolution temporelle
H^T	: Transposée de la matrice H
α	: C'est le coefficient de régularisation
β	: Amplitude du signal
T	: La période d'échantillonnage
λ	: La valeur propre
ρ	: Masse volumique de milieu
σ	: Gaussien centré et de variance
τ	: Temps d'arrivé
ϕ	: Phase
μ	: L'écart type du signal
$\arg \max[p(r)]$: Valeur de l'argument qui maximise $p(r)$
θ	: Paramètre de vecteur
δ	: Moyenne du signal

ABRÉVIATIONS

MED	: Déconvolution à Minimum d'Entropie
MED-CLPD	: Déconvolution Parcimonieuse (Claerbout's Parsimonious
Deconvolution) MEDD	Minimum Entropy Deconvolution D Norm
MED-EXP	: Déconvolution MED avec Transformation
Exponentielle MLD	: Maximum Likelihood
Deconvolution	
MP	: Matching Pursuit
MV	: Maximum de Vraisemblance
DRN	: Déconvolution par les Réseaux de Neurones
CND	: Contrôle Non Destructif
BG	: Processus Bernoulli-Gaussien
MA	: Moyenne Ajustée
EM	: Expectation Maximization
AR	: Modèle Autorégressif
GN	: Gauss Newton
WMED	: Wiggins' Minimum Entropy Deconvolution
CFRP	: Carbon Fiber Reinforced Polymer Multi-Layered Composite Materials

LISTE DES GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Tableau 1.1 : Classification du son selon les fréquences

figure 1.1 : Dénominations A-scan, B-scan, C-scan pour le CND par ultrasons

Figure 1.2 : Onde longitudinale.

Figure 1.3 : Onde transversale.

Figure 1.4 : La Méthode de mesure des ondes ultrasonores

Figure 1.5 : Fonctionnement d'un transducteur

Figure 1.6 : Principe de la piézoélectricité

Figure 2.1 : Instabilité et non unicité de la solution de l'opération de déconvolution.

Figure 2.2 : Bande passante d'un traducteur ultrasonore, Echo mesuré sur un flecteur

plan infini situé à la distance focale, b) Spectre de l'écho.

Figure 2.3 : Arbre des méthodes de déconvolution appliquées au contrôle ultrasonore

Figure 2.4 : Schéma de la déconvolution par les réseaux de neurones (DRN)

Figure 2.5 : Modèle du signal ultrasonore des échos rétro diffusés

Figure 2.6 : Déconvolution aveugle en sismologie

Figure 2.7 : Trame 38 de la séquence coronarographique numéro

Figure 2.8 : Déconvolution aveugle correspondante

Figure 3.1 : Résultat de la déconvolution obtenu par le filtre de Wiener sur un signal théorique

Figure 3.2 : Résultat de la déconvolution semi aveugle sur un signal théorique

Figure 3.3 : Résultat de la déconvolution aveugle sur un signal théorique .

Figure 3.4 : Un signal temporaires

Figure 3.5 : Résultat de la méthode d'ondelette sur un signal temporaire

Figure 3.6 : Résultat de déconvolution aveugle (la méthode basée sur un modèle analytique) sur une image

Figure 3.7 : Résultat de Déconvolution aveugle (MED) sur une image ultrason

Sommaire

Chapitre 1 : Les ondes ultrasonores.....	7
1 Introduction	8
2 Définition.....	9
1 Description mathématique.....	9
2 Caractéristique physiques des Ultrasons :	10
3 Modes de représentation.....	10
4 Différents types d'ondes	11
4.1 Ondes longitudinales	11
4.2 Ondes transversales	12
4.3 Ondes de surface ou de Rayleigh	12
4.4 Ondes de plaque ou ondes de Lamb	13
5 La Méthode de mesure	13
6 Génération des ultrasons.....	13
6.1 Transducteur	14
6.2 Effet piézoélectrique.....	14
7 Utilisation des ultrasons	15
8 Conclusion.....	15
Chapitre 2 : Déconvolution aveugle	17
1 Introduction	17
2 Les difficultés de la déconvolution.....	18
2.1 La déconvolution: un problème mal-posé	18
2.2 Bande passante du système	19
2.3 Bruits contaminant les mesures	19
3 Les méthodes de déconvolution.....	20
3.1 Déconvolution déterministe.....	21
3.1.1 Méthodes des moindres carrés.....	22
3.1.2 Méthodes de régularisation.....	23
3.2 Deconvolution semi aveugle	25
3.2.1 Déconvolution par minimisation d'une norme L^P	25
3.2.1.1 Principe de la méthode.....	26
3.2.2 Déconvolution Bernouilli-Gaussienne	27
3.2.3 Formulation du problème	28
3.3 Déconvolution aveugle	29
3.3.1 Déconvolution par les réseaux de neurones	29
3.3.1.1 Conception de déconvolution par les réseaux neurones.....	30
3.3.2 Estimation des paramètres inconnus de l'ondelette de l'écho par l'algorithme EM (Expectation Maximization)	31
3.3.2.1 Principe de l'algorithme EM	33

3.3.2.2	L'algorithme EM	33
3.3.2.3	Estimation de la réflectivité	35
3.3.3	Déconvolution à Minimum d'Entropie	37
3.3.4	Déconvolution MED WIGGINS	37
3.3.5	Déconvolution parcimonieuse MED-CLPD (Claerbout's Parsimonious Deconvolution)	40
3.3.6	Déconvolution MED avec transformation exponentielle (MED-EXP)	40
3.3.7	Déconvolution MED généralisée.....	41
3.3.8	Déconvolution basée sur un modèle analytique	42
3.3.9	Modèle de l'écho ultrasonore	42
3.3.10	Estimation d'un seul écho ultrasonore.....	43
4	Exemple d'application	45
4.1	Sismologie	45
4.2	Séquences vidéo	46
4.3	Images ultrasonores	47
5	Avantage et désavantage de la déconvolution aveugle	47
5.1	Désavantage.....	47
5.2	Avantages	47
6	Conclusion.....	48
Chapitre3 : Application de la deconvoluton aveugle sur les ultrasons.....		49
1	Introduction	50
2	Plan de travail	50
3	Application de Déconvolution sur un signal théorique (image).....	50
3.1	Déconvolution déterministe	50
3.1.1	Filtre de Wiener.....	50
3.2	Déconvolution semi aveugle	52
3.2.1	Méthode de Minimisation d'une norme L_p	52
4	Déconvolution aveugle	53
4.1	Déconvolution basée sur un modèle analytique	53
5	Application de Déconvolution sur un signal pratique (ultrasons)	54
5.1	Application sur un signal temporaire	54
5.2	La Méthode d'Onodette.....	54
5.3	Déconvolution basée sur un modèle analytique	55
5.4	Déconvolution MED	56
6	Conclusion.....	57

Introduction général

Introduction général

Depuis de nombreuses années, les ondes ultrasonores de faibles amplitudes et de fréquences de l'ordre du MHz, sont largement utilisées dans l'industrie et en médecine. Le développement des diverses applications faisant appel aux ultrasons se confirme de plus en plus. avec toutes ces utilisations, il est impératif que nous trouvions les voies et moyens d'améliorer cette utilisation dans divers magazines. Pour cette raison, nous avons choisi la méthode de déconvolution aveugle, que nous verrons en détail dans le deuxième chapitre comme moyen d'améliorer la signaux et les filtrer du bruit d'une meilleure manière qui nous permet d'en profiter davantage.

Le traitement des signaux est désormais en plein essor en effet d'une part, les avantages commerciaux et économiques des produits de consommation tels que les ordinateurs, les téléviseurs et les téléphones portables sont énormes, apportant de nouveaux défis, mais les domaines plus « de base » posent également de nombreux problèmes. En effet, on peut par exemple citer l'utilisation de la médecine et des rayons X ou des ultrasons pour observer l'infiniment petit et l'infiniment grand... Dans chacun des cas ci-dessus, l'enjeu est de pouvoir apprendre de l'image .Cela nécessite généralement un traitement particulier: restauration, décomposition, segmentation, etc.

Le but des différentes méthodes de déconvolution est de construire une solution approchée physiquement acceptable et numériquement stable. Si le but est similaire à toutes les méthodes, alors les concepts théoriques utilisés et les algorithmes développés sont très différents .Il n'existe pas de méthode de déconvolution universelle qui puisse battre toutes les autres méthodes. Comparer les performances de différentes méthodes est également difficile.

Dans le premier chapitre, nous donnerons une définition générale des ultrasons et de leurs propriétés physiques en général. Nous passerons également en revue ses types, sa méthode de mesure, ses journaux d'utilisation et quelques exemples d'application.

Le chapitre 2 comporte une revue des principales techniques de déconvolution existantes, d'un point de vue algorithmique, permettant de définir des outils qui nous seront utiles ultérieurement, et de situer notre travail par rapport à l'état de l'art, en particulier en ce qui concerne la déconvolution aveugle.

Dans le dernier chapitre, nous appliquerons cette méthode, classique et aveugle, à un signal théorique et à des signaux ultrasonores de différentes dimensions, et nous en extrairons les résultats Sur cela, nous analyserons, comparerons et conclurons la méthodes la plus efficaces qui donnent les meilleurs résultats

Chapitre 1 : Les ondes ultrasonores

Chapitre 1 : Les ondes ultrasonores

1 Introduction

La science des ultrasons est aujourd'hui le fruit de l'union de l'électronique moderne et de l'acoustique. Les effets ultrasonores sont connus depuis 1812, cependant leur utilisation n'a été généralisée qu'à partir de 1945 où les ultrasons ont été utilisés pour la détection des sous-marins. Depuis, elle n'a cessé d'évoluer et d'occuper plusieurs domaines tels que la biologie, la médecine et l'industrie. Avec l'évolution de l'électronique dans les années 1970, les ultrasons ont connu le sommet de leur évolution.

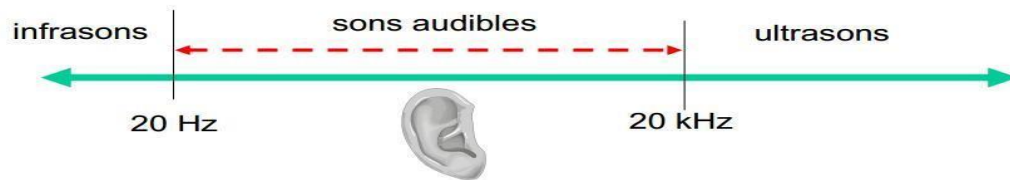
Dans le monde des ultrasons, les ondes ultrasonores constituent un moyen privilégié d'investigation dans l'étude du comportement mécanique des matériaux, ainsi que l'analyse et la caractérisation de leurs propriétés : les vitesses de propagation des ondes ultrasonores dépendent essentiellement de certaines grandeurs physiques comme la déformation du milieu de propagation, des constantes élastiques et de la masse volumique du milieu considéré. Elles dépendent aussi de la nature de l'onde longitudinale ou transversale, ainsi que la direction de polarisation de l'onde.

Actuellement, la technique par réflexion d'impulsions ultrasonores (Pulse-Echo) est la plus utilisée car elle permet de connaître la distance par rapport à la surface de l'hétérogénéité, d'avoir une idée sur sa forme, son étendue et surtout pour son coût faible et sa mise en œuvre facile. Cette technique consiste à interroger un milieu à l'aide d'une impulsion ultrasonore et à enregistrer les échos générés par des inhomogénéités. Celles-ci peuvent être des défauts ou des fissures. Le signal rétrodiffusé, peut porter des informations telles que la position des défauts dans le matériau, la vitesse de propagation qui détermine la nature du matériau si ce dernier est inconnu et la position des différentes interfaces qui représentent les dimensions de la pièce. Ensuite, ce signal sera soumis à un traitement du signal spécifique afin de savoir l'image interne du matériau et juger sa santé d'une façon précise.

2 Définition

Les ultrasons sont des ondes mécaniques se déplaçant à une fréquence supérieure à la plage auditive humaine ($f > 20 \text{ kHz}$). Ils exercent une pression sur le milieu, comprimant et raréfiant cycliquement le réseau de particules dans le sens de propagation. L'unité physique de mesure des ondes mécaniques est le Pascal (Pa), défini comme une force (Newton, N) par unité de surface (mètres carrés, m^2):

$\text{Pa} = \text{N} / \text{m}^2$, comme tout type d'onde, les ondes mécaniques peuvent être classées en fonction de leur direction de propagation (ondes longitudinales ou transversales) et de leur front d'onde (ondes planaires ou circulaires), lorsqu'un objet est soumis à une onde ultrasonore, plusieurs caractéristiques physiques présentent une variation en forme d'onde: le déplacement local des particules, la vitesse des particules et la densité du matériau.



Infrasons	Sons	Ultrasons	Méga sons	Hyper sons
1Hz....	20Hz....	20KHz....	1MHz....	1GHz....

Tableau 1.1 : Classification du son selon les fréquences

1 Description mathématique

Une onde ultrasonore peut être représentée par la fonction d'onde générale (dans une dimension) $u(x, v, t)$ où v est la vitesse de l'onde, x l'axe de propagation et t le temps. Le formulaire complet en trois dimensions

remplace x par \hat{n} , le vecteur unitaire définissant la direction de propagation des ondes, et \vec{r} , le vecteur de localisation spatiale.

$$u(\hat{n} \cdot \vec{r} \pm vt) \quad (1.1)$$

La fonction est conforme à l'équation générale des vagues

$$\nabla^2 u = \frac{1}{v^2} \frac{\partial^2 u}{\partial t^2} \quad (1.2)$$

2 Caractéristique physiques des Ultrasons :

Fréquence f (Hz) : 20 kHz et 100 MHz

Période T (s) : $T=1/f = \lambda/c$

Longueur d'onde λ (m) : $\lambda =c/f =c.T$

Célérité c (m/s) : $c=f.\lambda= \lambda/T$

Intensité I (Watt/cm²) = Energie Transportée par unité de surface
 $I=Pc/2\rho$

Le niveau sonore L (dB) entre deux ondes ultrasonore (I1 et I2)

$$L=D=10 \log (I2 / I1)$$

3 Modes de représentation

Les données issues d'une acquisition ultrasonore peuvent être représentées sous la forme d'un ensemble de signaux monodimensionnels, ou sous la forme des signaux bidimensionnels ou plus , à cet égard nous notons plusieurs formes

Les dénominations **A-scan**, **B-scan** et **C-scan** (de l'anglais to scan, lire rapidement un document pour y trouver une information) viennent du domaine du CND par ultrasons. Avec cette technologie, il est possible de représenter l'amplitude du signal en fonction du temps à un endroit donné, afin de visualiser le phénomène d'écho propre à l'émission-réception d'ultrasons. Cela constitue la forme A-scan. Un graphe de type B-scan trace la dynamique (le maximum de l'amplitude au bout d'un temps assez long) d'un signal en fonction de son abscisse le long d'une ligne. Il s'agit en quelque sorte d'une vue en coupe le long de cette ligne. Un C-scan est une image à part entière qui représente la dynamique en tout point de la surface, selon une échelle de couleurs qui peut être continue ou binaire. Ceci est par conséquent équivalent à une « vue de dessus ». La figure 3.1 schématise ces trois types de représentations dans le cas d'une évaluation par sonde à ultrasons.

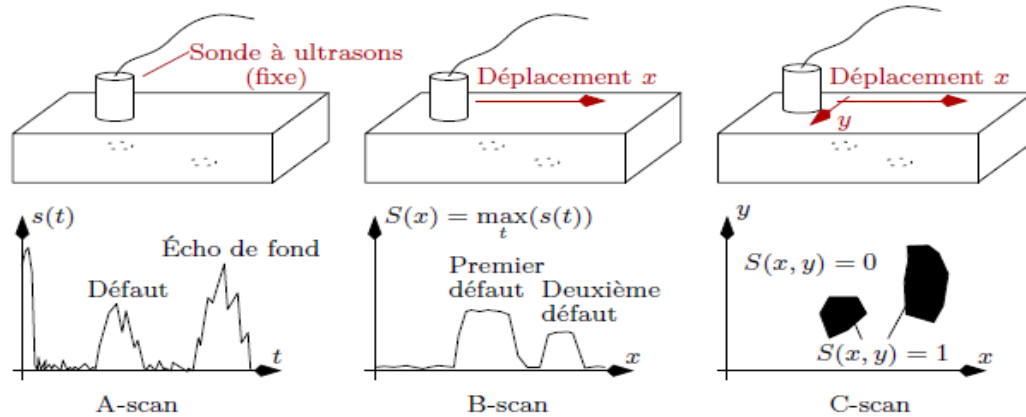


figure 1.1 – Dénominations A-scan, B-scan, C-scan pour le CND par ultrasons

En régime harmonique la mesure effectuée à chaque point n'est pas un signal dépendant du temps (le régime transitoire d'établissement de la mesure n'apporte *a priori* aucune information). Par contre, les représentations B-scan et C-scan de l'amplitude du signal existent et sont largement utilisées. Pour les travaux présentés dans ce mémoire, l'importance de balayer des surfaces élimine de fait la pertinence des B-scans.

4 Différents types d'ondes

Les ondes ultrasonores sont émises par une source, et elles se propagent et se propagent dans toutes les directions possibles dans un milieu élastique. Plusieurs types d'ondes ultrasonores peuvent se propager dans les milieux solides. Ces ondes se distinguent les unes des autres par [1]

la forme et la direction des trajectoires qu'elles impriment aux particules du matériau dans lequel elles se propagent, la vitesse de propagation ou célérité, la distance à laquelle elles sont susceptibles de se propager dans le matériau.

4.1 Ondes longitudinales

Également appelées ondes de compression ou ondes P, leur caractéristique est que la direction de vibration des particules est parallèle à la direction de propagation des ondes, comme le montre la figure (1.3). Ces ondes ne se propagent que dans les solides et les liquides. La vitesse de propagation des ondes longitudinales dépend des paramètres caractéristiques du matériau considéré [2].

$$V_L = \sqrt{\frac{E}{\rho}} \quad (1.3)$$

E est le module d'Young en $\text{kg.m}^{-1}.\text{s}^{-1}$ et ρ la densité en kg.m^{-3} .

Les ondes longitudinales sont très utilisées pour le contrôle non destructif des matériaux et la mesure des épaisseurs de parois.

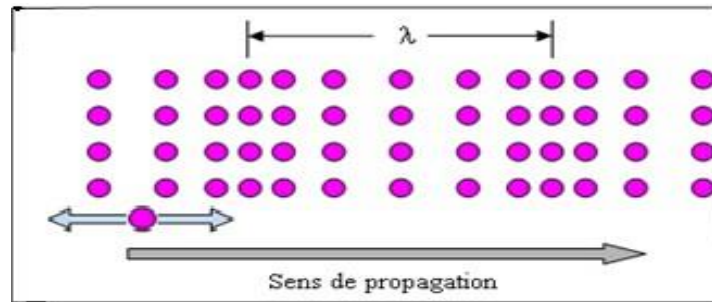


Figure 1.2 : Onde longitudinale.

4.2 Ondes transversales

Aussi appelée onde transversale ou onde S, le déplacement de la particule est perpendiculaire à la direction de propagation, comme le montre la figure (1.4). Ces ondes ne se propagent que dans les milieux solides, elles ne se propageront pas dans les milieux gazeux ou liquides. La vitesse de l'onde transversale est donnée par

$$V_t = \sqrt{\frac{\mu_s}{\rho}} \quad (1.4)$$

μ_s est le module d'élasticité transverse. Puisque $E = 2 \mu_s(1 - \sigma)$, avec σ est le coefficient de Poisson, l'équation (1.5) peut alors s'écrire

$$V_t = \sqrt{\frac{E}{2\rho(1-\sigma)}} \quad (1.5)$$

Les ondes transversales sont très utilisées pour le contrôle non destructif des milieux métalliques et notamment des assemblages soudés.

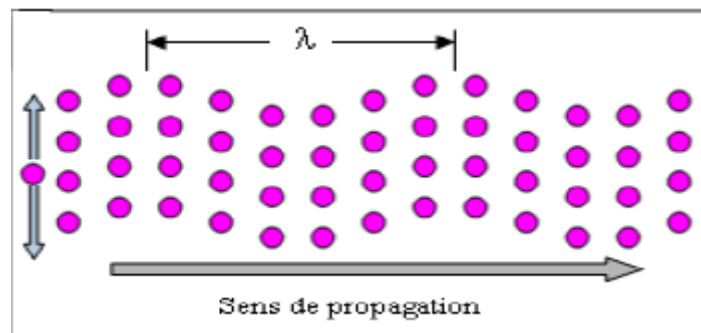


Figure 1.3 : Onde transversale.

4.3 Ondes de surface ou de Rayleigh

Découverts par Lord Rayleigh en 1885, ils n'affectent la profondeur de la surface

solide que sur la longueur d'onde λ . Lorsqu'elles se propagent dans un milieu infini, leur vitesse de propagation est d'environ 10 % de la vitesse de l'onde de cisaillement. Ce type d'onde se rencontre naturellement dans la propagation des séismes.

Dans la pratique du contrôle industriel, les ondes de Rayleigh sont rarement utilisées car trop sensibles aux rugosités de surface.

4.4 Ondes de plaque ou ondes de Lamb

Dans les tôles dont l'épaisseur est égale ou peu différente d'une longueur d'onde, les ondes de surface ne peuvent pas être générées. Dans ce cas, d'autres ondes apparaissent, ce sont les ondes de LAMB ou de plaque qui sont de deux types principaux : le premier est comparable à une onde de compression et le deuxième est caractérisé par une onde de mode transversal.

5 La Méthode de mesure

L'émetteur à ultrasons émet périodiquement de courtes impulsions sonores à haute fréquence. Ces impulsions voyagent dans l'air à la vitesse du son. Lorsqu'ils rencontrent un objet, ils réfléchissent et retournent au récepteur comme un écho. Cela calculera la distance entre la cible et la cible en fonction du temps entre la transmission du signal et la réception de l'écho.

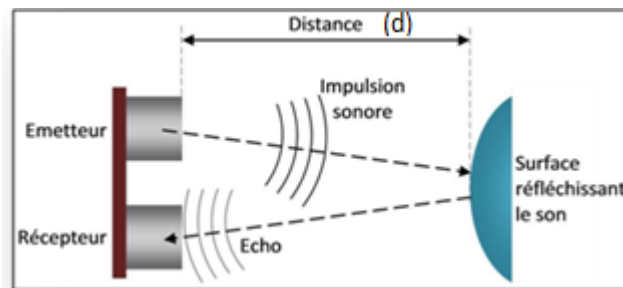


Figure 1.4 : La Méthode de mesure des ondes ultrasonores

$$\Delta t = \frac{2d}{c}; d = \frac{\Delta t \cdot c}{2} \quad (1.6)$$

6 Génération des ultrasons

Il y a deux voies pour générer des ultrasons dans les pièces à contrôler :

- Les méthodes avec contact, utilisant un transducteur électroacoustique, générateur de vibrations mécaniques, qui seront transmises à la pièce par couplage acoustique [3].
- Les méthodes dites sans contact, pour lesquelles la génération des ultrasons se fait à la surface de la pièce elle-même, par tout moyen susceptible d'activer les particules du milieu [4, 5].

6.1 Transducteur

Un transducteur est un appareil produisant des ultrasons et est communément appelé traducteur ou convertisseur. Dans le cadre de notre travail de thèse, on utilise des transducteurs piézoélectriques pour convertir l'énergie électrique en une énergie mécanique ultrasonore [6, 7]. L'augmentation de la fréquence d'un transducteur permet une bonne détection des échos.

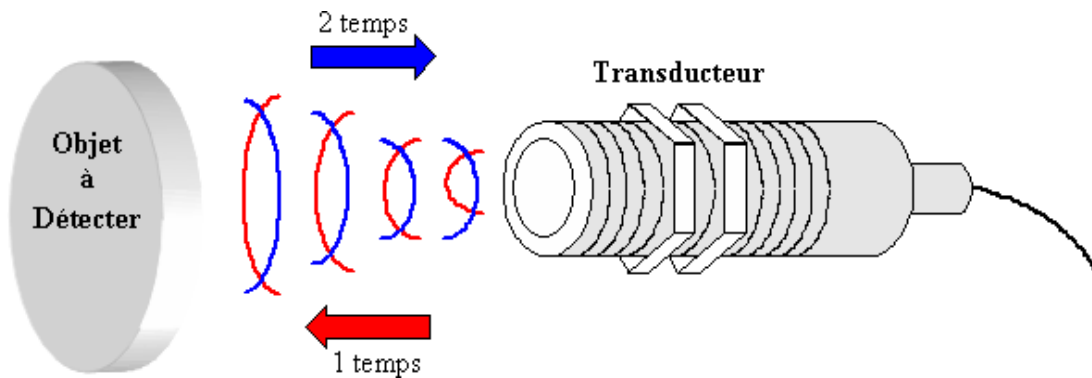


Figure 1.5 : Fonctionnement d'un transducteur

6.2 Effet piézoélectrique

Dans certains cas, la loi de Hooke ne permet pas de décrire complètement la réponse d'un solide sous l'effet d'une contrainte. Certains matériaux se polarisent électriquement quand ils sont soumis à une contrainte mécanique, c'est l'effet piézoélectrique, qui a été découvert en 1880 par Pierre et Jacques Curie [8 ,9].

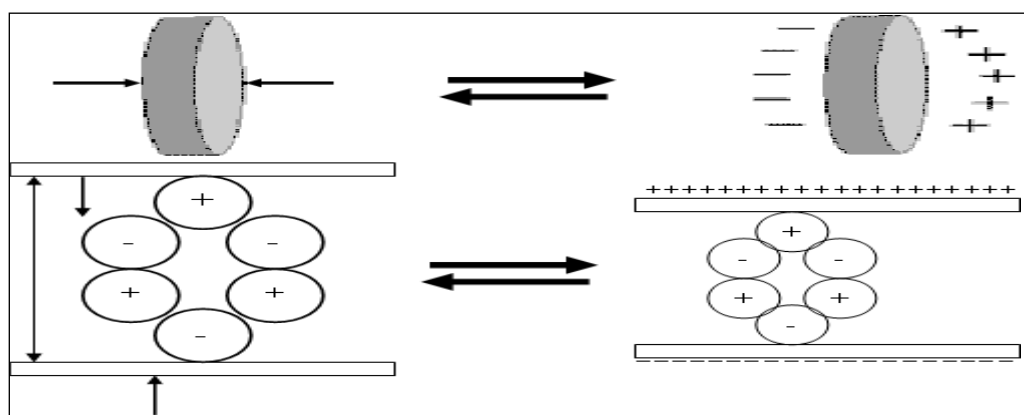


Figure 1.6 : Principe de la piézoélectricité

7 Utilisation des ultrasons

Les ultrasons sont utilisés dans de très nombreux domaines de l'industrie métallurgique. Leur emploi est plus récent dans les secteurs des matériaux plastiques et composites. Les ultrasons sont mis en œuvre en

- Médecine : avec notamment l'échographie et la thérapie par ultrasons focalisés;
- En agriculture : par vibration (nébulisation) de l'eau qui se transforme en aérosol et alimente le système racinaire en oxygène;
- En télédétection : pour le sonar;
- En télémétrie : pour mesurer les distances ;
- Dans l'industrie automobile, afin d'éviter les obstacles ;
- En contrôle non destructif

Ce panorama des utilisations des ultrasons ne serait pas complet si l'on ne mentionnait pas leur application comme outil d'investigation des propriétés élastiques des matériaux. C'est pourquoi, l'objectif du contrôle non destructif par les ultrasons est la mise en évidence de toutes les défauts susceptibles d'altérer la disponibilité par la détection des défauts, la sécurité d'emploi et plus généralement, la conformité d'un produit à l'usage auquel il est destiné. De ce fait, le CND apparaît comme un élément majeur du contrôle de la qualité des produits.

8 Conclusion

L'utilisation des ultrasons occupe une place importante dans divers domaines, et elle est devenue un outil indispensable. Les notions de base des ultrasons sont introduites pour mieux comprendre le phénomène vécu par les ultrasons dans leur milieu de propagation. Et, afin de mettre en évidence leur application dans les contrôles non destructifs, ils ont prouvé leur simplicité, leur précision et surtout leur efficacité

Chapitre 2 : Déconvolution aveugle

Chapitre 2 : Déconvolution aveugle

1 Introduction

Il s'agit d'un type de traitement numérique conçu pour compenser les limitations physiques des instruments de mesure. Il s'agit d'un problème ancien traité par T. KAILATH [9], qui a fait l'objet de nombreuses études. Néanmoins, comme ce problème n'accepte pas une seule solution, il fait encore l'objet de recherches approfondies. Comme le montre la figure (1.1), les signaux apparaissant à l'entrée du filtre sont très différents, et les signaux donnés en sortie sont presque les mêmes. Par conséquent, le problème de la déconvolution est de revenir à une «bonne» solution, c'est-à-dire une solution physiquement importante.

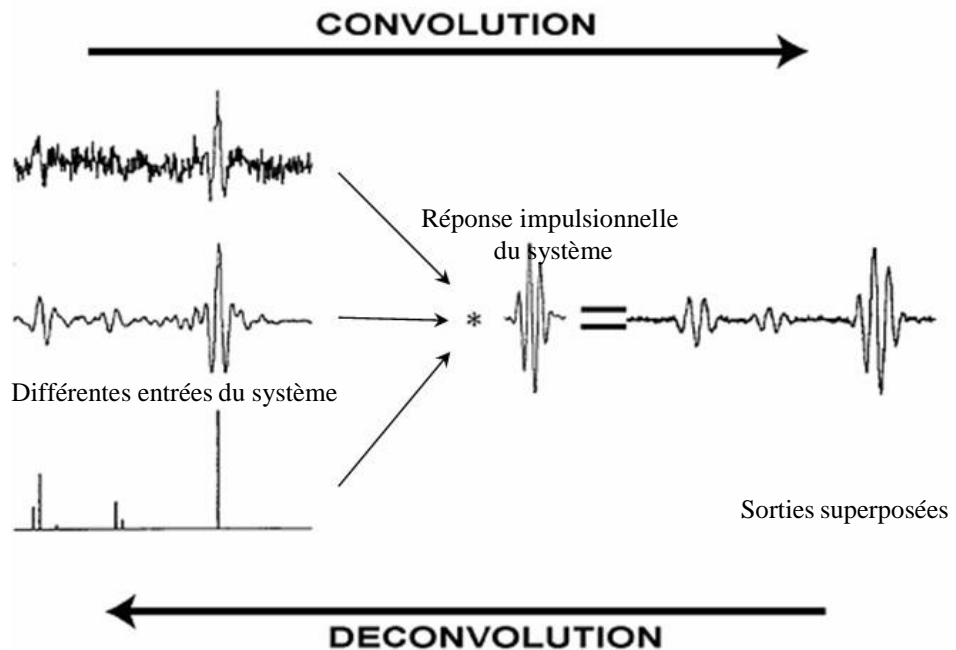


Figure 2.1 : Instabilité et non unicité de la solution de l'opération de déconvolution.

Le but des différentes méthodes de déconvolution est d'établir une solution approximative physiquement acceptable et numériquement stable. Si l'objectif est similaire à toutes les méthodes, les concepts théoriques et les algorithmes utilisés Les développés sont très différents. Il n'y a pas de méthode de déconvolution universelle qui puisse surpasser toutes les autres méthodes.

De plus, il est difficile de comparer les performances de différente

méthodes car les hypothèses explicites ou implicites spécifiques à chaque algorithme signifient que pour certaines catégories de signaux, les estimations sont meilleures, tandis que pour d'autres catégories de signaux, les estimations ne sont pas bonnes. Les travaux [10] [11] donnent un aperçu plus complet des méthodes les plus couramment utilisées dans les essais non destructifs par ultrasons et sismiques.

Ce chapitre présente les problèmes généraux de la déconvolution à travers le cas particulier des signaux ultrasonores. Tout d'abord, le concept de problème du pendule est étudié. Analysez ensuite l'impact de la bande passante et du bruit du système sur la solution requise. Enfin, nous donnons un organigramme des différentes méthodes de déconvolution et des matériaux contrôlés utilisés dans cet article.

2 Les difficultés de la déconvolution

2.1 La déconvolution: un problème mal-posé

Même si la réponse impulsionnelle du système est bien connue, la déconvolution est un problème difficile à résoudre car elle appartient à la catégorie des problèmes mal posés. Selon TIKHONOV et ARSENIN, il doit être attribué à JACQUES HADAMARD. Lorsque la solution d'un problème inverse satisfait les trois conditions suivantes, un problème inverse se pose: existence, unicité et stabilité. Comme nous l'avons vu, ce n'est pas le cas pour la déconvolution (figure 1.1). La dépendance continue signifie que la faible interférence des données doit correspondre à la faible interférence de la solution recherchée. Si pour le signal $r + \delta r$, on observe les données $y + \delta y$, alors quand δy tend vers zéro, δr doit aussi tendre vers zéro. Des problèmes inconfortables sont rencontrés dans de nombreux domaines. Par exemple, l'analyse de toute intégrale du premier type est un problème devant nous. En fait, l'application du lemme de RIEMANN montre que lorsque la pulsation ω est très grande, le changement d'entrée $\delta r(\tau) = \sin(\omega\tau)$ fait que la correction de données δy est très faible. Cependant, ce n'est pas toujours le cas. Intuitivement, cela s'explique par des faits. Dans le processus de convolution entre la fonction douce (changeant lentement) et la fonction d'oscillation rapide, les parties positive et négative de l'oscillation s'annulent. En outre, la bande passante limitée de tout équipement de mesure physique et le bruit aléatoire affectant toute mesure physique entraîneront une perte d'informations irréparable. La solution recherchée n'est donc plus la seule. Toutes les fonctions qui ont le même spectre de fréquences pour les fréquences contenues dans la bande passante du capteur donneront le même signal de sortie du filtre, quel que soit leur spectre de fréquences en dehors de cette bande de fréquences.

2.2 Bande passante du système

Même pour le meilleur convertisseur amorti, sa bande passante (définie comme le rapport entre la bande passante et la fréquence centrale mesurée traditionnellement à 6 dB) dépasse rarement 60%. La bande passante est mesurée sur l'écho réfléchi sur un réflecteur plat [12].

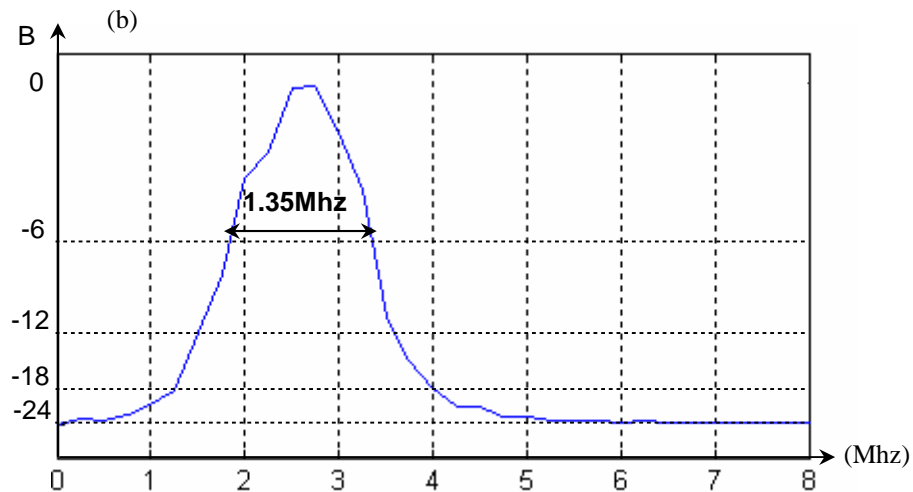


Figure 2.2: Bande passante d'un traducteur ultrasonore, Spectre de l'écho.

La figure (2.2) montre le signal enregistré à l'aide d'un convertisseur qui apparaît dans l'eau et a une fréquence centrale de 2,6 MHz. A partir de la représentation temporelle du signal, on peut voir que l'amortissement du convertisseur n'est pas très bon. Ce résultat est confirmé par le rapport de la bande passante mesurée à 6 dB sur la fréquence centrale égale à 51%.

Dans la plupart des cas, les transducteurs ultrasoniques peuvent être assimilés à des filtres passe-bande à bande étroite.

2.3 Bruits contaminant les mesures

En pratique, le signal qu'une personne tente de générer, de transmettre ou de mesurer est toujours accompagné de signaux d'interférence, que l'on peut appeler bruit. Le signal ultrasonique est perturbé par trois principales sources de bruit:

- Bruit électronique des composants électroniques de la chaîne de mesure (amplificateurs, filtres, etc.). Ce bruit peut être considéré comme blanc, mais l'énergie n'est pas très élevée.
- Le bruit de quantification généré par la conversion de données analogiques en données numériques.
- Bruit structurel causé par la réflexion et la diffraction ultrasonores causées par la structure du matériau lui-même.

3 Les méthodes de déconvolution

Des méthodes de traitement de signaux numériques à haute résolution ont été appliquées à la déconvolution des signaux ultrasonores. Plusieurs auteurs ont passé en revue ces applications, nous pouvons principalement les citer [13] [14]

Ultrasonics [12] ont comparé l'application de certaines techniques de déconvolution non adaptative sur le même problème. En raison de la nature mal posée de la déconvolution, bien que ces méthodes soient connues pour avoir une résolution élevée, elles sont encore sévèrement limitées.

En théorie, si vous connaissez a priori les statistiques de bruit, vous pouvez toujours trouver la meilleure solution. IEEE Transactions On Ultrasonics, Ferroelectrics, And Frequency Control et ainsi de suite. [15] utilise des connaissances antérieures sur les statistiques de bruit pour dériver le filtre de Wiener optimal qui surmonte le problème mal posé. IEEE trans. On information theory et IEEE Trans. On Image Processing [13] [16] ont proposé des modifications intéressantes aux méthodes de déconvolution disponibles couramment utilisées pour les problèmes de déconvolution sismique. C. H. CHEN et S. K. SIN ont remarqué une forte similitude entre ces deux problèmes (sismique et déconvolution par ultrasons), ils ont donc appliqué la plupart des techniques développées aux problèmes d'ultrasons. Sur la base des résultats obtenus, ils recommandent d'utiliser ces méthodes dans le domaine des ultrasons. Afin d'étendre les résultats des problèmes sismiques aux problèmes d'ultrasons, l'applicabilité des mesures préventives doit être envisagée [14]. Les méthodes de déconvolution appliquées aux tests par ultrasons sont généralement divisées en trois grandes catégories:

- Déconvolution déterministe.
- Déconvolution semi-aveugle.
- Déconvolution aveugle.

Dans la méthode déterministe, nous proposons deux méthodes de déconvolution déterministe. La première est la méthode d'estimation classique, appelée méthode des moindres carrés. La deuxième méthode est basée sur le filtre Wiener.

Dans la deuxième catégorie, nous proposons deux méthodes de déconvolution semi-aveugle. La première est la méthode de déconvolution basée sur la minimisation de la norme LP. La seconde est la méthode de déconvolution basée sur le modèle Bernoulli-Gaussien.

Pour la troisième catégorie, nous proposons trois méthodes de déconvolution aveugle. La première méthode est classée sur la base d'une technique de déconvolution appelée déconvolution à entropie minimale (MED). La seconde est la méthode de déconvolution basée sur les réseaux de neurones. La troisième méthode est la méthode de déconvolution basée sur le modèle analytique. Toutes les méthodes développées seront appliquées à ce travail et regroupées dans l'organigramme illustré à la figure (2.3).

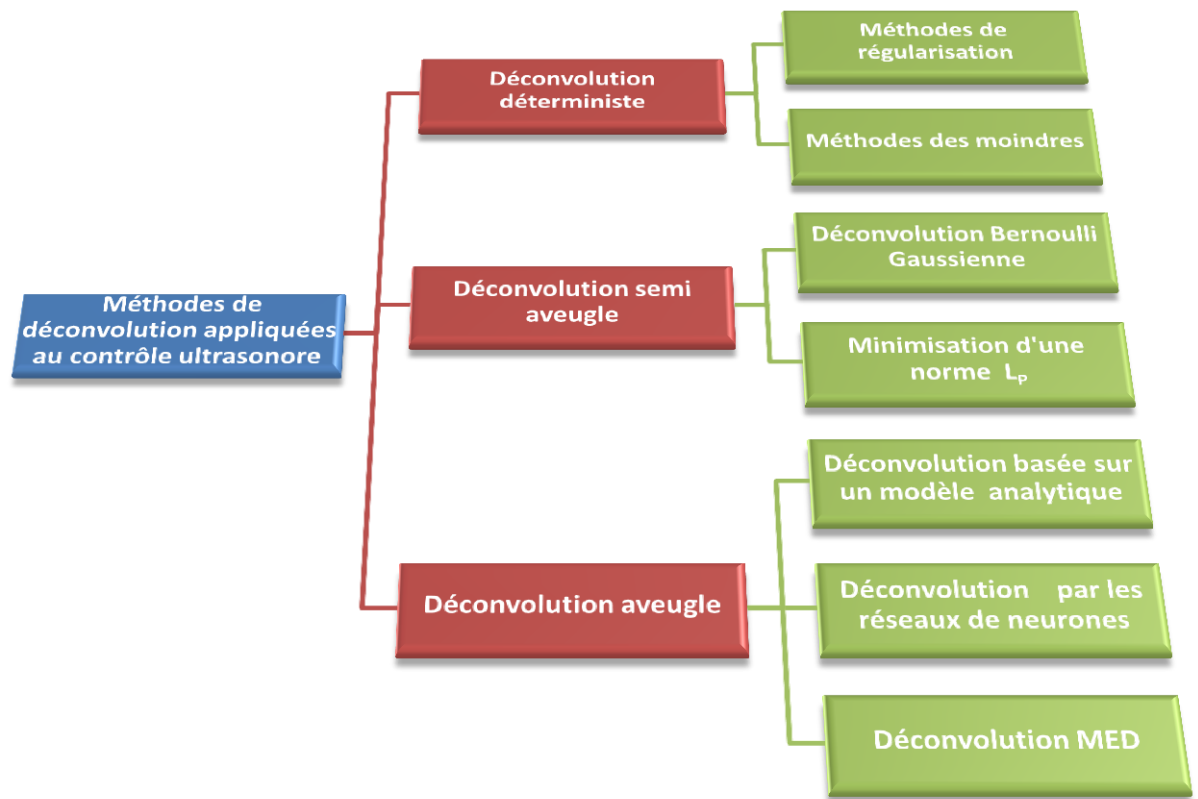


Figure 2.3 : Arbre des méthodes de déconvolution appliquées au contrôle ultrasonore

3.1 Déconvolution déterministe

En présence de bruit structurel, plusieurs travaux ont été réalisés pour déconvoluer le signal ultrasonore de manière déterministe. Ils sont tous basés sur les moindres carrés ou des méthodes de régularisation. Dans ce paragraphe, nous avons passé en revue certaines méthodes qui permettent la déconvolution des signaux, en particulier les méthodes qui déconvoluent des signaux ultrasonores.

Dans le cas de la déconvolution déterministe, A. J. BERKHOUT propose un algorithme de filtrage inverse basé sur les moindres carrés et la déconvolution basée sur les ondelettes. Le principe est de trouver le filtre inverse de la caractéristique h connue de la chaîne sonore. Le principal avantage de cette méthode est qu'elle est très simple car il n'y a pas d'inversion de matrice et de transformée de Fourier. Cette simplicité facilite le développement de dispositifs de déconvolution construits autour de microprocesseurs. Cette méthode a également été appliquée dans le domaine médical.

J. XIA et al. ont proposé une autre application de la déconvolution déterministe en

géologie. La résolution est la clé principale pour identifier les données géologiques des équipements GPR. Par rapport aux mêmes données sans traitement de déconvolution déterministe, l'application de la déconvolution déterministe aux données GPR peut augmenter la résolution de 50%.

M. MORHAC propose la méthode de déconvolution. Premièrement, l'amélioration de la résolution de la méthode de déconvolution du spectre de rayons repose sur la minimisation du carré de la valeur négative dans les données de déconvolution. La deuxième méthode est une forme modifiée de la première méthode, son principe est de minimiser la somme des carrés, mais seulement de réduire les éléments négatifs.

3.1.1 Méthodes des moindres carrés

La méthode d'estimation est toujours basée sur la recherche de la meilleure estimation de la quantité r (notée r) selon un certain critère d'optimalité. L'une des méthodes d'estimation les plus anciennes est la méthode des «moindres carrés» mise au point par Karl Gauss à la fin du XVIII^e siècle. Aujourd'hui, cette méthode est toujours très importante car elle assure, La fidélité des données (le signal reconstruit est presque le même que le signal mesuré). Même s'il ne peut pas normaliser le problème, il existe dans de nombreux algorithmes de déconvolution.

En l'absence d'informations sur la solution et le bruit, une méthode réalisable consiste à trouver un filtre linéaire qui minimise l'erreur de reconstruction résiduelle entre les données mesurées et les données estimées:

$$b^T b = (y - Hr)^T (y - Hr) \quad (2.1)$$

La minimisation de ce critère conduit à la solution :

$$\hat{r} = (H^T H)^{-1} H^T y \quad (2.2)$$

De manière plus générale, une méthode appelée "moindres carrés pondérés" a été développée. Elle est basée sur la minimisation du critère :

$$C(b) = (y - Hr)^T W (y - Hr) \quad (2.3)$$

où W est une matrice de pondération.

La minimisation de ce critère conduit à la solution [17][18]:

$$\hat{r} = (H^T W H)^{-1} H^T W y \quad (2.4)$$

Nous prouvons que l'estimateur est sans biais lorsque les deux conditions suivantes sont remplies: b et H sont statistiquement indépendants et b a une moyenne nulle. L'estimateur n'a pas de biais, ce qui garantit que la fonction de distribution de probabilité de l'estimateur est centrée sur les paramètres requis:

$$E \{ \hat{r} \} = r \quad \text{si } r \text{ est déterministe} \quad (2.5)$$

$$E\{\hat{r}\} = E\{r\} \text{ si } r \text{ est aléatoire} \quad (2.6)$$

3.1.2 Méthodes de régularisation

De ce qui précède, on se rend compte qu'il est impossible d'obtenir une solution réelle à partir de données mauvaises ou bruyantes. En plus de trouver la vraie solution, nous essaierons de trouver une approximation en utilisant la méthode dite de régularisation. La régularisation consiste à trouver une solution approximative de l'équation de convolution (2.3), qui est stable à de petits changements dans les données r .

L'une des principales méthodes pour standardiser le problème de la déconvolution consiste à introduire des informations préalables. La solution ainsi construite réalise un compromis entre la fidélité des données de mesure (solution des moindres carrés) et la fidélité des informations a priori. Le filtrage de Wiener constitue un cas particulier du problème plus général de minimisation des contraintes [19]. Ensuite, la question prend la forme suivante:

$$\text{Minimiser : } (C\hat{r})^T (C\hat{r}) \quad (2.7)$$

$$\text{Sous la contrainte : } (y - Hr)^T (y - Hr) = \varepsilon \quad (2.8)$$

Où C est un opérateur de contrainte et y est une mesure de l'incertitude sur la solution.

L'information a priori la plus souvent utilisée est que la solution est douce (donc plusieurs fois dérivable). L'opérateur de régularisation C peut par exemple être égal à la dérivée seconde. Quel que soit l'opérateur C , la solution s'écrit :

$$\hat{r} = (H^T H + \alpha C^T C)^{-1} H^T y \quad (2.9)$$

où α est le coefficient de régularisation qui définit le degré de douceur de la solution.

L'inversion matricielle nécessaire au calcul de l'équation (2.9) peut présenter des difficultés numériques et nécessite un temps de calcul généralement élevé. Il est alors préférable d'exprimer l'équation (2.9) sous la forme fréquentielle discrète suivante:

$$\hat{R} = \frac{H(f)^*}{(H(f)H(f) + C(f)\alpha C(f)^*)} y(f) \quad \text{où } f=0,1,\dots,N-1 \quad (2.10)$$

où la transformée de Fourier discrète de la séquence $\{h(n)\}$ est définie par :

$$H(f) = \sum_{k=0}^{N-1} h(k) e^{-\frac{2i\pi k f}{N}} \quad (2.11)$$

Cet estimateur est biaisé, contrairement à celui des moindres carrés, mais le terme

$C^*(f)C(f)$ permet de réduire considérablement sa variance [19].

Le filtrage de Wiener nécessite plus d'informations a priori que les méthodes de minimisation sous contraintes. Le filtre de Wiener est construit de manière à minimiser :

$$E \{(\hat{r}(i) - r(i))^2\} \quad \text{pour tout } i \quad (2.12)$$

La formulation fréquentielle de ce filtre linéaire est :

$$H_{\text{wiener}} = \frac{S_{ry}(f)}{S_r(f)} \quad (2.13)$$

Où $S_{ry}(f)$ et $S_r(f)$ représentent respectivement la densité spectrale d'interaction entre le signal recherché et le signal mesuré et la densité de puissance du signal d'entrée.

Si le bruit et le signal d'entrée sont décorrélés, alors le filtre de Wiener prend la forme

$$H_{\text{wiener}} = \frac{H(f)^*}{|H(f)|^2 \frac{S_b(f)}{S_r(f)}} \quad (2.14)$$

où $S_b(f)$ représente la densité spectrale de puissance du bruit.

Le filtre de Wiener est le filtre linéaire optimal au sens de l'écart quadratique moyen entre le signal estimé et le signal vrai. Cette propriété est obtenue au prix d'une connaissance parfaite des densités spectrales de puissance du signal et du bruit. En l'absence de bruit, le filtre de Wiener est égal au filtre inverse. En présence de bruit, le terme $\frac{S_b(f)}{S_r(f)}$ stabilise la solution comme pour l'estimateur des moindres carrés sous contraintes. Ces deux méthodes sont d'ailleurs équivalentes lorsque :

$$\alpha C^T(f)C(f) = \frac{S_b(f)}{S_r(f)} \quad (2.15)$$

La facilité de mise en œuvre du filtre de Wiener et son caractère optimal ont largement contribué au développement de son utilisation. Ceci est particulièrement vrai dans le domaine du CND par ultrasons où le filtrage de Wiener est la méthode de déconvolution la plus employée.

D'un point de vue théorique, le filtre de Wiener est le filtre linéaire optimal mais en pratique la densité spectrale de puissance du bruit et la densité de puissance du signal sont inconnues.

Le rapport de ces deux quantités est généralement approché par une constante (notée c). Le problème reste régularisé mais le filtre n'est plus le filtre linéaire optimal sauf dans le cas particulier où le signal et le bruit sont des bruits blancs.

Pratiquement, on choisit c comme suit :

$$c^2 = \alpha \max([H(f)]^2) \quad (2.16)$$

La constante α est prise comme l'inverse du rapport signal sur bruit. Ainsi une très faible valeur de α suffit en absence de bruit. Dans le cas contraire, on limite l'effet de la déconvolution et du bruit en augmentant α .

3.2 Déconvolution semi aveugle

Rappelons que le but à poursuivre est de s'affranchir de la distorsion provoquée par le traducteur pour récupérer les caractéristiques du matériau mesuré à partir du signal ultrasonore. En raison des limitations physiques du capteur, certaines informations relatives au matériau seront perdues. Pour compenser cette perte, il est nécessaire d'utiliser autant d'informations a priori que possible sur les caractéristiques du signal à récupérer. L'étude de l'interaction entre le défaut et le faisceau ultrasonore permet d'établir une forme simplifiée du signal ultrasonore. Ce signal est exprimé comme la somme des copies pondérées, décalées et déphasées du même signal incident. Dans ce qui suit, la séquence de réflectivité à restaurer consiste en un petit nombre d'impulsions de déphasage très localisées. La déconvolution est similaire au problème d'estimation de l'heure d'arrivée, de l'amplitude et de la phase de chaque impulsion. L'estimation de l'heure d'arrivée et de l'amplitude des impulsions d'une forme connue dans un signal bruyant est un problème ancien, qui a été retrouvé dans de nombreux domaines, tels que la surveillance radar, la communication numérique ou la spectroscopie [20].

En revanche, le stade est une quantité rarement prise en compte. Dans la recherche sur la déconvolution et l'intégration de phase des signaux ultrasonores, on peut citer principalement et presque tous [21] [22].

Dans ce chapitre, nous proposons deux méthodes de déconvolution semi-aveugle: la première est la déconvolution en minimisant la norme LP, et la seconde est la déconvolution par processus de Bernoulli-Gaussien.

3.2.1 Déconvolution par minimisation d'une norme L^P

Diverses techniques de déconvolution ont été également proposées pour augmenter la résolution. La déconvolution est essentiellement un procédé d'estimation. Le développement de la déconvolution a été étroitement associé au progrès de la théorie d'estimation, les techniques du traitement de signal et les améliorations de la puissance informatique. Dans ce qui suit, nous présentons les travaux qui ont été élaborés sur les méthodes de déconvolution basées sur la norme LP. Proposent deux algorithmes de déconvolution semi aveugle de la norme LP pour les signaux sismiques. Dans le premier algorithme, la transformée de Fourier rapide a été utilisée pour améliorer la vitesse de convergence. Quant au deuxième algorithme, il résout itérativement une équation récurrente. En termes de complexité informatique, l'algorithme RSD est plus simple que l'algorithme IRLS.

Des simulations ont été présentées pour tester la robustesse de chaque algorithme. S. MOTTELET et P. SIMARD présentent un algorithme de déconvolution utilisant la minimisation d'une norme L2. De nombreux essais ont permis de montrer que cet algorithme permettait une bonne localisation des pics, et une bonne restitution des amplitudes pourvu que l'onde utilisée corresponde bien à celle qui intervient dans la convolution des mesures. En particulier, lorsque deux pics d'amplitude voisine se succèdent, l'algorithme a tendance à déterminer un événement entre les deux. Cet algorithme présente quelques avantages décisifs, tout d'abord, il permet d'effectuer la déconvolution dans le cadre L2, ce qui permet une interprétation physique simple des quantités calculées, et fournit un résultat meilleur que l'inversion L2 classique sans utiliser de terme de pénalisation. Présentent une méthode de déconvolution basée sur la norme L1. J. XIN et N. M. BILGUTAY montrent que les techniques de déconvolution sont capables de fournir un perfectionnement de haute résolution. L'histogramme spectral est semblable en nature à la fonction de transfert d'un filtre de Wiener et peut être employé pour estimer la fonction système pour la déconvolution. Une combinaison de la technique d'estimation non linéaire et la méthode de déconvolution linéaire augmente la détection des cibles multiples. L'exécution de l'algorithme de déconvolution est très sensible au bruit. L'algorithme de minimisation non linéaire fournit une résolution comparable, en plus des possibilités supérieures de suppression de bruit. Cette étude nous conduit à développer la déconvolution par la norme LP et de l'appliquer à notre problème.

3.2.1.1 Principe de la méthode

Le principe de la déconvolution par minimisation d'une norme L^p consiste à résoudre le problème :

$$\min_{x \in \mathbb{R}} J_p(x) = \|y - Hx\|_p + \eta \|x\|_p \quad (2.17)$$

$$\|x\|_p^p = \sum_i |x_i|^p$$

p étant un nombre réel compris entre 1 et 2. Le vecteur x réalisant le minimum de $J_p(x)$ sera noté \hat{r} . La fonction $J_p(x)$ comporte deux termes. Le premier représente un résidu entre l'observation y et la reconstruction Hx . Le second est un terme de pénalisation (parfois appelé "préblanchiment" ou "perturbation de la diagonale"), qui permet de limiter l'influence du bruit b sur l'estimation de r .

Le procédé le plus naturel consiste à résoudre (2.17) pour $p=2$. On est alors en présence d'un problème classique de moindres carrés, dont la solution est :

$$\hat{r} = (H^T H + \eta I)^{-1} H^T y \quad (2.18)$$

La solution obtenue par (2.18) est parfaite en absence de bruit, mais devient

inexploitable en présence de bruit. Dans le cas non pénalisé $\eta = 0$, la présence de bruit additif introduit un nombre considérable de pics parasites: on obtient une estimation de r diffuse et répartie sur tous les échantillons, qui ne correspond pas à ce que l'on cherche (une séquence d'impulsions peu dense).

Dans le cas pénalisé $\eta \neq 0$, le terme de pénalisation conduit à un étalement des pics là encore incompatible avec la solution recherchée, et qui nuit à la résolution. Partant de cette constatation, Geophysics. [23] ont montré la possibilité d'utiliser la norme L^1 dans ce cas. On cherche alors à minimiser :

$$J(x) = \|y - Hx\|_1 + \eta \|x\|_1 \quad (1.19)$$

Ce problème peut se mettre facilement sous la forme d'une minimisation d'une fonction linéaire sous contraintes linéaires (au prix d'un doublement du nombre de variables mises en jeu), problème classiquement résolu par l'algorithme du simplexe. Cet algorithme est très lourd et très gourmand en mémoire; c'est pourquoi ont été proposées des méthodes itératives ne tenant pas compte du caractère linéaire du problème. Deux de ces méthodes ont été proposées par IEEE trans. On ASSP et IEEE Transactions On Acoustics, Speech, And Signal Processing. [24][25], il s'agit de l'IRLS et le RSD. Plus récemment Traitement du Signal, Volume 11. [26] ont proposé un algorithme rapide particulièrement efficace du point de vue numérique, et dont les résultats expérimentaux étaient équivalents à ceux obtenus avec l'IRLS.

Cependant ces algorithmes posent de nombreux problèmes lorsque l'on essaye de justifier leurs performances d'un point de vue théorique.

L'idée consiste à utiliser le même type d'algorithme itératif en utilisant cette fois la norme L^2 . Le cadre hilbertien, perdu avec L^1 , est retrouvé, et permet une meilleure justification des résultats.

3.2.2 Déconvolution Bernoulli-Gaussienne

La réflectivité requise consiste en un petit nombre de réflecteurs très localisés. Les informations préalables peuvent être exprimées sous forme de paramètres ou de statistiques [27] [21]. L'inconvénient de la méthode paramétrique est qu'elle nécessite une connaissance précise du nombre de réflecteurs. En général, cela constitue un problème en soi et il ne peut pas toujours être résolu de manière satisfaisante. La méthode utilisée dans cette section est la méthode statistique initialement introduite par J. J. KORMYLO et J. M. MENDEL. On suppose que chaque échantillon de la fonction de réflectance est la réalisation du processus de Bernoulli-Gaussien (BG) [17]. Par définition, le processus de Bernoulli est un processus binaire discret dont la réalisation est égale à zéro ou à un. Une valeur de zéro indique qu'il n'y a pas d'impulsion et une valeur de un indique qu'il y a une impulsion. Des variables aléatoires gaussiennes contrôlent l'amplitude de chaque réflecteur. L'un des avantages du modèle Bernoulli-Gaussien est que l'heure d'arrivée et l'amplitude du miroir peuvent être estimées séparément.

La déconvolution du signal BG est similaire au problème de détection de la

meilleure séquence de Bernoulli et d'estimation de l'amplitude gaussienne associée.

Une fonction appelée vraisemblance permet de mesurer l'adéquation entre le signal reconstruit à partir de la réflectance estimée BG et les données observées. Le meilleur processus BG est le processus avec la plus grande fonction de vraisemblance de ce type. En l'absence d'expression analytique de la valeur maximale de la fonction, il est nécessaire de trouver sa valeur maximale globale afin de tester en détail l'ensemble possible de séquences de Bernoulli. Même pour des signaux contenant peu d'échantillons, la tâche est trop longue et la recherche du maximum de vraisemblance est limitée à un petit nombre de configurations dites «adjacentes».

L'utilisation du processus BG pour modéliser des fonctions multi-impulsionnelles date des travaux de J. J. KORMYLO et J. M. MENDEL sur la déconvolution de données sismiques [17]. Depuis, de nombreuses études ont permis d'approfondir cette voie. Ces études ont porté principalement sur:

- Le choix du critère de vraisemblance [28],
- La définition des séquences voisines [29][30],
- L'étude des problèmes algorithmiques liés à la maximisation du critère de vraisemblance. Les problèmes algorithmiques dépendent notamment de la modélisation du système utilisée :
 - Modélisation ARMA [31],
 - Modélisation MA [32],
- L'étude de la robustesse de l'algorithme [33],
- L'étude des performances de l'algorithme [34],

La méthode présentée ci-dessous est basée sur le processus itératif de déconvolution du signal BG représenté par la moyenne ajustée (AM) de l'onde [35]. Le développement ultérieur est très proche de celui de J. M. MENDEL et al. Il n'est pas surprenant que le modèle de signal et le critère à optimiser soient très proches. En revanche, une structure d'algorithme très simple est ici soulignée, à savoir le type des moindres carrés récursifs, que l'auteur précédent n'a pas utilisé. Par conséquent, il est possible d'effectuer des opérations de détection et d'estimation en même temps, et de réduire la quantité de calcul tout en atteignant la complexité.

3.2.3 Formulation du problème

Sous les hypothèses de linéarité des phénomènes et d'additivité du bruit d'observation, l'équation entrée-sortie du système s'écrit :

$$y(k) = \sum_{i=1}^L h(i)r(k-i) + b(k) \quad (2.20)$$

L

Où y , r et b représentent respectivement les observations, la réflectivité inconnue et le bruit d'observation. De manière à simplifier les calculs, on suppose que l'onde h ne varie pas au cours du temps et que son support est de L échantillons. Les résultats s'étendent facilement au cas d'une onde non stationnaire. Par concaténation des échantillons de y , b et r dans des vecteurs y , b et r de dimensions respectives N , N et $N-L+1$, l'équation (2.20) peut être réécrite sous forme matricielle:

$$y = Hr + b \quad (2.21)$$

Où H contient les échantillons décalés de l'onde h . Le bruit b est supposé indépendant de r , blanc, gaussien centré et de variance σ_b .

$r(k)$: est une v.a. gaussienne centrée de variance $\sigma_r t(k)$.

$t(k)$: est une v.a. de Bernoulli de paramètre λ .

3.3 Déconvolution aveugle

La déconvolution aveugle est tout d'abord, comme son nom l'indique, une déconvolution. Elle est dite aveugle lorsque l'on ne connaît, ni la réponse impulsionnelle, ni le signal d'entrée du système. En domaine spectral, elle consiste donc à factoriser le seul signal connu : la sortie du système, en deux signaux inconnus : l'entrée et la réponse du système. Or cette méconnaissance des signaux à séparer va engendrer une forte indétermination quant à la résolution de ce problème inverse. En effet, telle qu'elle est posée maintenant, cette déconvolution aveugle admet une infinité de solutions.

D'autre part, d'un point de vue méthode inverse, la déconvolution aveugle consiste donc à estimer deux signaux à partir d'un seul. C'est comme si on voulait estimer deux paramètres à partir d'une seule donnée. On sait très bien que dans ce cas cette inversion admet une infinité de solutions, sauf si on arrive à introduire de l'information supplémentaire lors de l'inversion, comme par exemple, l'utilisation d'une seconde équation indépendante de la première, par conséquent, pour que cette déconvolution aveugle admette une unique solution, il est nécessaire d'introduire de l'information supplémentaire lors de l'inversion. Ainsi, suivant les hypothèses faites sur le système ou le signal d'entrée, Il existe différents types de déconvolution aveugle

3.3.1 Déconvolution par les réseaux de neurones

Dans cette partie, nous présentons une méthode de déconvolution basée sur les réseaux de neurones en utilisant l'apprentissage par l'algorithme de rétro propagation afin de détecter les échos multiple noyées dans le bruit [36] [37].

Cette technique de déconvolution par les réseaux neurones est

principalement conçue pour détecter les défauts des échos ultrasonores noyés dans le bruit de structure.

La méthode présentée dans cette partie est capable de trouver des solutions pour le problème de la déconvolution sans avoir recours aux paramètres physiques du système d'acquisition (connaissance a priori).

Nous avons vu dans le partie 2 que le signal ultrasonore peut être représenté par l'équation

$$y(t) = h(t) * r(t) + b(t)$$

où * représente l'opération de convolution.

Avec $y(t)$ signal de sortie, $h(t)$ réponse impulsionnelle du système, $r(t)$ réflectivité et $b(t)$ bruit. Alors la déconvolution devient un processus de trouver une bonne estimation de $r(t)$.

Les réseaux neurones sont, dans leur sens plus général, une collection de diverses couches de nœuds qui peuvent être reliés dans une série de configurations [38][39]. Ces réseaux ont été appliqués dans beaucoup de secteurs comprenant l'ultrason [40][41] pour la détection et la caractérisation des matériaux. Chaque nœud comprend la somme des poids des nœuds dans la couche précédente passée par la fonction d'activation.

3.3.1.1 Conception de déconvolution par les réseaux neurones

La déconvolution par les réseaux de neurones (DRN) est mise en application par l'algorithme de rétro propagation et en exposant le réseau à un ensemble d'échos de défaut.

Le schéma fonctionnel du DRN est illustré sur la figure (2.4). Dans les problèmes de détection, le signal reçu, $y(t)$, est donné par :

$$y(t) = \begin{cases} h(t) * r(t) + b(t) \Rightarrow \text{signal utile} + \text{bruit} \\ b(t) \Rightarrow \text{bruit} \end{cases} \quad (2.22)$$

Avec

$y(t)$: Signal de sortie ;

$r(t)$: Réflectivité recherchée ;

$h(t)$: Réponse impulsionnelle du système

Dans cette étude, l'objectif est de détecter l'endroit de l'écho de défaut à la sortie du réseau de neurone. Pour éliminer les fausses décisions et l'effet de débordement du signal, la normalisation des données doit être effectuée.

La normalisation est donnée par :

$$x(t) = \frac{y(t) - \mu}{\delta} \quad t=1, \dots, N$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y(t) \tag{2.23}$$

$$\delta = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{t=1}^N (y(t) - \mu)^2}$$

Avec μ et δ est la moyenne et l'écart type du signal $y(t)$ respectivement.

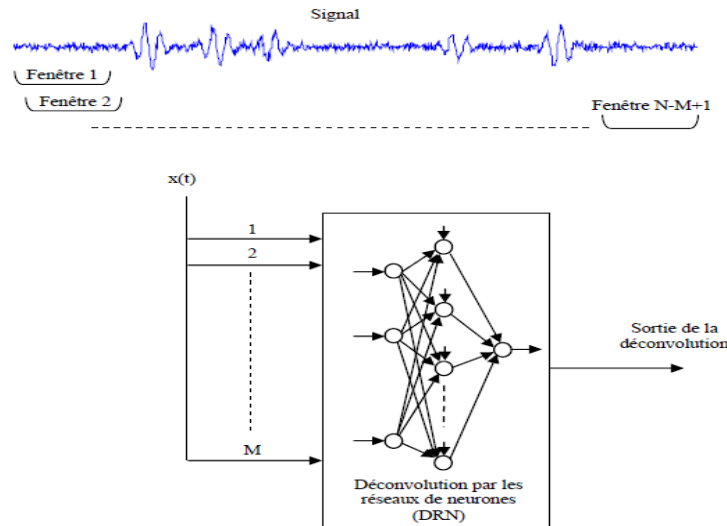


Figure 2.4 : Schéma de la déconvolution par les réseaux de neurones (DRN)

$$A \begin{bmatrix} x(1) & \dots & x(N - M + 1) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x(M) & \dots & x(N) \end{bmatrix} \tag{2.24}$$

Où chaque colonne représente un ensemble de données d'entrée normalisées avec unrang de longueur M. Il à est noter que le nombre d'entrée du réseau de neurone est un ensemble de données de $N - M + 1$

3.3.2 Estimation des paramètres inconnus de l'ondelette de l'écho par l'algorithme EM (Expectation Maximization)

Le modèle représenté par l'équation (2.19) peut être généralisé à un modèle multiples échos. En effet, supposons qu'un signal écho du type gaussien pour chaque réflecteur, les échos reçus peuvent être modélisés par M-échos gaussiens superposés :

$$y(x) = \sum_{m=1}^M e^{-\alpha_m (t-\tau_m)^2} \cos\left(2\pi f_{cm} \left(t + \tau_m\right) + \varnothing_m\right) + b(t) \quad (2.25)$$

Les paramètres de chaque écho peuvent être groupés dans un vecteur de paramètre exprimé par $\theta_m = [\alpha_m \quad \tau_m \quad f_m \quad \varnothing_m \quad \beta_m]$ Chaque vecteur de paramètre définit la f de l'écho correspondant. Le modèle dans l'équation (1.25) peut être écrit:

$$y(t) = \sum_{m=1}^M s(\theta_m; t) + b(t) \quad (2.26)$$

Où $s(\cdot)$ représente le modèle gaussien du signal écho

Noter que chaque vecteur θ_m représente les paramètres, la forme et l'endroit de l'écho correspondant. Ce système est illustré schématiquement dans la figure (2.5).

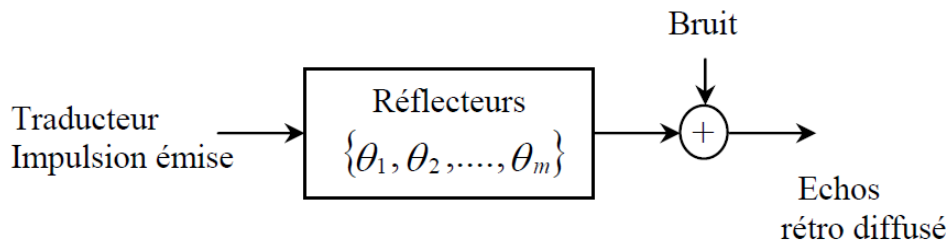


Figure 2.5 : Modèle du signal ultrasonore des échos rétro diffusés

Dans cette étude, nous procédons à l'estimation des paramètres des échos gaussiens à partir du signal contenant des échos rétro diffusés avec un bruit blanc additif.

L'application de l'algorithme Gauss Newton permettant l'estimation d'un seul écho a été démontrée. Pour être efficace, il faut une initialisation raisonnable pour avoir une solution optimale. Cependant, la résolution du problème général c-à-d le cas des échos multiples superposés additionnés à un bruit blanc par le maximum de vraisemblance exige la minimisation de l'expression suivante :

$$\left\| y - \sum_{m=1}^M s(\theta_m) \right\|^2 \quad (2.27)$$

Le terme y est le vecteur d'observation qui contient M -échos plus bruit. En général, la minimisation de l'équation (1.27) n'est pas pratique en raison du volume des calculs et du faible potentiel de convergence. Comme alternative aux méthodes des moindres carrés,

l'algorithme EM sera appliqué pour l'estimation des paramètres des signaux superposés et

bruités [42][43].

3.3.2.1 Principe de l'algorithme EM

Comme alternative aux méthodes des moindres carrées, on a proposé l'algorithme EM pour l'estimation des paramètres des signaux superposés noyés dans le bruit [43].

L'algorithme EM traduit l'estimation de M-échos superposés par M-écho estimés séparément. Chaque itération de l'algorithme consiste une étape d'Espérance et une

étape de Maximisation. Nous définissons x comme données inobservables et pour le $m^{\text{ième}}$ écho un vecteur de bruit blanc b_m .

$$x_m = s(\theta_m) + b_m \quad (2.28)$$

Ces données inobservables représentent un écho simple dans le bruit et se relie aux données observables par la transformation linéaire suivante :

$$y = \sum_{m=1}^M x_m \quad (2.29)$$

x_m et y sont des séquences aléatoires gaussiens.

On a montré qu'on peut calculer le maximum de vraisemblance des paramètres des vecteurs θ_m qui dépendent des données x_m . Le maximum de vraisemblance de θ_m maximise la densité de probabilité associée aux données d'observation x_m (2.22). Cependant, les données d'observations x_m ne sont pas directement disponibles

3.3.2.2 L'algorithme EM

Etant donnée la transformation linéaire dans (2.29), l'espérance de x_m peut être calculée en termes de données observées et la valeur courante estimée des paramètres de vecteur est exprimée par :

$$x^{(k)} = S \left(\begin{matrix} \theta \\ m \end{matrix} \right) + \beta_m \left(y - \sum_{i=1}^M S \left(\begin{matrix} \theta \\ i \end{matrix} \right) \right) \quad (2.30)$$

Avec

$$\sum_{m=1}^M \beta_m = 1$$

C'est l'étape d'espérance (Étape E) de l'algorithme EM. L'étape de maximisation (Étape M) implique la maximisation de la fonction de probabilité liée

au vecteur correspondant de paramètre en utilisant le signal estimé de l'Étape E [44]. Alors on a M Étapes, itérées de vecteur de paramètres θ_m pour la minimisation :

$$\theta_m^{(k+1)} = \arg \min_{\theta_m} \left\| x^{(k)} - S(\theta_m) \right\|^2 \quad (2.31)$$

En résumé, l'algorithme EM permettant l'estimation des paramètres de M échos superposés et bruités, peut être implémenté en suivant les étapes suivantes :

Étape 1 : Initialiser le vecteur de paramètre

$$\Theta = \left[\begin{array}{c} \theta_1^{(0)} ; \theta_2^{(0)} ; \theta_3^{(0)} ; \dots ; \theta_M^{(0)} \end{array} \right]$$

Et poser $k = 0$ (nombre d'itération)

Étape 2 : Pour $m = 1, 2, \dots, M$ Calculer l'espérance des échos (Étape-E)

$$x^{(k)} = S(\theta_m^{(k)}) + \frac{1}{M} \left(y - \sum_{i=1}^M S(\theta_i^{(k)}) \right)$$

Étape 3 : Pour $m = 1, 2, \dots, M$ itérer le vecteur paramètre correspondant (Étape-M)

$$\theta_m^{(k+1)} = \arg \min_{\theta_m} \left\| x^{(k)} - S(\theta_m) \right\|^2$$

Étape 4 : Tester la convergence Si

$$\left\| \theta^{(k+1)} - \theta^{(k)} \right\| \leq$$

tolérance, alors stop

Étape 5 : si non initialiser $k=k+1$ et aller à l'étape 2.

Dans l'étape 2 de l'algorithme (Étape E), les signaux d'espérance sont calculés en utilisant l'estimation courante des paramètres $\theta^{(k)}$ et les données observées y . Puis, en

utilisant ces signaux estimés, dans l'étape M, $\theta^{(k+1)}$ est calculé pour chaque signal comme estimation de maximum de vraisemblance de $\theta^{(k)}$. En d'autres

termes, l'étape M correspond au Maximum de vraisemblance d'un écho simple en utilisant les données estimées $\theta^{(k)}$. Noter que l'étape M peut être mise en application en utilisant l'algorithme de Gauss Newton développé dans la partie d'estimation d'un seul écho. La gaussienne initiale pour l'algorithme serait l'estimation courante du $m^{\text{ième}}$ ensemble de paramètre, et les données seraient l'espérance du $m^{\text{ième}}$ signal écho. Puis, l'algorithme renvoie le Maximum de vraisemblance pour le $m^{\text{ième}}$ écho. Une fois le MV pour chaque écho est exécuté, l'espérance de chaque écho, dans la prochaine étape-E, $x_{m+1}^{(k)}$ peut être calculée par

$\theta^{(k+1)}$ et ainsi de suite. Lorsque tous les paramètres soient mis à jour, la norme de l'amélioration des vecteurs de paramètre est comparée à la tolérance fixée par l'utilisateur pour voir la convergence dans l'étape 4 de l'algorithme. Sinon, les étapes 2 et 3 seront répétées en utilisant les paramètres estimés de l'itération précédente.

3.3.2.3 Estimation de la réflectivité

Dans le contrôle ultrasonore du type mode écho, le signal d'écho ultrasonore propagé dans un chemin homogène et reflété d'une surface plate peut être représenté par le modèle :

$$s(t) = \beta h(t - \tau) \quad (2.32)$$

Où $h(t)$ dénote la réponse impulsionnelle du transducteur.

L'amplitude de l'écho, β , du réflecteur est principalement régie par l'impédance, la taille ou l'orientation du réflecteur. Le temps d'arrivée de l'écho, τ , est lié à l'endroit du réflecteur, comme distance du traducteur sur la vitesse du son dans le chemin de propagation. Le modèle de l'équation (1.32) représente le temps d'arrivée de l'écho d'une cible dans un chemin homogène et non dispersif. Ce modèle peut être généralisé dans le cas de M -échos, par :

$$y(t) = \sum_{m=1}^M \beta_m h\left(t - \tau_m\right) + b(t) \quad (2.33)$$

où le vecteur de réflectivité $\psi_m = [\beta_m \ \tau_m]$ représente l'amplitude et le temps d'arrivée du $m^{\text{ième}}$ écho. Le terme $b(t)$ représente le bruit de mesure et peut être modélisé comme un bruit blanc gaussien.

Ce modèle représente M échos reflétés d'une région localisée dans le matériau à condition que la réponse impulsionnelle de transducteur soit invariable dans tout le chemin de propagation.

L'estimation des vecteurs de paramètre à partir des échos mesurés peut être exprimée comme problème de déconvolution, comme le montre la figure (2.2), et l'équation (2.33) peut être réécrit par :

$$y(t) = h(t) * \left\{ \sum_{m=1}^M \beta_m \delta(t - \tau_m) \right\} + b(t) \quad (2.34)$$

Dans l'équation (2.34), la limite encadrée s'appelle la réflectivité et $h(t)$ dénote la réponse impulsionnelle de transducteur.

Le problème de déconvolution (connu sous le nom de problème inverse) est de reconstituer la réflectivité. Le problème inverse peut être mieux formulé en utilisant les notations discrètes pour (2.34);

$$y = Hr + b \quad (2.35)$$

Où H est une matrice dont les colonnes sont obtenues par décalage de h ;

r : Réflectivité ;

b : Bruit blanc gaussien ;

Si la réponse de système est traitée comme processus aléatoire avec des statistiques connues, le modèle donné par l'équation (2.35) peut être décrit comme «Modèle linéaire bayésienne» [45].

Dans ce travail, nous abordons le problème de déconvolution donné par l'équation (2.34) dans le cadre de l'estimation basée sur un modèle. Le nombre de réflecteur M est censé être connu.

En outre, il n'y a aucune hypothèse ou connaissance statistique imposée à l'amplitude et/ou aux temps d'arrivées des réflecteurs. Cette méthode est également connue sous le nom de déconvolution basée sur un modèle [46][43].

Les vecteurs inconnus peuvent être estimés en minimisant l'erreur quadratique moyenne entre les données observées et le modèle, supposons que le bruit est blanc gaussien. Nous rappelons que l'erreur quadratique moyenne est une fonction non linéaire des paramètres.

Une solution de cette méthode est d'utiliser à savoir l'algorithme SAGE (Space Alternating Generalized EM algorithm) [46]. L'algorithme SAGE exprime le problème d'estimation de M réflecteurs dans l'estimation d'un seul réflecteur au même temps, fournissant une souplesse dans les calculs.

Cependant, la convergence et la vitesse de l'algorithme SAGE dépendent de la convergence et de la vitesse «de l'estimation d'un seul réflecteur» [42].

En résumé, l'algorithme SAGE pour l'estimation des réflecteurs des échos rétro diffusés est mis en application selon les étapes suivantes :

Etape 1 : Initialiser le vecteur de paramètre

$$\psi = \begin{bmatrix} \psi_1^{(0)} ; \psi_2^{(0)} ; \dots ; \psi_M^{(0)} \end{bmatrix}$$

et poser $k \square 0$ (nombre d'itération) et $m \square 1$ (numéro de l'écho

Etape 2: (Etape-E) Calculer l'espérance des échos pour le $m^{\text{ième}}$ écho:

$$x^{(k)} = S \left(\psi_m^{(k)} \right) + \frac{1}{M} \left(y - \sum_{i=1}^M S \left(\psi_i^{(k)} \right) \right)$$

$$\text{Où } \psi_m = \beta + \tau \text{ et } S \left(\psi_m \right) = \beta h \left(t - \tau \right)$$

Etape 3: (Etape-M) itérer le vecteur paramètre correspondant le $m^{\text{ième}}$ écho avec l'algorithme Gauss Newton (GN) [45] :

$$\begin{aligned} \psi_m^{(k+1)} &= \arg_{\psi_m} \min \| \hat{x}_m^{(k)} - s(\psi_m) \|^2 \text{ et poser } \psi_m^{(k)} \\ &= \psi_m^{(k+1)} \end{aligned}$$

$$\psi_m^{(k+1)} = \arg \min_{\psi_m} \left\| \hat{x}_m^{(k)} - S \left(\psi_m \right) \right\| \quad \text{et poser } \psi_m^{(k+1)} = \psi_m^{(k)}$$

Etape 4: Initialiser $m \rightarrow \tau m + 1$ et aller à l'étape 2 tant que $M > m$

Etape 5 : Tester la convergence : Si $\left\| \psi_m^{(k+1)} - \psi_m^{(k)} \right\| \leq \text{tolérance}$ alors stop

Etape 6 : si non initialiser $m = 1, k \rightarrow k + 1$ et aller à l'étape 2.

Cet algorithme permet de déterminer τ_m et β_m à partir des différents échos, par la suite sépare les différents échos.

3.3.3 Déconvolution à Minimum d'Entropie

Les techniques de déconvolution qui sont présentées dans cette partie, sont connues sous le nom de Déconvolution à Minimum d'Entropie. Nous les classons dans les techniques d'ordre supérieur car elles visent à maximiser une fonction faisant appel aux statistiques d'ordre supérieur. Ces méthodes ont été les premières mises en œuvre et sont donc antérieures à celles que nous venons de voir. La présentation suivante est établie principalement à partir de [47][48].

3.3.4 Déconvolution MED WIGGINS

Le terme de déconvolution à minimum d'entropie a été inventé par WIGGINS pour son schéma de déconvolution: cet algorithme cherche le plus petit nombre de pics, de grande amplitude, cohérents avec les données et ainsi, maximise

l'ordre ou inversement, minimise le désordre « l'entropie » dans les données. WIGGINS propose à cet effet de calculer un filtre inverse qui, en déconvoluant la trace, rend la fonction objective suivante maximale :

$$O^4 = \frac{\sum_{k=1}^N r_{estim}^4(k)}{\left[\sum_{k=1}^N r_{estim}^2(k) \right]^2} \quad (2.36)$$

Où $r(k)$ est le signal de déconvolution obtenu par filtrage inverse de la trace ultrasonore. En faisant apparaître les moments d'ordre supérieur dans l'équation de l'objective, nous avons :

$$O^4 = \frac{\sum_{k=1}^N r_{estim}^4(k)}{\left[\sum_{k=1}^N r_{estim}^2(k) \right]^2} = \frac{\hat{M}_{4r}(0,0,0)}{\left[\hat{M}_{2r}(0) \right]^2} \quad (2.37)$$

L'objective prend alors la forme statistique d'une estimation de kurtosis.

Le filtre inverse est recherché sous la forme MA(q). Voyons maintenant comment calculer ce filtre.

L'estimation (sortie du filtre) de la réflectivité est obtenue par convolution :

$$r_{estiom}(t) = \sum_{i=0}^q y(t-i)f(i) \quad t = 1 \dots N$$

Le filtre doit maximiser l'objective, pour cela, dérivons le critère par rapport aux $q+1$ coefficients du filtre et annulons ces dérivées :

$$\frac{\partial O^4}{\partial f_i} = 0 \quad (2.38)$$

Avec $\frac{\partial r_{estim}}{\partial f_i} = y(t-j)$ on obtient après simplifications :

$$\sum_{l=0}^q f(l) \sum_{t=1}^N y(t-l) = \frac{\sum_{m=1}^N r_{estim}^2(m)}{\sum_{m=1}^N r_{estim}^4(m)} \sum_{t=1}^N r_{estim}^3(t) y(t-j) \quad (2.39)$$

$$\sum_{l=0}^q f(l) \sum_{t=1}^N y(t-l) y(t-j) = \sum u_w(r_{estim}(t)) y(t-j) \quad (2.40)$$

Où $u_w(r_{estim}(t))$ est un non linéarité appliquée au signal r_{est}

$$u_W(r_{\text{estim}}(t)) = \left[\frac{\sum_{m=1}^N r_{\text{estim}}^2(m)}{\sum_{m=1}^N r_{\text{estim}}^4(m)} \right] r_{\text{estim}}^3(t) \quad (2.41)$$

L'équation (2.41) peut se mettre sous la forme matricielle :

$$C_{2y}f = g_W \quad (2.42)$$

Le membre droit de cette équation correspond à l'intercorrélacion entre la non-linéarité appliquée au signal $r_{\text{estim}}(t)$ et la trace $y(t)$; la membre gauche correspond au produit du vecteur des coefficients du filtre par la matrice d'autocorrélacion de la trace. Compte tenu du caractère symétrique de l'autocorrélacion, le système s'écrit finalement :

$$\begin{bmatrix} C_{2y}(0) & C_{2y}(1) & \cdot & \cdot & C_{2y}(q) \\ C_{2y}(1) & C_{2y}(0) & \cdot & \cdot & C_{2y}(q) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ C_{2y}(q) & \cdot & \cdot & \cdot & C_{2y}(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_0 \\ f_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ f_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{u_W,y}(0) \\ C_{u_W,y}(1) \\ \cdot \\ \cdot \\ C_{u_W,y}(q) \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Le système est non-linéaire en r_{estim} et ne peut donc pas être inversé directement. Pour calculer le filtre, nous allons procéder de manière itérative de la manière suivante [49] :

- (1) Initialisation du vecteur f ;
- (2) Calcul du signal déconvolué par f ;
- (3) Calcul de la non-linéarité $u_W(\cdot)$ et de g ;
- (4) Calcul du filtre par f
- (5) Test de convergence
- (6) Retour en 2° ou fin

Le calcul de l'inverse de la matrice d'autocorrélacion peut être effectué une seule fois au début du programme.

Comme dans le cas de la déconvolution par filtrage de Wiener, nous avons recours à un facteur de préblanchiment pour stabiliser l'inversion matricielle. L'arrêt du calcul itératif est décidé, soit à la suite du test sur l'évolution de l'objective, soit si le nombre d'itérations maximal est atteint.

L'unique paramètre à renseigner est la longueur du filtre inverse que l'on recherche. Ce dernier étant du type *MA* donc de réponse impulsionnelle finie, l'ordre q peut être initialement choisi égal à la longueur de l'ondelette à compresser.

L'auteur de la méthode précise que, contrairement aux différentes versions du filtrage de Wiener, aucune hypothèse en ce qui concerne la phase (minimale) du

filtre n'est requise. La seule hypothèse nécessaire est celle du modèle convolutif stationnaire. Ces points sont bien en accord avec ceux qui relèvent de la déconvolution utilisant les statistiques d'ordre supérieur.

3.3.5 Déconvolution parcimonieux MED-CLPD (Claerbout's Parsimonious Deconvolution)

La méthode MED connaît plusieurs variantes. Nous allons en présenter quelques-unes. Le critère retenu dans la MED est plus sensible aux événements de fortes amplitudes.

Pour identifier des réflecteurs de faibles amplitudes, nous proposons d'utiliser une autre objective dans l'algorithme MED [50]:

$$O_{CLPD} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left\{ \frac{r_{\text{estim}}^2(t)}{\left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_{\text{estim}}^2(k) \right]^2} \ln \left(\frac{r_{\text{estim}}^2(t)}{\left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_{\text{estim}}^2(k) \right]^2} \right) \right\} \quad (2.44)$$

Comme dans le cas de la MED, l'optimisation de O_{CLPD} conduit à une équation matricielle :

$$C_{2y}f = g_{CLPD} \quad (2.45)$$

qui correspond au système suivant :

$$\sum_{l=0}^q f(l) \sum_{t=1}^N y(t-l)y(t-j) = \sum_{t=1}^N u_{CLPD}(r_{\text{estim}}(t))y(t-j) \quad (2.46)$$

La non-linéarité s'écrit dans ce cas :

$$u_{CLPD}(r_{\text{estim}}(t)) = \frac{r_{\text{estim}}(t) \ln \left(\frac{r_{\text{estim}}^2(t)}{\left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_{\text{estim}}^2(k) \right]^2} \right)}{\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left\{ \frac{r_{\text{estim}}^2(t)}{\left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_{\text{estim}}^2(k) \right]^2} \ln \left(\frac{r_{\text{estim}}^2(t)}{\left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N r_{\text{estim}}^2(k) \right]^2} \right) \right\}} \quad (2.47)$$

Le calcul du filtre inverse s'effectue selon la procédure MED en remplaçant u_w par u_{CLPD} .

3.3.6 Déconvolution MED avec transformation exponentielle (MED-EXP)

La méthode MED est donnée pour être robuste en présence de bruit sur la trace du fait que l'algorithme recherche un nombre restreint de pics d'amplitudes importantes. Dans un souci de pouvoir gérer le compromis entre la sensibilité au

bruit additif et la localisation de réflecteurs de faibles amplitudes, une autre fonction objective est définie dans [49]. Les auteurs suggèrent d'incorporer la transformation exponentielle suivante au signal de déconvolution :

$$z(t) = 1 - \exp \left\{ \frac{-r_{\text{estim}}^2(t)}{2S^2} \right\} \quad (2.48)$$

Le paramètre S , relatif à r_{estim} , est choisi comme suit :

$$S = \frac{T_{\text{estim max}}}{c} \quad (2.49)$$

La constante C permet de jouer sur la compression du signal : les auteurs préconisent de Prendre $\sqrt{2} < c < \sqrt{3}$ pour maintenir les caractéristiques de suppression de bruit de tout en étant plus sensible aux réflecteurs de faibles amplitudes.

L'optimisation de l'objective :

$$O_{EXP} = \frac{\sum_{k=1}^N z^2(k)}{[\sum_{k=1}^N z(k)]^2} \quad (2.50)$$

Conduit au système :

$$\sum_{l=0}^q f(l) \sum_{t=1}^N y(t-l)y(t-j) = \sum_{t=1}^N u_{EXP}(r_{\text{estim}}(t))y(t-j) \quad (2.51)$$

La non-linéarité $u_{EXP}(\cdot)$ vaut :

$$u_{EXP}(r_{\text{estim}}(t)) = z(t) \left\{ \left(\frac{\sum_{k=1}^N z(k)}{\sum_{k=1}^N z^2(k)} \right) (1 - z(t)) + 1 \right\} r_{\text{estim}}(t) \quad (2.52)$$

Nous procédons au calcul du filtre optimal comme pour la MED

3.3.7 Déconvolution MED généralisée

Dans [50], les auteurs proposent une objective généralisant celle de la MED.

Les critères qui en découlent sont en fait divers moments d'ordre supérieur estimés pour des retards nuls.

L'objectif générique est défini comme suit :

$$O_{i/2}^i = \frac{\sum_{k=1}^N r_{\text{estim}}^i(k)}{[\sum_{k=1}^N r_{\text{estim}}^2(k)]^{i/2}} \quad i = 3,4,5,6 \quad (2.53)$$

Pour $i = 4$, l'objective est celle utilisée dans la MED Wiggins.

Les non-linéarités génériques sont :

$$u_i(r_{\text{estim}}(t)) = \left[\frac{\sum_{m=1}^N r_{\text{estim}}^2(m)}{\sum_{m=1}^N r_{\text{estim}}^i(m)} \right] r_{\text{estim}}^{i-1}(t) \quad i = 3,4,5,6 \quad (2.54)$$

Le schéma de déconvolution est identique à celui de la MED.

3.3.8 Déconvolution basée sur un modèle analytique

Dans cette section, nous résolvons le problème de la déconvolution en considérant des méthodes basées sur des modèles analytiques. Une méthode similaire a été utilisée pour la déconvolution des signaux sismiques [51]. En fait, proposer des expressions de paramètres pour la réponse du système peut grandement simplifier le problème. Cependant, cette expression de paramètre doit être cohérente avec les caractéristiques physiques du système. Par exemple, si la réponse impulsionnelle du système attendu est une séquence d'impulsions, la solution à trouver doit être une impulsion dont la position et l'amplitude sont inconnues. Par conséquent, le problème de déconvolution peut être considéré comme un problème d'estimation de paramètres, qui fournit une solution à haute résolution [52].

3.3.9 Modèle de l'écho ultrasonore

Dans le test par ultrasons de type mode écho, le signal d'écho diffusé en écho provenant du réflecteur plan peut être modélisé par [42]:

$$y(t) = s(\theta; t) \quad (2.55)$$

Ici, $s(\theta; t)$ représente l'écho gaussien,

$$A = \beta e^{-\alpha(t-\tau)^2} \cos\left(2\pi f_c(t-\tau) + \phi\right) \quad (2.56)$$

Avec $\theta = [\alpha \quad \tau \quad f_c \quad \phi \quad \beta]$

En raison de sa forme d'enveloppe gaussienne, ce modèle désigné sous le nom "modèle d'écho gaussien".

Les paramètres de signal écho sont :

α : Facteur de largeur de bande ;

τ : Temps d'arrivée ;

f_c : Fréquence centrale ;

ϕ : Phase ;

et β : Amplitude.

Ces paramètres ont des significations intuitives pour un réflecteur plan idéal dans un chemin de propagation homogène. Le temps d'arrivée τ est lié à l'endroit du réflecteur. Le facteur de largeur de bande α détermine la largeur de bande de l'écho ou la durée de l'écho dans le domaine temporel. La fréquence centrale f_c est régie par la fréquence centrale du transducteur ultrasonore et les caractéristiques fréquentielles du milieu de propagation. L'écho possède une amplitude β et une

phase ϕ calculées à partir de l'impédance acoustique, la taille, et l'orientation du réflecteur.

Pour expliquer les effets de bruit en estimation, un processus de bruit peut être inclus dans le modèle. Le bruit provient de la mesure, caractérisé comme un bruit blanc additif. Alors, l'écho ultrasonore d'un réflecteur plan peut être modélisé comme :

$$y(t) = s(\theta; t) + b(t) \quad (2.57)$$

Avec $s(\cdot)$ est le modèle gaussien de l'écho (2.57) et $b(t)$ dénote le bruit blanc additif.

3.3.10 Estimation d'un seul écho ultrasonore

Le modèle ultrasonore des échos rétro diffusés en présence de bruit blanc se compose de beaucoup de paramètres qui sont liés aux propriétés physiques des réflecteurs et les caractéristiques de la fréquence du milieu de propagation. L'évaluation de ces paramètres est souhaitable pour l'évaluation quantitative des échos ultrasonores.

Le modèle d'observation (2.57) pour un écho ultrasonore peut être écrit sous la forme discrète suivante :

$$x = s(\theta) + b \quad (2.58)$$

Où $x \in \mathfrak{R}^N$ est un vecteur des observations,

$b \in \mathfrak{R}^N$ est le vecteur de bruit,

et $s(\theta) : \theta \in \mathfrak{R}^5 \rightarrow s(\theta) \in \mathfrak{R}^N$ est un vecteur d'écho gaussien défini par le modèle :

$$s(\theta; t(nT)) = \beta e^{-\alpha(t(nT) - \tau)^2} \cos\left(2\pi f_c(t(nT) - \tau) + \phi\right) \quad (2.59)$$

Pour $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$

Où $t(nT)$ sont les échantillons discrets du temps t et T est la période d'échantillonnage

Les Paramètres de l'écho sont stockés dans le vecteur de paramètre

$$\theta = [\alpha \quad \tau \quad f_c \quad \phi \quad \beta]$$

Le but de cet algorithme est d'estimer le vecteur de paramètre θ qui donne les observations des échos dans x . Pour réaliser ceci, trois problèmes principaux doivent être résolus. Premièrement, la transformation de l'espace des paramètres à l'espace du signal est non linéaire, et la transformation de l'espace du signal à l'espace des paramètres est également non linéaire et n'a aucune solution explicite. En second lieu, le bruit inclus dans le signal mesuré cache l'estimation de la valeur des paramètres. Par conséquent, la dégradation dans l'estimation des

paramètres nécessite une évaluation quantitative de l'erreur. Troisièmement, le nombre d'échos n'est pas connu a priori pour beaucoup d'échos chevauchés. Les deux premiers problèmes seront traités par l'algorithme du maximum de vraisemblance en considérant l'estimation de paramètres dans le cas d'un écho simple.

L'estimation par le maximum de vraisemblance (MV) du θ est définie comme la valeur du paramètre qui maximise la fonction de vraisemblance donnant la fonction de densité de probabilité commune des observations x .

$$A = \frac{1}{(2\pi)^{N/2} |C(\theta)|^{1/2}} e^{\left\{ -\frac{1}{2}(x-\mu(\theta))^T C^{-1}(\theta)(x-\mu(\theta)) \right\}} \quad (2.60)$$

Où $\mu(\theta) = E \{s(\theta) + v\}$: est le vecteur moyen

et $C(\theta) = E \{(x - \mu(\theta))(x - \mu(\theta))^T\}$: est la matrice de covariance des observations.

Pour le cas d'un bruit blanc et d'un vecteur de paramètre du modèle d'observation constant (2.58), c'est $\mu(\theta) = s(\theta)$ et $C(\theta) = \sigma^2 I$, la fonction de vraisemblance peut s'écrire :

$$J(\theta) = (x - s(\theta))^T (x - s(\theta)) = \|x - s(\theta)\|^2$$

Le maximum de vraisemblance de q peut être trouvé en réduisant au minimum cette fonction objective dans laquelle on utilise les données observées x et le modèle $s(q)$.

Dans cette étude, nous avons implémenté un algorithme de Gauss Newton (GN) conçue pour un calcul rapide répondant à notre problème spécifique.

Prenant le modèle d'écho gaussien, la formule d'itération de Gauss Newton permettant l'estimation du vecteur de paramètre peut être écrite [45] :

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + (H^T(\theta^{(k)})H(\theta^{(k)}))^{-1} H^T(\theta^{(k)})(x - s(\theta)) \quad (2.61)$$

où $H(q)$ représente les gradients du modèle des paramètres dans le vecteur de paramètre

$q = [a \quad t \quad f_c \quad f \quad b]$, donné par [42] :

(2.62)

$$H(\theta) = \frac{ds(\theta)}{d\alpha} \frac{ds(\theta)}{d\tau} \frac{ds(\theta)}{d\underset{c}{f}} \frac{ds(\theta)}{d\emptyset} \frac{ds(\theta)}{d\beta}$$

L'algorithme de Gauss Newton peut être mis en application à travers les étapes suivantes

Etape 1 : Initialiser le vecteur de paramètre $\theta^{(0)}$ et poser $k = 0$ (*nombre d'itération*)

Etape 2 : Calculer les gradients $H(\theta^{(k)})$ et le modèle $s(\theta^{(k)})$ de

Etape 3 : Itérer le vecteur de paramètre

$$\theta^{(k+1)} = \theta^{(k)} + (H^T(\theta^{(k)})H(\theta^{(k)}))^{-1} H^T(\theta^{(k)})(x - s(\theta))$$

Etape 4 : *Tester la convergence*

$$\left\| \theta^{k+1} - \theta^k \right\| < \textit{tolérance}, \textit{ alors}$$

Stop

Etape 5 : *Initialiser $k=k+1$ et allez à l'étape 2.*

$$\theta^{(k+1)} - \theta^{(k)}$$

4 Exemple d'application

4.1 Sismologie

La déconvolution aveugle permet de séparer les différentes composantes d'un produit de convolution sans en avoir aucune connaissance a priori. L'adaptation de la déconvolution à phase minimale au signal de coda, nous a permis d'identifier les fonctions sources de deux types d'évènements sismiques : l'explosion sous-marine du Kursk, d'une part et le séisme de Rambervillers d'autre part. Nous avons ainsi pu estimer respectivement la profondeur, la charge de l'explosion ainsi que la durée et le moment sismique du séisme. Nous avons ensuite appliqué les méthodes de déconvolution aveugle par statistique d'ordre supérieur aux signaux de coda stationnarisés du séisme de Rambervillers. Ces méthodes ont l'avantage de supprimer l'hypothèse de phase minimale, contraignante et théoriquement non justifiée en sismologie.

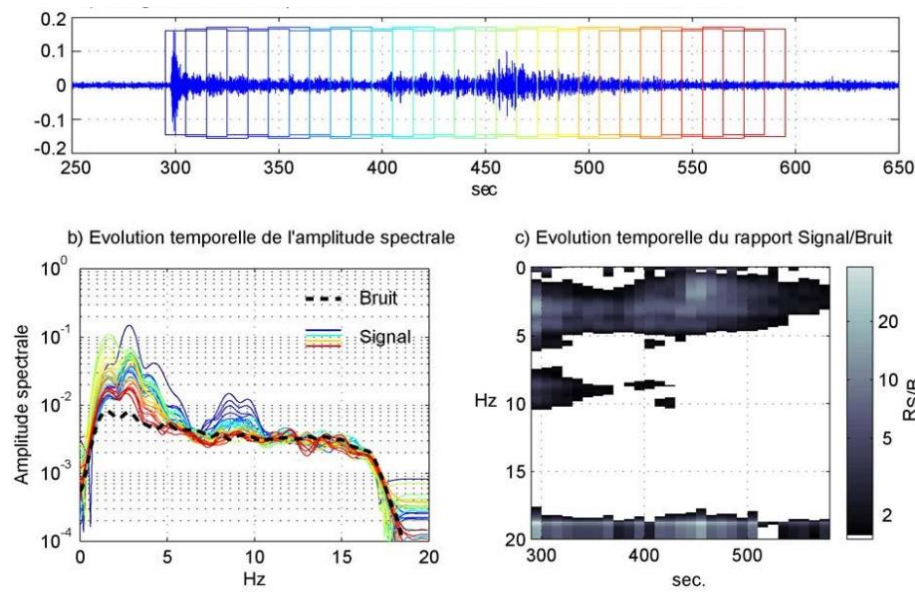


Figure 2.6 ; Déconvolution aveugle en sismologie

4.2 Séquences vidéo

Nous présentons l'application de déconvolution aveugle pour la séquence vidéo. Il est dérivé selon une approche de problème inverse dans un cadre maximum a posteriori (MAP). Cette méthode exploite la continuité temporelle de l'objet et de la PSF. Associée à une régularisation spatiale préservant les bords, une régularisation temporelle contraint le problème de déconvolution aveugle, améliorant son efficacité et sa robustesse. Nous démontrons ces améliorations en traitant diverses séquences vidéo réelles obtenues par différentes techniques d'imagerie.



Fig 2.7 ; Trame 38 de la séquence coronarographique numéro correspondante

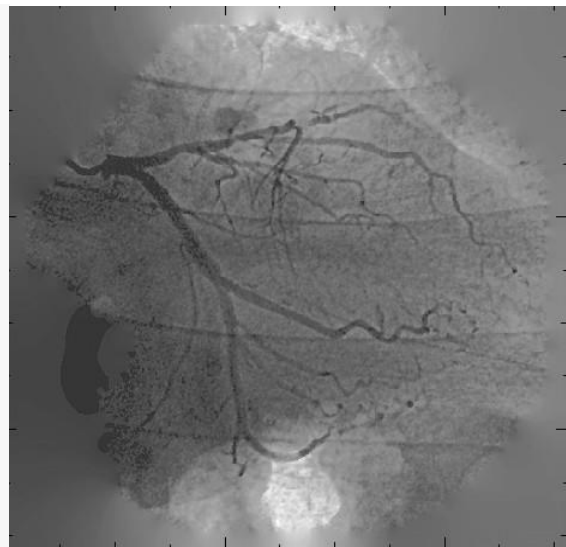


Fig 2.8 ; Déconvolution aveugle

4.3 Images ultrasonores

En présente dans cette partie impliquent le développement d'une méthode de déconvolution adaptée aux données échographiques. Le but poursuivi est d'éviter autant que possible les interférences provoquées par le capteur et d'apporter une aide à la caractérisation du défaut, Le procédé adopté comprend l'intégration entre la modélisation physique et la technologie de traitement du signal pour réaliser la technologie de fonctionnement du capteur Les données.

5 Avantage et désavantage de la déconvolution aveugle

5.1 Désavantage

Les méthodes de déconvolution non régularisées dont l'unique critère de qualité est la minimisation de l'erreur quadratique entre le signal mesuré et le signal reconstruit fournissent généralement des solutions inacceptables. Ces solutions sont instables vis à vis des faibles perturbations du signal mesuré et n'ont pas toujours de signification physique. Une des approches les plus classiques, à savoir le filtrage de Wiener, a été présenté. Les méthodes de régularisation permettent de reconstruire correctement le signal d'entrée pour des fréquences incluses dans la bande passante du filtre. Au mieux, elles permettent de réaliser un compromis entre l'accroissement du support spectral restauré et l'amplification du bruit, Dans le cas particulier des signaux ultrasonores, le signal à restaurer est beaucoup plus large-bande que la fonction de transfert du filtre. Ceci explique les résultats médiocres obtenus avec les méthodes classiquement utilisées comme le filtrage de Wiener.

Un certain nombre de méthodes ont été proposées en démontage aveugle. Une grande partie du travail est dans le domaine de l'astrophysique, pour déconstruire des images astrophysiques. Certaines des restrictions introduites sont spécifiques à cette application et ne peuvent donc pas être appliquées aux photos satellites ou aériennes.

5.2 Avantages

Les résultats obtenus par cet algorithme de déconvolution sont très satisfaisants, voir meilleurs que les résultats obtenus précédemment. Cette méthode donne entière satisfaction dans la détection et la localisation des défauts de délaminage. En effet, des précisions inférieures à 6% pour le défaut proche de la face avant et 13% pour le défaut proche de la face arrière. Quant à la mesure de l'épaisseur du CFRP est inférieur à 3%. Des précisions inférieures à 15% sont considérées comme très acceptables par les experts en CND. Ces résultats considérés très satisfaisants, sont publiés dans la revue Ultrasonics [53].

Nous avons présenté une méthode de déconvolution aveugle adaptée pour la

restauration de séquence vidéo. L'utilisation de régularisations, sur l'objet ou la PSF, séparables suivant les dimensions a permis d'exploiter avec succès les corrélations spatiales comme temporelles pour contraindre efficacement le problème. En particulier, l'utilisation de contraintes temporelles sur la PSF a abouti à une bonne caractérisation de celle-ci et ainsi une bonne déconvolution de la séquence vidéo. Enfin, l'efficacité et la robustesse de cette méthode ont été illustrées sur des séquences expérimentales provenant de différentes techniques d'imagerie dynamique.

6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous introduisons d'abord une méthode de déconvolution aveugle, Cette méthode trouve de manière itérative un filtre inverse qui correspond à la forme moyenne, et de prouver que même si le signal obtenu présente des échos nuisibles, l'algorithme implémenté peut également bien localiser l'écho de défaut. L'avantage de ces méthodes est que le nombre de paramètres à déterminer est faible. Le principal inconvénient est le long temps de calcul

Afin d'obtenir une solution numériquement stable, il est nécessaire de régulariser le problème. Une méthode plus classique est proposée, c'est-à-dire que le filtrage de Wiener est la méthode la plus efficace. La méthode de déconvolution permet de reconstruire correctement le signal d'entrée pour les fréquences contenues dans la bande passante du filtre. Mais ces méthodes ne peuvent pas compenser la perte d'informations. Au mieux, ils permettent de récupérer le compromis entre l'augmentation du support spectral et l'amplification du bruit.

Cette étude montre que des modifications de la méthode de déconvolution appliquée au traitement du signal peuvent apporter une solution efficace au problème de la spécialisation automatique des données échographiques. Ces résultats encourageants ont ouvert des perspectives intéressantes

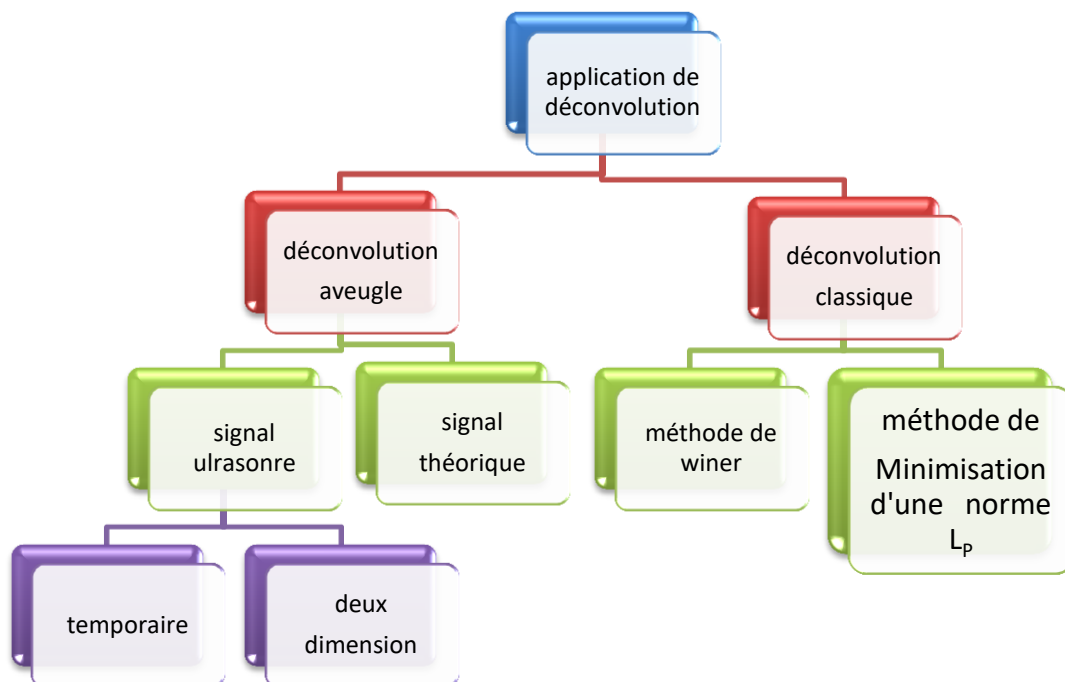
Chapitre3 : Application de la deconvoluton aveugle sur les ultrasons

Chapitre3 : Application de la deconvoluton aveugle sur les ultrasons

1 Introduction

La déconvolution aveugle a été développée par plusieurs auteurs et a été appliquée dans des domaines différents, tel que : la sismologie, le traitement de la parole, la mécanique, l'hydrologie et le traitement des signaux ultrasonores. Dans ce chapitre on va appliquer les méthodes de déconvolution classique et aveugle sur quelque signaux ultrasonores et extraire les résultats de chaque méthode et les comparer et en déduire la méthode fournit les meilleurs résultats.

2 Plan de travail



3 Application de Déconvolution sur un signal théorique (image)

3.1 Déconvolution detrerministe

3.1.1 Filtre de winer

D'un point de vue théorique, le filtre de Wiener est le filtre linéaire optimal mais en

pratique la densité spectrale de puissance du bruit et la densité de puissance du signal sont inconnues. Dans cette partie, nous appliquons le filtre de Wiener (deconvwnr en matlab) sur un signal théorique (image) et en obtient les résultats suivants :

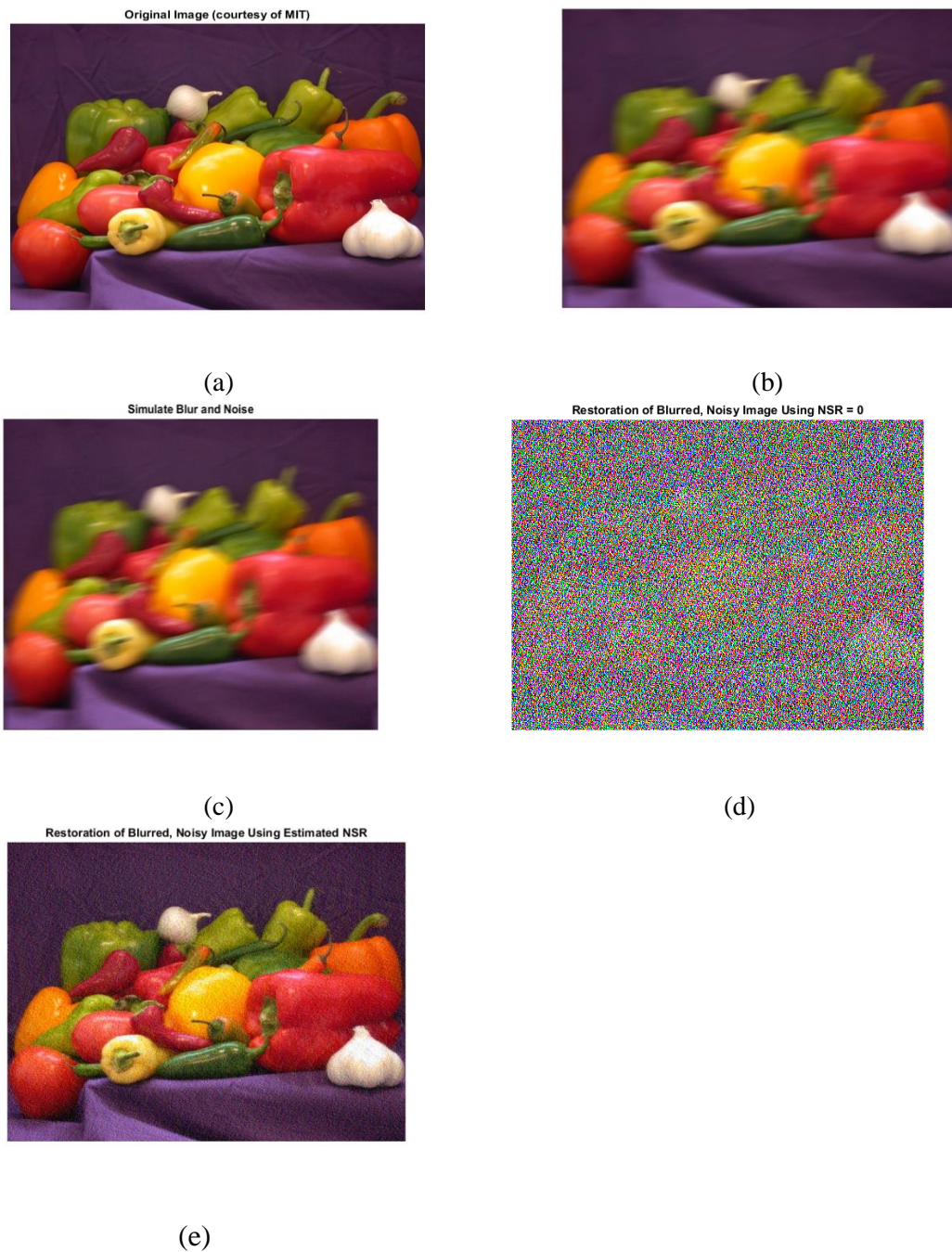


Figure 3.1 : Résultat de la déconvolution obtenu par le filtre de Wiener sur un signal théorique a) original image (courtesy of MTT) , b) blurred , c) simulate blur and noise ,d) Restoration of Blurred, Noisy Image Using NSR = 0 , e) Restoration of Blurred, Noisy Image Using Estimated NSR, SNR(db)= 25.2235 .

De la figure 3.1 on voit que la deconvolution classique de l'image donne des résultats acceptable mais la valeur du rapport signal sur bruit reste faibles pour améliorer la résolution, on passe à appliquer la méthode de dévolution semi aveugle et aveugle sur la même image.

3.2 Déconvolution semi aveugle

3.2.1 Méthode de Minimisation d'une norme L_p

Après avoir appliqué la méthode de déconvolution déterministe dans la première expérience, nous allons essayer la méthode à semi aveugle (deconvreg en matlab) pour trouver les résultats suivants :

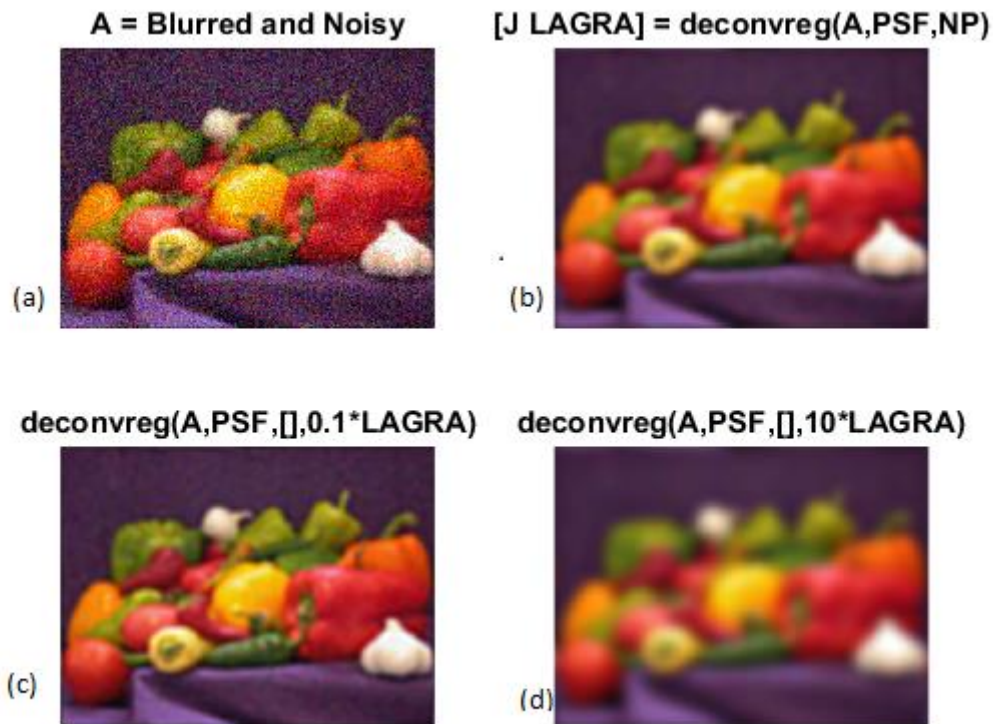


Figure 3.2 : Résultat de la Déconvolution semi aveugle sur un signal théorique

a) blurred and noisy b) $\text{deconvreg}(A, \text{PSF}, NP)$, c) $\text{deconvreg}(A, \text{PSF}, [], 0.1 \cdot \text{LAGRA})$, d) $\text{deconvreg}(A, \text{PSF}, [], 10 \cdot \text{LAGRA})$, $\text{SNR}(\text{db})=35.8746$

À partir de la figure 3.2, en utilisant la méthode semi-aveugle avec des paramètres bien définis, on peut améliorer la résolution de l'image bruitée, et augmenter la valeur du rapport signal sur bruit par rapport à la méthode traditionnelle.

4 Déconvolution aveugle

4.1 Déconvolution basée sur un modèle analytique

Dans cette partie, nous appliquons Déconvolution aveugle (deconvblind en matlab) sur un signal théorique (image) et en obtient les résultats suivants :

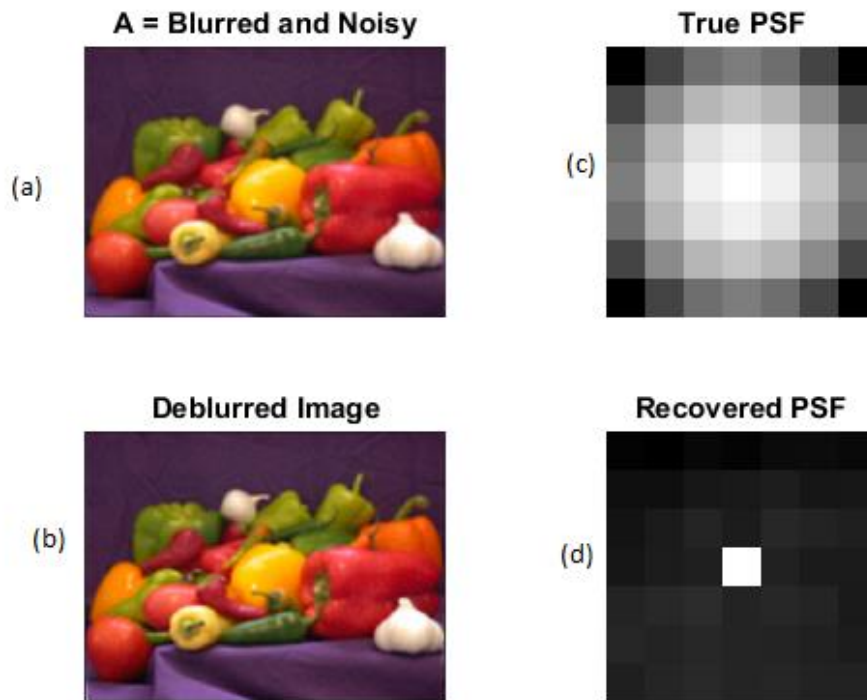


Figure 3.3: Résultat de la Déconvolution aveugle sur un signal théorique . a) lurred and noisy ,
 b)de blurred
 image , c) true PSF , d) recovered PSF . SNR(db)= 44.3160

De la figure 3.1 on voit que la deconvoluton classique de l'mage donne des résultats acceptable mais la valeur du rapport signal sur bruit reste faibles pour améliorer la résolution, on passe à appliquer la méthode de dévolution semi aveugle et aveugle sur la même image.

5 Application de Déconvolution sur un signal pratique (ultrasons)

5.1 Application sur un signal temporaire

Après avoir application des trois types de Déconvolution de la partie précédente à un signal théorique, nous l'appliquerons cette fois à un signal ultrasonore à une dimension (temporelle) représenté dans la figure suivants :

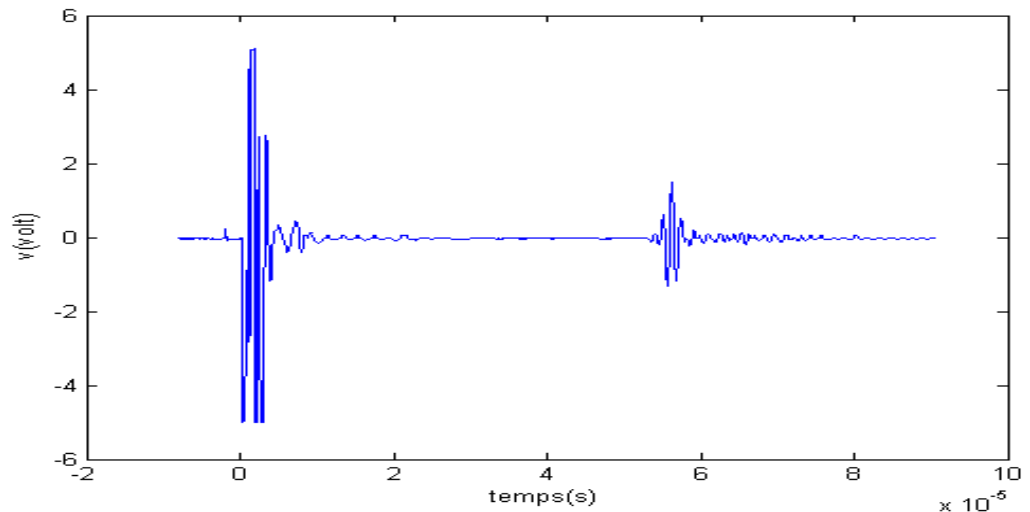


Figure 3.4 : un signal ultrasonore temporaires

5.2 Déconvolution basée sur la méthode d'ondelle

C'est une fonction à la base de la déconvolution en ondelettes utilisée dans le traitement du signal Elle correspond à l'idée intuitive d'une fonction correspondant à une petite oscillation, d'où son nom , cette méthode permet d'extraire d'un seul signal plusieurs signaux.

Dans cette partie, nous appliquerons ce type de Déconvolution aveugle sur un signal ultrasonore temporelle et en obtient les résultats suivent :

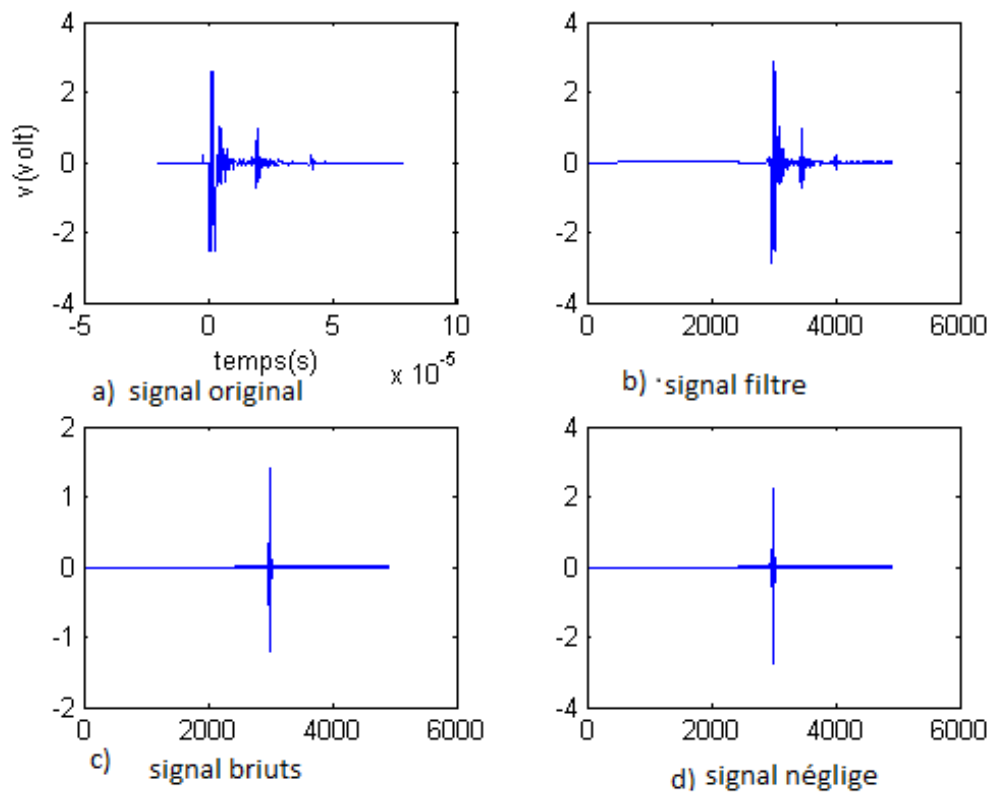


Figure 3.5 : Résultat de la méthode d'ondelette sur un signal temporaire

a) Signal original ,b) signal filtre ,c) signal bruits ,d) signal néglige

De la figure 3.5 on voit une amélioration du signal après deconvoluton par méthode d'ondelette, Application sur une image ultrasonore.

5.3 Déconvolution basée sur un modèle analytique

Après avoir vu les résultats de la déconvolution aveugle dans des expériences précédentes sur un signal théorique et un signal ultrasonore temporaire, nous l'appliquerons au signal bidimensionnel (image) en utilisant la méthode basée sur un modèle analytique (deconvblind en matlab), ce qui nous donne le résultat suivant :

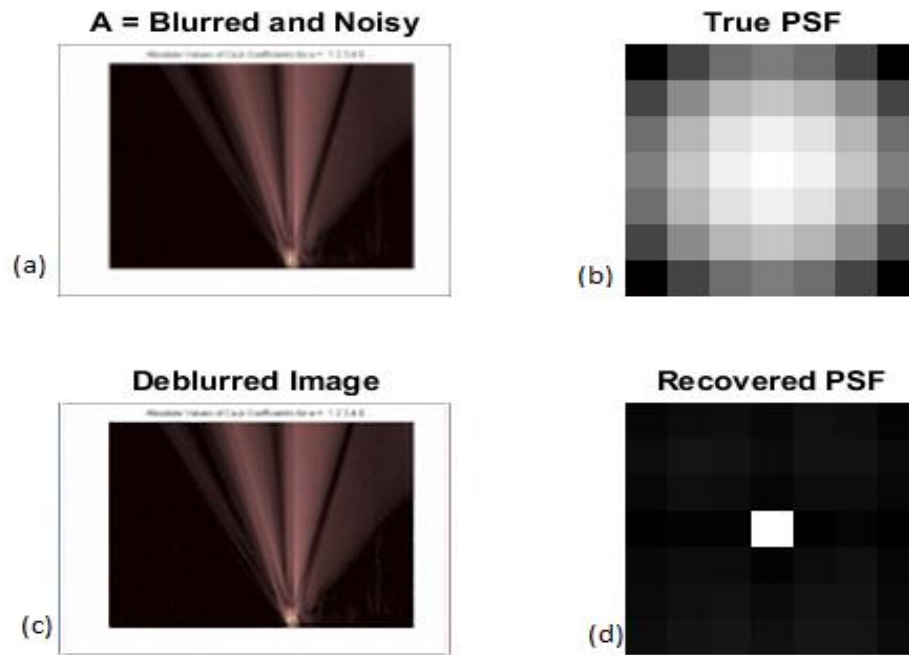


Figure 3.6 : Résultat de Déconvolution aveugle (la méthode basée sur un modèle analytique) sur une image ultrason

a) blurred and noisy , b) de blurred image , c) true PSF , d) recovered PSF ,SNR(db)= 34.7002
 image , c) true PSF , d) recovered PSF ,SNR(db)= 34.7002

5.4 Déconvolution MED

La technique de déconvolution introduite dans cette section est appelée déconvolution à entropie minimale. Nous les classons comme des techniques d'ordre élevé car elles sont conçues pour maximiser l'utilisation des statistiques d'ordre élevé. Ces méthodes sont les premières à être implémentées, donc plus tôt que les méthodes que nous venons de voir nous l'appliquerons sur une image ultrasonore (deconvlucy en matlab) pour obtenir ce qui suit :

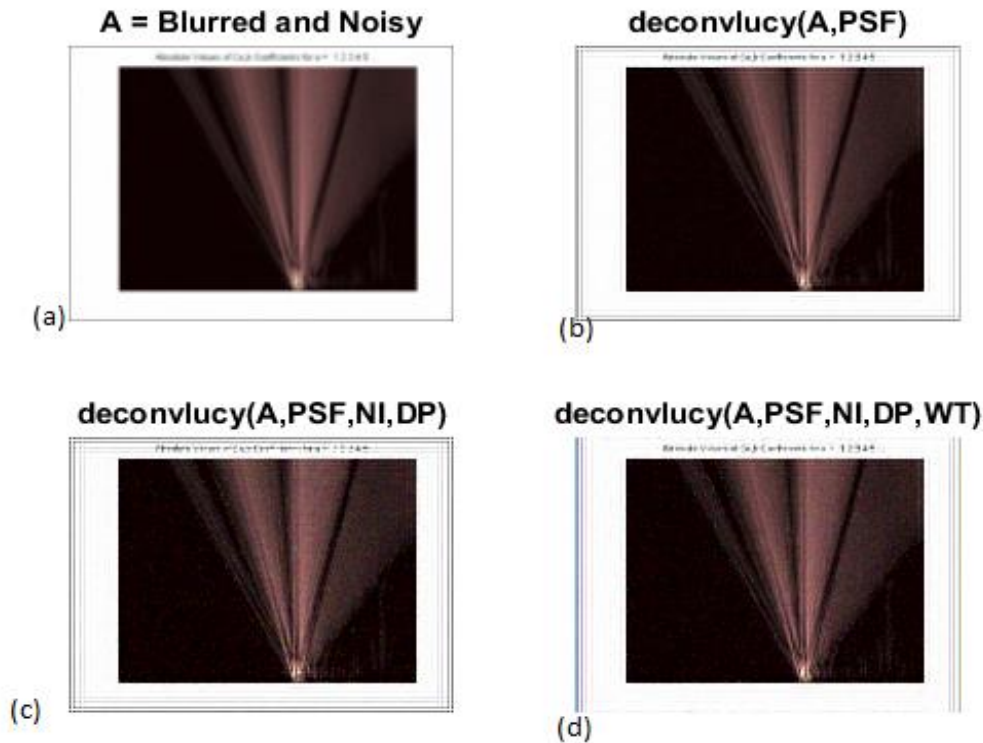


Figure 3.7: : Résultat de Déconvolution aveugle (MED) sur une image ultrason

- a) blurred and noisy , b) deconvlucy (A, PSF), c) deconvlucy(A,PSF,NI, DP)
 d)deconvlucy(A,PSF,NI, DP,WT), SNR(db)=33.8744

La méthode de deconvoluton aveugle est applicable sur des signaux ultrasonores, les résultats obtenus sont satisfaisants.

6 Conclusion

A travers nos travaux dans cette partie et les résultats que nous avons obtenus, que ce soit sur des signaux ultrasonores ou des signaux théoriques, nous voyons clairement que les résultats obtenus par la méthode de déconvolution classique sont considérés comme acceptables. Et par rapport à la méthode classique, elle est considérée comme la meilleure et a obtenu des résultats satisfaisants. Du coup, cela ne nous a pas empêché de chercher un moyen de vérifier que nous sommes les meilleurs dans toutes les revues, nous nous sommes donc tournés vers les méthodes de déconvolution aveugle et avons obtenu de très bons résultats, notamment lorsque nous avons observé notre rapport SNR obtenu, ce qui permet de tirer toutes ces observations.

Eh bien, tout le travail acharné et le travail acharné impliquent d'obtenir de bons résultats grâce à cette méthode, mais nous ne devons pas nous arrêter là, mais nous devons la développer ou trouver un meilleur moyen d'obtenir de meilleurs résultats, de sorte que tout le travail acharné en ait bénéficié. les efforts et les bons résultats obtenus grâce à cette méthode, mais nous ne devons pas nous arrêter là, nous devons la développer ou trouver

une meilleure méthode que celle-ci pour obtenir de meilleurs résultats au profit de l'humanité et Laisser les gens s'adapter à ce mode de vie, en particulier dans l'industrialisation de domaines sensibles tels que la médecine et l'agriculture, et faire en sorte que les gens se sentent à l'aise avec leur mode de vie, en particulier dans les domaines sensibles tels que la médecine et l'agriculture...

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans cette mémoire, nous avons étudié la déconvolution aveugle avec ses méthodes et son application aux ultrasons, et l'efficacité de ce mécanisme pour nous débarrasser du bruit. Pour tout cela, nous avons commencé dans le premier chapitre à nous familiariser avec les ondes ultrasonores où nous avons appris à bien les connaître, en commençant par leur champ pour atteindre l'un des quatre types d'ondes, puis nous avons également appris à connaître les zones de leur utilisation et la manière de les mesurer. Quant au deuxième chapitre, nous avons mis devant vous une image claire de la déconvolution déterministe et à semi aveugle, en particulier l'aveugle, avec ses méthodes et ses équations en détail, tout cela et plus encore. Où nous vous avons fourni ses avantages et inconvénients, et sans oublier aussi des exemples de ses applications.

Au final, nous arrivons à la dernière partie de cette mémoire, où nous avons fait plusieurs applications de déconvolution sur les types d'ondes, où nous l'avons d'abord essayé sur une référence théorique que nous avons prise comme exemple théorique. nous avons conclu tout cela par des commentaires, des comparaisons et aussi des conclusions.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- 1 J.M. Jancovici, « Rappels théoriques de la propagation des ondes », Université J. Fourier Grenoble, France 2003.
- 2 Goodman J.E, « Ultrasons de haute intensité », Application industrielles, Ed Dunod, Paris 1971.
- 3 Ch Chen, 'Ultrasonic and advanced methods for non-destructive testing and material characterization', Book published by world scientific publishing Co. Pte. Ltd, ultrasonic NDE lab, university of Massachusetts Dartmouth, 25 January, 2007.
- 4 P. zetlaoui, 'Ultrasons et anesthésie Régional : Echographie en anesthésie réanimation', lekremlin bicêtre 94275, pp. 209-223, 2004.
- 5 M. Thomas, 'Ondes de Lamb dans les milieux stratifiés: Application a la surveillance in situ et en temps réel de l'endommagement de structures composites', Thèse de doctorat, institut national des sciences appliquées INSA de Lyon, France, 2001.
- 6 M. D. Istrate, 'Détection et reconnaissance des sons pour la surveillance médicale', Thèse de doctorat de l'INPG, 2003.
- 7 H. Zaidi, 'Méthodologies pour la Modélisation des Couches Fines et du Déplacement en Contrôle non Destructif par Courants de Foucault : Application aux Capteurs Souples', Thèse de Doctorat, Université de Paris- Sud, France, 2012.
- 8 T. Bouden, F. Djerfi, and S. Dib, 'Apport de Wigner Ville et Des Odelettes Pour les Contrôles Non Destructifs', second international conference on systeme and information processing ICSP'11, May 15-17, Guelma, Algérie, 2011.
- 9 T. Kailath, "A view of three decades of linear filtering theory", IEEE trans. on information theory, vol . 20 (2), pp. 146-180, Mars 1974.
- 10 A. Guerchaoui, Balluet, J. C. & Lacoume J. L., "Etude comparative des principales méthodes de déconvolution sur des données de type sismique", Traitement du Signal, vol . 6 (3), pp. 187-203, 1989.
- 11 G. Hayward and J. E. Lewis, "Comparison of some non-adaptive deconvolution techniques for resolution enhancement of ultrasonic data". Ultrasonics, 27, 1989.
- 12 J. Sallard, "Etude d'une méthode de deconvolution adaptee aux images ultrasonores", Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de GRENOBLE, 1999.
- 13 S. K. Sin, and C. H.Chen, "A comparison of deconvolution techniques for the ultrasonic nondestructive evaluation of materials", IEEE Trans. On Image Processing, (1), pp 3-10, January 1992.
- 14 M.Bulo, S. Mottelet and P.Simard, , "Comparaisons d'algorithmes de deconvolution pour l'analyse et la classification des signaux

- d'échographie ultrasonore”, Treizième Colloque GRETSI Juan-Les-Pins, pp89-92, Du 16 Au 20 Septembre 1991.
- 15 S.P.Neal, S.P. Speckman, and M.A. Enright, “Flaw Signature Estimation in Ultrasonic Nondestructive Evaluation Using the Wiener Filter with Limited Prior Information”, IEEE Transactions On Ultrasonics, Ferroelectrics, And Frequency Control. Vol. 40, N°. 4, pp347-353, Juin 1993.
 - 16 J.J. Kormylo, and J.M. Mendel, "Maximum likelihood detection and estimation of Bernoulli-Gaussian processes", IEEE trans. on information theory, vol. 28 (3), pp 482-488. Mai 1982.
 - 17 R. Snieder, and J. Trampert, “Inverse Problems In Geophysics”, Dept. of Geophysics, Utrecht University, Netherlands. 1999.
 - 18 A. G.Ramm, “Inverse problems: mathematical and analytical techniques with applications to engineering”, Springer Science, 2005.
 - 19 B. R. Hunt, "Deconvolution of linear systems by constrained regression and its relationship to the Wiener theory", IEEE trans. on automatic control, vol 17, pp. 703-705, Oct, 1972.
 - 20 S. Umesh and W. Tufts, "Estimation of parameters of exponentially damped sinusoids using fast maximum likelihood estimation with application to NMR spectroscopy Data", IEEE trans. on signal processing, Vol . 44 (9), pp. 2245- 2259, Sept. 1996,
 - 21 F. Champagnat, J. Idier and G.Demoment, "Deconvolution of sparse spike trains accounting for wavelet phase shifts and colored noise", Proc. Int. Conf. ASSP 93, vol 3, pp. 452-455, 1993.
 - 22 S.Gautier , J. Idier , F.Champagnat, A. Mohammad-Djafari et B. Lavavayssiere, "Traitement d'échogrammes ultrasonores par déconvolution aveugle", Seizième colloque GRETSI, Grenoble, pp. 1431-1434, 1997.
 - 23 H. L.Taylor, S. C. Bank, and J. F. Mecoy, “*Deconvolution with the L^1 norm*”. Geophysics, 44, 1979.
 - 24 R. Yarlagadda, J.B. Bednar, and T.L. Watt, "Fast algorithms for L^p deconvolution", IEEE trans. on ASSP, 33, 1985.
 - 25 J.Bee bednar, R. Yarlagadda, and T. Watt, “ L^1 Deconvolution and Its Application to Seismic Signal Processing”, IEEE Transactions On Acoustics, Speech, And Signal Processing, Vol. ASSP-34, NO. 6, pp1655-1658, December 1986.
 - 26 S. Mottelet, and P. Simard, “A Fast Sequential Algorithm for L^2 Deconvolution”, Traitement du Signal, Volume 11 - n° 5, 1994.
 - 27 Y. Bresler, and A. Macovski, "Exact maximum likelihood parameter estimation of superimposed exponential signals in noise", IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol . 34 (5), pp. 1081-1089, Oct . 1986.
 - 28 J. Goutsias, and J.M. Mendel, "Maximum-likelihood deconvolution: an

- optimization theory perspective", *Geophysics*, Vol. 51 (6), pp. 1206-1220, Juin 1986.
- 29 C.Y. Chi, and J.M. Mendel, "Improved Maximum-Likelihood detection and estimation of Bernoulli-Gaussian processes", *IEEE trans. on information theory*, vol. 30 (2), pp. 429-435, Mar. 1984.
 - 30 C.Y. Chi, "A fast maximum-likelihood estimation and detection algorithm for Bernoulli-Gaussian processes", *IEEE trans. on acoustics, speech and signal processing*, vol. 35 (11), pp. 1636-1639, Nov. 1987.
 - 31 G. Giannakis, J. Mendel, and X. Zhao, "A fast prediction-error detector for estimating sparse-spike sequences", *IEEE trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 27 (3), pp. 344-351, Mai 1989.
 - 32 Y. Goussard, et G. Demoment, "Détection-estimation récursive rapide de séquences Bernoulli-gaussiennes", *Traitement du Signal*, vol. 4 (5), pp. 377-388, 1987.
 - 33 C. Y. Chi, "A robustness test for the MVD filter and MLD algorithm", *IEEE Trans. on geoscience and remote sensing*, vol. 29 (2), Mar. 1991, pp. 340-342.
 - 34 C. Y. Chi, "Performance of the SMLR deconvolution algorithm", *IEEE trans. on signal processing*, vol. 39 (9), Sep. 1991, pp. 2082-2085.
 - 35 Y. Goussard, et G. Demoment, "Déconvolution de processus impulsionsnels avec calcul exact d'un critère MAP", *Douzième colloque GRETSI*, Juin 1989, pp. 161-164.
 - 36 M.S. Unluturk, and J. Saniie, "Deconvolution Neural Networks for Ultrasonic Testing", *IEEE Ultrasonics Symposium*, pp715-719, 1995.
 - 37 R.Gil, R.Vicen, M.Rosa, M.P.Jarabo, P.Vera, and J.Curpian, "Ultrasonic flaw detection using radial basis function networks (RBFNs)", *Ultrasonics*, vol42, pp 361–365. 2004.
 - 38 M.Parizeau, "Réseaux de neurones", Automne 2004, Université Laval.
 - 39 N.B. Karayiannis, and A.N. Venetsanopoulos, "Artificial Neural Networks : Learning Algorithms, Performance Evaluation, and Applications", Kluwer Academic publishers, 1993.
 - 40 M. Unluturk, and J.Saniie, "Neural Networks For Ultrasonic Grain Size Discrimination", *IEEE Ultrasonics Symposium Proceedings*, pp 669-672, 1996.
 - 41 R. Vicen, R.Gil, P.Jarabo, M.Rosa, F. Lopez, and D.Martinez, « Non-linear filtering of ultrasonic signals using neural networks", *Ultrasonics*, vol 42, pp355–360, 2004.
 - 42 R. Demirli, and J. Saniie, "Model-Based Estimation of Ultrasonic Echoes Part I: Analysis and Algorithms". *IEEE Trans Ultrason Ferroelect Freq Contr*, May 2001; vol 48(3), p.787-802.
 - 43 M. Feder, and E. Weinstein, "Parameter estimation of superimposed signals using the EM algorithm", *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal*

- Processing, vol.36, n°4, pp. 477-489, Apr. 1988.
- 44 T.K. Moon, "The expectation-maximization algorithm", IEEE Signal Processing Magazine, Nov (1996) 47-60.
 - 45 S.M. Kay, "Fundamentals of Statistical Signal Processing". Prentice Hall, 1993.
 - 46 R. Demirli, and J. Saniie, "Parameter estimation of multiple interfering echoes using the SAGE algorithm". IEEE Ultrason Symp, 1998, vol. 1, pp. 831-834.
 - 47 A.K. Nandi, D. Mampel, and B. Rosher, "Comparative study of deconvolution algorithms with applications in non-destructive testing", In IEE Colloquim on Blind Deconvolution - Algorithms and Applications, September 1995.
 - 48 A.T. Walden, "Non-gaussian reflectivity, entropy, and deconvolution", Geophysics, vol 50 n°12, pp. 2862-2888, 1985.
 - 49 G.Bailly, "Déconvolution de signaux échographiques : approches déterministe et statistique", Mémoire D'Ingénieur Centre Régional Associe De Montpellier.
 - 50 A. K.NANDI, D. MAMPEL, and B. ROSCHER, "Blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing applications", IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 45 (5), pp. 1382-1390, Mai 1997.
 - 51 J.M.Mendel, "Optimal Seismic Deconvolution: An Estimation-Based Approach", Academic Press, NY, 1983.
 - 52 R. Demirli, and J. Saniie, "Model-Based Estimation of Ultrasonic Echoes Part II: Non destructive Evaluation Application", IEEE Trans Ultrason Ferroelect Freq Contr, vol 48(3), pp803-811. May 2001.
 - 53 A. Benammar, R. Draï, and A.Guessoum, "Detection of delamination defects in CFRP materials using ultrasonic signal processing", Ultrasonics Elsevier, vol 48, pp. 731-738, 2008.

