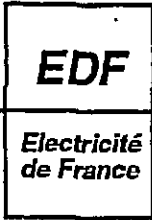


2 17 1/2
34 72



Direction des Etudes et Recherches

SERVICE ENSEMBLES DE PRODUCTION
Département Surveillance Diagnostic Maintenance

Décembre 1993

PERROT P.

**METHODES DE DECONVOLUTION EN
ECHOGRAPHIE ULTRASONORE**

***DECONVOLUTION ALGORITHMS APPLIED IN
ULTRASONICS***

Pages : 00028

95NB00028

Diffusion : J.-M. Lecœuvre
EDF-DER
Service IPN. Département SID
1, avenue du Général-de-Gaulle
92141 Clamart Cedex

© Copyright EDF 1995

ISSN 1161-0611

SYNTHÈSE :

Dans une chaîne complète d'acquisition et de traitement de données ultrasonores, il est nécessaire d'effectuer des post-traitements dans le but de se dégager des limitations physiques des instruments de mesure.

Les opérations de déconvolution utilisées fréquemment en contrôle non destructif par ultrasons, consistent à réduire l'influence des appareils à l'émission et à la réception, mais aussi à tenir compte de certains phénomènes propres à la propagation ultrasonore, pour retrouver de la manière la plus précise possible, la séquence de réflectivité reflétant la structure interne du matériau. Différents cas sont à examiner selon le niveau de connaissance que l'on a de la fonction de distorsion, qui dépend principalement de l'impulsion ultrasonore émise dans le matériau. Elle "contient" aussi tous les phénomènes propres à la propagation ultrasonore.

Quelques méthodes de déconvolution en échographie ultrasonore ont été décrites. Les premières utilisent l'algorithme fréquentiel d'Oldenburg. Les secondes utilisent un algorithme à minima de variance, ainsi qu'un algorithme prédictif adaptatif basé sur un filtre de Kalman. Les premiers résultats obtenus sur des données synthétiques mais aussi sur des données réelles obtenues à l'Université de Strathclyde, sont présentés et sont de qualité moyenne.

PERROT P.*

* CSN à l'Université de Strathclyde (Glasgow, Grande-Bretagne)

EXECUTIVE SUMMARY :

In a complete system of acquisition and processing of ultrasonic signals, it is often necessary at one stage to use some processing tools to get rid of the influence of the different elements of that system. By that means, the final quality of the signals in terms of resolution is improved. There are two main characteristics of ultrasonic signals which make this task difficult. Firstly, the signals generated by transducers are very often non-minimum phase. The classical deconvolution algorithms are unable to deal with such characteristics. Secondly, depending on the medium, the shape of the propagating pulse is evolving. The spatial invariance assumption often used in classical deconvolution algorithms is rarely valid.

Many classical algorithms, parametric and non-parametric, have been investigated : the Wiener-type, the adaptive predictive techniques, the Oldenburg technique in the frequency domain, the minimum variance deconvolution.

All the algorithms have been firstly tested on simulated data. One specific experimental set-up has also been analysed. Simulated and real data has been produced. This set-up demonstrated the interest in applying deconvolution, in terms of the achieved resolution.

SOMMAIRE

Introduction

1. Propriétés caractéristiques des données ultrasonores

- 1.1. Milieux isotropes et milieux anisotropes
- 1.2. Stationnarité
- 1.3. Atténuation

2. La déconvolution en échographie ultrasonore

- 2.1. Un problème mal posé
- 2.2. La régularisation du problème
- 2.3. Comparaison avec la déconvolution en géophysique

3. Description de quelques méthodes de déconvolution en échographie ultrasonore

- 3.1. Introduction
- 3.2. Méthodes non adaptatives
 - 3.2.1. Algorithmes fréquentiels
 - 3.2.2. Algorithmes temporels
- 3.3. Méthodes adaptatives
 - 3.3.1. Filtre à ligne de retard
 - 3.3.2. Structures en réseau
 - 3.3.3. Filtres de Kalman

4. Techniques employées - Contexte du travail

- 4.1. Données synthétiques
- 4.2. Données de type 1
- 4.3. Données de type 2
- 4.4. Données de type 3

5. Résultats

Conclusion

Bibliographie

Introduction

Dans une chaîne complète d'acquisition et de traitement de données ultrasonores, il est nécessaire d'effectuer des post-traitements dans le but de se dégager des limitations physiques des instruments de mesure. Parmi les techniques de traitement de signal appliquées en contrôle non destructif par ultrasons, les méthodes de déconvolution occupent une place importante. Très succinctement, elles consistent à réduire l'influence des appareils à l'émission et à la réception, mais aussi à tenir compte de certains phénomènes propres à la propagation ultrasonore, pour retrouver de la manière la plus précise possible, la séquence de réflectivité reflétant la structure interne du matériau.

Dans un premier temps, une brève revue des propriétés caractéristiques des milieux homogènes isotropes et anisotropes sera réalisée. Dans un deuxième temps, le problème général de la déconvolution sera examiné. Les problèmes de stabilité et le nécessaire recours à la régularisation seront évoqués. Quelques méthodes de déconvolution en échographie ultrasonore seront alors décrites, ainsi que les résultats obtenus sur des données synthétiques mais aussi sur des données réelles obtenues à l'université de Strathclyde.

Le travail réalisé s'inscrit dans un projet plus global consistant dans le traitement de données ultrasonores obtenues à partir d'une barrette linéaire de transducteurs. Cette dernière étant toujours en phase de conception, les données réelles proviennent en fait d'anciennes réalisations de barrettes, mais aussi de capteurs à l'étude à l'Université et proviennent toutes de milieux homogènes isotropes. Les algorithmes ont toutefois été étudiés dans une optique de milieux homogènes anisotropes, puisque ce sont ces structures qui sont essentiellement rencontrées en centrale. Les conséquences de ce choix sur les résultats provenant de milieux isotropes seront examinées.

1. Propriétés caractéristiques des données ultrasonores

Le but dans ce paragraphe n'est pas de détailler de manière précise les propriétés de la propagation ultrasonore dans les milieux homogènes isotropes et anisotropes, mais plutôt de dégager certains traits qui auront une importance pour les traitements à venir.

1.1. Milieux isotropes et milieux anisotropes

Un milieu anisotrope est caractérisé par le fait que la célérité d'une onde se propageant dans celui-ci est dépendante de la direction de propagation. Plus précisément, dans un milieu homogène isotrope, les vecteurs vitesse de phase et vitesse de groupe (vecteur vitesse de l'énergie ultrasonore) ont la même direction. Si de plus, le milieu n'est pas dispersif, ces deux grandeurs auront alors la même valeur. Dans un milieu anisotrope, ces deux vecteurs diffèrent complètement. L'acier austénitique est un matériau anisotrope. Lors de sa formation, une structure de grains allongés suivant les lignes de dissipation de la chaleur se crée. Ces grains sont à l'origine du caractère anisotrope de l'acier. On retrouve cette anisotropie, de manière plus accentuée, dans les parties soudées. Ces grains sont aussi à l'origine du fort bruit de structure présent dans les traces ultrasonores.

On pourra se reporter aux travaux de Ogilvy [1-6] sur la propagation des ondes ultrasonores

dans des milieux anisotropes, ainsi que sur les conditions optimales d'acquisition de données provenant de tels matériaux. Cet auteur a par exemple montré que l'emploi d'ondes transversales (polarisées verticalement ou horizontalement) avec un angle d'incidence de 45 degrés est bien adapté à la recherche de fissures dans les soudures en acier austénitique.

Il est intéressant ici d'examiner quelques propriétés des signaux ultrasonores obtenus dans des milieux austénitiques. Cette étude a été réalisée dans une thèse écrite par M.L. Hargreaves [7]. Son travail a consisté à évaluer les propriétés statistiques des traces ultrasonores obtenues à partir d'aciers austénitiques. Il a appliqué ensuite différentes techniques d'analyse de données pour discriminer un écho de fond du bruit de structure.

1.2. Stationnarité

Toutes les données acquises ont fait l'objet d'un moyennage temporel permettant de réduire le niveau du bruit de mesure (décorrélé). Après examen de plusieurs traces provenant d'une acquisition de type B, Hargreaves tire les conclusions suivantes. L'examen de la stationnarité des statistiques de premier et de second ordre (la stationnarité au second ordre avec une distribution normale est une condition suffisante pour la stricte stationnarité), montre qu'une hypothèse de stationnarité peut être avancée pour le bruit de structure présent dans chaque trace. De plus on pose une hypothèse d'ergodicité, c'est-à-dire qu'on suppose que la connaissance d'une partie du bruit permet de définir les propriétés statistiques de l'ensemble du bruit sur la trace. Cependant, un certain degré de diversité entre les traces est apparent. Ainsi, en considérant les traces entières (contenant les échos), une hypothèse de stationnarité n'est pas valide. Il a montré aussi que la densité de probabilité du bruit de structure suivait une loi normale.

1.3. Atténuation

Le matériau austénitique se comporte comme un filtre passe-bas lors de la propagation d'une onde ultrasonore. En effet, l'énergie ultrasonore, lorsqu'elle interagit avec les grains est atténuée. Le phénomène est plus ou moins atténué suivant la valeur du rapport entre la longueur d'onde de l'onde considérée et la largeur du grain. Le signal ultrasonore subit donc une atténuation en fréquence. Ainsi, une opération de filtrage passe-bas sur la trace obtenue ou bien l'utilisation de transducteurs à basse fréquence amélioreront-elles le rapport signal-à-bruit global, mais réduiront la résolution temporelle. De plus, le signal subit, lors de son déplacement, tous les phénomènes propres à sa propagation et à son interaction avec les grains du matériau : diffraction, réfraction, changements de mode, divergence sphérique, contribuant ainsi à effectuer une atténuation en amplitude.

2. La déconvolution en échographie ultrasonore

2.1. Un problème mal posé

Le modèle linéaire utilisé ici pour représenter une trace ultrasonore est le suivant :

$$y_n = \sum_{i=0}^{p-1} h_{p-1-i} * x_i + b_n$$

Dans le cas présent, y représente le signal ultrasonore réel, x la fonction de réflectivité à restaurer, h la fonction de distorsion et b le bruit additif de mesure.

Une trace ultrasonore peut être effectivement assimilée en première approximation à un filtrage linéaire de la séquence de réflectivité (réponse impulsionnelle du milieu étudié) par l'ondelette émise (qui varie dans le temps). L'objectif d'une opération de déconvolution consiste alors à retrouver la séquence de réflectivité x à partir de y . Différents cas sont à examiner selon le niveau de connaissance que l'on a de la fonction de distorsion h . Cette dernière dépend principalement de l'impulsion ultrasonore émise dans le matériau. Elle "contient" aussi tous les phénomènes propres à la propagation ultrasonore, c'est-à-dire atténuation, diffraction, réfractions, divergence sphérique.

Si on considère N mesures y , on peut alors réécrire l'équation précédente sous la forme matricielle suivante :

$$\underline{y} = H\underline{x} + \underline{b}$$

avec \underline{y} , \underline{x} et \underline{b} vecteurs de dimension N et H la matrice des coefficients du système.

La résolution de ce système sous le critère suivant lié à l'erreur de reconstruction de \underline{y} :

$$C = \|\underline{y} - \hat{\underline{y}}\|$$

où $\hat{\underline{y}}$ représente la valeur estimée de \underline{y} , ce qui aboutit à la solution suivante :

$$\hat{\underline{x}} = (H^t H)^{-1} H^t \underline{y}$$

qui correspond donc à une inversion directe.

Cependant, la matrice à inverser $H^t H$ est généralement mal conditionnée. Cette propriété peut être mise en évidence par l'examen des valeurs singulières de $H^t H$ d'ordre élevé qui décroissent rapidement vers 0. Le nombre de conditions, égal au rapport des valeurs singulières extrêmes, devient élevé, traduisant ainsi le mauvais conditionnement de la matrice. Cette propriété se produit, comme l'a montré Hunt[8], lorsque la fonction de distorsion est de plus en plus lisse (au sens où les dérivées par rapport au temps peuvent être raisonnablement approximées par des séries de Taylor). En particulier, une haute fréquence d'échantillonnage contribuera à lisser les données et donc à rendre la matrice précédente mal-conditionnée. Toutes ces difficultés proviennent du fait que l'équation de déconvolution correspond à un problème mal posé.[9]

En effet, Tikhonov[10] a montré que pour les équations de type Fredholm de première espèce, comme l'équation de déconvolution, il n'était pas vrai qu'une solution puisse être trouvée pour toute trace y donnée. Ainsi, il n'est pas dit qu'il existe une suite x qui, convoluée avec un certain filtre, donne la réponse désirée y .

Cette situation contraint alors à régulariser le problème.

2.2. La régularisation du problème

De nombreux articles de G. Demoment [11] se réfèrent à la régularisation. Dans ce chapitre, sont reprises quelques parties de ces articles qui présentent de manière claire cette approche. Il existe principalement deux grandes catégories de méthodes de régularisation:

- celles visant à contrôler la dimension de l'espace-solution pour éviter un mauvais conditionnement des matrices à inverser,

- celles visant à apporter de l'information a priori, notamment sur la solution, permettant ainsi de contraindre la solution dans un ensemble plus restreint, mais approprié. En admettant ainsi certaines hypothèses sur la solution, sur le bruit de mesure, on peut définir un nouveau critère permettant d'effectuer un compromis entre les données réelles et l'information a priori ainsi ajoutée.

Dans les méthodes de déconvolution proposées dans la suite de ce rapport, il sera fait appel à ces deux types. Le premier a été utilisé dans l'algorithme fréquentiel d'Oldenburg, où l'on traite principalement la partie correspondant aux données. Le deuxième, qui paraît plus performant car plus souple, a été utilisé dans l'algorithme à minimum de variance, ainsi que dans l'algorithme prédictif adaptatif utilisant un filtre de Kalman.

Comment peut-on ajouter de l'information a priori ? Cette opération est importante, car l'ajout d'information doit contraindre la solution parmi un ensemble de solutions vraisemblables. Le choix de cette information influera fortement sur les solutions obtenues et donc sur les performances globales des algorithmes considérés. L'ajout d'information s'effectue le plus souvent en attribuant un modèle probabiliste aux grandeurs inconnues, ce qui permet de traiter le problème dans un cadre bayésien. On cherche alors à estimer les grandeurs inconnues.

Une densité de probabilité $p(x)$ est ainsi affectée à la séquence de réflectivité x . La règle de Bayes fournit alors la probabilité conditionnelle $p(x|y)$. Du choix de l'estimateur qui prend en compte cette probabilité conditionnelle, dépend la solution. Dans le cas gaussien, l'estimateur du Maximum A Posteriori est le même que celui qui minimise la variance d'erreur ou que d'autres estimateurs classiques. Par exemple, on choisira \hat{x} tel que :

$$\hat{x} = \arg(\max p(x|y)).$$

Cette estimation est équivalente à maximiser le critère suivant :

$$C = C_1(x, \hat{x}_0) + \mu C_2(x, \hat{x}_\infty)$$

où le premier terme définit l'écart entre la solution estimée et un inverse généralisé obtenu par la méthode des moindres carrés, et le second terme l'écart entre cette solution et l'information a priori. μ est appelé hyperparamètre et effectue le compromis entre l'importance donnée aux mesures réelles et à l'a priori. Il est déterminé en comparant les valeurs d'une fonction de vraisemblance pour différentes valeurs de ce paramètre. Cette fonction de vraisemblance est donnée par :

$$p(y|\mu) = \int p(y|x)p(x)dx$$

Le maximum de cette probabilité est atteint pour l'hyperparamètre μ optimal vis-à-vis des données.

Le choix des modèles probabilistes détermine celui des distances C_1 et C_2 . Régulariser consistera alors à choisir ces modèles, puis à estimer l'hyperparamètre optimal.

En contrôle non destructif par ultrasons, la fonction de réflectivité et le bruit sont le plus souvent, supposés être des séquences gaussiennes décorréélées entre elles, blanches et centrées. La réflectivité peut être supposée stationnaire dans le temps, ou bien localement stationnaire. Il faut remarquer ici que pour un ensemble d'hypothèses initiales, il existera théoriquement un ensemble d'algorithmes performants. Cependant, leurs performances respectives dépendront finalement de la validité de ces hypothèses.

2.3. Comparaison avec la déconvolution en géophysique

Le problème de la déconvolution a fait l'objet de nombreuses études dans le domaine de la géophysique. Toutefois, malgré la similarité fréquente des algorithmes employés, il est difficile d'effectuer une rigoureuse analogie entre les deux domaines. Les hypothèses de départ diffèrent sensiblement par la nature et les dimensions des matériaux à étudier. Les fréquences typiques utilisées par exemple en exploration pétrolière vont du Hertz jusqu'à quelques centaines de Hertz alors que celles utilisées en CND sont de l'ordre du MHz. Les hypothèses sur les modèles probabilistes de la fonction de réflectivité diffèrent également. En effet, en géophysique, la fonction de distorsion est souvent inconnue, et le problème de déconvolution devient un problème d'estimation. Dans cette optique, des hypothèses initiales sont nécessaires. La tendance générale est alors de supposer une nature Bernouilli-gaussienne à la fonction de réflectivité (ce qui correspond bien à la nature stratifiée du sous-sol), alors qu'en CND, une hypothèse gaussienne sera plutôt réalisée.

3. Description de quelques méthodes de déconvolution en échographie ultrasonore

Dans la suite de ce chapitre, différentes méthodes sont présentées. Elles ont été séparées en deux catégories distinctes, les adaptatives et les non-adaptatives.

3.1 Introduction

Rappelons ici les deux caractéristiques essentielles des traces ultrasonores en CND.

- Tout d'abord, les impulsions générées par les transducteurs ne sont pas en général à minimum de phase : leurs fonctions de transfert contiennent au moins un zéro en dehors du cercle-unité. La plupart des algorithmes conventionnels de déconvolution ont de meilleures performances sur des données à phase minimale. Pour résoudre complètement le problème de la déconvolution, il faut passer alors par une représentation ARMA de l'échogramme. Ceci peut être réalisé de différentes manières. Une de celles-ci consiste à concevoir des transducteurs générant des ondelettes à phase minimale, ou bien à produire de telles ondelettes par filtrage à l'émission. Dans le deuxième cas, une ondelette inverse est synthétisée à partir de la réponse impulsionnelle d'un transducteur conçu spécialement, puis est utilisée pour exciter ce transducteur. Une autre solution consiste à effectuer en post-

traitement une correction de phase des signaux réels, puis à appliquer un algorithme de déconvolution approprié à des signaux à minimum de phase. Cette technique a fait l'objet de la thèse de L. Vivet [12].

- Il faut aussi tenir compte du milieu de propagation. Les ondes ultrasonores durant leur trajet subissent divers phénomènes : atténuation en amplitude et en fréquence, conversions de mode aux interfaces, réflexions multiples, ... Ces phénomènes nuisent à l'hypothèse généralement faite d'invariance spatiale de la réponse impulsionnelle du transducteur utilisé. Il faut en effet tenir compte des modifications subies par l'ondelette lors de sa propagation. Cette propriété conduit à utiliser des algorithmes adaptatifs, seuls capables de prendre en compte les variations de l'ondelette de distorsion. Dans un milieu homogène isotrope, cette variation est peu sensible et l'emploi d'algorithmes non-adaptatifs procure de bons résultats.

La liste des méthodes suivantes n'est pas exhaustive. On pourra par exemple se reporter aux travaux de Lewis pour une étude comparative de techniques non-adaptatives [13][14]. Il s'agit dans ce rapport d'une présentation des méthodes les plus couramment employées ou les plus remarquables. Il manque à cette liste, en particulier, les techniques homomorphiques [15][16] employées en géophysique, mais aussi les techniques actuellement à l'étude dans le domaine de la déconvolution aveugle. Ces dernières font appel à l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur, qui permettent de prendre en compte de manière plus complète la phase du signal ultrasonore et de résoudre ainsi les difficultés liées à la phase non-minimale de l'ondelette. Elles feront l'objet des futures études.

3.2. Méthodes non adaptatives

3.2.1. Algorithmes fréquentiels

On suppose ici que la fonction de distorsion est parfaitement connue. Cette dernière peut en effet être obtenue, soit par mesure d'un écho de surface, soit par modélisation du comportement du transducteur. Le groupe Ultrasons de l'université de Strathclyde a d'ailleurs développé une expertise dans ce dernier domaine. Cependant, pour les données mises à disposition, il était plus simple d'utiliser des mesures pour la fonction de distorsion.

3.2.1.1. *Division fréquentielle*

Lorsque l'on examine l'équation de déconvolution, l'idée d'effectuer une transformée de Fourier pour se déplacer dans le domaine spectral vient tout naturellement :

$$Y(f) = H(f) X(f) + B(f)$$

Diviser cette équation par $H(f)$ revient alors à fournir $X(f)$.

Cependant, le support spectral de H étant borné, contrairement à celui de B , il peut se produire une grande instabilité lors de la division de ces deux grandeurs (problème mal posé). La solution rencontrée le plus souvent consiste alors à effectuer une pondération spectrale de la division, en faisant intervenir la puissance moyenne Q du bruit (calculée séparément).

$$X(f) = \frac{Y(f)H^*(f)}{H(f)H^*(f)+Q}$$

Il s'agit d'un filtrage de restauration de Wiener.

La technique décrite dans le paragraphe suivant fait l'objet d'une telle pondération.

3.2.1.2. Déconvolution d'Oldenburg [17]

Cette technique fait l'objet des deux types de régularisation : la dimension du système est abaissée en ne considérant que le domaine spectral de la fonction de distorsion, et la solution finale fait l'objet d'un compromis entre la solution obtenue par simple division et une solution a priori "lisse" obtenue en imposant la minimisation du bruit en sortie du filtre inverse. On introduit ainsi un hyperparamètre Θ que l'on ajuste manuellement ($0 < \Theta < \pi/2$). Une faible valeur de Θ ($\Theta = 0$, solution la plus proche au sens des moindres carrés de la réponse désirée) procure la meilleure résolution, une valeur de $\pi/2$ une meilleure résistance au bruit.

Dans cet algorithme, on définit la notion de fonction cible, c'est-à-dire que l'on émet une hypothèse sur la forme de l'impulsion que l'on désire obtenir après filtrage inverse. Intuitivement, on recherche une fonction de type Dirac, mais cet objectif est irréalisable en pratique du fait de la bande limitée dont on dispose. Il vaut mieux utiliser une fonction-cible de type gaussien de la forme suivante :

$$h(t) = \frac{1.66}{\text{largeur}} \frac{1}{\sqrt{\pi}} \exp(-\alpha t^2)$$

où "largeur" représente la largeur de la gaussienne.

Le filtre inverse pour une fonction-cible de type impulsionnelle est donné par l'équation suivante :

$$V_k = \frac{H_k^*}{T^2|W_k|^2 + T|N_k|^2 \tan \theta}$$

pour les k correspondant au domaine spectral défini pour la fonction de distorsion.

Celui pour une fonction-cible de type gaussienne est donné par :

$$V_k = \frac{H_k^* \exp(-\frac{\pi^2 f_k^2}{\alpha})}{T^2|H_k|^2 + T|N_k|^2 \tan \theta}$$

pour les fréquences f_k appartenant au domaine spectral défini pour la fonction de distorsion.

Cet algorithme facilite le travail avec des fonctions de distorsion de grande longueur. Il n'est

cependant pas adaptatif et ne tient donc pas compte de l'évolution de la fonction de distorsion.

L'algorithme a été implanté dans l'environnement Khoros. Les résultats obtenus sont présentés dans la suite de ce rapport.

3.2.2. Algorithmes temporels

3.2.2.1. Algorithme prédictif de Wiener

Il s'agit d'un des algorithmes les plus célèbres. Il consiste à prédire itérativement un élément de la trace ultrasonore à partir de la connaissance d'un certain nombre des éléments précédents. Il suppose que l'ondelette ultrasonore émise dans le matériau peut être modélisée par un processus autorégressif. L'opération de déconvolution consiste alors à déterminer le vecteur des paramètres AR à partir de la fonction de distorsion connue, ainsi que l'ordre nécessaire pour représenter cette ondelette.

Les étapes de l'algorithme sont les suivantes :

- On détermine le modèle paramétrique (AR) de l'ondelette.
- On prédit alors le signal de synthèse correspondant au modèle trouvé.
- On calcule alors l'écart entre le signal réel et le signal de synthèse, qui représente ce que l'on appelle, l'erreur de prédiction linéaire.

En tenant compte des hypothèses faites, nous obtenons :

$$h_{n+d} = \sum_{i=0}^{p-1} a_i h_{n-i} + v_n$$

où d désigne la distance de prédiction, p l'ordre du modèle et v une séquence blanche, gaussienne décorrélée de h . Si d est choisi égal à 1, l'algorithme permettra d'améliorer la résolution de chaque écho pouvant être modélisé par le processus AR. Si, en revanche, d est choisi plus grand, par exemple égal à la distance séparant deux échos de fond, l'algorithme éliminera en partie la seconde réflexion, ainsi que les suivantes, sans améliorer la résolution du premier écho. Différents critères permettent de déterminer l'ordre p optimal à partir du signal à modéliser, tels le FPE (Final Prediction Error), l'AIC (Information Theoretic Criterion) et le BIC (modified AIC) proposés par Akaike, le MDL (Minimum Description Length) [7]. Le choix de l'ordre dépendant avant tout des données, certains critères seront plus ou moins performants suivant la nature de celles-ci.

Si les deux côtés de l'équation précédente sont multipliés par le conjugué de h décalé de l indices et si l'opérateur espérance est appliqué, on fait alors intervenir la fonction d'autocorrélation $r(l-n)$ de l'ondelette. On obtient ainsi les équations dites "normales" ou de Yule-Walker:

$$\begin{bmatrix} r_h(0) & r_h(1) & \dots & r_h(p-1) \\ r_h(1) & r_h(2) & \dots & r_h(p-2) \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ r_h(p-1) & r_h(p-2) & \dots & r_h(0) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ a_{p-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_h(d) \\ r_h(d+1) \\ \cdot \\ \cdot \\ r_h(d+p-1) \end{bmatrix}$$

Les coefficients a_i correspondent aux coefficients autorégressifs inconnus.

La résolution de ce système est effectuée par l'algorithme récursif de Levinson. Une fois les paramètres a_i déterminés, une estimation du signal réel peut être réalisée. Un calcul direct montre en effet qu'en première approximation le signal estimé est le résultat du filtrage AR appliqué au signal réel. L'innovation associée au processus correspond elle à la fonction de réflectivité recherchée :

$$y_n = - \sum_{i=0}^{p-1} a_i y_{n-1-i} + x_n$$

Les coefficients autorégressifs sont calculés une seule fois pour toute la trace : l'algorithme n'est donc pas adaptatif. Ses performances de cet algorithme dépendent entièrement du caractère autorégressif de l'ondelette. Il ne peut pas suivre l'éventuelle évolution dans le temps de l'ondelette, puisqu'il n'est pas adaptatif et ne peut pas, de par sa conception, obtenir de bonnes performances sur des données à phase non-minimale.

3.2.2.2. Déconvolution à minimum de variance [12][18][19][20]

Le problème est ici traité comme un problème d'estimation. Une représentation d'états à partir de l'équation de convolution discrète est générée. Les hypothèses faites a priori sont les suivantes : la réflectivité et le bruit sont supposés gaussiens, blancs, centrés et décorrélés entre eux. Cette nature gaussienne a pour conséquence le choix de critères quadratiques d'optimisation. L'estimateur à variance minimale choisi correspond alors à celui du maximum a posteriori.

Le problème est le suivant.

Connaissant h , il s'agit d'estimer x dans l'équation suivante :

$$y_n = \sum_{i=0}^{p-1} h_i x_{n-i} + b_n$$

selon le critère :

$$C = \|y - H\hat{x}\|^2 + \mu \|\hat{x}\|^2$$

où μ est choisi de la manière décrite dans le chapitre 2.

L'utilisation du filtre de Kalman permet de résoudre ce problème. Comme préconisé par L.

Vivet dans sa thèse, on peut utiliser le filtre de Kalman sous sa forme en racine carrée de Chandrasekhar lorsque l'hypothèse de réflectivité stationnaire est réalisée. Cela procure un important gain en temps de calcul comparé à l'algorithme de Mendel [20] pour lequel la matrice de covariance de la réflectivité estimée doit être constamment réévaluée.

Dans l'algorithme à minimum de variance de Mendel, celui-ci préconise d'utiliser une réalisation minimale de l'ondelette, c'est-à-dire de reconstruire l'ondelette de manière stable sous forme ARMA avec un ordre minimum. Pour cela, il utilise l'algorithme de Kung [12][20] qui passe par une décomposition en valeurs singulières d'une matrice construite à partir des échantillons de l'ondelette. Cette technique revient à réduire la dimension de l'espace des solutions et consiste donc en une forme de régularisation. Les paramètres de la nouvelle ondelette sont utilisés dans l'estimation de la fonction de réflectivité, alors que dans l'algorithme de Vivet, les échantillons de l'ondelette sont directement utilisés.

Les principales faiblesses de l'algorithme proposé par Vivet proviennent des hypothèses de stationnarité de la fonction de réflectivité et de la fonction de distorsion. Certains auteurs ont préconisé une compensation en gain en fonction du temps pour la réflectivité et en fréquence pour l'ondelette (le matériau austénitique se comporte comme un filtre passe-bas pour l'ondelette qui le traverse). Cependant, cette option contribue à augmenter le bruit au fur et à mesure de la correction.

Cet algorithme, ainsi que celui de Mendel, a été implanté dans l'environnement Khoros. Le premier a particulièrement donné de bons résultats. Pour le second, trouver un bon ordre de réalisation s'est avéré délicat pour certaines ondelettes.

3.3. Méthodes adaptatives

3.3.1. Filtre à ligne de retard. Méthode des moindres carrés moyens.[21][22]

Cet algorithme est très similaire à l'algorithme non-adaptatif de Wiener. La trace ultrasonore est supposée décrite par un processus autorégressif dont la fonction de réflectivité est le générateur.

Cette fois-ci le vecteur AR n'est plus calculé à partir de l'ondelette mesurée ou modélisée, mais il est calculé de manière itérative au fur et à mesure que le signal est traité. L'équation de déconvolution prend, sous ces hypothèses, la forme suivante :

$$y_n = - \sum_{i=1}^p a_i y_{n-i} + x_n.$$

En effectuant l'hypothèse que la fonction de réflectivité est une séquence blanche et stationnaire, on multiplie les deux côtés de l'équation par le conjugué de y décalé de l indices. En appliquant l'opérateur espérance, on fait intervenir la fonction d'autocorrélation $r(l-n)$ de la trace. On obtient donc les équations normales qui, en notation matricielle, donnent :

$$R_{yy} A_0 = P_y(d)$$

avec R_{yy} la matrice d'autocorrélation de la trace, A_0 le vecteur AR et $P_y(d)$ égal à :

$$P_y(d) = E(y_{k+d} Y(k)) \quad \text{avec} \quad Y^t(k) = [y_k, y_{k-1}, \dots, y_{k-p+1}]$$

Le vecteur $A(k)$ peut être calculé de manière itérative par l'emploi d'un algorithme de gradient par exemple, avec comme premier vecteur un choix arbitraire :

$$A(k+1) = A(k) + \mu [P_y(d) - R_{yy}A(k)]$$

qui, donne aussi, en choisissant les valeurs instantanées de R_{yy} et de $P_y(d)$:

$$A(k+1) = A(k) + \mu [x(k+d) - \hat{x}(k+d)] X(k).$$

Les performances de cet algorithme dépendent beaucoup de la sélection de l'ordre p , ainsi que du paramètre de convergence μ . Ces paramètres sont entièrement liés aux données et différents algorithmes existent pour estimer leur valeur optimale.

On peut montrer par exemple [22] que pour $0 < \mu < 2/\lambda$ où λ désigne la plus grande valeur propre de R_{yy} , $A(k)$ approche asymptotiquement A_0 lorsque k tend vers l'infini. L'ordre p peut être déterminé à partir de critères tels FPE, AIC, CAT ou BIC par exemple. Pour plus de détails sur cet algorithme, on peut se reporter aux travaux de B. Widrow [22].

3.3.2. Structures en réseau (ou treillis) [23][24][25]

Les filtres possédant une structure en treillis prolongent l'étude qui a été faite sur les lignes à retard. Succinctement, ces techniques génèrent une combinaison pondérée d'erreurs de prédiction progressives (on prédit un échantillon grâce à la connaissance des échantillons précédents) et rétrogrades (on prédit un échantillon grâce à la connaissance des échantillons suivants) en un point donné dans le temps. En théorie, les performances de cette structure sont indépendantes des propriétés de phase de l'ondelette. En effet, la combinaison du processus de prédiction progressive qui est à minimum de phase et de celui de prédiction rétrograde qui est à maximum de phase devrait permettre de se dégager de la phase non-minimale de l'ondelette. Il est à noter que les résultats obtenus par Lewis [13] ne confirment pas totalement cette propriété. Néanmoins, les performances obtenues sont bien meilleures que celles de la ligne à retard. On peut trouver dans [23], la description de manière précise des différents algorithmes de mise à jour des coefficients du réseau, ainsi que les propriétés caractéristiques de telles structures.

Toutefois, il a été montré que l'on pouvait obtenir de meilleures performances en terme de résolution et d'identification par un filtrage de Kalman plutôt que par une structure en réseau ou que par une ligne à retard [26], avec toutefois une hausse sensible en temps de calcul. C'est pourquoi, cette étude s'est orientée vers le filtrage de Kalman pour la déconvolution prédictive adaptative.

3.3.3. Filtres de Kalman [12][26]

L'objectif recherché est l'estimation du vecteur AR au fur et à mesure que l'on progresse dans le traitement de la trace ultrasonore. La trace est supposée une nouvelle fois être le résultat

d'un processus AR dont l'innovation correspond à la fonction de réflectivité. On fait l'hypothèse que les paramètres AR suivent une loi gaussienne, blanche, centrée. On utilise un filtre de Kalman pour résoudre le problème. Il faut donc utiliser un modèle à base d'états pour le vecteur autorégressif.

Différents algorithmes ont été proposés dans la littérature, suivant en fait les hypothèses utilisées ou alors les réalisations choisies pour le filtre de Kalman. Si le signal est supposé localement stationnaire, on peut le découper en blocs consécutifs puis estimer, à l'intérieur de chaque bloc, par un filtre de Kalman sous la forme Chandrasekhar, le vecteur AR correspondant. C'est le découpage en blocs qui procure l'adaptativité à la méthode et le filtre de Kalman sous sa forme Chandrasekhar, la rapidité. Le problème de ce type de techniques adaptatives, est de connaître a priori, la taille des blocs à choisir, c'est à dire la localisation des ruptures de modèles [27]. L'algorithme a été implanté sous cette forme dans Khoros, avec un choix arbitraire pour la taille des blocs.

Le choix de l'ordre du processus, ainsi que de la taille des blocs ne rend pas cet algorithme très "convivial". Actuellement, des efforts sont portés sur d'autres implantations de la technique. Les résultats obtenus avec l'algorithme précédent sont toutefois montrés dans la suite.

4. Techniques employées. Contexte du travail.

Les différents algorithmes implantés ont été testés sur des données synthétiques mais aussi sur des données réelles. On cherche dans chaque cas à améliorer la résolution finale, c'est-à-dire à "compresser" le plus possible l'ondelette de distorsion. Pour chacune des techniques, les résolutions obtenues après traitement sur une ondelette possédant une large bande, puis sur une autre à bande étroite ont été évaluées. Toutes les données synthétiques satisfont la propriété d'invariance spatiale. Trois types de données réelles ont servi pour l'essai des méthodes.

- Type 1 : ces données provenant d'un bloc d'acier avec un écho de fond ont été obtenues à partir d'une barrette linéaire de transducteurs conçue à Strathclyde. La déconvolution devrait permettre dans ce cas, de compresser l'ondelette correspondant à l'écho de fond, de la détacher du bruit, et ainsi d'améliorer nettement la résolution axiale de l'image de type B obtenue par superposition des différentes traces.
- Type 2 : ces données provenant de différents blocs d'acier (12, 20, 44, 86 mm) présentent les différents échos correspondant encore une fois à l'écho de fond. L'impulsion ultrasonore a été générée par l'utilisation d'un laser. L'onde se propageant est sphérique, d'où une certaine variation pour la fonction de distorsion. De plus, l'ondelette se propageant n'est pas à minimum de phase. On cherche ainsi ici, à distinguer les différents échos multiples dus aux différentes réfractions des ondes longitudinales et transversales, malgré la forte atténuation due à la propagation de type sphérique. La capacité d'une méthode de déconvolution à séparer les différentes réverbérations ainsi qu'à faire apparaître les modes transversaux (de plus faible amplitude) sera définitivement un atout.
- Type 3 : données provenant d'une version prototype de la barrette en phase de conception. Le matériau examiné est encore une fois de l'acier. Ces données se rapprochent ici des données de type 1.

4.1. Données synthétiques

Dans le but de déterminer le potentiel en terme de résolution de chaque algorithme, deux ondelettes, une à large bande, l'autre à bande étroite ont été choisies et inversées dans des conditions optimales (pas de bruit).

La mesure de la résolution avant et après le traitement de déconvolution a été réalisée par la méthode à 20 dB. On mesure ainsi la largeur de l'ondelette au niveau du dixième de son amplitude maximale. Pour l'ondelette à bande étroite (cf. figure 1), la résolution initiale est égale à 58,6 échantillons. Ce chiffre est ainsi à multiplier par l'instant d'échantillonnage pour obtenir la résolution en secondes. On conservera ici la mesure du nombre d'échantillons.

Les différentes méthodes de déconvolution sont donc appliquées et donnent les résultats suivants.

Pour l'ondelette à bande étroite : résolution initiale de 58,6 échantillons

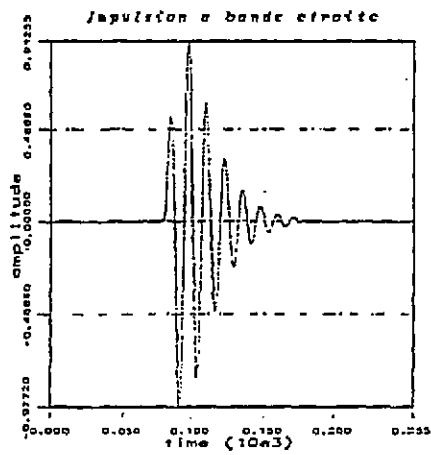


Figure 1 : Ondelette à bande étroite

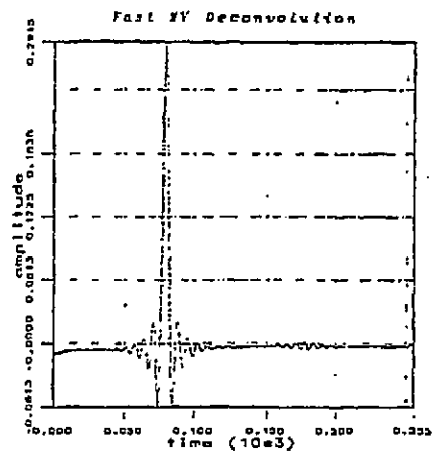


Figure 2 : Déconv. rapide à minimum de variance

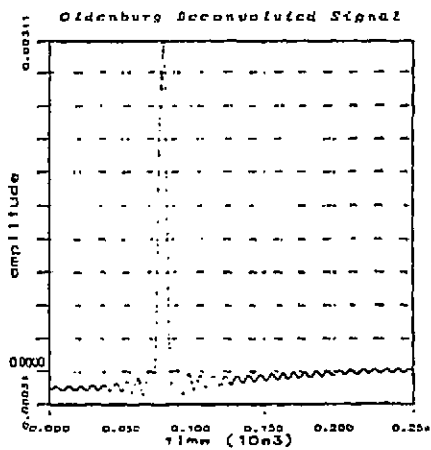


Figure 3 : Déconvolution d'Oldenburg

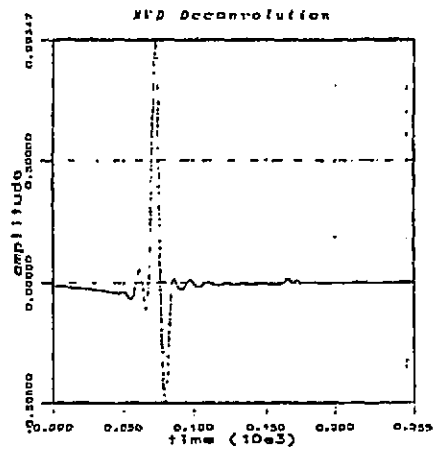


Figure 4 : Déconvolution à minimum de variance

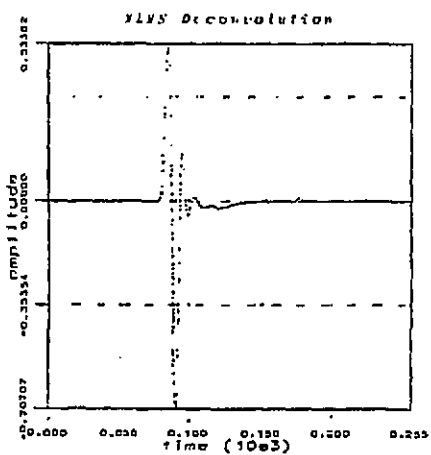


Figure 5 : Déconvolution par gradient

Résolutions obtenues (en échantillons):

signal original :	58,6
déconvolution d'Oldenburg :	10,6
déconv. rapide à minimum de variance :	10,8
déconvolution à minimum de variance :	16,2
déconvolution par gradient :	18,9

Pour l'ondelette à large bande : résolution initiale de 30,3 échantillons

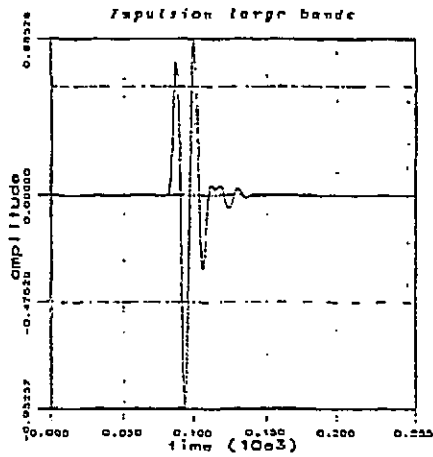


Figure 6: Ondelette à large bande

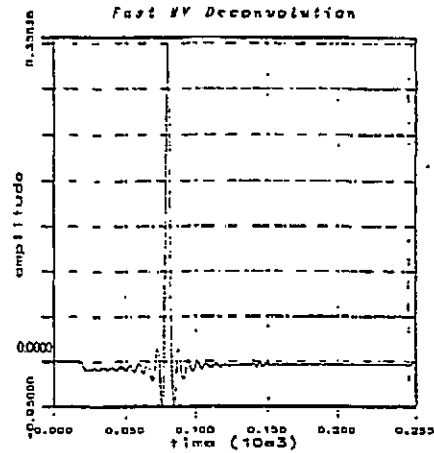


Figure 7: Déconv. rapide à minimum de variance

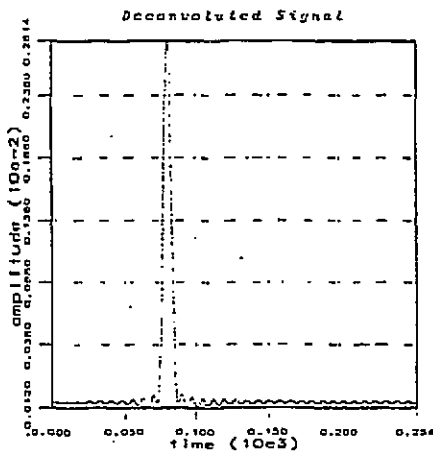


Figure 8: Déconvolution d'Oldenburg

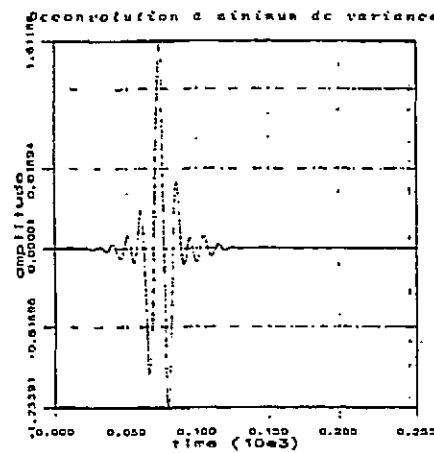


Figure 9: Déconvolution à minimum de variance

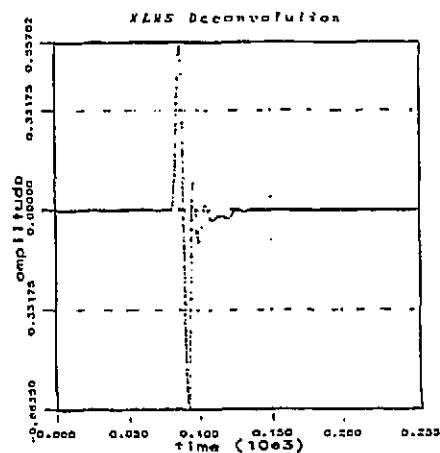


Figure 10: Déconvolution par gradient

Résolutions obtenues (en échantillons):

signal originel :	30,3
déconvolution d'Oldenburg :	10,8
déconv. rapide à minimum de variance :	9,7
déconvolution à minimum de variance :	30,3
déconvolution par gradient :	21,6

La mauvaise résolution obtenue avec l'algorithme à minimum de variance provient de l'étape de réalisation minimale et donc du choix de l'ordre utilisé pour la reconstruction.

L'algorithme d'Oldenburg ainsi que l'algorithme à minimum de variance rapide (Fast MVD) ont été ensuite testés sur une séquence de réflectivité synthétique. On part d'une séquence de réflectivité idéale que l'on convolue par l'ondelette à bande étroite étudiée précédemment. L'objectif est alors de restaurer la séquence de réflectivité idéale. La figure 11 représente la réflectivité idéale, et la figure 12, le signal obtenu après convolution. Les réflectivités obtenues avec les différentes méthodes de déconvolution sont les suivantes.

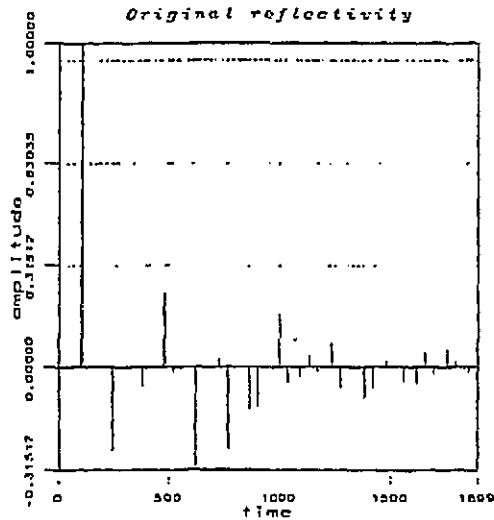


Figure 11: Réflectivité originelle

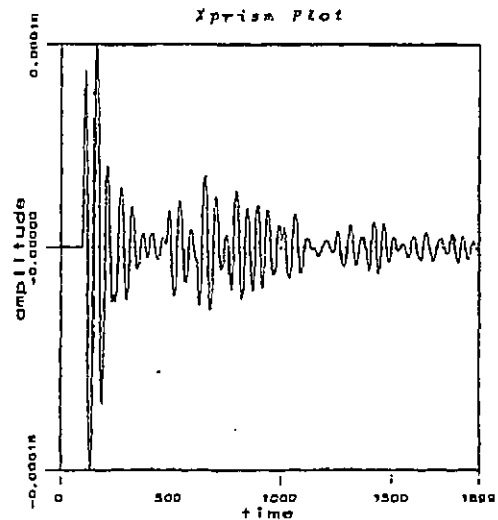


Figure 12: Signal originel

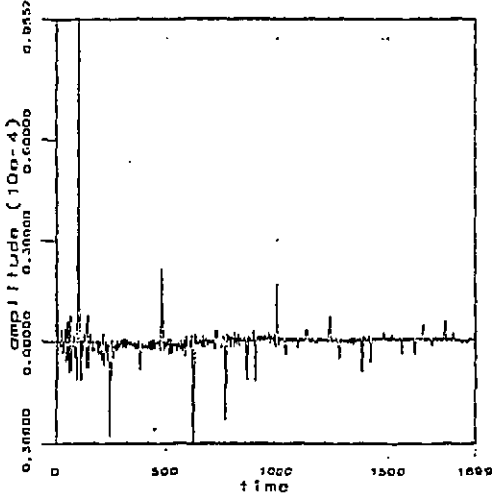


Figure 13: Déconvolution rapide à minimum de variance

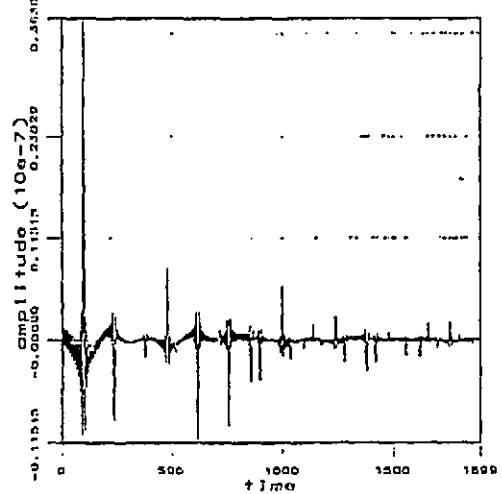


Figure 14: Déconvolution d'Oldenburg

On ajoute un bruit gaussien au signal. Le rapport signal à bruit est alors égal à 16 dB.

Rq: La définition prise pour ce rapport est la suivante :

$$RSB = 20 \log (\max \text{"signal"} / \max \text{"bruit"})$$

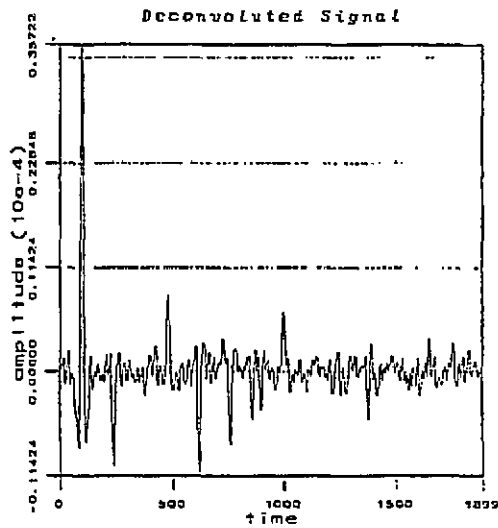


Figure 15: Déconvolution rapide à minimum de variance

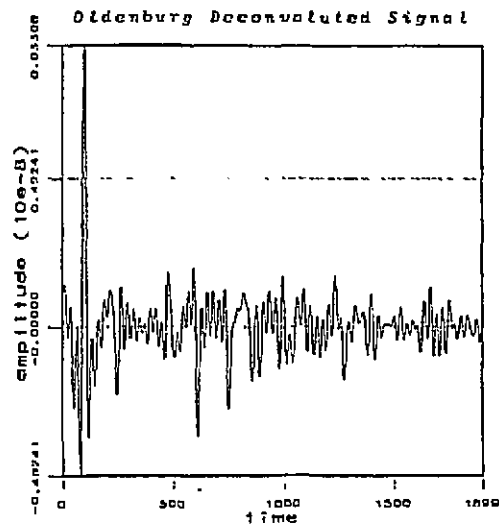


Figure 16: Déconvolution d'Oldenburg

Les données précédentes font apparaître la meilleure robustesse au bruit de l'algorithme rapide à minimum de variance face à l'algorithme d'Oldenburg, ces deux algorithmes procurant les meilleures résolutions dans cette situation. Seuls les algorithmes non-adaptatifs ont été utilisés avec les données synthétiques, car dans chaque cas, l'hypothèse d'invariance spatiale de la fonction de distorsion est vérifiée.

4.2. Données de type 1

Ces données proviennent d'une ancienne barrette de transducteurs conçue à Strathclyde. La nouvelle barrette s'inspire de l'architecture de celle-ci. Une des traces provenant de l'un des capteurs a servi de test aux différents algorithmes. L'ondelette référence qui sert de base aux algorithmes non adaptatifs est obtenue par extraction d'un écho sur l'une des traces. Les résolutions obtenues après traitement sont les suivantes.

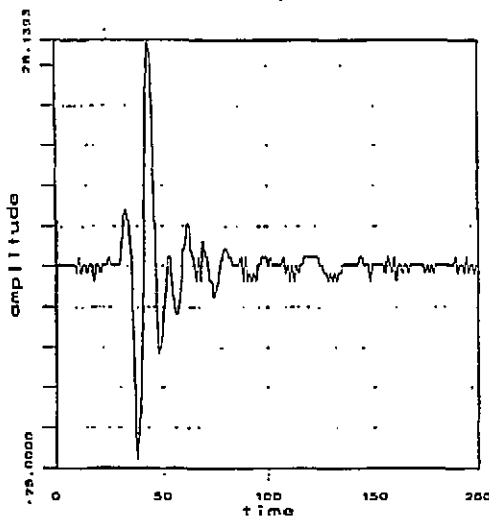


Figure 17: Echo de fond

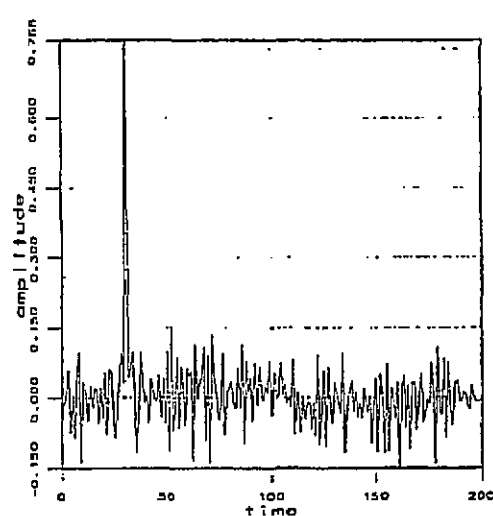


Figure 18: Déconvolution rapide à minimum de variance

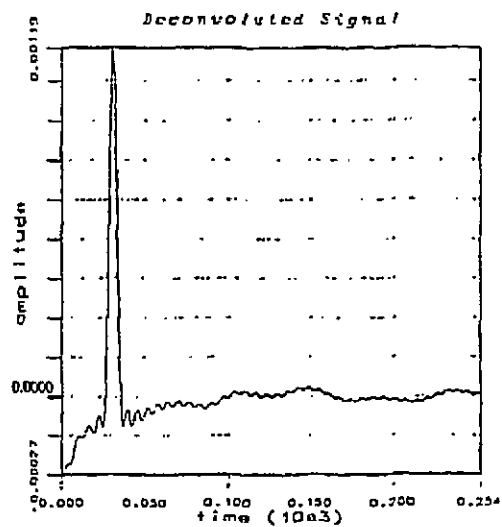


Figure 19: Déconvolution d'Oldenburg

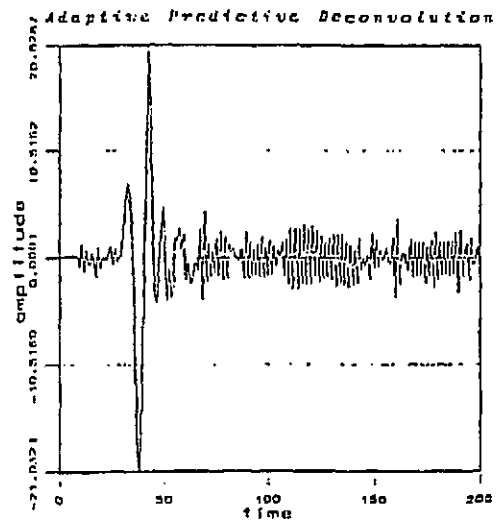


Figure 20: Déconvolution prédictive adaptative

On peut aussi comparer les images de type B obtenues après traitement de chaque image de type A.



Figure 21: Image de type B originelle



Figure 22: Déconvolution rapide à minimum de variance



Figure 23: Déconvolution d'Oldenburg

4.3. Données de type 2

Cette fois-ci, les données ont été obtenues par l'intermédiaire d'un laser. Quatre barres d'acier possédant des largeurs différentes (12, 20, 36, 44 mm) sont alors testées. On place en réception un transducteur large-bande. L'objectif est de restaurer les différents échos de l'onde dus aux réflexions multiples. Le matériau est homogène, isotrope. Cependant, l'onde générée par le laser est sphérique. L'hypothèse d'invariance spatiale n'est alors plus valide. Les performances des algorithmes adaptatifs devraient donc être meilleures. Examinons les différents résultats pour la barre de 20 mm de large. C'est en effet dans ce cas, que des difficultés apparaissent dans la séparation des différents échos.

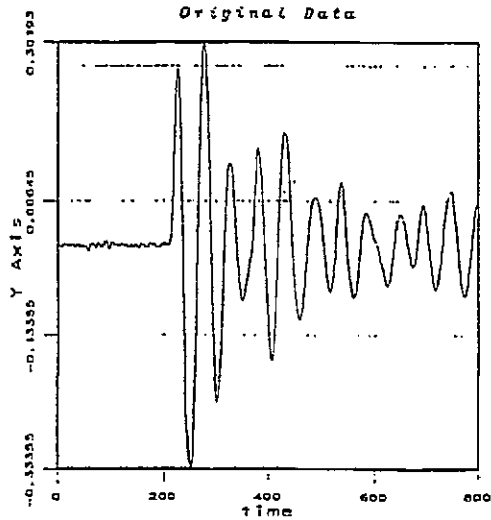


Figure 24: Signal original

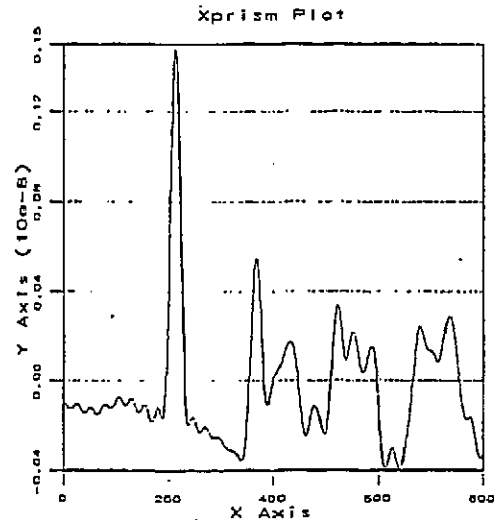


Figure 25: Déconvolution d'Oldenburg

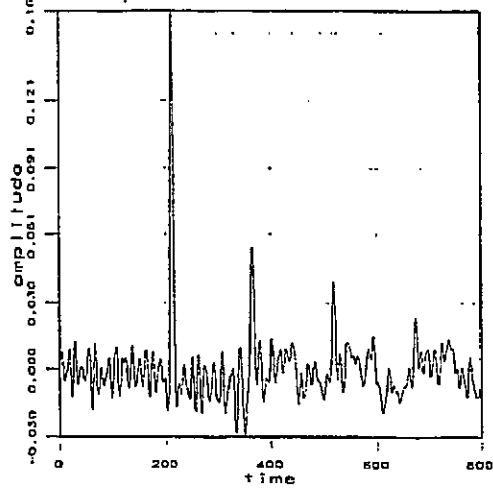


Figure 26: Déconvolution rapide à minimum de variance

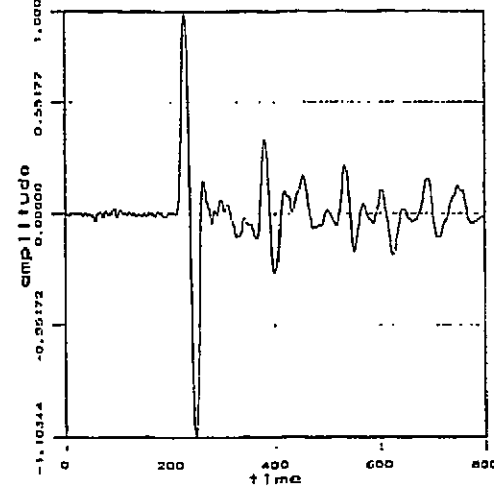


Figure 27: Déconvolution par gradient

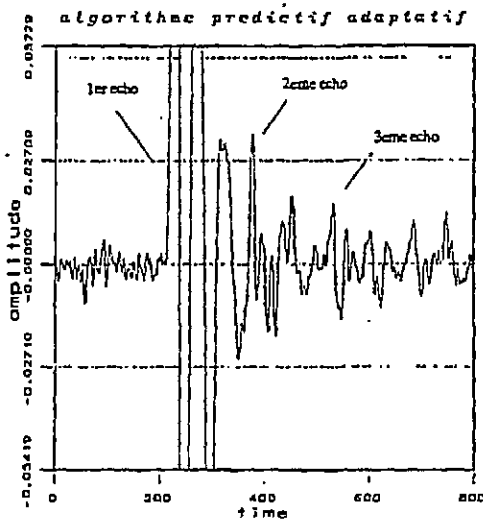


Figure 28: Déconvolution prédictive adaptative

Les résultats obtenus avec l'algorithme prédictif adaptatif sont assez décevants. Le choix de la taille des blocs en est certainement en partie responsable. L'algorithme adaptatif des moindres carrés se comporte en revanche bien dans cette situation et réussit mieux que tous les algorithmes non-adaptatifs, excepté pour l'algorithme rapide à minimum de variance. Ceci est assez surprenant, mais peut présager d'un bon comportement de l'algorithme en cas d'évolution faible de la fonction de distorsion. D'autres données de ce type sont actuellement à l'étude.

4.4. Données de type 3

Les données de type 3 proviennent d'une version prototype de la barrette en cours de réalisation. Quelques signaux se situant dans les basses fréquences parasitent le signal. En utilisant alors l'algorithme fréquentiel d'Oldenburg, on augmente sensiblement la résolution surtout si l'on choisit manuellement les fréquences de coupure de manière à éliminer les signaux parasites par filtrage passe-bande. Les résultats obtenus sont alors.

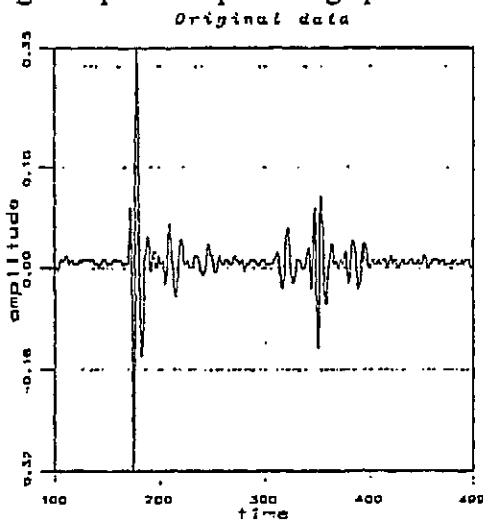


Figure 29: Signal original

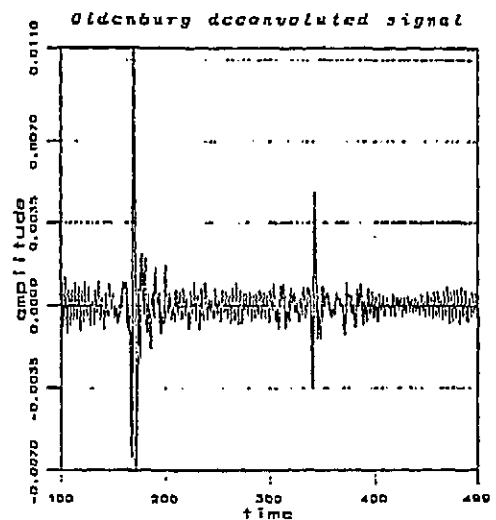


Figure 30: Déconvolution d'Oldenburg

On pouvait aussi de même effectuer un filtrage passe-haut, suivi d'un algorithme de déconvolution.

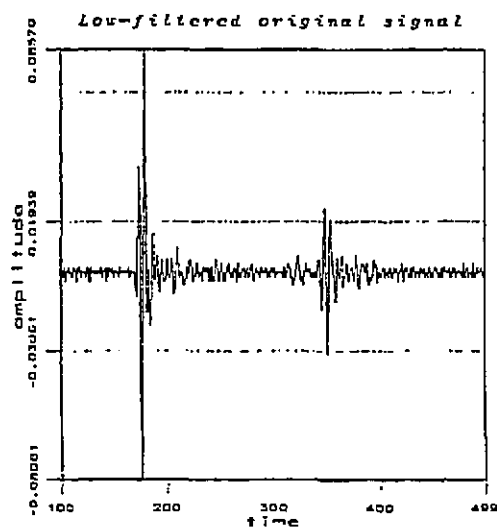


Figure 31: Signal original filtré passe-haut

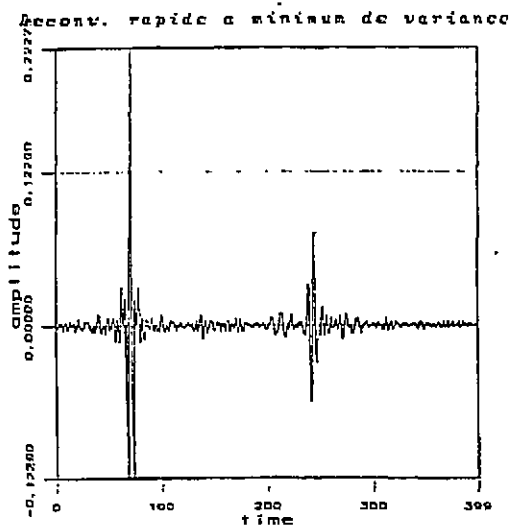


Figure 32: Signal filtré puis déconvolution rapide à min. var.

5. Résultats

Bien que les résultats obtenus proviennent de situations différentes et que l'investigation des techniques de déconvolution ne soit pas terminée, on peut tirer quelques conclusions préliminaires. Tout d'abord, l'algorithme proposé par L. Vivet semble réussir particulièrement bien. Il apparaît robuste au bruit, et même à une légère variation de la fonction de distorsion (à préciser toutefois). Ce n'est pas le cas de l'algorithme fréquentiel d'Oldenburg qui procure toutefois un bon gain en résolution.

Dans le cas des données de type 2, l'algorithme des moindres carrés a mis en évidence la présence des échos multiples, de même d'ailleurs que l'algorithme rapide à minimum de variance. La méthode prédictive adaptative n'a pas été convaincante. L'étude des méthodes adaptatives mérite cependant d'être poursuivie, car elle est loin pour l'instant d'être complète. Mises à part les données provenant d'ondes sphériques (type 2), il n'existe pas de données réelles pour lesquelles l'hypothèse d'invariance spatiale de l'ondelette ne soit pas valide. Tester l'intérêt des techniques adaptatives devient alors plus difficile, mais pas problématique. De nouvelles données plus intéressantes vont bientôt être disponibles à Strathclyde. Il sera alors possible de mieux évaluer de nouvelles techniques adaptatives.

Conclusion

Dans ce rapport, quelques méthodes de déconvolution ont été brièvement évaluées. L'intérêt notamment de la méthode non-adaptative de déconvolution rapide à minimum de variance pour les types de données analysées a été montré.

Du fait du peu de données disponibles, il n'a pas été cependant possible d'évaluer précisément les performances des techniques adaptatives dont l'étude reste de toute manière à compléter. L'objectif poursuivi est d'arriver à mieux prendre en compte l'évolution de la fonction de distorsion et le fait qu'elle ne soit pas à minimum de phase. On réduit ainsi le nombre d'hypothèses généralement faites : on entre dans le domaine de la déconvolution aveugle, pour laquelle peu d'informations sont nécessaires pour la fonction de distorsion. Quelques travaux utilisant les statistiques d'ordre supérieur sont apparus ces dernières années pour résoudre ce problème. Il serait alors intéressant d'évaluer leur intérêt dans le domaine du contrôle non destructif par ultrasons.

Bibliographie

- [1] Ogilvy J.A.
"Identification of pulse-echo rays in austenitic steels"
NDT International, vol 17-5, pp 259-264, 1984
- [2] Ogilvy J.A.
"Computerized ultrasonic ray tracing in austenitic steel"
NDT International, vol 18-2, pp 67-77, 1985
- [3] Ogilvy J.A.
"Theoretical comparison of ultrasonic signal amplitudes from smooth and rough defects"
NDT International, vol 19-6, pp 371-385, 1986
- [4] Ogilvy J.A.
"The influence of austenitic weld geometry and manufacture on ultrasonic inspection of welded joints"
British journal of NDT, vol 29-3, pp 147-156, 1987
- [5] Ogilvy J.A.
"On the use of focused beams in austenitic welds"
British journal of NDT, vol 29-4, pp 238-246, 1987
- [6] Ogilvy J.A.
"Ultrasonic reflection properties of planar defects within austenitic welds"
Ultrasonics, vol 26, pp 318-327, 1988
- [7] Hargreaves M.L.
"Digital processing of ultrasound signals back-scattered from coarse grained austenitic stainless steel"
PhD university of Keele, 1988
- [8] Hunt B.
"A theorem on the difficulty of numerical deconvolution"
IEEE trans. audio electroacoustics, vol 20, pp 94-95, 1972
- [9] O'Dowd R.J.
"Ill-conditioning and pre-whitening in seismic deconvolution"
Geophys. J. Int, vol 101, pp 489-491, 1990
- [10] Tikhonov A.
"Regularization of incorrectly posed problems"
Sov. Math., vol 4, pp 1624-1627, 1963
- [11] Demoment G.
"Image reconstruction and restoration: Overview of common estimation structures and problems"
IEEE trans. on acoustics, speech and signal processing, vol 37-12, pp 2024-2036, 1989

- [12] Vivet L.
"Amélioration de la résolution des méthodes d'échographie ultrasonore en contrôle non destructif par déconvolution adaptative"
Thèse, 1989
- [13] Lewis J.E.
"A study of the one-dimensional inverse problem in ultrasonic systems"
PhD university of Strathclyde, 1987
- [14] Hayward G. and Lewis J.E.
"Comparaison of some non-adaptive deconvolution techniques for resolution enhancement of ultrasonic data"
Ultrasonics, vol 27, pp 155-164, may 1989
- [15] Guerchaoui A., Balluet J.C. and Lacoume J.L.
"Etude comparative des principales méthodes de déconvolution sur les données de type sismique"
Traitement du Signal, vol 6-3, pp 187-203, 1989
- [16] Yamada I. and Sakaniwa K.
"An optimal design for a homomorphic deconvolution system"
IEEE trans. on Signal Processing, vol 40-9, pp 2250-2260, 1992
- [17] Oldenburg D.W.
"A comprehensive solution to the linear deconvolution problem"
Geophys. J. R. astr. Soc., vol 65, pp 331-357, 1981
- [18] Mendel J.M.
"Optimal seismic deconvolution: an estimation-based approach"
Academic Press, 1983
- [19] Mendel J.M. and Kormylo J.
"New fast optimal white-noise estimators for deconvolution"
IEEE trans. on Geoscience Electronics, vol 15-1, pp 32-41, 1977
- [20] Mendel J.M.
"Minimum Variance Deconvolution"
IEEE trans. on Geoscience and Remote Sensing, vol 19-3, pp 161-171, 1981
- [21] Haykin S.
"Adaptive Filter Theory"
2nd edition, Prentice Hall Information and System Science Series, 1991
- [22] Widrow B.
"Adaptive noise cancelling: Principles and Applications"
Proc. IEEE, vol 63, pp 926-935, 1972

- [23] Tubiana A.
"Détection de défauts par filtrage en treillis dans les signaux Courants de Foucault"
rapport interne EDF, HP21/90-18, 1990
- [24] Robinson J.C.
"Lattice filtering applications to deconvolution of seismic data"
Geophysics, vol 48-3, pp 295-310, 1983
- [25] Mahalanabis A.K., Prasad S. and Mohandas K.P.
"Deconvolution of nonstationary seismic data using adaptive lattice filters"
IEEE trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, vol 31-3, pp 591-598, 1983
- [26] Prasad S. and Mahalanabis A. K.
"Adaptive filters structures for deconvolution of seismic signals"
IEEE trans. on Geoscience and remote sensing, vol 18-3, pp 267-273, july 1980
- [27] "Traitement du signal: vol 1"
Les Houches, Ed. J.L. Lacoume, T.S. Durrani and R. Stora, Session XLV, 1985
- [28] Nouailhas B., Pons F.
L'imagerie ultrasonore appliquée à la caractérisation des défauts dans des structures industrielles
Rapport interne EDF-DER, HP-11/89-32, Décembre 1989
- [29] Nouailhas B., Nguyen G., Pons F., Vermersch S.
Contrôle ultrasonore des soudures bimétalliques
Rapport interne EDF-DER, HP-11/90-25, Décembre 1990



Direction des Etudes
et Recherches

Service Information
Prospective et Normalisation

CLAMART

Le 02/06/95

Département Systèmes d'information
et de documentation

Groupe Exploitation
de la Documentation Automatisée

1, avenue du Gal de Gaulle
92141 CLAMART Cedex
tel : 47 65 56 33

CEA

MIST/SBDS/SPRI
CENTRE DE SACLAY

91191 GIF SUR YVETTE CEDEX

à l'attention de :

MEMOIRE TECHNIQUE ELECTRONIQUE

Cette feuille est détachable grâce à la microperforation sur le coté droit.

Référence de la demande : **F528225**
Origine : **CATALOGUE DES NOTES DER**

Votre commande :

Numéro du document : **95NB00028**

Titre : **METHODES DE DECONVOLUTION EN ECHOGRAPHIE ULTRASONORE**

Auteurs : **PERROT P.**

Source : **COLL. NOTES INTERNES DER. PRODUCTION D'ENERGIE (HYDRAULIQUE, THE**
Serial :

Référence du document : **SANS**

Nombre de pages: **0029**

Nombre d'exemplaires : **001**

Support : **P**