

**UNIVERSITE DE SAAD DAHLEB DE BLIDA**

**Faculté des Sciences de l'Ingénieur**

Département d'Electronique

# **MEMOIRE DE MAGISTER**

Spécialité : Contrôle

**ETUDE ET IMPLEMENTATION DES METHODES DE  
TRAITEMENT DES SIGNAUX ULTRASONORES ET  
D'ANALYSE DE TEXTURE DES IMAGES B-SCAN DU  
TYPE TOFD DANS LA DETECTION DES DEFAUTS**

Par

**MEGHERBI Fouzia**

Devant le jury composé de :

|                |                                   |              |
|----------------|-----------------------------------|--------------|
| A. GUESSOUM    | Professeur, U. de Blida           | Président    |
| N. BENBLIDIA   | Chargé de recherche, U de Blida   | Examinatrice |
| T. BOUTKEDJIRT | Maître de conférences, U de USTHB | Examineur    |
| M. ZERGOUG     | Maître de recherche, C.S.C Alger  | Examineur    |
| Mr. R. DRAI    | Maître de recherche, C.S.C Alger  | Rapporteur   |

Blida, Juillet 2007

## ملخص

يهدف العمل المقدم في إطار المرافية غير المحطمة للمواد باستعمال تقنية فوق السمعي. إن عملية الكشف عن الجيوب عن طريق فوق السمعي في بعض المواد المعدنية ذات الحبيبات الكبيرة غالباً ما تكون صعبة لأننا لا نستطيع أن نميز بين إشارة الجيب و التشويش الناتج عن الحبيبات المكونة للمواد، هذه الإشارات المشوشة نخبأ دائماً إشارة الجيب.

لحد الساعة تم إنجاز عدة أعمال بهدف الكشف على عيب واحد مغمور داخل إشارات التشويش. هذه الأعمال مستندة على التحليل وقت - تردد و وقت - سلم.

إن إمكانية الحصول على معلومة تساعد في تمييز طبيعة الجيوب، مقاييسها واتجاهاتها تتطلب تقنيات جد متطورة تحرف تحت اسم طرق أو تقنيات معاملة الإشارة و الصورة فوق السمعيين.

يتمثل العمل المقترح علينا في دراسة و تطبيق خوارزميات المعاملة لهذا النوع من الإشارة بهدف تحسين نوعية المرافية و تشكيل صور فوق السمعية تم التطرق إلى تحليلها بمختلف الطرق حتى نتمكن من الكشف عن الجيوب.

إن تحديد موضع الجيوب على هذا النوع من الإشارة قد تم في بادئ الأمر باستعمال خوارزميات جيدة النخبة كخوارزمية موزيك , خوارزمية روت - موزيك بالإضافة إلى طريقة الأشعة المميزة. تم استعمالنا تقنيات جديدة حتمية وإحصائية وفي الأخير برهنا و أثبتنا بان الكشف والتمييز الآلي للجيوب في صور فوق السمعية ممكن باستعمال تقنيتين لتجزئة الأشياء، الأولى تعتمد على المصفوفات و الثانية تعتمد على الشبكة العصبية. نعتبر كل النتائج المحصل عليها من خلال الإشارات و الصور المشكلة (المصطنحة) أو التطبيقية نتائج جيدة .

## RESUME

Le présent travail s'inscrit dans le cadre du contrôle non destructif ultrasonore des matériaux. La détection d'imperfections par ultrasons est souvent difficile dans certains matériaux métalliques à gros grains, car on ne peut pas distinguer entre le bruit provenant des grains de ces matériaux et le signal des imperfections masqué souvent par ce bruit.

Jusqu'à l'heure actuelle, plusieurs travaux ont été élaborés dans le but de détecter des échos de défauts noyés dans le bruit. Ces travaux sont basés sur des analyses temps-fréquence et temps échelle,

La possibilité d'acquérir une information permettant de caractériser les défauts en nature, en taille et en orientation a nécessité le développement de techniques plus évoluées qui sont regroupées sous le terme général de techniques de traitement du signal et d'imagerie ultrasonore.

Notre travail consiste à étudier et à implémenter des algorithmes de traitement de ce type de signaux pour pouvoir améliorer la qualité du contrôle et de constituer des images ultrasonores puis de procéder à leurs analyses par diverses méthodes afin de détecter les défauts.

La localisation des défauts à partir de ce type de signaux, a été faite, dans un premier temps par des algorithmes à haute résolution tels que l'algorithme de Music (Multiple Signal Classification), l'algorithme de Root-Music et la méthode de vecteurs propres. Par la suite nous avons appliqué les techniques de déconvolution déterministes et aveugles. Et enfin, nous avons montré que la détection et la caractérisation automatique des défauts dans des images ultrasonores était possible en appliquant deux techniques de segmentation, la première basée sur la matrice de cooccurrence et la seconde sur les réseaux de neurones. Tous les résultats obtenus sur des signaux et des images simulés et expérimentaux sont satisfaisants.

## SUMMARY

This work lies within the scope of the ultrasonic non destructive testing of materials. The detection of imperfections by ultrasound is often difficult in certain metallic materials with coarse grains, because one cannot distinguish the signals originating from the imperfections, which is often masked by the noise coming from the grains of these materials.

Until now, several works have been elaborated with an aim of detecting echoes of defects drowned in the noise. These works are based on analysis by time-frequency and time-scale,

The possibility of acquiring information making possible the characterization of the defects in kind, in the size and orientation required the development of more advanced techniques, which are gathered under the general term of techniques of ultrasonic signal processing and ultrasound imaging.

Our work is to study and implement algorithms for the processing of this type of signals to be able to improve quality of control and to constitute ultrasonic images then to carry out their analysis by various methods in order to detect the defects.

The localization of the defects in this type of signals was made, initially by algorithms with high resolution such as the algorithm of Music, the algorithm of Root-Music and the eigenvectors method. Thereafter we applied the deterministic and blind techniques of deconvolution. Finally, we showed that the detection and the automatic characterization of the defects in ultrasonic images of TOFD type were possible by applying two techniques of segmentation. The first is based on the matrix of co-occurrence and the second on the networks of neurons. All the results obtained on signals and images simulated and experimental are satisfactory.

## **REMERCIEMENTS**

Je profite de cette opportunité pour remercier en premier lieu Dieu, le Tout Puissant, de m'avoir donné autant de courage, de patience et de volonté pour atteindre ce but.

Je tiens à remercier Monsieur R. DRAI, Maître de recherche et chef de Laboratoire de traitement du signal et de l'Image du centre de recherche scientifique et technique en Soudage et Contrôle (Chéraga), pour son constant suivi, son aide et ces précieux conseils, qui m'ont beaucoup aidé à ce modeste travail. Je lui exprime ma vive gratitude pour le soutien et la confiance qu'il m'a accordé,

Mes remerciements s'adressent à l'ensemble des enseignant du département d'électronique et aux membres de jury qui me font l'honneur d'accepter de juger ce travail.

## **DEDICACE**

Je dédie ce modeste travail à ceux qui s'inquiète toujours pour moi, et qui m'ont élevé, veillé sur moi, aimé, et entouré d'affection et de tendresse, et qui m'ont soutenue durant mes années d'études, mes très chers parents.

A celui qui m'a soutenu, qui a su partager mon mal et soulager mes peines, mon cher mari.

A mes chers frères et sœurs, qui sont toujours présent à mes coté en toutes circonstances.

A ma grande famille.

Je le dédie également à tous mes amis, tous ceux et toutes celles qui occupent une place dans mon cœur.

## TABLE DES MATIERES

|   |    |
|---|----|
| RESUME.....   |    |
| REMERCIEMENTS.....  |    |
| TABLE DES MATIERES.....   |    |
| LISTE DES ILLUSTRATIIONS GRAPHIQUES.....  |    |
| LISTE DES TABLEAUX.....   |    |
| INTRODUCTION.....   | 01 |
| 1. GENERALITES SUR LE CONTROLE NON DESTRUCTIF.....  | 04 |
| 1.1 Techniques de contrôle non destructif (CND) .....   | 04 |
| 1.1.1 Introduction .....  | 04 |
| 1.1.2 Types de défauts de soudures .....  | 04 |
| 1.1.2.1 Défauts plans .....   | 04 |
| 1.1.2.2 Défauts volumiques .....  | 05 |
| 1.2 Contrôle par ultrasons.....   | 05 |
| 1.2.1 Génération des ultrasons .....  | 05 |
| 1.2.2 Choix de la technique de contrôle.....  | 06 |
| 1.2.3 Les différentes techniques mises en œuvre.....  | 06 |
| 1.2.3.1 Contrôle par contact .....  | 06 |
| 1.2.3.2 Contrôle par immersion .....  | 07 |
| 1.2.4 Chaîne ultrasonore avec module d'acquisition sur micro-ordinateur .....                       | 07 |
| 1.2.5 Principe des acquisitions ultrasonores .....  | 09 |
| 1.2.6 Modes de représentation .....   | 09 |
| 1.2.6.1 Signal A-Scan.....  | 10 |
| 1.2.6.2 Cartographie B-Scan.....  | 11 |
| 1.2.6.3 Cartographie C-Scan.....  | 11 |
| 1.2.6.4 Cartographie D-Scan.....  | 12 |
| 1.2.7 Qualité des contrôles .....   | 12 |
| 1.3 Conclusion.....   | 12 |
| 2. LOCALISATION DES DEFAUTS EN ECHOGRAPHIE ULTRASONORE<br>PAR DES METHODES A HAUTE RESOLUTION ..... | 13 |
| 2.1 Introduction.....   | 13 |
| 2.2 Modélisation des signaux.....   | 13 |
| 2.3 Généralité des méthodes.....  | 14 |
| 2.3.1 Analyse cepstrale.....  | 14 |
| 2.3.2 La transformée de Hilbert.....  | 15 |
| 2.3.3 Méthodes à haute résolution.....  | 16 |
| 2.3.3.1 Algorithme de Music.....  | 16 |
| 2.3.3.2 Algorithme de Root-Music.....   | 19 |
| 2.3.3.3 La méthode du vecteur propre .....  | 19 |
| 2.4 Evaluation pratique des différentes méthodes.....   | 19 |
| 2.4.1 Application à des signaux simulés.....  | 19 |

|         |  |    |
|---------|--|----|
| 2.4.1.1 | Localisation de l'écho par la méthode cepstrale.....                         | 20 |
| 2.4.1.2 | Localisation de l'écho par la transformation de Hilbert .....                | 22 |
| 2.4.1.3 | Localisation d'échos par l'algorithme de Music,<br>Root-Music et EV .....    | 23 |
| 2.4.2   | Application aux signaux réels .....  | 30 |
| 2.4.2.1 | Exemple 1 .....  | 30 |
| 2.4.2.2 | Exemple 2 .....  | 31 |
| 2.4.2.3 | Exemple 3 .....  | 31 |
| 2.4.2.4 | Exemple 4 .....  | 31 |
| 2.4.2.5 | Exemple 5 .....  | 31 |
| 2.5     | Conclusion.....  | 33 |
|         |  |    |
| 3.      | LOCALISATION DES DEFAUTS PAR DECONVOLUTION DE SIGNAUX<br>ECHOGRAPHIQUES..... | 34 |
| 3.1     | Introduction Générale .....  | 34 |
| 3.2     | Déconvolution déterministe .....   | 35 |
| 3.2.1   | Déconvolution par filtre inverse de l'ondelette .....                        | 36 |
| 3.2.2   | Exemples d'application .....   | 36 |
| 3.2.3   | Conclusion.....  | 40 |
| 3.3     | Déconvolution aveugle : ordre deux .....                                     | 41 |
| 3.3.1   | Egalisation spectrale.....   | 41 |
| 3.3.1.1 | Estimation du filtre et déconvolution .....                                  | 41 |
| 3.3.1.2 | Exemples d'application .....   | 42 |
| 3.3.2   | Filtrage de Wiener .....   | 46 |
| 3.3.2.1 | Estimation du filtre.....  | 47 |
| 3.3.2.2 | Exemples d'application.....  | 47 |
| 3.3.3   | Déconvolution prédictive .....   | 48 |
| 3.3.3.1 | Estimation du filtre.....  | 48 |
| 3.3.3.2 | Exemples d'application.....  | 49 |
| 3.3.4   | Modélisation paramétrique .....  | 51 |
| 3.3.4.1 | Modélisation AR .....  | 51 |
| 3.3.4.2 | Modélisation MA .....  | 52 |
| 3.3.4.3 | Modélisation ARMA .....  | 52 |
| 3.3.4.4 | Déconvolution .....  | 53 |
| 3.3.4.5 | Exemples d'application .....   | 53 |
| 3.3.5   | Conclusion .....   | 55 |
| 3.4     | Déconvolution aveugle : ordre supérieur .....                                | 57 |
| 3.4.1   | Estimation paramétrique du filtre.....                                       | 57 |
| 3.4.1.1 | Estimation MA .....  | 57 |
| 3.4.1.2 | Estimation AR .....  | 58 |
| 3.4.1.3 | Estimation ARMA .....  | 59 |
| 3.4.1.4 | Estimation de l'ordre du filtre .....  | 61 |
| 3.4.1.5 | Exemples d'application .....   | 62 |
| 3.4.2   | Déconvolution MED .....  | 70 |
| 3.4.2.1 | Déconvolution MED Wiggins .....  | 70 |



|         |  |     |
|---------|--|-----|
| 3.4.2.2 | Déconvolution parcimonieuse .....  | 71  |
| 3.4.2.3 | Déconvolution MED avec transformation exponentielle....                          | 71  |
| 3.4.2.4 | Déconvolution MED généralisée .....  | 71  |
| 3.4.2.5 | Exemples d'application .....   | 72  |
| 3.4.3   | Conclusion .....   | 73  |
| 3.5     | Déconvolution de signaux échographiques réels .....                              | 75  |
| 3.5.1   | Introduction .....   | 83  |
| 3.5.2   | Exemples d'application .....   | 83  |
| 3.5.2.1 | Données .....  | 84  |
| 3.5.2.2 | Méthodes utilisées .....   | 84  |
| 3.5.2.3 | Evaluation des résultats.....  | 88  |
| 3.5.3   | Conclusion.....  | 88  |
| 4.      | DETECTION DES DEFAUTS DANS LES IMAGES ULTRASONORES.....                          | 90  |
| 4.1     | Introduction .....   | 90  |
| 4.2     | Généralités sur le traitement d'image .....                                      | 91  |
| 4.2.1   | Définition d'une image .....   | 91  |
| 4.2.2   | Définition d'une image B-Scan .....  | 91  |
| 4.2.3   | Matrice de cooccurrence M.C.O et Normalisation .....                             | 92  |
| 4.3     | Segmentation des images TOFD avec la MCO.....                                    | 93  |
| 4.3.1   | Introduction .....   | 93  |
| 4.3.2   | Le choix des paramètres à calculer .....   | 93  |
| 4.3.3   | Division de la matrice .....   | 94  |
| 4.3.4   | Détermination du seuil .....   | 95  |
| 4.3.5   | Résultats .....  | 95  |
| 4.4     | Segmentation des images TOFD avec les RNA .....                                  | 97  |
| 4.4.1   | Introduction .....   | 97  |
| 4.4.2   | Contrôle par l'image de type TOFD .....  | 97  |
| 4.4.3   | Classification des images de type TOFD en utilisant un réseau<br>de neurone..... | 99  |
| 4.4.3.1 | Descripteurs locaux de la zone pour la segmentation<br>d'image TOFD .....        | 100 |
| 4.4.3.2 | Réseau de neurone pour la détection des défauts.....                             | 101 |
| 4.4.3.3 | Apprentissage du réseau.....   | 102 |
| 4.4.3.4 | Optimisation du réseau .....   | 102 |
| 4.4.4   | Interprétation automatique d'image segmentée.....                                | 103 |
| 4.4.4.1 | Analyse des régions binaires.....  | 104 |
| 4.4.4.2 | Localisation de l'onde latérale et de l'écho de la face<br>arrière.....          | 104 |
| 4.4.4.3 | Analyse de défaut et la correction de temps de vol.....                          | 104 |
| 4.4.4.4 | Application du logiciel sur des défauts réels.....                               | 105 |
| 4.4.5   | Conclusion .....   | 108 |
|         | CONCLUSION GENERALE.....   | 109 |
|         | LISTE DES ABREVIATIONS.....  | 113 |
|         | REFERENCES.....  | 114 |

## LISTE DES ABREVIATIONS

|       |  |
|-------|--|
| AR    | Filtre autorégressif                                       |
| ARMA  | Filtre autorégressif Filtre à moyenne ajustée (mobile)     |
| CND   | Techniques de contrôle non destructif                      |
| DESMP | Déconvolution par Egalisation Spectrale à Minimum de Phase |
| DESZP | Déconvolution par Egalisation Spectrale à zéro phase       |
| DFD   | Déconvolution Fréquentielle Déterministe                   |
| DMB   | Distance moyenne au barycentre                             |
| DVS   | Décomposition en Valeurs Singulières                       |
| DWD   | Déconvolution Wiener Déterministe                          |
| DWR   | Déconvolution par filtrage de Wiener avec Ricker           |
| DWS   | Déconvolution par filtrage de Wiener en spiking            |
| MA    | Filtre à moyenne ajustée (mobile)                          |
| MCO   | Matrice de cooccurrence                                    |
| MED   | Déconvolution à Minimum d'Entropie                         |
| MEDE  | Déconvolution à Minimum d'Entropie exponentielle           |
| MEDG3 | Déconvolution à Minimum d'Entropie générale d'ordre 3      |
| MEDG4 | Déconvolution à Minimum d'Entropie générale d'ordre 4      |
| MEDP  | Déconvolution à Minimum d'Entropie parcimonieuse           |
| MEDW  | Déconvolution à Minimum d'Entropie de Wiggins              |
| MK    | Maximum de kurtosis  |
| MP+PT | La méthode minimum de phase passe-tout                     |
| MUSIC | Multiple Signal Classification                             |
| RNA   | réseau neurologique artificiel                             |
| RSB   | Rapport Signal à Bruit                                     |
| RTS   | Série temporelle résiduelle                                |
| SEMP  | Spectralement Equivalent et à Minimum de Phase             |
| TOFD  | Time of flight diffraction                                 |
| TOF   | Time of flight   |
| YW2   | Equation de Yule-Walker à l'ordre 2                        |
| YW4   | Equation de Yule-Walker à l'ordre 4                        |

## LISTE DES ILLUSTRATIONS GRAPHIQUES

|             |  |    |
|-------------|--|----|
| Figure 1.1  | Principe des ultrasons   | 05 |
| Figure 1.2  | La chaîne d'acquisition ultrasonore  | 08 |
| Figure 1.3  | Forme de l'impulsion d'émission  | 08 |
| Figure 1.4  | Déplacement des capteurs ultrasonores  | 09 |
| Figure 1.5  | Exemple du signal A-Scan   | 10 |
| Figure 1.6  | Une cartographie B-Scan  | 11 |
| Figure 1.7  | Construction d'une cartographie C-Scan   | 11 |
| Figure 1.8  | Construction d'une cartographie D-Scan   | 12 |
|             |  |    |
| Figure 2.1  | Signal original en fonction de n avec N = 512 échantillons, $\alpha = 0.1$<br>et $n_0 = 100$ | 20 |
| Figure 2.2  | Méthode cepstrale en l'absence de bruit avec N = 512   | 21 |
| Figure 2.3  | Méthode cepstrale en présence d'un bruit avec N = 512  | 21 |
| Figure 2.4  | Transformation de Hilbert en l'absence de bruit  | 22 |
| Figure 2.5  | Transformation de Hilbert en présence d'un bruit avec N = 512                                | 23 |
| Figure 2.6  | Version temporelle de Music avec N = 512   | 24 |
| Figure 2.7  | Version temporelle de Root-Music   | 25 |
| Figure 2.8  | Méthode de EV  | 26 |
| Figure 2.9  | Comparaison des méthodes à haute résolution  | 28 |
| Figure 2.10 | Exemple de signal ultrasonore avec deux échos  | 29 |
| Figure 2.11 | Résultats pour le signal réel n°1  | 30 |
| Figure 2.12 | Résultats pour le signal réel n°2  | 31 |
| Figure 2.13 | Résultats pour le signal réel n°3  | 32 |
| Figure 2.14 | Résultats pour le signal réel n°4  | 32 |
| Figure 2.15 | Résultats pour le signal réel n°5  | 33 |
|             |  |    |
| Figure 3.1  | Modèle convolutif de la trace échographique  | 35 |
| Figure 3.2  | Modèle du filtre de Wiener utilisé pour le filtrage inverse                                  | 36 |
| Figure 3.3  | Réflexivité synthétique utilisée pour l'obtention des traces                                 | 37 |

|             |  |    |
|-------------|--|----|
| Figure 3.4  | Filtre autorégressif stable et causal AR(2)                            | 37 |
| Figure 3.5  | Trace synthétique minimum de phase                                     | 37 |
| Figure 3.6  | Filtre ARMA(2,2) stable, non minimum de phase                          | 37 |
| Figure 3.7  | Trace non minimum de phase causale                                     | 38 |
| Figure 3.8  | Déconvolution de la trace à phase minimale par filtrage de Wiener      | 38 |
| Figure 3.9  | Déconvolution de la trace à phase minimale par filtrage de Wiener      | 38 |
| Figure 3.10 | Influence de la constante additionnelle de filtrage inverse $\alpha$   | 39 |
| Figure 3.11 | Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase              | 40 |
| Figure 3.12 | Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase              | 40 |
| Figure 3.13 | Estimation non paramétrique du filtre                                  | 43 |
| Figure 3.14 | Estimation non paramétrique du filtre le lissage ( $m = 128$ )         | 44 |
| Figure 3.15 | Déconvolution de la trace minimum de phase AR(2)                       | 44 |
| Figure 3.16 | Déconvolution de le trace AR(2)  | 45 |
| Figure 3.17 | Déconvolution d'une trace non minimum de phase                         | 45 |
| Figure 3.18 | Filtre stable, non-causal  | 46 |
| Figure 3.19 | Trace non-causale AR_ZP(2, 2)  | 46 |
| Figure 3.20 | Déconvolution de la trace non-causale AR_ZP(2, 2)                      | 46 |
| Figure 3.21 | Déconvolution par filtrage de Wiener (Spiking)                         | 47 |
| Figure 3.22 | Principe du filtre de Wiener   | 48 |
| Figure 3.23 | Déconvolution prédictive   | 48 |
| Figure 3.24 | Déconvolution prédictive de la trace minimum de phase AR(2)            | 50 |
| Figure 3.25 | Blanchiment de l'autocorrélation                                       | 50 |
| Figure 3.26 | Déconvolution de la trace AR(2) minimum de phase                       | 51 |
| Figure 3.27 | Autocorrélations de la trace et du signal déconvolué pour $\alpha = 5$ | 51 |
| Figure 3.28 | Obtention des résiduelles par filtrage inverse de la partie AR         | 52 |
| Figure 3.29 | Estimation aveugle du filtre AR(2) minimum de phase par YW2            | 54 |
| Figure 3.30 | Déconvolution de la trace AR(2) par le filtre estimé par YW2           | 54 |
| Figure 3.31 | Pôles et zéros du filtre estimé par RTS                                | 55 |
| Figure 3.32 | Réponse impulsionnelle du filtre estimé                                | 55 |
| Figure 3.33 | Déconvolution de la trace minimum de phase ARMA(2, 2)_MP<br>par RTS    | 55 |
| Figure 3.34 | Estimation de l'ordre du filtre AR(2) par DVS                          | 63 |
| Figure 3.35 | Estimation de l'ordre de AR(2) en présence d'un bruit gaussien         | 63 |
| Figure 3.36 | Estimation de l'ordre de AR(2) par MK                                  | 63 |

|             |  |    |
|-------------|--|----|
| Figure 3.37 | Estimation de l'ordre du filtre AR non-causal AR-ZP(2,2)               | 64 |
| Figure 3.38 | Estimation de la partie AR du filtre ARMA(2, 2) non minimum de phase   | 64 |
| Figure 3.39 | Estimation de l'ordre de la partie MA du filtre ARMA(2, 2)             | 65 |
| Figure 3.40 | Estimation conjointe des ordres p et q de ARMA(2, 2) par MK            | 65 |
| Figure 3.41 | Estimation filtre AR(2) causal non bruité                              | 66 |
| Figure 3.42 | Estimation du filtre AR(2) causal en présence de bruit gaussien        | 66 |
| Figure 3.43 | Estimation AR(2) en présence de bruit gaussien (RSB = 6 dB)            | 66 |
| Figure 3.44 | Estimation du filtre AR-ZP(2, 2) non-causal et stable par YW2+MK       | 67 |
| Figure 3.45 | Déconvolution de la trace AR-ZP(2, 2) non-causale et stable par YW2+MK | 67 |
| Figure 3.46 | Déconvolution de la trace ARMA(2,2) à phase non minimale par RTS       | 68 |
| Figure 3.47 | Estimation du filtre ARMA(2, 2) non minimum de phase par RTS           | 68 |
| Figure 3.48 | Estimation de ARMA(2, 2) non minimum de phase par MP+PT                | 69 |
| Figure 3.49 | Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase par MP+PT    | 69 |
| Figure 3.50 | Déconvolution de la trace minimum de phase AR(2) par MEDW              | 73 |
| Figure 3.51 | Convergence des fonctions objectives normalisées                       | 74 |
| Figure 3.52 | Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase par MED3     | 75 |
| Figure 3.53 | Déconvolution de la trace non-causale AR-ZP(2, 2) par MED              | 75 |
| Figure 3.54 | Trace brute  | 84 |
| Figure 3.55 | Signature de l'ondelette   | 85 |
| Figure 3.56 | Déconvolution déterministe   | 85 |
| Figure 3.57 | Déconvolution aveugle par filtrage de Wiener                           | 85 |
| Figure 3.58 | Déconvolution par égalisation spectrale                                | 86 |
| Figure 3.59 | Déconvolution prédictive   | 86 |
| Figure 3.60 | Déconvolution MED  | 87 |
|             |  |    |
| Figure 4.1  | La procédure expérimentale   | 94 |
| Figure 4.2  | Division de la matrice et représentation du signal HF                  | 94 |
| Figure 4.3  | Procédure de segmentation des images ultrasonores par MCO              | 96 |
| Figure 4.4  | Résultats du traitement pour une rotation de 0°                        | 96 |

|             |   |     |
|-------------|---|-----|
| Figure 4.5  | Système d'acquisition de données pour l'inspection ultrasonique de TOFD | 98  |
| Figure 4.6  | Données du balayage TOFD ultrasonique                                   | 99  |
| Figure 4.7  | Procédé de segmentation des images ultrasonores de type TOFD            | 100 |
| Figure 4.8  | Schéma de RNA utilisée dans la segmentation des images de type TOFD     | 102 |
| Figure 4.9  | Procédure de segmentation des images ultrasonores par RNA               | 105 |
| Figure 4.10 | Résultat de la segmentation pour l'image 1                              | 107 |
| Figure 4.11 | Résultat de la segmentation pour l'image 2                              | 107 |
| Figure 4.12 | Résultat de la segmentation pour l'image 3                              | 107 |
| Figure 4.13 | Résultat de la segmentation pour l'image 4                              | 107 |
| Figure 4.14 | Résultat de la segmentation pour l'image 5                              | 107 |

## LISTE DES TABLEAUX

|             |   |     |
|-------------|---|-----|
| Tableau 2.1 | Calcul de $\Delta t$ avec l'algorithme de Music pour $f_c = 5$ MHz            | 27  |
| Tableau 2.2 | Calcul de $\Delta t$ avec l'algorithme de Music pour $f_c = 10$ MHz           | 27  |
| Tableau 2.3 | Calcul de $\Delta t$ avec la méthode des vecteurs propres pour $f_c = 5$ MHz  | 27  |
| Tableau 2.4 | Calcul de $\Delta t$ avec la méthode des vecteurs propres pour $f_c = 10$ MHz | 27  |
| Tableau 2.5 | Calcul de $\Delta t$ avec l'algorithme de Root-Music pour $f_c = 5$ MHz       | 28  |
| Tableau 2.6 | Calcul de $\Delta t$ avec l'algorithme de Root-Music pour $f_c = 10$ MHz      | 28  |
| Tableau 2.7 | Amplitude des signaux réels   | 30  |
|             |   |     |
| Tableau 3.1 | Distances entre échos pour le signal simulé                                   | 77  |
| Tableau 3.2 | Résultats de la modélisation paramétrique                                     | 80  |
| Tableau 3.3 | Données pour la déconvolution déterministe                                    | 84  |
| Tableau 3.4 | Données pour la déconvolution par filtrage de Wiener                          | 85  |
| Tableau 3.5 | Données pour la déconvolution par égalisation spectrale                       | 86  |
| Tableau 3.6 | Données pour la déconvolution prédictive                                      | 87  |
| Tableau 3.7 | Données pour la déconvolution MED   | 87  |
|             |   |     |
| Tableau 4.1 | Caractéristique de l'apprentissage de l'image                                 | 106 |

## INTRODUCTION GENERALE

Le Contrôle Non destructif (CND) joue un rôle important dans différents domaines, il permet de contrôler des matériaux ou des structures afin d'en vérifier l'état, ainsi que de détecter des défauts sans endommager les pièces inspectées. De nombreux domaines industriels ont recours à ce type de contrôle, parmi lesquels on peut citer : l'industrie des canalisations et du stockage notamment dans les secteurs du pétrole et du gaz, le nucléaires, l'automobile, le chemin de fer, l'aéronautique, l'aérospatial, ...

Dans certains matériaux métalliques à gros grains, la détection d'imperfections par ultrasons est souvent difficile car on ne peut pas distinguer entre le signal des imperfections et le bruit provenant des grains de ces matériaux. Ce bruit masque souvent le signal du défaut. Cependant, les données issues d'une acquisition ultrasonore peuvent être représentées sous la forme d'un ensemble de signaux monodimensionnels, ou sous la forme d'images permettant une visualisation simple et une interprétation rapide des informations contenues dans les données d'acquisition.

Le travail qui nous a été demandé, en plus de l'aspect théorique de l'étude, est de faire des applications sur des signaux et des images ultrasonores. Nous avons jugé utile de donner quelques définitions, de présenter sommairement les techniques classiques et de montrer l'utilité de l'approche par outil informatique. Toutefois, l'exploitation des techniques de traitement du signal offre un moyen d'analyser les informations données par les échos ultrasonores afin de détecter et localiser les imperfections. Pour cela, nous avons élaboré quatre chapitres présentés comme suit :

Le premier chapitre sera consacré aux techniques utilisées dans le Contrôle Non Destructif et nous mettrons l'accent sur les défauts de soudure et la technique de contrôle par ultrasons, on donnera un rappel relatif sur les ultrasons, leur principe, leur génération, le choix de la technique de contrôle et les différentes techniques de mise en œuvre. Nous avons aussi décrit la chaîne d'acquisition ultrasonore présentée au Laboratoire de Traitement du Signal et de l'Image (L.T.S.I), qui a servi aux différentes



expériences des travaux réalisés. Nous terminons cette partie du chapitre par une description détaillée des principes des acquisitions ultrasonores et les différents modes de représentation des données ultrasonores.

Le second chapitre présente une étude comparative de plusieurs méthodes de traitement du signal utilisées couramment en analyse spectrale afin d'augmenter la détectabilité et d'améliorer la localisation de ces défauts pour la détection d'échos en échographie ultrasonore. Cette technique de contrôle non destructif est basée sur la détection et l'interprétation de l'onde ultrasonore réfléchiée par le défaut éventuel. La première méthode utilisée et qui est basée sur l'analyse cepstrale nous permet d'extraire l'information qui correspond à la position de chaque écho. On se propose ensuite de mettre en œuvre la transformée de Hilbert ainsi que des versions temporelles des méthodes dites à haute résolution (Music (Multiple Signal Classification), Root-Music et la méthode des vecteurs propres EV). Ces méthodes permettent l'extraction des fréquences dans le cas des signaux complexes noyés dans du bruit. Nous évaluons les performances de ces méthodes sur des signaux simulés, puis sur des signaux expérimentaux. Les résultats obtenus montrent que les versions temporelles de Music, Root-Music et EV permettent une bonne détection et localisation.

Le troisième chapitre sera consacré à la déconvolution. Nous entrerons dans le vif du sujet avec les méthodes déterministes de déconvolution où nous étudierons le filtrage de Wiener et nous donnerons la solution qui réalise la déconvolution. Nous aborderons par la suite, la déconvolution aveugle des signaux échographiques.

Les techniques mettant en œuvre des statistiques d'ordre deux permettent de réaliser la déconvolution après avoir estimé le filtre modélisant l'ondelette à partir des statistiques de la trace, sous réserve que celle-ci soit à phase minimale. Quatre approches sont étudiées et testées sur des exemples synthétiques, le filtrage de Wiener, la déconvolution prédictive, l'estimation paramétrique du filtre et l'égalisation spectrale.

Nous procéderons à l'estimation aveugle du filtre à partir des statistiques d'ordre supérieur de traces échographiques à phase non-minimale et zéro-phase. Les principales méthodes de déconvolution basées sur l'estimation paramétrique du filtre

ont été appliquées sur des signaux synthétiques. Une fois le modèle identifié sous la forme à moyenne mobile ou à moyenne ajustée (MA), autorégressif (AR) ou ARMA, la déconvolution est effectuée par filtrage inverse. Les méthodes de déconvolution aveugle de la famille Déconvolution à Minimum d'Entropie recherchent de manière itérative le filtre inverse sous la forme MA. Les fonctions optimisées formulent directement, pour certaines d'entre elles, une statistique d'ordre supérieur à deux.

Nous complétons ce chapitre par une application des différentes méthodes étudiées à des traces échographiques réelles provenant des expériences en cours au laboratoire. Cette partie est en fait la plus importante dans la mesure où elle permet de confronter entre elles les différentes méthodes présentées et surtout de juger de leur capacité à traiter les signaux échographiques. L'objectif de cette étude qualitative est d'évaluer l'apport de ces méthodes pour l'identification de réflecteurs proches.

Quand au quatrième chapitre, il est consacré à la détection des défauts dans les images ultrasonores de type B-Scan par deux méthodes de segmentation. La première méthode de segmentation basée sur l'analyse de la matrice de cooccurrence. On essaye d'améliorer la qualité des résultats obtenus au moyen de l'application d'un traitement bidimensionnel.

La seconde méthode décrit l'application du traitement d'image et des réseaux de neurones à la tâche d'automatiser complètement le processus décisionnel impliqué dans l'interprétation des images ultrasonores. L'analyse locale de secteur est employée pour dériver un vecteur de paramètres qui contient l'information bidimensionnelle sur des secteurs de défaut, de composant et de non défaut. Ces vecteurs sont alors classifiés en utilisant un réseau de neurones artificiel (RNA) qualifié avec l'algorithme de rétro propagation. L'image marquée est alors segmentée encore, en utilisant l'analyse binaire de forme pour distinguer entre les échos composants et les signaux de défaut. Des techniques de correction de temps de vol peuvent être alors employées afin de déterminer la position des défauts dans une soudure balayée.

Nous terminons ce travail par une conclusion générale où nous présentons un résumé des travaux réalisés avec la robustesse des différents algorithmes proposés dans notre étude.

## **CHAPITRE 1 GENERALITES SUR LE CONTROLE NON DESTRUCTIF**

### 1.1 Techniques de contrôle non destructif (CND)

#### 1.1.1 Introduction

Le contrôle non destructif (CND) consiste à mettre en œuvre des méthodes d'investigation permettant d'apprécier sans destruction l'état des pièces, et de formuler un avis sur leur aptitude à remplir la fonction à laquelle elles sont destinées.

Les méthodes de CND sont très variées et utilisent de nombreux procédés physiques et d'analyse. Certaines méthodes basées sur l'examen visuel, sont simples, cependant leur inconvénient est d'être souvent fastidieuses et sujettes aux erreurs humaines.

Parmi les principales méthodes utilisées sont [1][2] :

- Ressuage.
- Magnétoscopie.
- Courant induit ou courant de Foucault.
- Radiographie.
- Ultrasons.

#### 1.1.2 Types de défauts de soudures

Il existe deux types de défauts de soudures : les défauts plans et les défauts volumiques.

##### 1.1.2.1 Défauts plans

Les défauts plans sont des défauts plus ou moins rectilignes. Ils représentent soit un manque de liaison inter matière ou une rupture du métal. Ces défauts sont les plus nocifs tels que les fissures, manque de fusion, manque de pénétration . . . .

### 1.1.2.2 Défauts volumiques

Les défauts volumiques se définissent par la présence de corps étrangers occupant un volume de forme quelconque dans le matériau. Parmi ces défauts on a les cavités gazeuses, inclusions ...

### 1.2 Contrôle par ultrasons

Le terme «ultrasons», par analogie aux micro-ondes (électromagnétiques), est utilisé pour définir une vibration mécanique se transmettant de poche en poche dans un milieu dit milieu de propagation, sachant que la propagation n'est possible que dans un milieu matériel fluide ou solide avec une fréquence supérieure à 20KHz.

Le contrôle par ultrasons est une technique de CND semblable aux techniques radar et sonar. Il consiste à engendrer une onde ultrasonore dans le matériau et à observer les échos éventuels réfléchis par les hétérogénéités rencontrées [2] (voir figure 1.1).

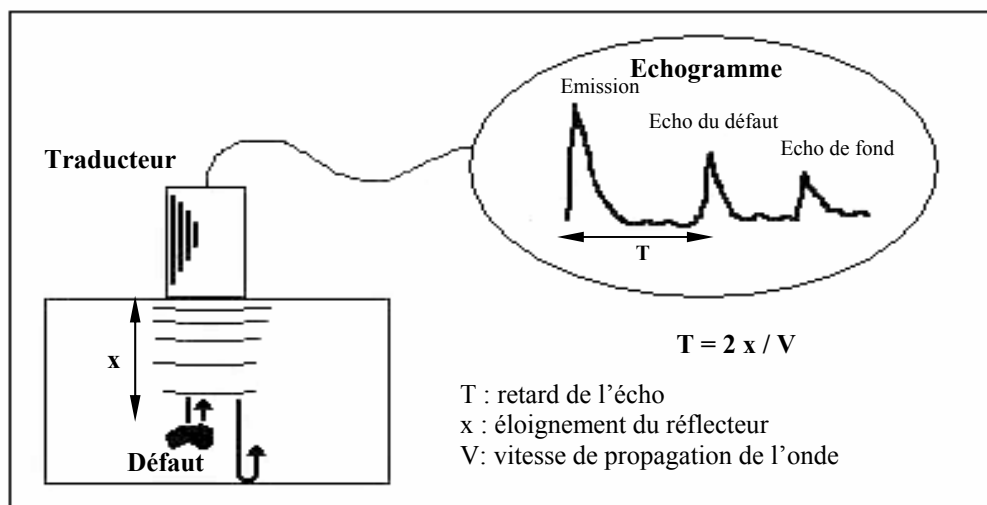


Figure 1.1 : Principe des ultrasons

### 1.2.1 Génération des ultrasons

Les ultrasons dans les appareils de CND sont produits et détectés par les traducteurs ou palpeurs. Le traducteur est un convertisseur d'énergie car il traduit l'énergie électrique qu'on lui envoie en énergie mécanique et inversement, l'énergie mécanique qui lui parvient de la pièce en énergie électrique. Il est formé d'une pastille piézo-électrique (quartz) ou ferroélectrique (céramique : titanate de baryum, niobate de

lithium, etc.) métallisée sur ces deux faces. Si la pastille est circulaire, son diamètre est habituellement compris entre 5 et 50 mm avec 10 mm comme la valeur la plus fréquente [3].

Seuls les capteurs piézo-électriques couvrent tout le spectre ultrasonore; actuellement, avec les semi-conducteurs piézo-électriques déposés sous forme d'une couche mince dans les cavités électromagnétiques, il est possible de produire des oscillations de l'ordre du gigahertz.

### 1.2.2 Choix de la technique de contrôle

Pour le CND des matériaux par ultrasons, on peut citer deux principales méthodes d'examen : la méthode par transmission et la méthode par écho. La dernière méthode citée a été retenue pour les avantages qu'elle présente [1]. Cette dernière met en évidence l'énergie réfléchie par les obstacles que l'onde rencontre. Toute variation de cette énergie correspond à une présence d'un défaut.

Cette technique a été retenue à cause de la précision qu'elle présente lors du positionnement et du dimensionnement des défauts, en plus elle offre la possibilité d'exploiter une seule face de la pièce avec l'utilisation d'un seul transducteur en émission réception.

### 1.2.3 Les différentes techniques mises en œuvre

Les ultrasons aux fréquences utilisées en CND (1 à 10 MHz), ne se propagent pas dans l'air. Pour assurer le passage des ultrasons entre le transducteur et la pièce à contrôler, il faut placer entre les deux un milieu dit de couplage.

Deux techniques existent pour assurer ce couplage : le contrôle par contact et le contrôle en immersion [1].

#### 1.2.3.1 Contrôle par contact

Le transducteur est directement placé sur la pièce à contrôler. La liaison acoustique est assurée par un film de couplage qui est généralement une graisse, une huile ou des gels spéciaux.

Cette technique est surtout employée lors de contrôle manuel. Elle ne nécessite qu'un seul transducteur et un appareil de contrôle. Cependant, elle présente deux inconvénients : elle nécessite d'abord l'intervention d'un opérateur qui assure le déplacement du traducteur, deuxièmement, la constante du couplage n'est pas bonne, c'est-à-dire qu'au cours du contrôle, la qualité du couplage risque d'évoluer et donc la qualité du contrôle.

#### 1.2.3.2 Contrôle par immersion

Cette méthode se développe pour pallier aux deux inconvénients de la méthode de contrôle par contact. Le transducteur est situé à une certaine distance de la pièce, le couplage est assuré par un liquide, habituellement de l'eau.

#### 1.2.4 Chaîne ultrasonore avec module d'acquisition sur micro-ordinateur

Dans le laboratoire de traitement du signal du centre de recherche du soudage et contrôle, nous avons mené des expérimentations afin de valider les résultats obtenus par simulation. Ainsi, l'acquisition et la numérisation des signaux ultrasonores ont été réalisées grâce à cette chaîne d'imagerie ultrasonore constituée de (figure 1.2) :

- D'un micro ordinateur de type PC équipé d'une carte d'acquisition IEEE 488 et d'une carte RS232 (Port série).
- D'un oscilloscope numérique équipée du bus IEEE488.
- D'une cuve d'immersion équipée de deux moteurs pas à pas et d'une commande électronique.
- D'un émetteur-récepteur d'ultrasons relié à une sonde ultrasonore (palpeur).

Il sera donc possible d'effectuer sur des pièces des balayages de surfaces de dimensions précises avec la plus haute précision (1/100 mm de résolution).

Dans cette chaîne d'acquisition ultrasonore représentée par la figure 1.2, un émetteur-récepteur produit à cadence réglable (fréquence de répétition comprise entre 1kHz et 5 kHz) des impulsions de courtes durées (inférieures à la microseconde), de temps de montée de quelques nanosecondes et d'amplitude élevées (quelques dizaines de volts). En réception, les signaux, reçus étant très faibles (quelques millivolts), le récepteur se compose d'un amplificateur large bande de gain réglable (de 0 à 40 dB) comme le montre la figure 1.3.

Le déplacement de la sonde ultrasonore suivant un plan X-Y est effectué par les deux moteurs pas à pas commandés automatiquement par le micro-ordinateur à travers l'interface RS-232.

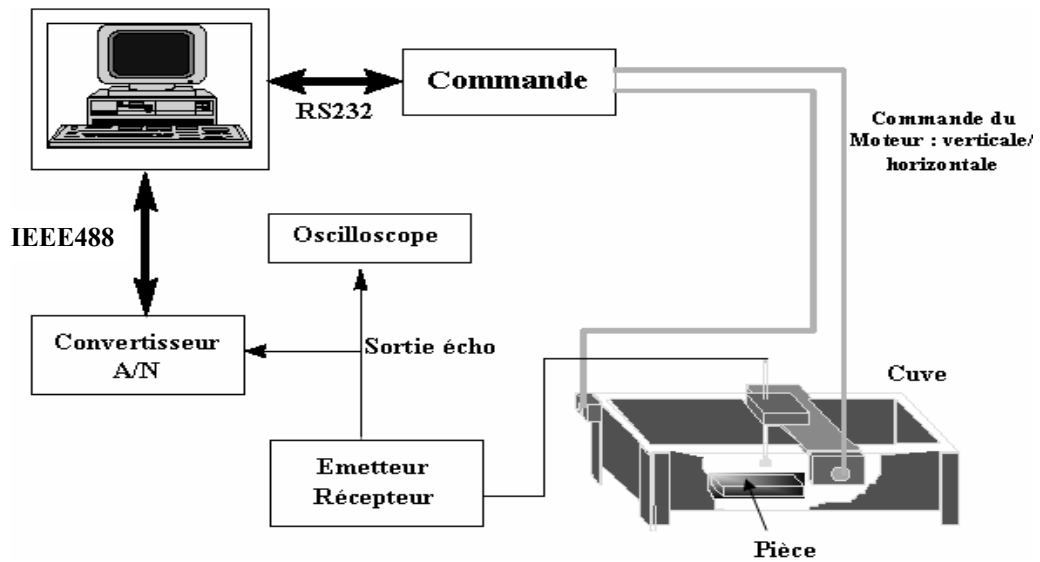


Figure 1.2 : La chaîne d'acquisition ultrasonore

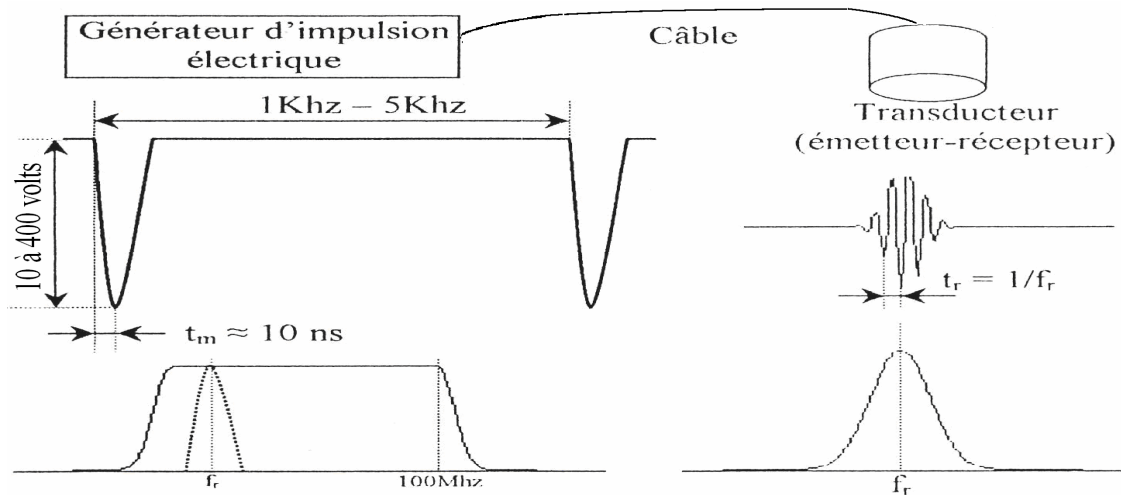


Figure 1.3 : Forme de l'impulsion d'émission

Un oscilloscope programmable commandé par le micro-ordinateur par l'intermédiaire de l'interface IEEE 488, permet un échantillonnage sur un nombre de points et une fenêtre temporelle réglable. Les signaux recueillis sont acheminés vers le micro-ordinateur afin d'être traités soit en temps réel soit en temps différé.

### 1.2.5 Principe des acquisitions ultrasonores [4]

L'acquisition des données ultrasonores pour le contrôle d'un volume est réalisée en général à partir d'une seule surface à l'aide d'un ou plusieurs palpeurs. Ces palpeurs, selon le type d'acquisition souhaitée, peuvent être de type mono capteur ou multi capteur, aussi bien en émission qu'en réception. Dans le domaine du contrôle ultrasonore, le terme capteur désigne à la fois l'émetteur et le récepteur. Les caractéristiques de chaque capteur (telles que l'angle de tir, la focalisation, la fréquence...) peuvent être différentes selon le type et la localisation du défaut recherché.

Pour effectuer une acquisition ultrasonore, la surface de contrôle de la pièce est balayée de manière régulière en utilisant un couple émetteur / récepteur ultrasonore. En chaque point du balayage, un tir ultrasonore est réalisé par l'émetteur et l'écho retourné par la matière est enregistré par le récepteur. Nous obtenons ainsi pour un capteur donné (ou couple de capteur), un champ de données ultrasonores de dimension quatre : les coordonnées du capteur ( $x, y$ ), le temps ( $t$ ) mis par les échos pour atteindre le récepteur, et l'amplitude ( $a$ ) des échos.

Afin de pouvoir mettre en évidence certains défauts, plusieurs tirs sont parfois nécessaires. Ces tirs sont réalisés avec des capteurs de caractéristiques différentes. La figure 1.4 illustre le sens de balayage des capteurs. L'acquisition des données est réalisée dans un seul sens du balayage.

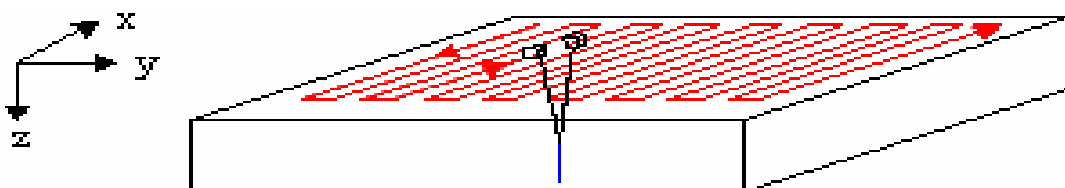


Figure 1.4 : Déplacement des capteurs ultrasonores

### 1.2.6 Modes de représentation [4]

Cependant, les données issues d'une acquisition ultrasonore peuvent être représentées sous la forme d'un ensemble de signaux monodimensionnels, ou sous la forme d'images permettant une visualisation simple et une interprétation rapide des informations contenues dans les données d'acquisition.



### 1.2.6.1 Signal A-Scan

Le signal A-Scan est une représentation de l'amplitude des échos enregistrés par le récepteur en fonction du temps. C'est un signal mono dimensionnel obtenu lorsqu'un tir ultrasonore est réalisé pour une position donnée (x, y) du couple émetteur / récepteur.

Le mode de représentation A-Scan est à la base de toutes les premières méthodes d'exploitation et d'interprétation de données ultrasonores en contrôle non destructif. Il ne nécessite pas beaucoup de matériel : une sonde et un oscilloscope sont nécessaires. Ce premier mode a été longtemps utilisé et apprécié par des techniciens chargés de l'expertise ultrasonore.

L'axe des ordonnées correspond aux amplitudes des différents échos enregistrés par le récepteur ultrasonore. L'axe des abscisse représente le temps mis par ces échos pour atteindre le récepteur. Les signaux enregistrés et représentés sur ce A-Scan sont des ondes propagées à l'intérieur du volume du matériau. Il est défini par des ondes réfléchies par la surface avant (écho de la face avant) et le fond de la pièce (écho de fond).

Si le matériau contient des imperfections (fissures par exemple), un écho de défaut représentera les ondes réfléchies par ce défaut. Le reste du signal est constitué d'oscillations correspondant au bruit d'acquisition et de structure.

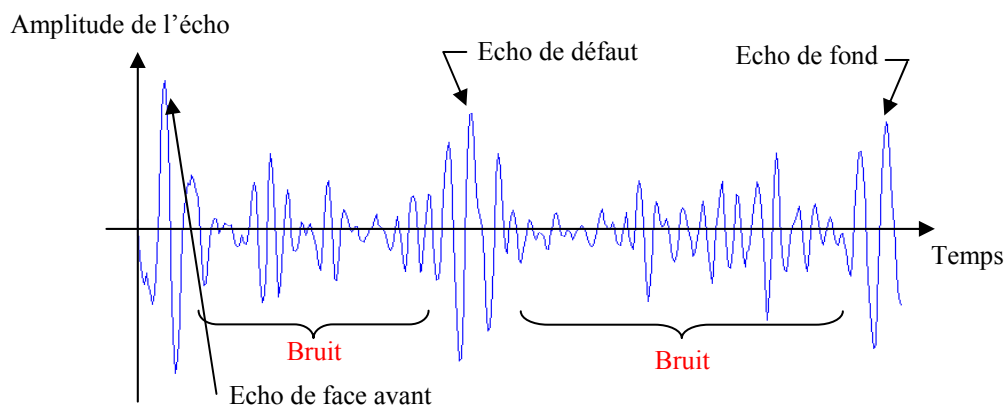


Figure 1.5 : Exemple du signal A-Scan

### 1.2.6.2 Cartographie B-Scan

Une cartographie B-Scan est une image engendrée par la succession des A-Scan selon la direction principale de balayage de la surface contrôlée (direction x sur la figure 1.6a). La figure 1.6.b présente un exemple de cartographie B-Scan. Elle est obtenue pour une position (y) donnée des capteurs. Les coordonnées des pixels représentent la position (x) des capteurs et le temps de vol de l'onde ultrasonore (t). Les images de type B-Scan sont des représentations de coupes de la pièce.

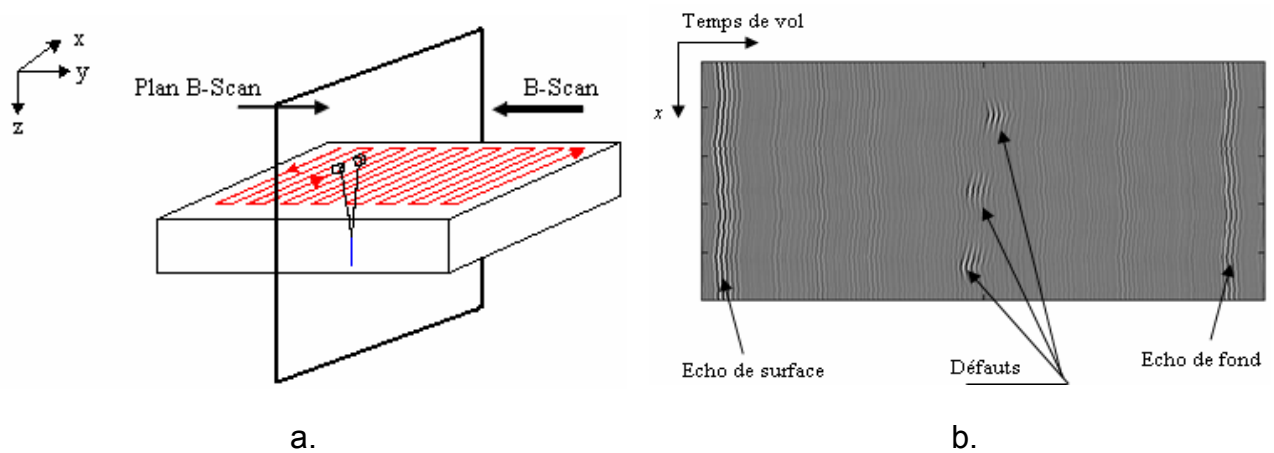


Figure 1.6 : Une cartographie B-Scan

a : Construction d'une cartographie B-Scan

b : Exemple de cartographie B-Scan

### 1.2.6.3 Cartographie C-Scan

Une cartographie C-Scan est obtenue à partir des signaux A-Scan en effectuant la projection, sur un plan parallèle à la surface de contrôle, du maximum relevé sur les signaux A-Scan associé chaque position (x, y) des capteurs (figure 1.7).

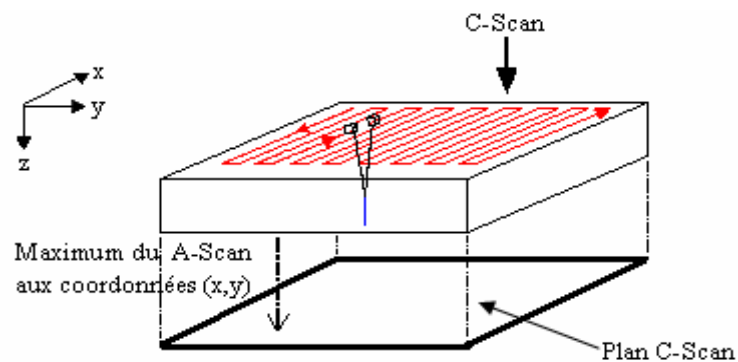


Figure 1.7 : Construction d'une cartographie C-Scan

Le C-Scan est en général utilisé pour repérer rapidement un endroit suspect de la pièce. Une analyse plus fine est ensuite réalisée en utilisant les B-Scan. Le C-Scan est surtout exploité lors du dimensionnement de défauts volumiques.

#### 1.2.6.4 Cartographie D-Scan

Comme la cartographie C-Scan, une cartographie D-Scan est obtenue en projetant le maximum relevé sur les A-Scan aux coordonnées  $(x,t)$  ou  $(y,t)$  sur une surface orthogonale à la surface de contrôle (plan D-Scan 1 ou plan D-Scan 2 sur la figure 1.8).

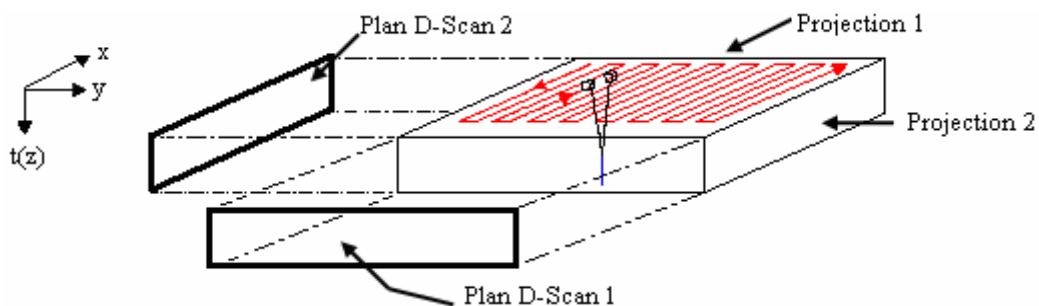


Figure 1.8 : Construction d'une cartographie D-Scan

#### 1.2.7 Qualité des contrôles

L'appareillage utilisé en contrôle non destructif par ultrason demande un certain nombre de précautions pour augmenter la fiabilité et la reproductibilité des essais. Le fait que de nombreux contrôles aient lieu sur chantier ou en atelier, avec du matériel mobile, soumis à des variations de température ou d'humidité importante, impose encore plus de précautions. Dans ce but des vérifications périodiques des appareils doivent être effectuées dans la mesure du possible selon les méthodes normalisées (calibration). Il en va de même des palpeurs, dont un possible vieillissement doit toujours être suspecté en cas de doute lors d'un contrôle.

### 1.3 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné quelques notions sur le contrôle non destructif par ultrasons. La connaissance de ce procédé implique une connaissance de certaines notions sur les ultrasons ainsi que les différentes techniques utilisées par ce contrôle. Nous avons aussi décrit la chaîne d'acquisition ultrasonore présente au laboratoire qui a servi aux différentes expériences réalisées et les modes de représentation.

## CHAPITRE 2 LOCALISATION DES DEFAUTS EN ECHOGRAPHIE ULTRASONORE PAR DES METHODES A HAUTE RESOLUTION

### 2.1 Introduction

L'analyse d'anomalie dans un matériau est classiquement réalisée à l'aide de l'échographie ultrasonore. Cette technique de contrôle non destructif est basée sur la détection et l'interprétation de l'onde ultrasonore réfléchi par le défaut éventuel.

Ce chapitre a pour objectif de comparer différentes méthodes utilisées couramment en analyse spectrale afin d'augmenter la détectabilité et d'améliorer la localisation de ces défauts.

La première méthode utilisée et qui est basée sur l'analyse cepstrale nous permet d'extraire l'information qui correspond à la position de chaque écho.

On se propose ensuite de mettre en œuvre la transformée de Hilbert ainsi que des versions temporelles des méthodes dites à haute résolution Music (Multiple Signal Classification), Root-Music et la méthode des vecteurs propres EV.

Ces méthodes permettent l'extraction des fréquences dans le cas des signaux complexes noyés dans du bruit. Dans notre cas, on a affaire à des échos, donc une modification de ces algorithmes s'avère nécessaire.

### 2.2 Modélisation des signaux

Les signaux que nous allons utiliser, seront tout d'abord des signaux simulés. On prendra en effet pour motif une sinusoïde modulée en amplitude par une gaussienne pour simuler la forme des échos de réflexion obtenus en fonction du temps  $t$ , de la fréquence centrale  $f_c$  et le décalage  $t_1$  :

$$m(t) = \sin(2\pi f_c t) \exp(-((t-t_1)/f_c)^2) \quad (2.1)$$

Dans un premier temps, par souci de simplification, nous allons considérer que le signal temporel ultrasonore (signal A-Scan) est constitué de deux échos, l'écho d'interface et l'écho de défaut, et que ces deux signaux sont identiques à un facteur d'échelle près et décalés dans le temps de  $t_0$ . On peut donc mettre le signal ultrasonore sous la forme:

$$s(t) = m(t) + \alpha m(t-t_0) = m(t) * (\delta(t) + \alpha\delta(t-t_0)) \quad (2.2)$$

Par la suite, nous allons considérer que l'écho de défaut n'est pas rigoureusement identique à l'écho d'interface mais qu'il est altéré par une réponse impulsionnelle  $h(t)$  :

$$s(t) = m(t) * (\delta(t) + h(t-t_0)) \quad (2.3)$$

## 2.3 Généralité des méthodes

### 2.3.1 Analyse cepstrale

Le cepstre d'un signal est défini comme la transformée de Fourier inverse du logarithme de la densité spectrale d'énergie de ce signal [5] :

$$Cs(t) = TF^{-1}(\ln(|S(f)|^2)) \quad (2.4)$$

Le développement en série du signal défini par l'équation (2.2) pour  $0 < \alpha < 1$  est donné par [6] :

$$Cs(t) = Cm(t) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(-1)^{n+1} \alpha^n}{n} (\delta(t-n t_0) + \delta(t+n t_0)) \quad (2.5)$$

Cette méthode d'analyse présente l'avantage de faire apparaître une impulsion de Dirac à l'emplacement de l'écho et de concentrer tout le contenu spectral du motif  $m(t)$  à l'origine.

Si la forme de l'écho de défaut est modifiée par une réponse impulsionnelle [7] nous avons pour  $|\alpha| < 1$  :

$$Cs(t) = Cm(t) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{(-1)^{n+1}}{n} \left( h(t-n t_0) + h^*(-t-n t_0) \right) \quad (2.6)$$

### 2.3.2 La transformée de Hilbert

Dans notre étude la transformée de Hilbert  $\check{G}(f)$  sera appliquée à la fonction de transfert  $G(f)$  entre le motif  $m(t)$  et le signal  $s(t)$  liés par l'équation (2.2).

$$G(f) = \frac{S(f)}{M(f)} = 1 + \alpha \exp(-2j\pi f t_0) \quad (2.7)$$

Soit :

$$\check{G}(f) = -j \cdot \text{sign}(f) \cdot G(f) \quad (2.8)$$

La transformée de Fourier inverse  $\check{g}(t)$  de la transformée de Hilbert serait représentée en fonction de la transformée de Fourier inverse de la fonction de transfert  $g(t)$  :

$$\check{g}(t) = \frac{1}{\pi t} * g(t) \quad (2.9)$$

Si l'écho d'interface est identique à l'écho de défaut on aura :

$$\hat{g}(t) = 1/(\pi t) * (\delta(t) + \alpha \delta(t-t_0)) \quad (2.10)$$

La transformation de Hilbert possède la propriété de transformer un retard pur en une branche hyperbolique ce qui augmente la détectabilité d'un écho.

Dans le cas où l'écho d'interface est différent de l'écho de défaut ce qui reflète que la présence d'une réponse impulsionnelle dans l'équation (2.3) conduit à :

$$\hat{g}(t) = 1/(\pi t) * (\delta(t) + h(t-t_0)) \quad (2.11)$$

L'approche à temps discret correspondante fournit :

$$\hat{g}(n) = r(n) * (\delta(n) + h(n - n_0))$$

$$\text{avec } r(n) = \begin{cases} \frac{2 \sin^2(\pi n/2)}{\pi n} & \text{si } n \neq 0 \text{ et} \\ 0 & \text{si } n = 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

### 2.3.3 Méthodes à haute résolution

Dans cette classe, on se propose de mettre en œuvre des versions temporelles des méthodes dites à haute résolution. Dans ces méthodes, l'idée principale est de décomposer l'espace d'observation en deux sous espaces : le sous-espace signal et le sous-espace bruit.

Les algorithmes utilisés Music (Multiple Signal Classification) [6], Root-Music [8][9] qui est une variante de Music et la méthode EV (Eigen Vector Method) [5] sont basés sur la propriété de l'orthogonalité entre les vecteurs propres associés aux valeurs propres maximales et minimales de la matrice d'autocorrélation.

#### 2.3.3.1 Algorithme de Music

Dans le cas où le nombre d'échos est égal à  $p$ , les valeurs propres de la fonction d'autocorrélation  $R_{xx}$  nous donnent  $P$  valeurs propres correspondant au signal et  $K-P$  valeurs propres minimales correspondant à la puissance du bruit [9]. Pour que le problème puisse être résolu il faut que  $K > P$ .

La méthode Music s'applique pour la détermination des fréquences des signaux complexes noyés dans du bruit. Dans notre cas, à savoir la localisation de défauts par ultrasons, on a affaire à deux (ou plusieurs) signaux de même fréquence mais décalée l'une par rapport à l'autre. Il s'agit donc de modifier l'algorithme Music de façon à déterminer les retards des différents échos. Pour cela, sachant qu'un retard  $\delta(t-t_0)$  a pour transformée de Fourier  $\exp(-j2\pi ft_0)$ , on constate qu'il suffit de traiter non pas le signal mais sa transformée de Fourier. Ainsi, la méthode Music pourra s'appliquer, mais les résultats trouvés ne concerneront pas des fréquences mais des retards.

Si  $F_e$  est la fréquence d'échantillonnage, la transformée de Fourier du signal ultrasonore nous donne pour  $N$  échantillons,  $N$  fréquences multiples de  $\Delta f = F_e/N$ .

$$X = [X(0) X(\Delta f) \dots X((N-1)\Delta f)]^T \quad (2.13)$$

Considérons un vecteur de longueur K extrait de X est défini par :

$$\underline{X}_{i,K} = [X(i\Delta f) \dots X((i + K - 1)\Delta f)]^T \quad (2.14)$$

Soient  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_K$  : les valeurs propres et  $\mu = [\mu_1 \mu_2 \dots \mu_K]$  les vecteurs propres de  $R_{xx}$  c'est à dire [8] :

$$R_{xx} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \underline{X}_{i,K}(f) \underline{X}_{i,K}^H(f) = \mu A \mu^H \quad (2.15)$$

$$\text{où } A = \text{diag}(\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_K) \quad (2.16)$$

Le symbole  $\text{diag}(\cdot)$  désignant la matrice diagonale. Le sous-espace bruit est déterminé par les vecteurs propres :

$$\mu_n = [\mu_{p+1}, \mu_{p+2}, \dots \mu_K] \quad (2.17)$$

Le principe de l'algorithme de MUSIC est de construire un vecteur modèle  $d(\tau)$  associé au modèle de signal de l'équation (2.2), où  $\tau$  est le paramètre de position de l'écho. Le vecteur modèle qui est fonction du paramètre de position  $\tau$  peut s'écrire sous la forme :

$$d(\tau) = [1 \quad \exp(-j2\pi\tau\Delta f) \quad \dots \quad \exp(-j2\pi\tau\Delta f(K-1))]^T \quad (2.18)$$

La localisation d'un écho est obtenue pour les valeurs de  $\tau$  qui vérifient l'orthogonalité entre  $d(\tau)$  et les vecteurs propres du sous espace associé aux valeurs propres minimales de la matrice d'autocorrelation. Soit  $\mu_i$  le vecteur propre associé à l'ième valeur propre, l'algorithme de MUSIC consiste à rechercher le maximum de la quantité :



$$\psi(\tau) = \frac{1}{F(\tau)} = \frac{1}{\sum_{p=1}^K \left\| \mu_n^H d(\tau) \right\|^2} \quad (2.19)$$

D'où l'algorithme est le suivant pour un signal ultrasonore :

- On effectue un échantillonnage de la transformée de Fourier du signal ultrasonore avec  $F_e$  la fréquence d'échantillonnage.
- La transformé de Fourier du signal ultrasonore nous donne pour  $N$  échantillons à des fréquences multiples de  $\Delta f = F_e/N$  :

$$\underline{S} = [ S(0), S(\Delta f), \dots S((N-1) \Delta f) ]^T \quad (2.13)$$

- On considère un vecteur de longueur  $K$  extrait de  $S$  défini comme suit :

$$\underline{S}_{i,k} = [ S(i\Delta f) \dots S((i+k-1) \Delta f) ]^T \quad (2.14)$$

- La matrice d'intercorrélation du vecteur  $\underline{S}_{i,k}$  sera comme suit:

$$R = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-K} \underline{S}_{i,k}(f) \cdot \underline{S}_{i,k}^*(f) \quad (2.15)$$

- Si  $P$  est le nombre d'échos alors la matrice  $R$  aura  $K$  valeurs propres dont  $P$  valeurs propres correspondant au signal et  $(K-P)$  valeurs propres minimales correspondantes à la puissance du bruit. D'où  $K$  doit être supérieur à  $P$ .
- Construire  $\underline{d}(\tau)$  un vecteur modèle associé au signal de l'équation (2.1) avec  $\tau$  étant le paramètre de position de l'écho.

$$\underline{d}(\tau) = [ 1, e^{j2\pi\Delta f\tau}, \dots, e^{j2\pi\Delta f(K-1)\tau} ]^T \quad (2.18)$$

- Calculer les vecteurs propres associés aux valeurs propres minimales  $\underline{v}_i$
- Former un sous espace
- Calculer les valeurs de  $\tau$  qui vérifient l'orthogonalité entre  $\underline{d}(\tau)$  et le sous espace ( $\underline{v}_i$ )

### 2.3.3.2 Algorithme de Root-Music

L'algorithme de Root-Music [8][9] donne la possibilité de déterminer les positions de l'écho par la résolution d'un polynôme formé du sous espace bruit. Définissons la variable complexe  $z$  comme suit [10][11] :

$$z = \exp(j2\pi \Delta f \tau) \quad (2.20)$$

Donc  $d(\tau)$  peut s'écrire comme :

$$d(\tau) = [1 \quad z^{-1} \quad \dots \quad z^{-(K-1)}]^\top \quad (2.21)$$

Il est facile de vérifier que  $F(\tau)$  s'exprime sous la forme d'un polynôme de variable complexe  $z$  donné par :

$$F(z) = d^\top(z^{-1}) \mu \mu^H d(z) \quad (2.22)$$

L'évaluation du spectre  $\Psi(\tau)$  est équivalente à l'évaluation du polynôme  $F(z)$  sur le cercle unitaire, il est clair que les pics du  $\psi(\tau)$  sont dus aux racines de  $F(z)$  qui sont proches du cercle unitaire.

### 2.3.3.3 La méthode du vecteur propre (EV)

Même procédure que l'algorithme MUSIC, avec l'introduction d'une pondération (égale à l'inverse de la valeur propre) dans la formule précédente:

$$\psi(\tau) = \frac{1}{\lambda_n \sum_{p=1}^K \|\mu_n^H d(\tau)\|^2} \quad (2.23)$$

## 2.4 Evaluation pratique des différentes méthodes

### 2.4.1 Application à des signaux simulés

Les échos simulés ont été réalisés à partir de l'équation suivante :

$$X(n) = m(n) + \alpha(m(n-n_0)) = m(n) * (\delta(n) + \alpha\delta(n - n_0)) \quad (2.24)$$

### 2.4.1.1 Localisation de l'écho par la méthode cepstrale

En absence du bruit, les résultats obtenus par la méthode cepstrale sont montrés sur la figure 2.2. Nous examinons tout d'abord les performances de la méthode cepstrale en fonction du facteur d'échelle  $\alpha$  ( $\alpha$  variant de 0.1 à 0.3), et pour deux valeurs du décalage  $n_0$  (50 et 100). Le nombre d'échantillons  $N$  étant pris égal à 512. On constate que la méthode cepstrale donne de bons résultats quand le facteur d'échelle  $\alpha$  est supérieur à 0.2 (l'écho et ses multiples sont bien identifiés). On signale que l'on a effectué une seule réalisation.

Nous avons ensuite appliqué la méthode cepstrale dans le cas où un bruit blanc gaussien serait ajouté au signal. Le rapport signal sur bruit RSB étant pris égal à 60dB, 40dB et 20dB. On constate que la méthode cepstrale est particulièrement sensible au bruit comme le montre la figure 2.3.

D'après les résultats trouvés pour l'analyse cepstrale, nous remarquons que cette méthode est sensible au bruit mais en absence du bruit, elle permet de localiser précisément les échos par un facteur d'échelle  $\alpha > 0.2$ .

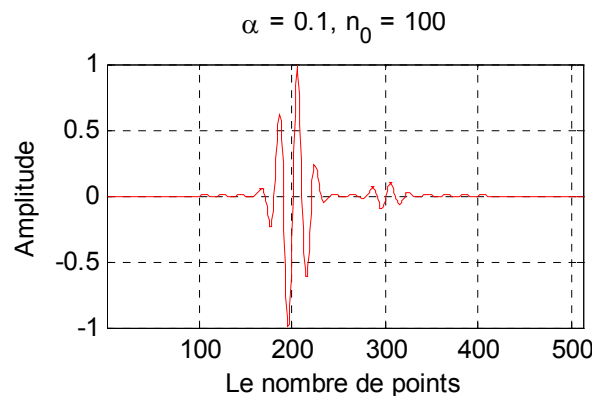


Figure 2.1 : Signal original en fonction de  $n$  avec  $N = 512$  échantillons,  
 $\alpha = 0.1$  et  $n_0 = 100$

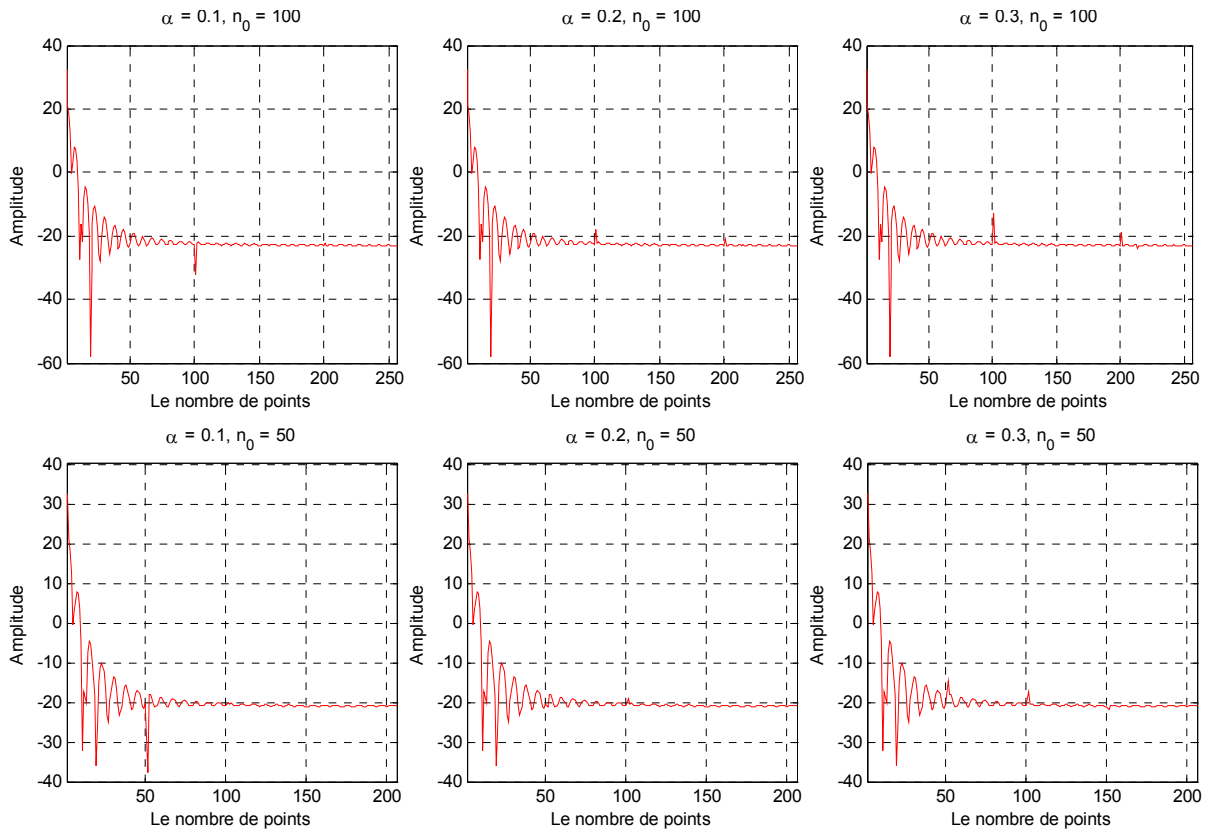


Figure 2.2 : Méthode cepstrale en l'absence de bruit avec  $N = 512$

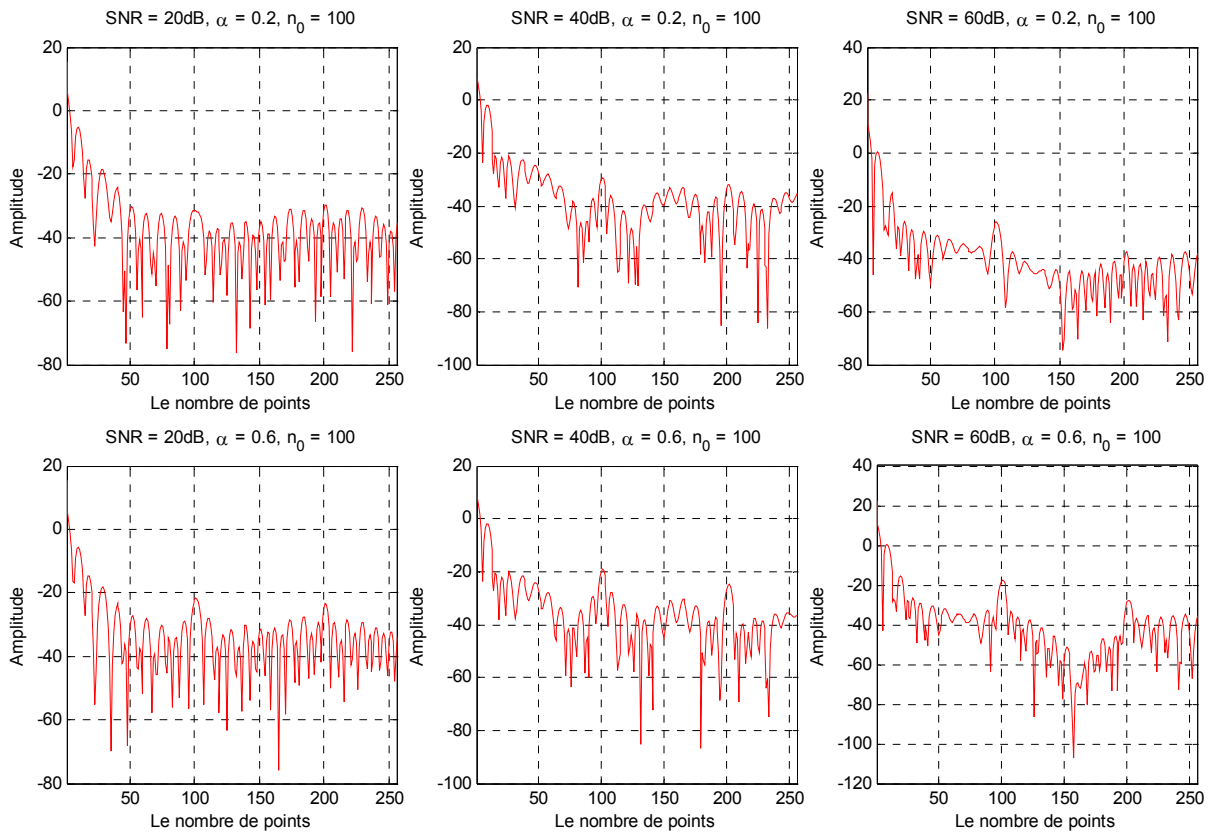


Figure 2.3 : Méthode cepstrale en présence d'un bruit avec  $N = 512$

### 2.4.1.2 Localisation de l'écho par la transformation de Hilbert

En absence du bruit, les résultats obtenus par la transformation de Hilbert sont montrés sur la figure 2.4. Nous examinons tout d'abord les performances de cette méthode en fonction du facteur d'échelle  $\alpha$  ( $\alpha$  variant de 0.1 à 0.9), et pour une seule valeur du décalage  $n_0$  (100). Le nombre d'échantillons  $N$  étant pris égal à 512. On constate que la transformation de Hilbert donne de bons résultats quand le facteur d'échelle  $\alpha$  est supérieur à 0.5 (l'écho et ses multiples sont bien identifiés). On signale que l'on a effectué une seule réalisation.

Sachant que la transformation de Hilbert s'applique à la fonction de transfert entre le motif  $m(t)$  et le signal  $s(t)$ , et que l'expression de la fonction de transfert d'un même système reste unique pour les mêmes entrées et les mêmes sorties. On constate que les résultats de la transformation de Hilbert en présence du bruit seront les mêmes résultats qu'à son absence pour un facteur d'échelle  $\alpha$  et un décalage  $n_0$ . On constate que la transformation de Hilbert n'est pas sensible au bruit comme le montre la figure 2.5.

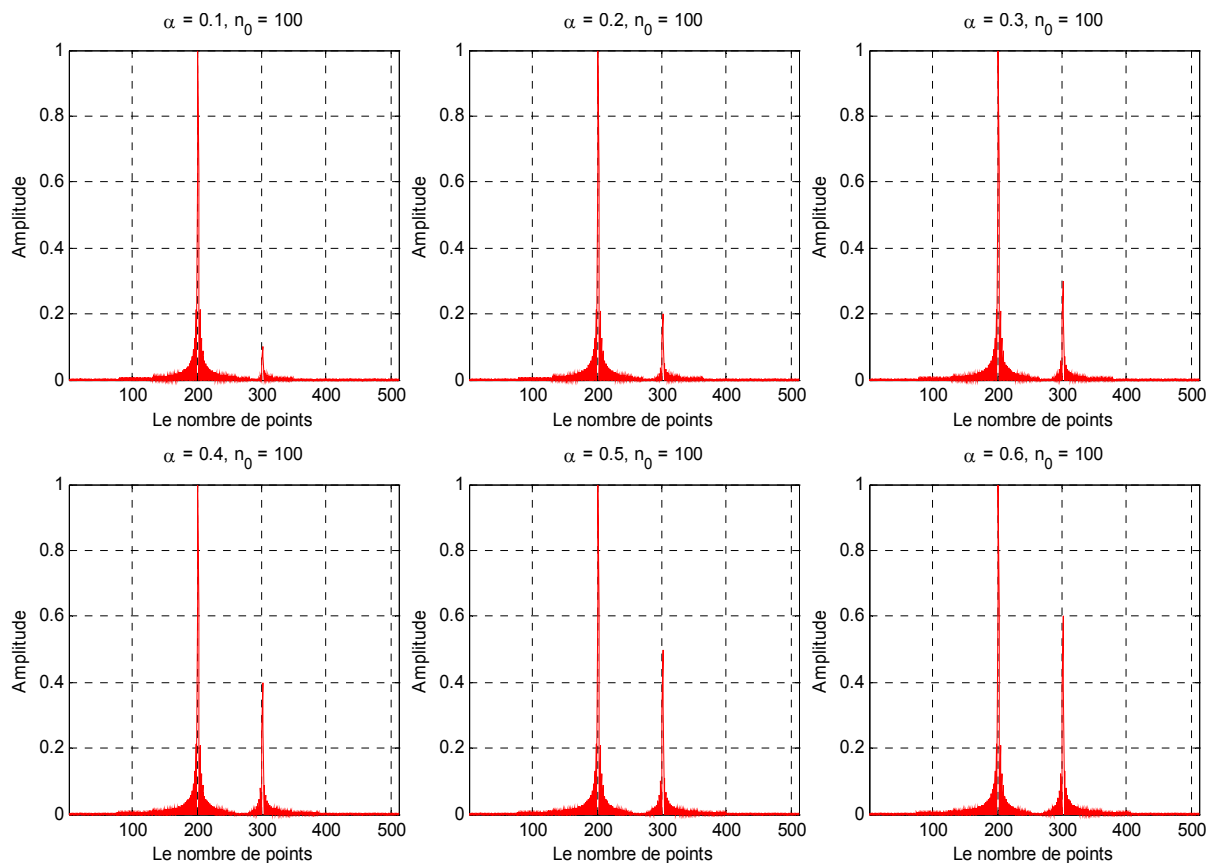


Figure 2.4 : Transformation de Hilbert en l'absence de bruit

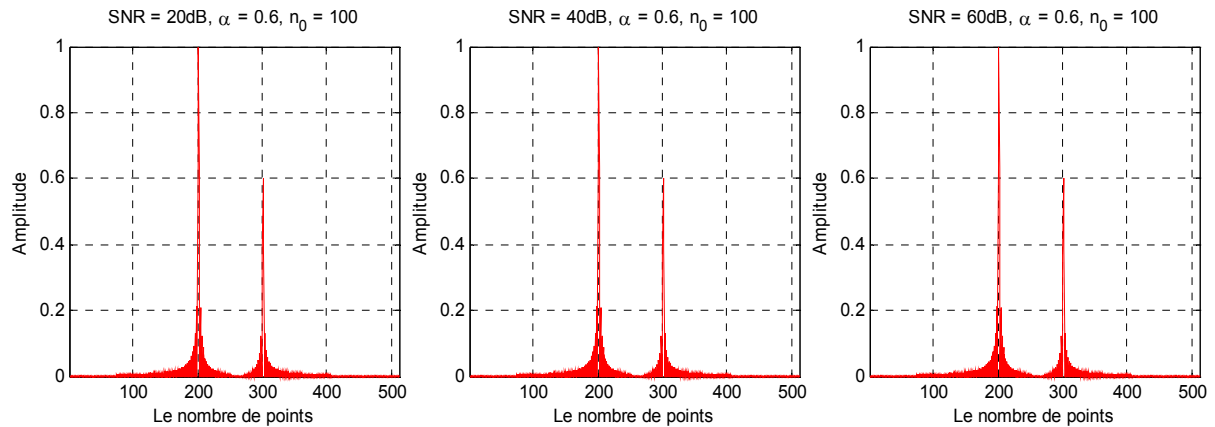


Figure 2.5: Transformation de Hilbert en présence d'un bruit avec  $N = 512$

D'après les résultats trouvés, et dans les deux cas c'est à dire en présence et en absence du bruit, nous remarquons que la transformation de Hilbert permet de localiser précisément les échos par un facteur d'échelle  $\alpha > 0.5$ .

#### 2.4.1.3 Localisation d'échos par l'algorithme de Music, Root-Music et EV

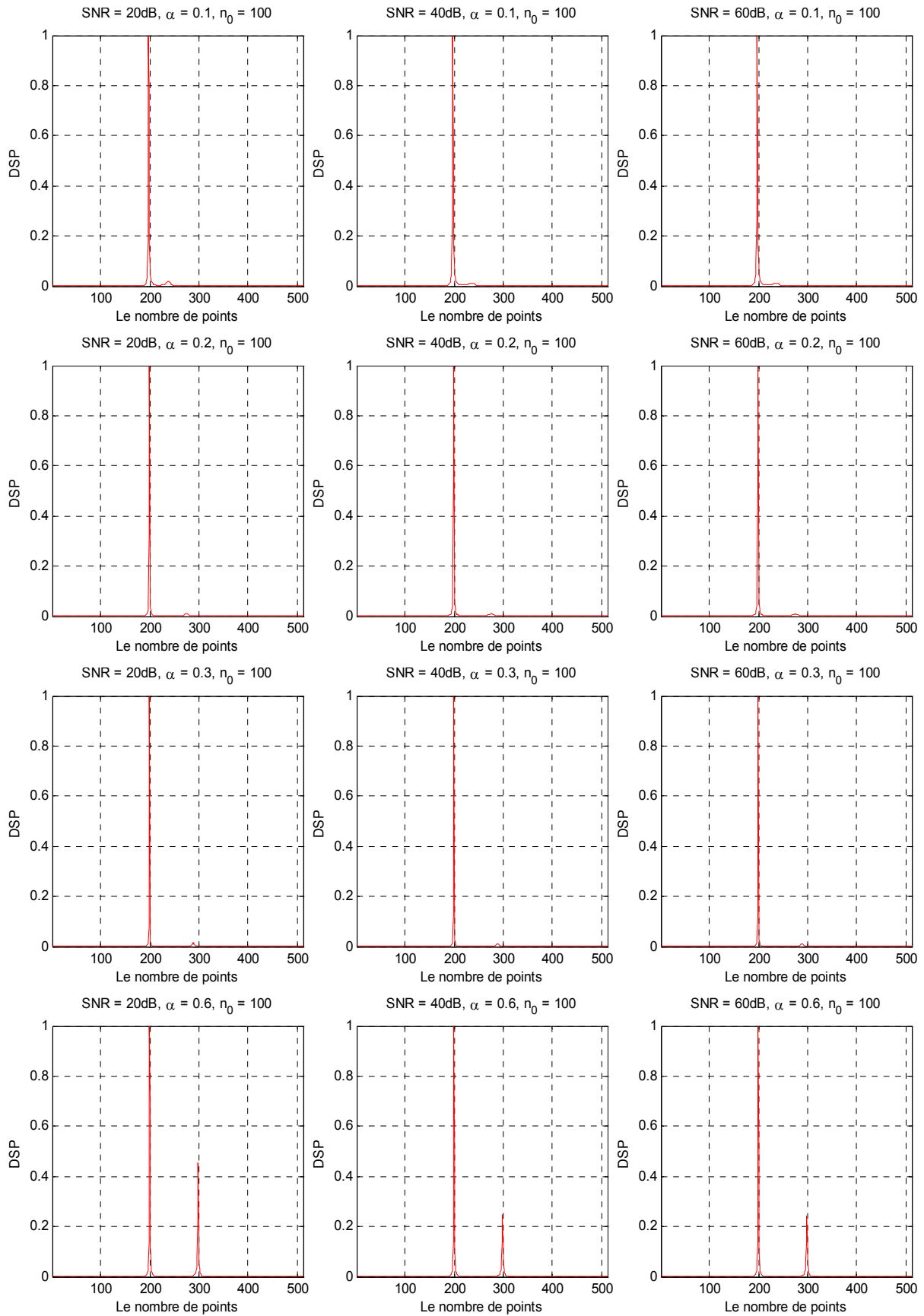
Dans cette partie on utilise le même processus défini dans les deux sections précédentes. Les résultats obtenus par l'algorithme de Music sont montrés dans la Figure 2.6. Pour différentes valeurs du facteur d'échelle  $\alpha$ , on a utilisé 512 échantillons ainsi qu'une matrice d'autocorrélation d'ordre 8.

Les résultats obtenus par l'algorithme de Root-Music sont montrés dans la Figure 2.7.

Les résultats obtenus par l'algorithme de EV sont montrés dans la Figure 2.8.

D'après les résultats obtenus on remarque que :

- l'algorithme de Music permet de localiser précisément les échos pour  $\alpha > 0.1$ .
- l'algorithme de Root-Music permet de localiser précisément les échos pour  $\alpha > 0.1$ .
- l'algorithme de EV permet de localiser précisément les échos pour  $\alpha > 0.1$ .

Figure 2.6 : Version temporelle de Music avec  $N = 512$

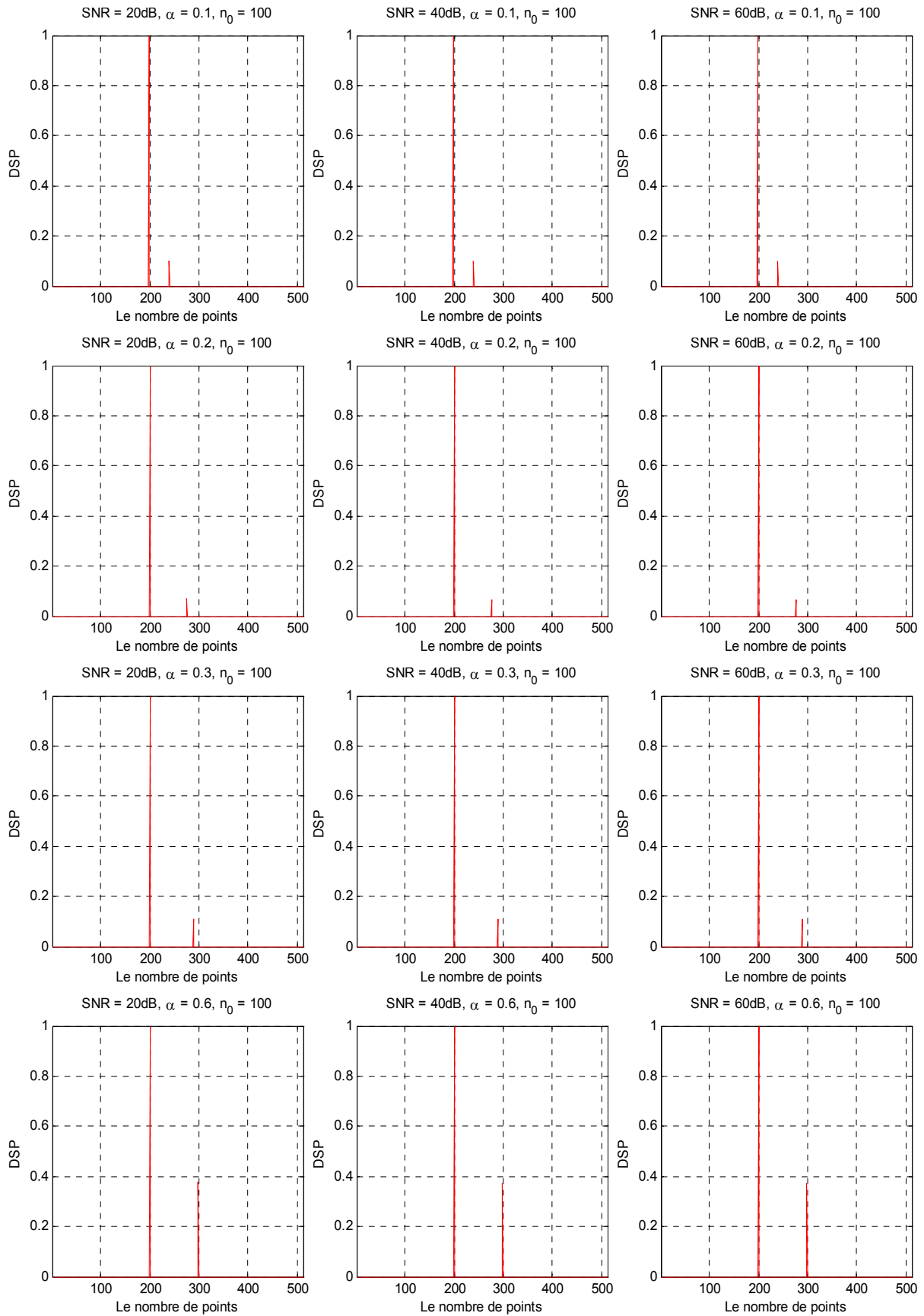


Figure 2.7 : Version temporelle de Root-Music



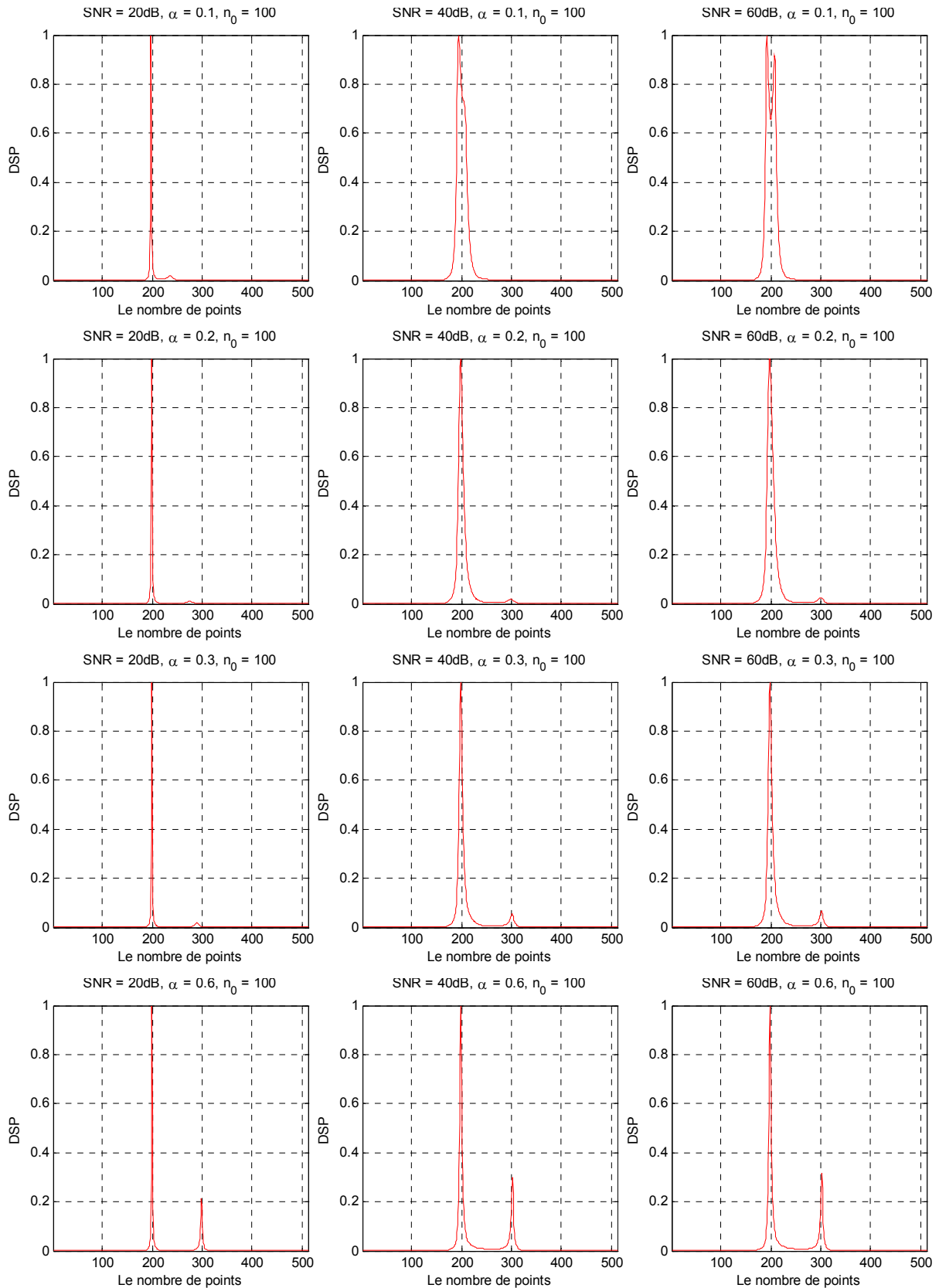


Figure 2.8 : Méthode de vecteur propre

Les six tableaux suivants donnent les valeurs de retards en fonction de  $\alpha$ .

| $\alpha$<br>$\Delta t(\mu s)$ | 0.11 | 0.2  | 0.3  | 0.4  | 0.5  | 0.6  | 0.7  | 0.8  | 0.9  |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0.07                          | 0.20 | 0.19 | 0.20 | 0.20 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.22 | 0.22 |
| 0.10                          | 0.19 | 0.19 | 0.18 | 0.17 | 0.18 | 0.22 | 0.28 | 0.32 | 0.35 |
| 0.50                          | 0.25 | 0.35 | 0.44 | 0.49 | 0.51 | 0.53 | 0.54 | 0.54 | 0.55 |
| 1.00                          | 0.57 | 0.83 | 0.93 | 0.98 | 0.99 | 1.00 | 1.01 | 1.01 | 1.01 |
| 4.00                          | 4.10 | 4.02 | 4.01 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 |
| 9.00                          | 9.28 | 9.16 | 9.07 | 9.03 | 9.01 | 9.00 | 8.99 | 8.99 | 8.99 |
| 9.32                          | 9.25 | 9.28 | 9.28 | 9.28 | 9.28 | 9.26 | 9.25 | 9.24 | 9.23 |

Tableau 2.1 : Calcul de  $\Delta t$  avec l'algorithme de Music pour  $f_c = 5$  MHz

| $\alpha$<br>$\Delta t(\mu s)$ | 0.11 | 0.2  | 0.3  | 0.4  | 0.5  | 0.6  | 0.7  | 0.8  | 0.9  |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0.07                          | 0.10 | 0.10 | 0.11 | 0.11 | 0.11 | 0.12 | 0.13 | 0.12 | 0.13 |
| 0.10                          | 0.10 | 0.11 | 0.11 | 0.12 | 0.13 | 0.12 | 0.12 | 0.13 | 0.13 |
| 0.50                          | 0.30 | 0.42 | 0.47 | 0.49 | 0.50 | 0.51 | 0.51 | 0.51 | 0.51 |
| 1.00                          | 0.82 | 0.94 | 0.98 | 0.99 | 0.99 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| 4.00                          | 4.02 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 |
| 9.32                          | 9.29 | 9.29 | 9.30 | 9.30 | 9.30 | 9.29 | 9.28 | 9.28 | 9.27 |

Tableau 2.2 : Calcul de  $\Delta t$  avec l'algorithme de Music pour  $f_c = 10$  MHz

| $\alpha$<br>$\Delta t(\mu s)$ | 0.11 | 0.2  | 0.3  | 0.4  | 0.5  | 0.6  | 0.7  | 0.8  | 0.9  |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0.07                          | 0.20 | 0.19 | 0.20 | 0.20 | 0.20 | 0.21 | 0.21 | 0.22 | 0.22 |
| 0.10                          | 0.20 | 0.19 | 0.18 | 0.16 | 0.14 | 0.22 | 0.37 | 0.39 | 0.40 |
| 0.50                          | 0.15 | 0.53 | 0.59 | 0.59 | 0.59 | 0.60 | 0.60 | 0.60 | 0.60 |
| 1.00                          | 1.04 | 1.04 | 1.05 | 1.05 | 1.05 | 1.05 | 1.06 | 1.06 | 1.06 |
| 4.00                          | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 |
| 9.32                          | 9.21 | 9.20 | 9.21 | 9.22 | 9.22 | 9.22 | 9.21 | 9.21 | 9.21 |

Tableau 2.3 : Calcul de  $\Delta t$  avec la méthode des vecteurs propres pour  $f_c = 5$  MHz.

| $\alpha$<br>$\Delta t(\mu s)$ | 0.11 | 0.2  | 0.3  | 0.4  | 0.5  | 0.6  | 0.7  | 0.8  | 0.9  |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0.07                          | 0.10 | 0.10 | 0.11 | 0.11 | 0.11 | 0.12 | 0.13 | 0.12 | 0.13 |
| 0.10                          | 0.10 | 0.11 | 0.11 | 0.12 | 0.13 | 0.12 | 0.12 | 0.13 | 0.13 |
| 0.50                          | 0.37 | 0.53 | 0.52 | 0.52 | 0.52 | 0.52 | 0.52 | 0.52 | 0.52 |
| 1.00                          | 1.01 | 1.02 | 1.02 | 1.02 | 1.02 | 1.02 | 1.02 | 1.02 | 1.02 |
| 4.00                          | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 |
| 9.32                          | 9.27 | 9.26 | 9.25 | 9.26 | 9.26 | 9.26 | 9.26 | 9.27 | 9.27 |

Tableau 2.4 : Calcul de  $\Delta t$  avec la méthode des vecteurs propres pour  $f_c = 10$  MHz.

| $\alpha$<br>$\Delta t(\mu s)$ | 0.11 | 0.2  | 0.3  | 0.4  | 0.5  | 0.6  | 0.7  | 0.8  | 0.9  |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0.07                          | 0.20 | 0.19 | 0.20 | 0.20 | 0.21 | 0.21 | 0.21 | 0.22 | 0.22 |
| 0.10                          | 0.19 | 0.19 | 0.18 | 0.17 | 0.18 | 0.22 | 0.28 | 0.32 | 0.35 |
| 0.50                          | 0.25 | 0.35 | 0.44 | 0.49 | 0.51 | 0.53 | 0.54 | 0.54 | 0.55 |
| 1.00                          | 0.58 | 0.83 | 0.93 | 0.98 | 0.99 | 1.00 | 1.01 | 1.01 | 1.01 |
| 4.00                          | 4.10 | 4.02 | 4.01 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 |
| 9.32                          | 9.25 | 9.28 | 9.28 | 9.28 | 9.28 | 9.25 | 9.24 | 9.23 | 9.22 |

Tableau 2.5 : Calcul de  $\Delta t$  avec l'algorithme de Root-Music pour  $f_c = 5$  MHz.

| $\alpha$<br>$\Delta t(\mu s)$ | 0.11 | 0.2  | 0.3  | 0.4  | 0.5  | 0.6  | 0.7  | 0.8  | 0.9  |
|-------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 0.07                          | 0.10 | 0.10 | 0.11 | 0.11 | 0.11 | 0.12 | 0.13 | 0.12 | 0.13 |
| 0.10                          | 0.10 | 0.11 | 0.11 | 0.12 | 0.13 | 0.12 | 0.12 | 0.13 | 0.13 |
| 0.50                          | 0.30 | 0.42 | 0.47 | 0.49 | 0.50 | 0.51 | 0.51 | 0.51 | 0.51 |
| 1.00                          | 0.82 | 0.94 | 0.98 | 0.99 | 0.99 | 1.00 | 1.00 | 1.00 | 1.00 |
| 4.00                          | 4.02 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 | 4.00 |
| 9.32                          | 9.27 | 9.28 | 9.29 | 9.29 | 9.29 | 9.28 | 9.27 | 9.27 | 9.26 |

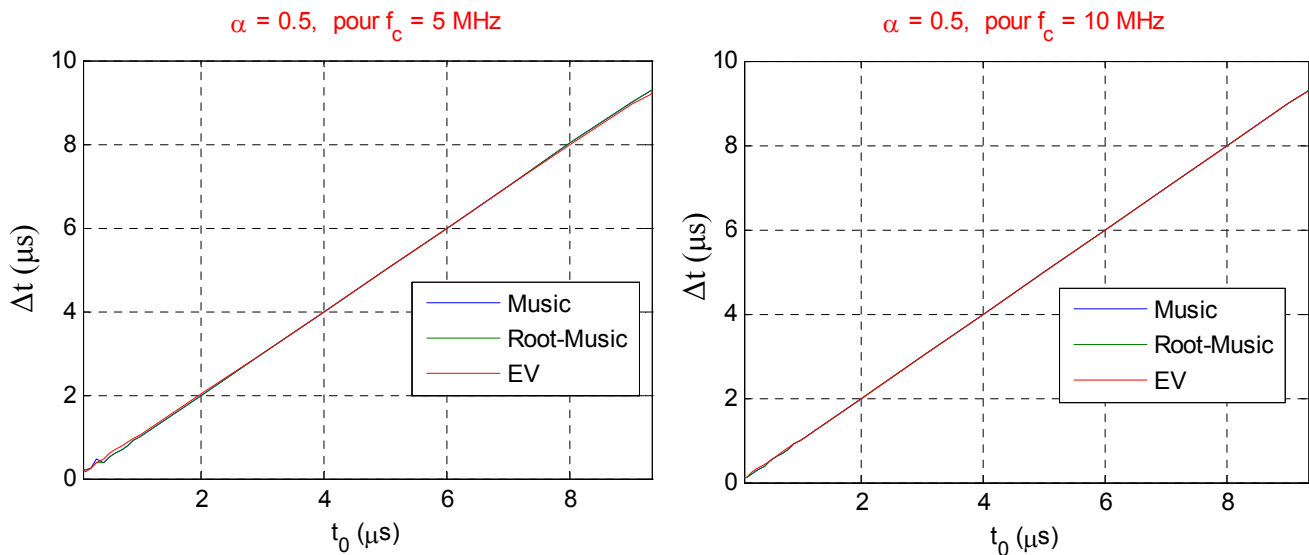
Tableau 2.6 : Calcul de  $\Delta t$  avec l'algorithme de Root-Music pour  $f_c = 10$  MHz

Figure 2.9 : Comparaison des méthodes à haute résolution

La figure 2.9 donne pour une valeur moyenne du facteur d'échelle  $\alpha = 0.5$ , les résultats obtenus pour les méthodes dites à hautes résolutions (Music, Root-Music et EV) pour deux fréquences centrales 5 et 10 MHz. Ces résultats qui sont presque similaires montrent que les trois méthodes varient de la même manière.

Les retards calculés en fonction des retards réels sont représentés par une droite. Donc les retards calculés varient linéairement en fonction des retards réels.

Dans le cas où le retard réel est supérieur à  $1 \mu\text{s}$ , le retard calculé sera identique à ce dernier. Dans le cas où le retard réel est inférieur à  $0.07 \mu\text{s}$ , aucune des trois méthodes ne peut localiser les échos existant. Pour un retard réel compris entre  $0.07 \mu\text{s}$  et  $1 \mu\text{s}$ , les trois méthodes localisent les échos mais les retards calculés ne sont pas précis.

#### 2.4.2 Application aux signaux réels

Les méthodes ont été appliquées sur cinq signaux réels provenant d'un transducteur ultrasonore focalisé de fréquence centrale  $f_c=10 \text{ MHz}$  et un nombre de points égal à  $N = 1024$ .

Le signal traité par l'exemple 1 est obtenu par la mesure d'épaisseur d'une pièce en Aluminium de  $1 \text{ mm}$  d'épaisseur.

La figure 2.10b montre le tracé d'un signal obtenu sur l'une des pièces où l'on observe deux échos réfléchis (écho A et écho B) par les deux trous. L'objectif est de détecter les deux échos et d'estimer la durée qui les sépare (exemples 1, 2, 3 et 4).

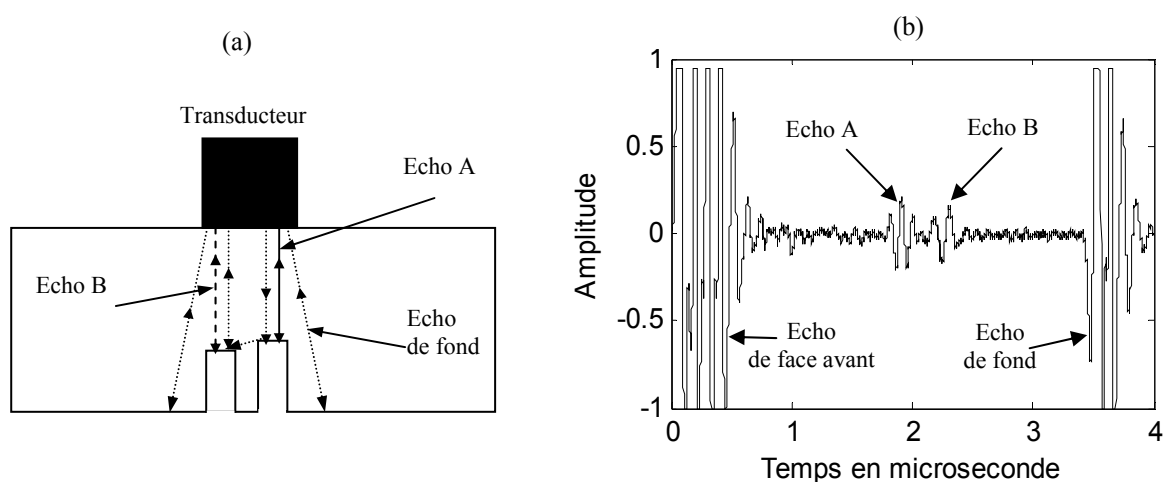


Figure 2.10 : Exemple de signal ultrasonore avec deux échos

- (a) Pièce en acier avec deux trous débouchant sur la face arrière,
- (b) Signal A-scan de la pièce avec les deux échos

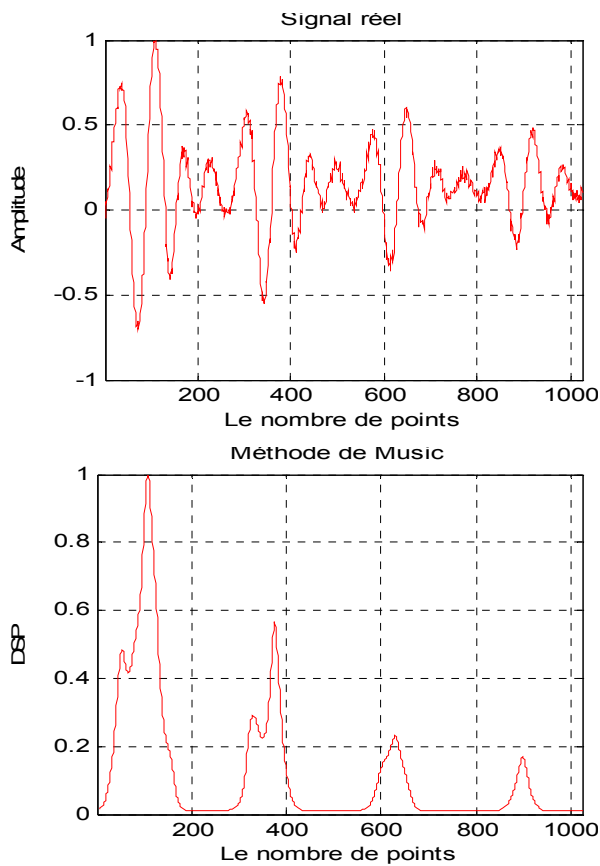
L'amplitude de l'écho de défaut par rapport à l'écho d'interface est la valeur approximative de  $\alpha$  donnée dans le tableau 2.7 pour chaque exemple traité.

| Signal réel | Signal | Signal | Signal | Signal | Signal |
|-------------|--------|--------|--------|--------|--------|
| $\alpha$    | 0.62   | 0.98   | 1.26   | 0.95   | 0.79   |

Tableau 2.7 : Amplitude des signaux réels

#### 2.4.2.1 Exemple 1

La figure 2.11 illustre les résultats obtenus pour un exemple de 4 échos équidistants, éloignés, visibles, qui semblent être identiques à un facteur près (de même forme). Les quatre échos sont détectés par les trois méthodes avec une grande précision.



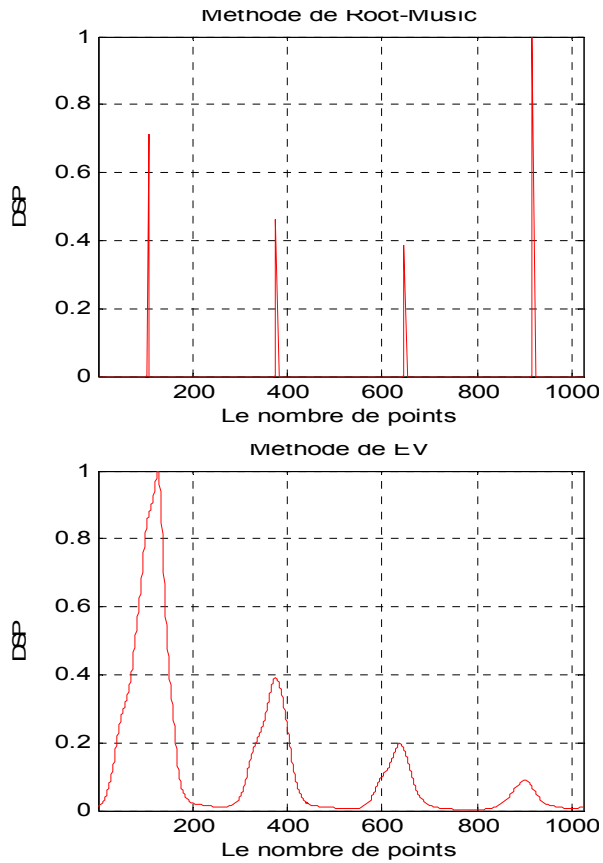


Figure 2.11 : Résultats pour le signal réel n°1

#### 2.4.2.2 Exemple 2

L'exemple suivant comprend deux échos non identiques et très éloignés. Ces deux échos sont détectés précisément par les trois méthodes (figure 2.12).

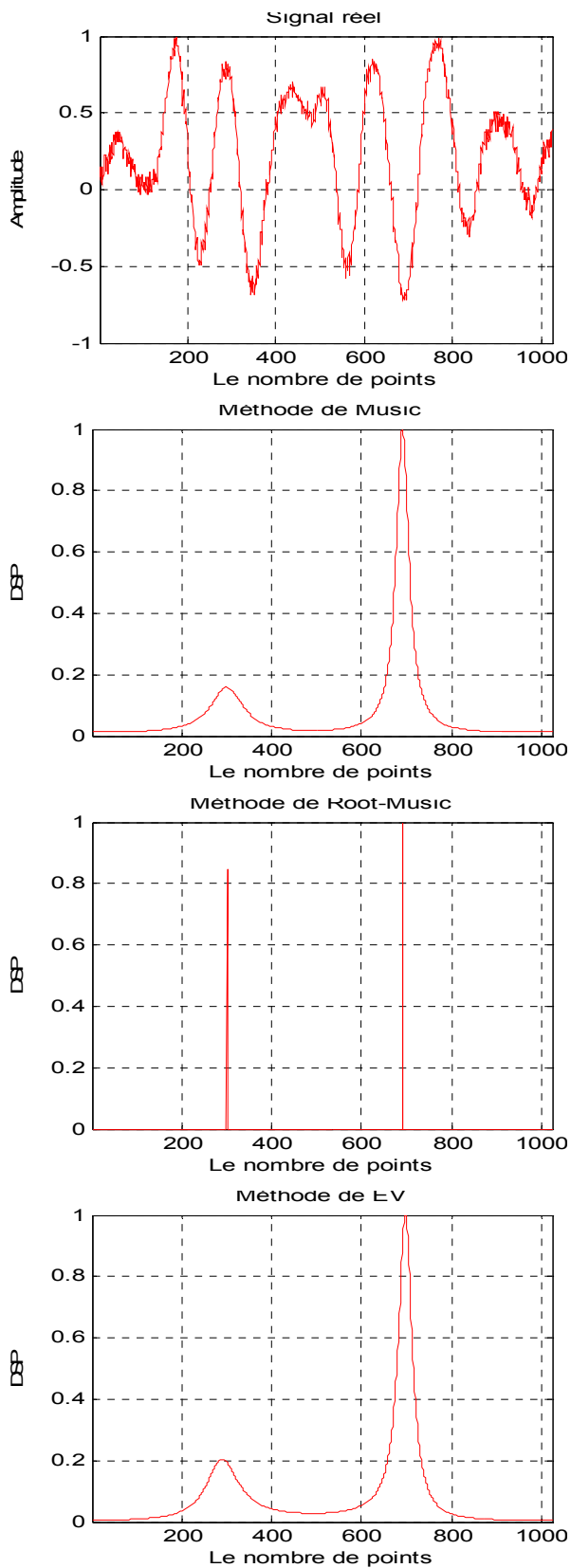


Figure 2.12 : Résultats pour le signal réel n°2

### 2.4.2.3 Exemple 3

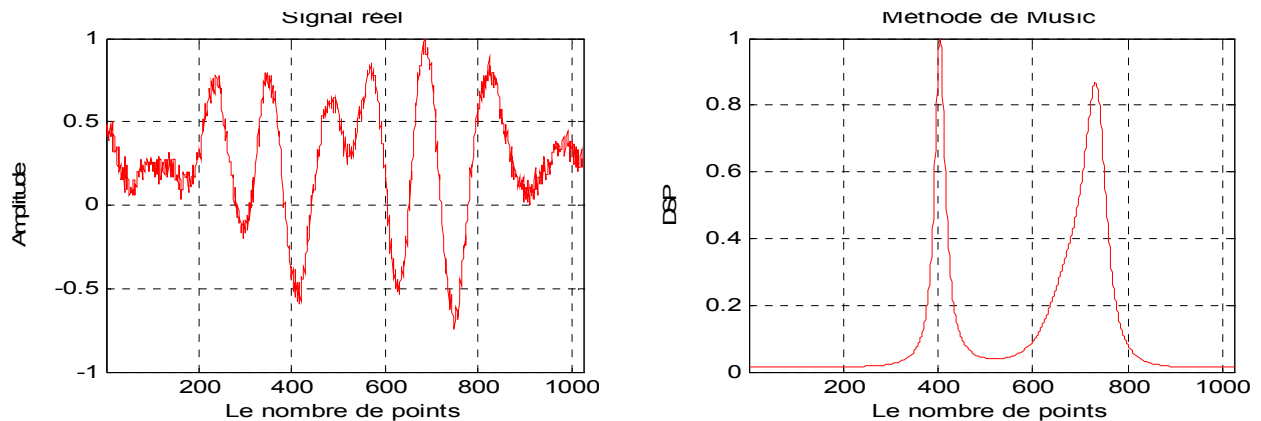
L'exemple suivant comprend deux échos non identiques et éloignés. Ces deux échos sont détectés précisément par les trois méthodes (figure 2.13).

#### 2.4.2.4 Exemple 4

Cet exemple comporte deux échos très proches qui se chevauchent. Ce chevauchement masque le nombre des échos existants. On remarque que les résultats obtenus de la détection des deux échos sont satisfaisants (figure 2.14).

#### 2.4.2.5 Exemple 5

La figure 2.15 illustre les résultats obtenus pour un signal qui comporte deux échos non identiques, visibles et éloignés. Les trois méthodes utilisées permettent une bonne détection des deux échos.





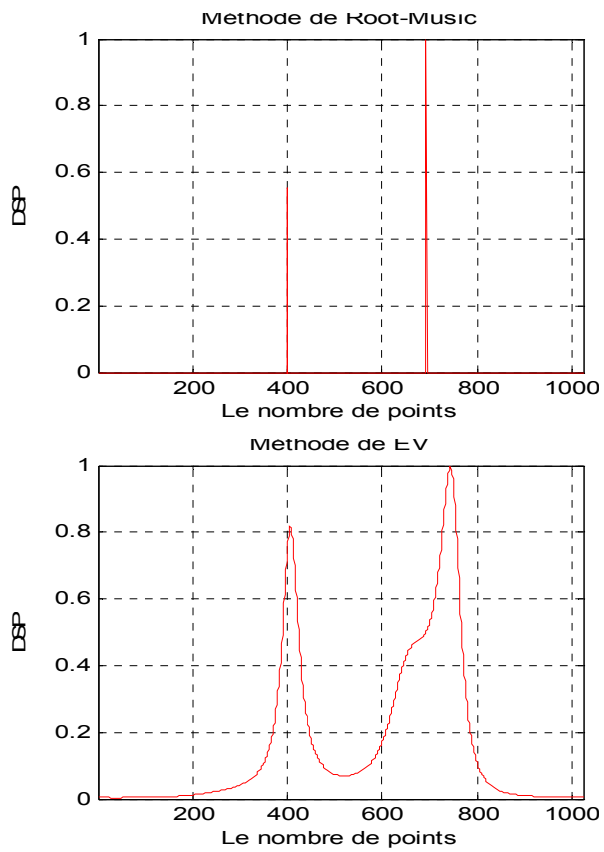
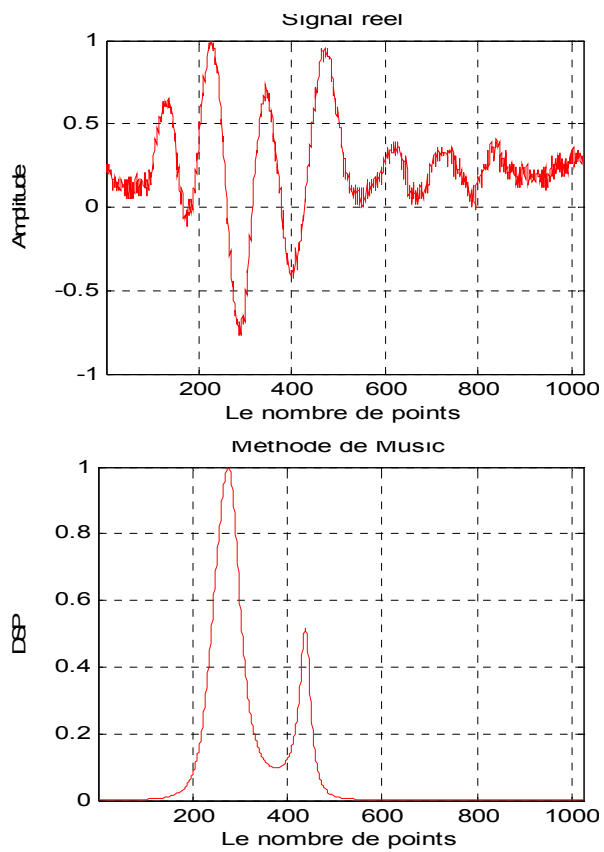


Figure 2.13 : Résultats pour le signal réel n°3



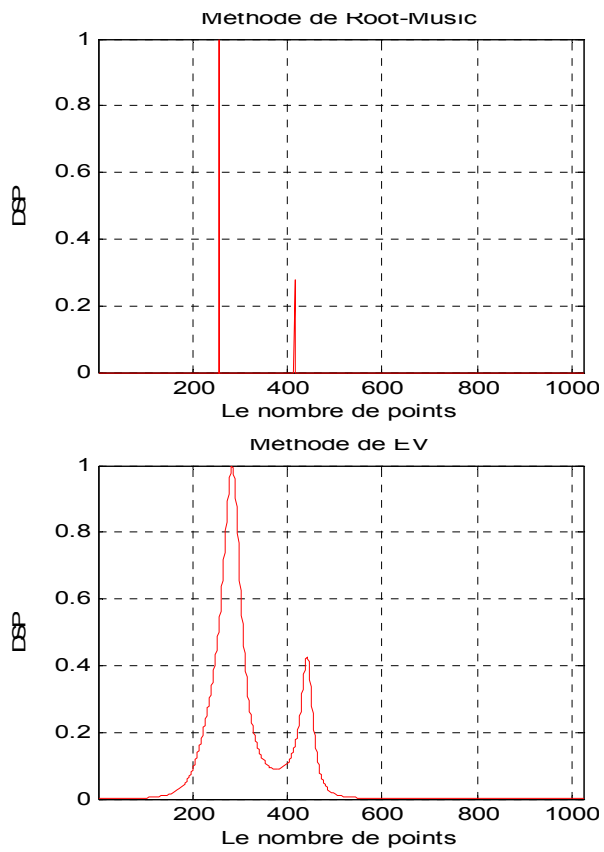
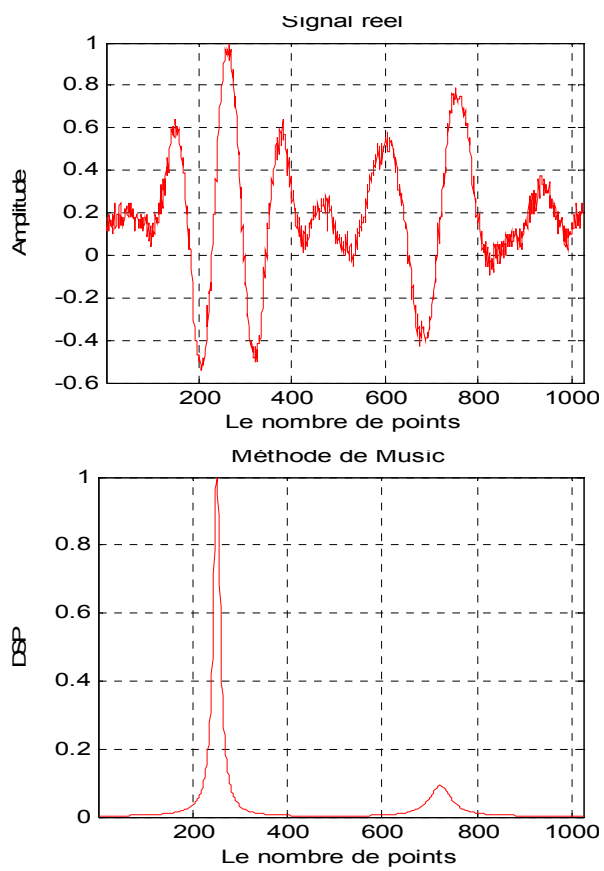


Figure 2.14 : Résultats pour le signal réel n°4



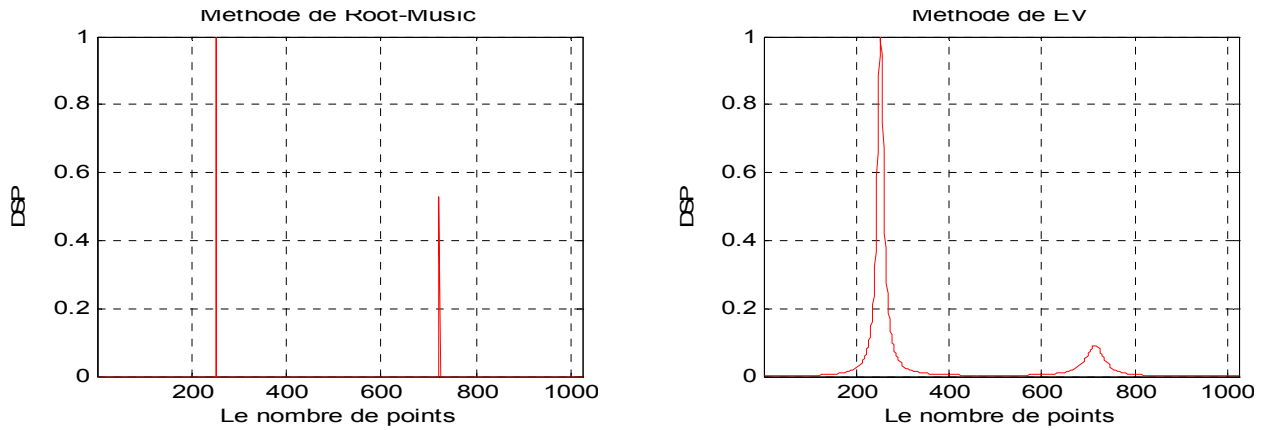


Figure 2.15 : Résultats pour le signal réel n°5

## 2.5 Conclusion

Différentes méthodes de localisation d'échos ont été présentées dans ce chapitre. L'étude a permis de déterminer les valeurs du facteur d'échelle entre les deux échos (interface et défaut) pour lesquelles les méthodes ne permettent plus d'extraction de l'écho de défaut.

L'analyse cepstrale offre une mauvaise localisation en présence du bruit. Il est nécessaire de faire un moyennage de plusieurs réalisations.

La méthode par la transformation de Hilbert donne de meilleurs résultats dans les deux cas (présence et absence) du bruit.

En ce qui concerne les méthodes dites à haute résolution (Music, Root-Music, Vecteurs Propres), elles permettent la localisation du défaut en présence du bruit additif et donne des résultats similaires pour les différents types de signaux.

## **CHAPITRE 3**

### **LOCALISATION DES DEFAUTS PAR DECONVOLUTION DE SIGNAUX ECHOGRAPHIQUES**

#### 3.1 Introduction Générale

Le traitement du signal actuellement utilisé pour la mesure fine des temps de vol est basé sur l'intercorrélation du signal reçu et d'un signal de référence. Ce signal de référence est une mesure de l'ondelette qui est dupliquée sur la trace échographique [12]. Ceci nous amène à considérer la trace échographique comme la convolution d'une ondelette avec une série d'impulsions liées à la position et au coefficient de réflexion des interfaces. C'est cette série, la réflectivité, que l'on désire connaître avec le maximum de précision. Le calcul de l'intercorrélation va donc donner une courbe sur laquelle les maxima locaux vont donner les temps où ces deux signaux sont les plus semblables. Ces temps s'identifient alors aux temps de vol recherchés. Cette technique offre de bons résultats même en présence de signaux bruités mais n'augmente pas, au contraire, le pouvoir de localisation de plusieurs réflecteurs proches par rapport à la durée de l'ondelette. Dans ce cas, il y a chevauchement et il est impossible de mesurer le temps les séparant ou ce qui revient au même, la position des réflecteurs. L'objet de ce travail est d'envisager d'autres méthodes pour la mesure des temps de vol.

L'existence d'un modèle convolutif pour les signaux échographiques nous a conduis à vouloir tirer profit de cette modélisation pour la mesure des temps de vol. Les différentes méthodes étudiées dans ce chapitre ont en commun de procéder à la déconvolution de la trace échographique par filtrage inverse. Le filtre utilisé est donné par la mesure de la signature de l'ondelette dans le cas où l'on dispose d'une mesure fidèle de celle-ci, ou bien estimé à partir des signaux disponibles si la mesure de la signature est impossible ou entachée d'erreur. Dans le premier cas, on parle de méthodes déterministes, dans le second, de méthodes statistiques ou aveugles.

La modélisation statistique du système et l'utilisation d'outils adéquats vont offrir des solutions au problème de l'estimation du filtre. Les techniques classiques sont basées sur l'utilisation des statistiques d'ordre deux – autocorrélation et densité

spectrale de puissance. Les techniques plus récentes font appel aux statistiques d'ordre supérieur. Dans ce cadre, il faut définir de nouveaux outils qui généralisent ceux de l'ordre deux : la multicorrélation et le multispectre.

La stationnarité à l'ordre quatre implique que la multicorrélation d'ordre quatre ne dépende plus de l'origine des temps, mais uniquement des différents retards mis en jeu. On parle alors de tricorrélation qui permet de comparer le signal à trois de ses versions retardées. La tricorrélation permet aussi de caractériser l'aplatissement de la densité de probabilité d'un processus. Le kurtosis est lié à la valeur de la tricorrélation à l'origine. L'ordre quatre, permet de traiter tous les signaux non-gaussiens.

La valeur absolue du kurtosis du signal de déconvolution sera toujours inférieure à celle de la réflectivité lors du filtrage inverse, sauf si le filtre utilisé est le filtre inverse de la source. Cette propriété de maximiser le kurtosis du signal déconvolué est à la base de plusieurs algorithmes car elle permet d'exprimer si la blancheur d'ordre quatre est atteinte. Dans ce cas, la sortie est constituée d'échantillons indépendants.

### 3.2 Déconvolution déterministe

La déconvolution déterministe utilise une signature de la réponse impulsionnelle de la chaîne acoustique étudiée. Cette signature peut être obtenue en sélectionnant une partie de la trace échographique jugée représentative de la réponse impulsionnelle du filtre.

Nous considérons que le modèle suivant est validé pour la trace étudiée et que nous disposons d'une estimation de la réponse impulsionnelle  $h(t)$  :

$$x(t) = r(t) \otimes h(t) + b(t) \quad (3.1)$$

où  $r(t)$  est la réflectivité et  $b(t)$  un bruit indépendant de  $r(t)$ .

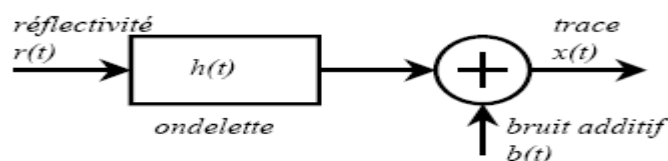


Figure 3.1 : Modèle convolutif de la trace échographique

### 3.2.1 Déconvolution par filtre inverse de l'ondelette

Nous cherchons le filtre inverse de la signature connue  $h(t)$  qui correspond au signal d'entrée du filtre de Wiener [13]. La fonction désirée  $d(t)$  représente l'ondelette désirée après filtrage inverse. Le filtre recherché minimise :

$$J = \sum_t [d(t) - y(t)]^2 \quad \text{avec } y(t) = h(t) \otimes f(t) \quad (3.2)$$

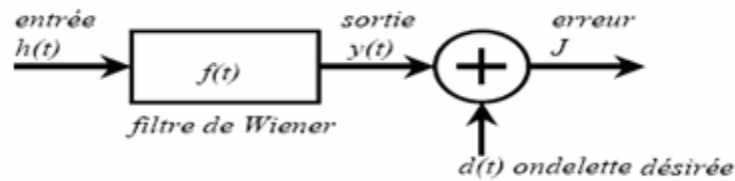


Figure 3.2 : Modèle du filtre de Wiener utilisé pour le filtrage inverse

Deux approches non équivalentes sont possibles pour la déconvolution déterministe :

- La première est basée sur la résolution de l'équation normale qui conduit au filtre inverse où la constante  $c^2$  correspond à la puissance du bruit additif :

$$C_{m_{2h}}(\tau) = C_{2h}(\tau) + c^2\delta(\tau) \quad \text{et} \quad f = C_{m_{2h}}^{-1} C_{d, h} \quad (3.3)$$

- La seconde approche utilise directement le résultat du filtrage de Wiener dans l'espace des fréquences. La constante  $\alpha$  est l'inverse du rapport signal sur bruit, Le gain du filtre inverse et la constante  $c^2$  sont dans ce cas donnés comme suit :

$$F(f) = \frac{H^*(f)}{|H(f)|^2 + c^2} D(f) \quad (3.4)$$

$$c^2 = \alpha \max([H(f)]^2) \quad (3.5)$$

Après avoir calculé le filtre inverse  $f$ , on procède à la déconvolution en effectuant :

$$\hat{R}(f) = F(f)X(f) \Leftrightarrow \hat{r}(t) = f(t) * x(t) \quad (3.6)$$

### 3.2.2 Exemples d'application

Les données suivantes seront utilisées durant l'application de la déconvolution :

- La réflectivité comporte presque 18 réflecteurs pour 1024 points.
- Le filtre minimum de phase utilisé AR(2) comporte deux pôles complexes.
- Le filtre non minimum de phase choisi ARMA(2, 2) comporte les deux pôles du filtre minimum de phase AR(2) et deux zéros réels dont un extérieur au cercle unité.
- La trace synthétique est obtenue par convolution de la réponse impulsionnelle et de la réflectivité. La valeur du kurtosis de la trace minimum de phase est 16.81, de la trace non minimum de phase est 14.77 et celle de la réflectivité est de 100.

$$H(z) = \begin{cases} 1/(z^2 - 0.9z + 0.8) & \text{Pour un filtre AR(2)} \\ (-0.9z - 0.7)/(z^2 - 0.9z + 0.8) & \text{Pour un filtre ARMA(2,2)} \end{cases} \quad (3.7)$$

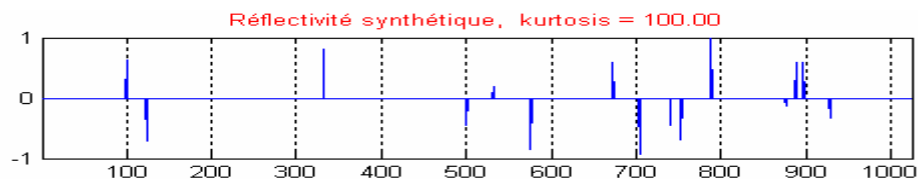


Figure 3.3 : Réflectivité synthétique utilisée pour l'obtention des traces

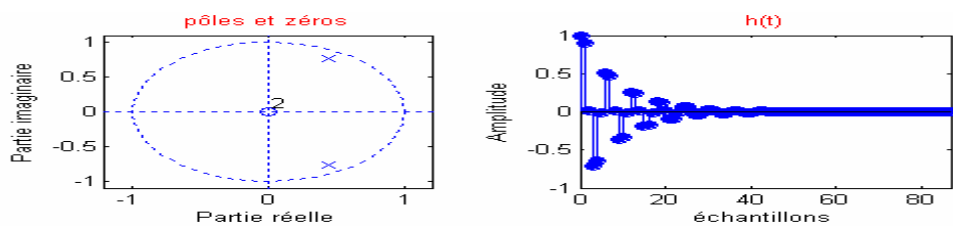


Figure 3.4 : Filtre autorégressif stable et causal AR(2)

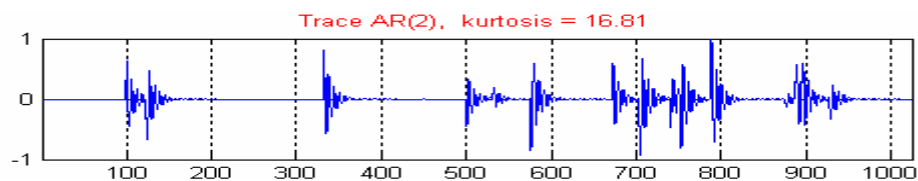


Figure 3.5 : Trace synthétique minimum de phase

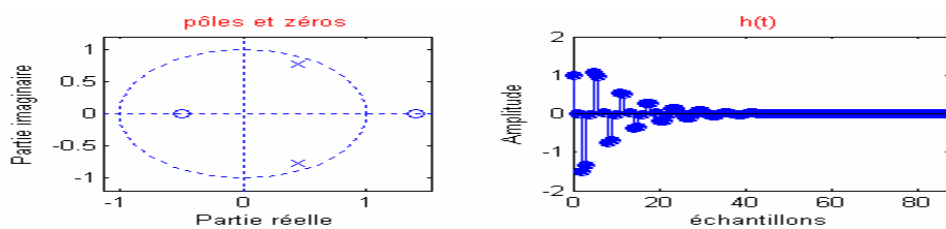


Figure 3.6 : Filtre ARMA(2,2) stable, non minimum de phase

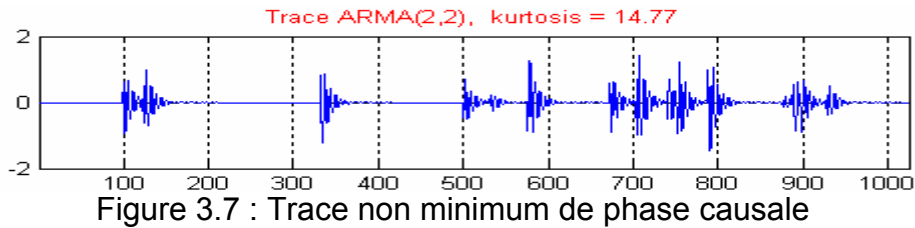


Figure 3.7 : Trace non minimum de phase causale

### Essai D1 : ondelette minimum de phase, équation normale

Nous désignerons par déconvolution par filtrage de Wiener déterministe la déconvolution de la trace à partir de l'équation normale. Les caractéristiques de cet essai sont :

- Filtre de Wiener : 50 coefficients;
- Fonction désirée : Dirac ;
- Facteur de pré-blanchiment = 0 ;
- La constante  $\alpha = -90\text{dB}$ ;

Comme prévu, la résolution temporelle est maximale après déconvolution.

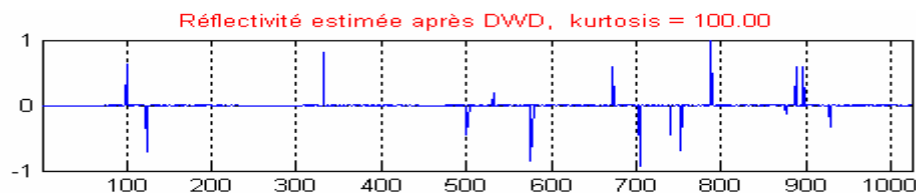


Figure 3.8 : Déconvolution de la trace à phase minimale par filtrage de Wiener

### Essai D2 : ondelette minimum de phase, équation fréquentielle

Nous testons maintenant la déconvolution basée uniquement sur les transformées de Fourier, nous la désignerons par déconvolution déterministe fréquentielle. Les caractéristiques de cet essai sont :

- L'ondelette de référence est mesurée autour de l'échantillon temporel 332;
- La fonction désirée est un pic de Dirac ;
- La constante  $\alpha$  est égale à  $-90\text{dB}$  étant donné que le bruit est pratiquement absent;

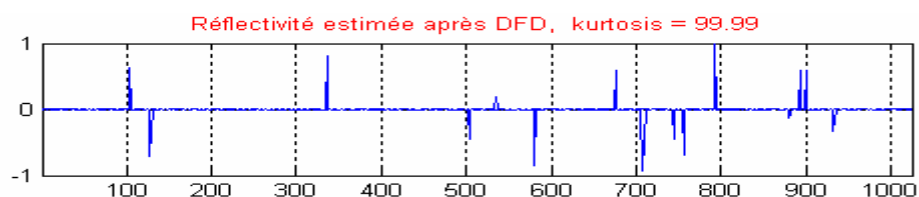


Figure 3.9 : Déconvolution de la trace à phase minimale par filtrage de Wiener



Le résultat de la déconvolution présenté dans la figure 3.9, est comparable à celui obtenu à l'essai D1 au point de vue kurtosis du signal déconvolué.

### Essai D3 : influence du pré-blanchiment

Pour voir comment la constante  $\alpha$  contribue à limiter la déconvolution, on reprend l'essai D2 avec  $\alpha = -30\text{dB}$ . La figure 3.10 montre que l'ondelette déconvoluée s'écarte de la fonction de Dirac désirée d'où  $\alpha$  permet de jouer sur l'efficacité du filtrage inverse. Dans le même temps, le kurtosis de l'estimée est sensiblement plus faible que pour les essais précédents : il avoisine 55 contre 100 auparavant et révèle bien l'effet d'un filtrage résiduel.

Ce moyen de contrôler l'action de la déconvolution à travers la valeur de la constante  $\alpha$  sera mis à profit, par exemple, dans le cas de signaux bruités.

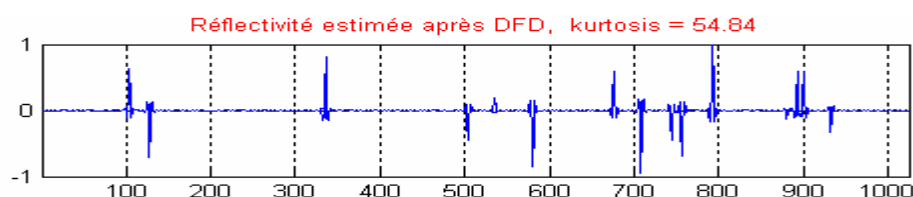


Figure 3.10 : Influence de la constante additionnelle de filtrage inverse  $\alpha$

### Essai D4 : ondelette à phase non minimale, équation normale

Cet essai va illustrer le fait que le filtrage de Wiener déterministe n'est pas capable d'inverser un filtre non minimum de phase, les statistiques d'ordre deux étant insensibles à la phase du filtre. Reprenons les caractéristiques du filtre de l'essai D1 qui avaient donné satisfaction. L'ondelette de référence est naturellement mise à jour à partir de la trace ARMA(2, 2), les caractéristiques du filtre sont :

- a. Filtre de Wiener : 50 coefficients ;
- b. Fonction désirée : Dirac ;
- c. Facteur de pré-blanchiment = 0 ;

La synthèse du filtre inverse est faite à partir de l'équation normale. L'examen des résultats donnés en figure 3.11 confirme bien nos prévisions quant à la qualité de l'estimation de la réflectivité. Une action sur le facteur de blanchiment ne changerait pas significativement ce résultat, il faut envisager d'autres solutions à ce type de problème.

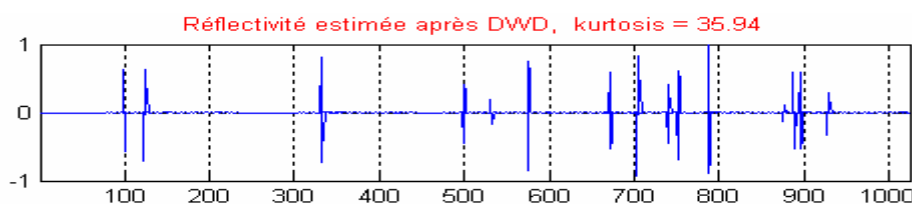


Figure 3.11 : Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase

### Essai D5 : ondelette à phase non minimale, équation fréquentielle

Nous utilisons maintenant la solution fréquentielle au problème d'inversion formulé par le filtrage de Wiener. Les caractéristiques du filtre sont celles de l'essai D2 à l'exception de l'ondelette :

- Ondelette identique à l'essai D4;
- Fonction désirée : Dirac;
- Constante  $\alpha = -90\text{dB}$ ;

La figure 3.12 montre clairement que la déconvolution déterministe fréquentielle opère clairement, même si la signature sélectionnée est celle d'un filtre non minimum de phase. Cette technique s'impose dans le cadre de la déconvolution déterministe.

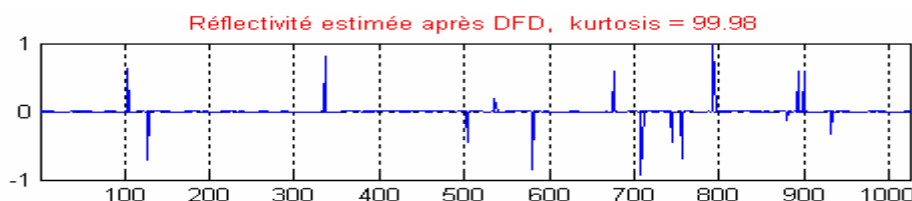


Figure 3.12 : Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase

### 3.2.3 Conclusion

La déconvolution déterministe est la méthode à utiliser impérativement lorsque l'on dispose d'une mesure fiable de la réponse impulsionnelle de la chaîne acoustique. Pour calculer le filtre inverse de la signature, nous proposons d'utiliser les résultats issus du filtrage de Wiener. Le filtre inverse optimal au sens des moindres carrés, est donné par deux équations : l'une faisant appel à l'autocorrélation, l'autre aux transformées de Fourier. Nous avons vu que c'est cette dernière version de filtre qui doit être retenue pour la déconvolution, du fait de son aptitude à traiter les filtres non minima de phase. Une autre caractéristique intéressante de cette approche est de faire appel uniquement à des calculs de transformée de Fourier utilisant des algorithmes rapides.

### 3.3 Déconvolution aveugle : ordre deux

Nous allons aborder les méthodes d'estimation aveugle du filtre. En effet, ne disposant pas d'une signature représentative du filtre, il faut avoir recours à certaines hypothèses pour pouvoir utiliser les statistiques de la trace échographique qui vont permettre d'identifier le filtre. Les différentes méthodes qui vont être présentées modélisent le signal d'entrée  $r(t)$  recherché par un signal blanc à l'ordre deux. Les statistiques d'ordre deux étant insensibles à la phase du gain du filtre à identifier, il faut impérativement que ce dernier soit du type minimum de phase.

#### 3.3.1 Egalisation spectrale

Cette opération vise à modifier le contenu spectral de l'ondelette en élargissant sa bande passante. En effet, nous avons vu que pour avoir le maximum de résolution temporelle sur la trace, l'ondelette devait d'une part avoir une bande passante la plus large possible, et d'autre part, être à phase nulle. Pour parvenir à ce résultat, nous allons faire les hypothèses suivantes [14] :

- a. l'ondelette est unique – le modèle convolutif est stationnaire,
- b. l'ondelette est soit à phase minimale, soit à phase nulle,
- c. la réflectivité est un bruit blanc à l'ordre deux.

L'égalisation spectrale consiste à diviser la transformée de Fourier de la trace par le gain estimé du filtre. Cette estimation est le résultat du filtrage linéaire d'un bruit blanc.

##### 3.3.1.1 Estimation du filtre et déconvolution

Si  $r(t)$  est un bruit blanc, sa densité spectrale de puissance  $\gamma_{2r}$  est constante.

Compte tenu de l'équation de filtrage de la trace [14] :

$$x(t) = h(t) * r(t) \quad (3.8)$$

Pratiquement, nous n'avons pas accès au spectre de la trace et nous sommes amenés à l'estimer. Nous allons recourir au périodogramme lissé qui consiste à calculer la transformée de Fourier discrète de l'autocorrélation estimée puis pondérée :

$$|\mathbf{H}(\mathbf{f})| = 1/\sqrt{\mathbf{S}_{2x}(\mathbf{f})} \quad \text{et} \quad \hat{\mathbf{S}}_{2x}(\mathbf{f}) = \sum_{\tau=-N-1}^{N+1} \hat{\mathbf{C}}_{2x}(\mathbf{f}) w(\tau) \exp(2\pi i \mathbf{f} \tau) \quad (3.9)$$

La fonction de pondération est la fonction de Hanning élevée à la puissance  $m$ . Cette fenêtre de Hanning qui va lisser le spectre, doit être correctement choisie au risque sinon d'aplatir le spectre si le filtrage est trop fort, ou au contraire, d'effectuer un lissage trop faible qui n'altère pas les fluctuations liées à celles du spectre de la réflectivité.

La transmittance du filtre identifié est alors :

$$\mathbf{H}(f) = |\mathbf{H}(f)| e^{i\varphi(f)}$$

et

$$\varphi(f) = \begin{cases} 0 & \text{si le filtre est zéro phase} \\ \text{TH}[\log(|\mathbf{H}(f)|)] & \text{si le filtre est minimum de phase} \end{cases} \quad (3.10)$$

Une fois que nous avons identifié le filtre inverse sous sa forme fréquentielle, nous pouvons effectuer la déconvolution de la trace échographique.

### 3.3.1.2 Exemples d'application

Nous reprenons les traces synthétiques des essais concernant la déconvolution déterministe. Les paramètres qui interviennent lors de la déconvolution par égalisation spectrale telle que nous l'avons décrite sont [14] :

- a. le choix du type de phase : phase minimale ou zéro phase ;
- b. la fenêtre de pondération ;
- c. le facteur de stabilisation (ou de pré-blanchiment).

Les essais suivants vont montrer l'influence de ces choix sur l'estimation de la réflectivité. La trace ARMA(2, 2) sera mise à contribution pour montrer, une fois de plus, l'incapacité de traiter les filtres non minimum de phase par les statistiques d'ordre deux, en l'occurrence à travers l'estimation du spectre.

### Essai EG1 : estimation d'une ondelette minimum de phase

L'essai porte sur la trace AR(2) avec un rapport signal bruit favorable. Le filtre est minimum de phase, ce qui nous conduit a priori à choisir ce type de filtre lors de l'estimation. En pratique, il est bien évident que l'on ne sait pas si le filtre est minimum

de phase ou zéro phase. Une solution est simplement d'effectuer deux séries de tests : une minimum de phase ; l'autre zéro phase et retenir celle qui maximise la résolution.

Examinons maintenant l'effet de la fenêtre de pondération. La figure 3.13 présente les différentes étapes de l'estimation aveugle du filtre. La fenêtre de pondération est une fenêtre de Hanning élevée à la puissance 1. Les fluctuations présentes sur l'autocorrélation sont dues à celles de la réflectivité. Nous avons fait l'hypothèse que la densité spectrale de cette dernière était constante ou ce qui revient à la même chose, que l'autocorrélation était une impulsion de Dirac. Pratiquement, la densité spectrale de la réflectivité n'est pas constante et l'influence de ses fluctuations sur l'autocorrélation de la trace vont être atténuées par la fenêtre de pondération.

Nous voyons que les estimations du module et de la phase du filtre sont bruitées. Ceci résulte de la trop faible pondération de l'autocorrélation qui ne lisse pas assez le spectre. Il faut donc augmenter le lissage en choisissant un exposant plus élevé.

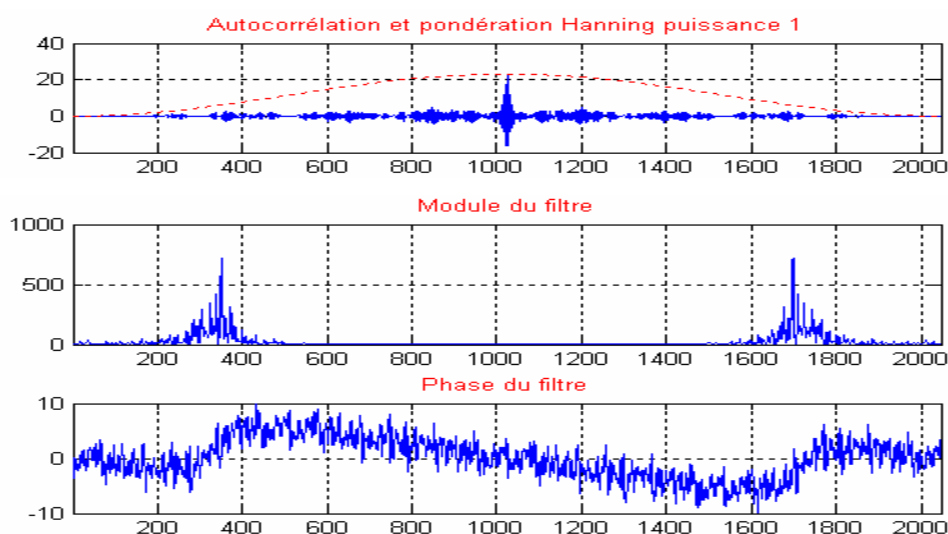


Figure 3.13 : Estimation non paramétrique du filtre

#### Essai EG2 : estimation d'une ondelette minimum de phase, choix de la pondération

La figure 3.14 montre le résultat de l'estimation du filtre minimum de phase équivalent pour un exposant de la fenêtre égal à 144. Le lissage est sensiblement plus efficace que pour l'essai EG1. Les résultats des déconvolutions par les filtres calculés en EG1 et EG2 sont donnés figure 3.15. Le facteur de stabilisation est fixé à -90dB dans les deux cas pour un filtrage inverse efficace.

L'analyse montre que l'estimation de la réflectivité est meilleure pour  $m = 144$ . La trace est moins bruitée que pour  $m = 1$ . Dans ce dernier cas, il apparaît même des faux pics aux alentours de l'échantillon 600. Ceci s'explique par le fait que le bruit présent sur l'estimation du module du filtre surestime (sous-estime) l'amplitude des composantes fréquentielles et ainsi atténue (amplifie) leur contribution et fait apparaître du bruit sur la trace déconvoluée.

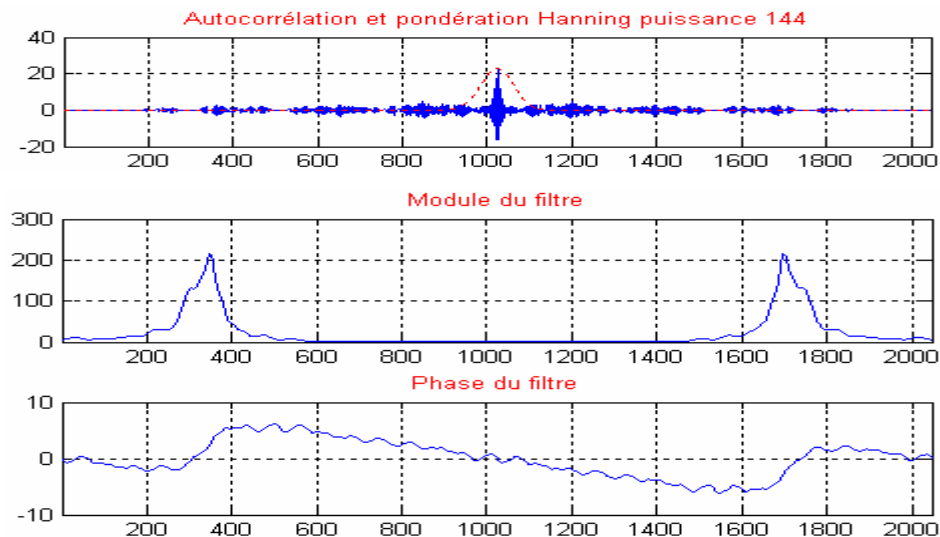


Figure 3.14 : Estimation non paramétrique du filtre : le lissage ( $m = 144$ )

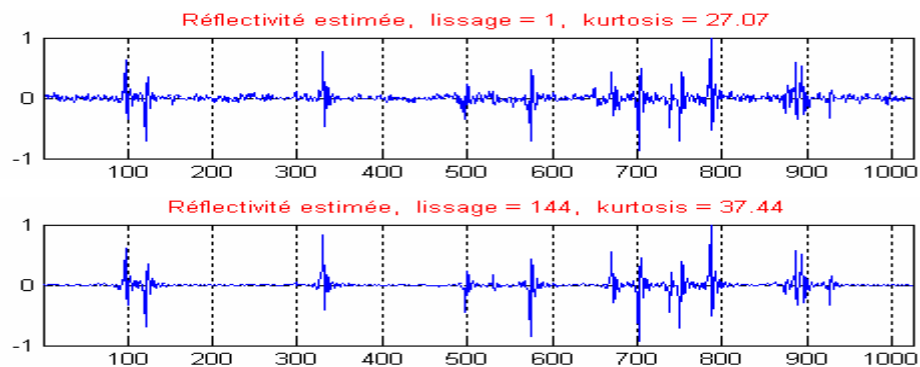


Figure 3.15 : Déconvolution de la trace minimum de phase AR(2)

### Essai EG3 : influence du pré-blanchiment sur l'égalisation spectrale

Reprenons l'essai EG2, qui a donné une déconvolution correcte de la trace AR(2), avec cette fois un facteur de stabilisation égal à  $-30\text{dB}$ . Dans ces conditions, malgré une estimation correcte du filtre, la déconvolution donne une estimation médiocre de la réflectivité en regard de celle donnée par l'essai EG2. Pratiquement, le facteur de stabilisation est ajusté par essais successifs de manière à réaliser un compromis entre

contraction de l'ondelette après filtrage inverse et sensibilité au bruit, le bruit pouvant être celui de l'estimation du filtre ou bien celui présent sur la trace.

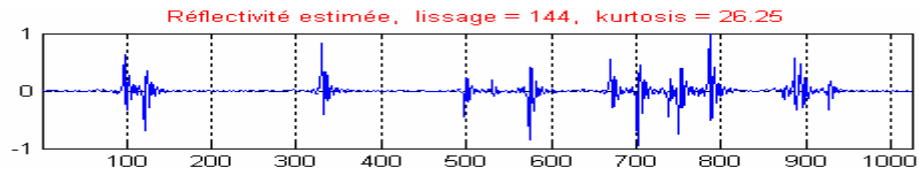


Figure 3.16 : Déconvolution de la trace AR(2)

#### Essai EG4 : ondelette à phase non-minimale

Nous allons répéter les étapes décrites précédemment sur la trace ARMA(2, 2) et présenter la meilleure déconvolution obtenue. Pour cet essai, le filtre est choisi minimum de phase, l'exposant de la fenêtre de Hanning est fixé à 144 et le facteur de stabilisation est égal à -90dB. La figure 3.17 donne un résultat analogue à celui que nous avons obtenu lors de la déconvolution déterministe avec l'essai D4. Ceci montre bien que ni l'utilisation de l'autocorrélation ni celle de la densité spectrale ne permettent de remonter à la réflectivité dans le cas où le filtre est non minimum de phase.

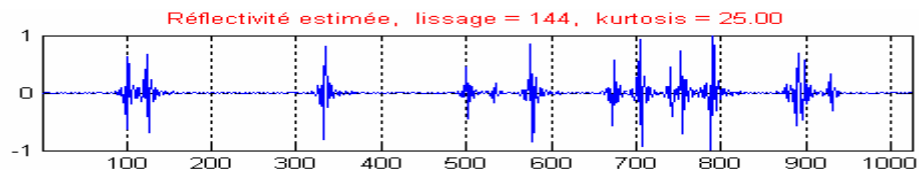


Figure 3.17 : Déconvolution d'une trace non minimum de phase

#### Essai EG5 : ondelette non-causale

L'ondelette de la trace échographique peut présenter un certain degré de symétrie et laisse penser que nous pouvons la modéliser par une ondelette zéro phase. Il est alors préférable d'en tenir compte lors du choix de la phase du filtre. Pour illustrer ceci, nous allons construire à partir du filtre AR(2), une ondelette zéro phase (non-causale) puis nous convoluerons cette dernière avec la séquence des réflecteurs. Une fois la trace synthétique construite, nous lui appliquons l'égalisation spectrale avec deux tests, l'un avec un filtre minimum de phase et l'autre avec un filtre zéro phase.

$$h(t) = h_{ar}(t) * h_{ar}(-t) \quad (3.11)$$

où  $h_{ar}(t)$  est la réponse impulsionnelle du filtre AR(2) minimum de phase. Le filtre obtenu est appelé AR\_ZP(2, 2) donné dans la figure 3.18.

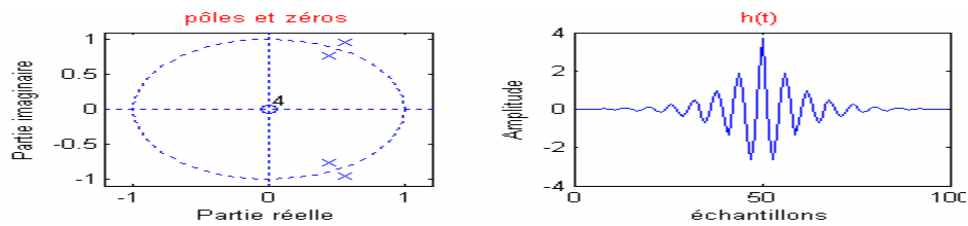


Figure 3.18 : Filtre stable, non-causal

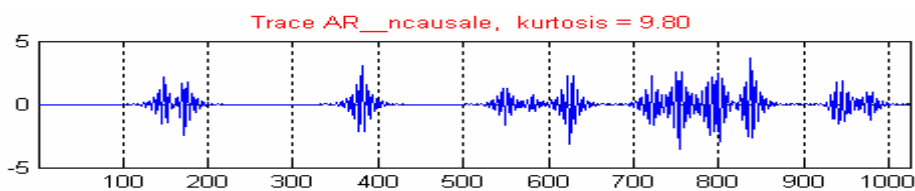


Figure 3.19 : Trace non-causale AR\_ZP(2, 2)

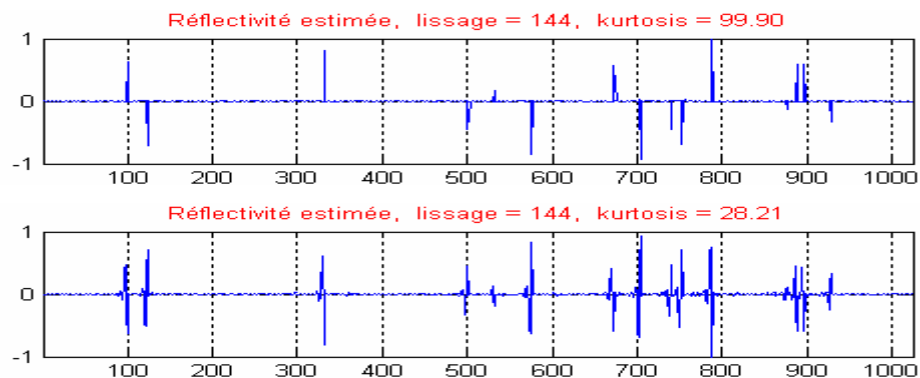


Figure 3.20 : Déconvolution de la trace non-causale AR\_ZP(2, 2)

La figure 3.20 montre le résultat des deux déconvolutions. Dans les deux cas, on prend  $m = 144$  et  $\alpha = -90\text{dB}$  (pas de bruit additif sur la trace). L'égalisation par filtre zéro phase est nettement supérieure.

### 3.3.2 Filtrage de Wiener [14]

On veut trouver le filtre de Wiener qui transforme la signature observée en une impulsion de Dirac. Ce filtre est connu par le filtrage de Wiener en spiking.

$$\sum_{k=0}^{L-1} f(k)C_{2h}(i-k) = C_{d,h}(i), \quad i \equiv k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (3.12)$$



### 3.3.2.1 Estimation du filtre

Pour trouver le filtre optimal qu'il faut appliquer à la trace échographique, il faut donc connaître la signature de la chaîne acoustique. Pour contourner cette difficulté, on va avoir recours aux mêmes types d'hypothèses que lors de l'égalisation spectrale :

- unicité de l'ondelette pour la trace,
- l'ondelette est à phase minimale,
- la réflectivité est un bruit blanc à l'ordre deux, de densité spectrale de puissance égale à  $\gamma_{2r}$

La blancheur de la réflectivité va permettre d'utiliser le résultat du filtrage linéaire d'un bruit blanc. L'attrait de cette méthode réside dans le fait qu'elle ne nécessite aucune connaissance de l'ondelette, dans la mesure où les hypothèses sont vérifiées. Les seuls paramètres à renseigner sont la longueur du filtre et le facteur de blanchiment.

### 3.3.2.2 Exemples d'application

Contrairement au filtre de Wiener déterministe, nous ne connaissons pas la signature de la chaîne acoustique et nous allons y accéder à travers l'estimation de l'autocorrélation de la trace. La conséquence immédiate de cette approche est d'écarter les filtres non minima de phase des processus pouvant être traités. La déconvolution aveugle par filtrage de Wiener en spiking va être appliquée à la trace AR(2).

#### Essai WS1 : ondelette à phase minimale ; longueur du filtre de Wiener

Nous allons déconvoluer la trace avec deux filtres de longueurs différentes : 20 et 50 coefficients. Le facteur de pré-blanchiment est fixé à zéro dans les deux cas.

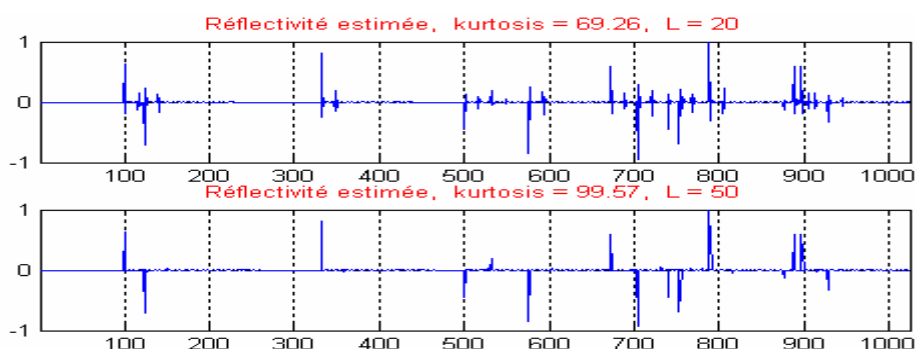


Figure 3.21 : Déconvolution par filtrage de Wiener (Spiking)

La figure 3.21 donne les résultats des déconvolutions où celle correspondant au filtre de longueur 50 est sensiblement meilleure au point de vue de la résolution temporelle (kurtosis = 99.57) que celle obtenue par le filtre de longueur 20 (kurtosis = 69.26). Ce dernier filtre est visiblement trop court pour estimer la réponse impulsionnelle du filtre. Le facteur de pré-blanchiment joue le rôle déjà évoqué de contrôle de la déconvolution et de stabilisation de l'inversion.

### 3.3.3 Déconvolution prédictive

La déconvolution prédictive [15] est une autre version du filtrage optimal au sens des moindres carrés. Cette méthode est une des plus employées en prospection géophysique.

Pour la déconvolution par filtrage prédictif, on va remplacer dans l'algorithme du filtre de Wiener, la sortie désirée de l'opérateur de Wiener par la prédiction du signal d'entrée  $x(t)$  au temps  $t + \alpha$ . Le paramètre  $\alpha$  est l'intervalle ou distance de prédiction et  $L$  qui correspond à la durée de la réponse impulsionnelle du filtre est appelée longueur de la fenêtre de prédiction.

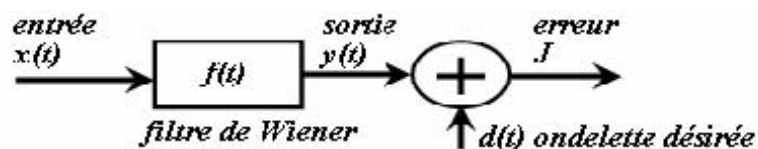


Figure 3.22 : Principe du filtre de Wiener

#### 3.3.3.1 Estimation du filtre

L'erreur de prédiction est une série qui va représenter la partie non prédictible de  $x(t)$ . Elle correspond à la trace déconvoluée. Elle est donnée par :

$$\varepsilon(t + \alpha) = x(t + \alpha) - x(t) * f(t) \quad (3.13)$$

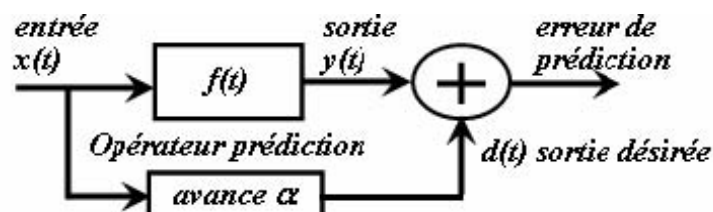


Figure 3.23 : Déconvolution prédictive

Il faut examiner comment le filtre prédictif réalise la déconvolution de la trace. Nous avons vu que le filtre de Wiener en spiking conduit au filtre qui transforme l'ondelette en une impulsion de Dirac. La déconvolution prédictive généralise cette approche. Un opérateur d'erreur de prédiction, avec une distance de prédiction unité, est identique à un filtre inverse de longueur  $L + 1$ . Ces deux filtres transforment de même manière la signature de l'ondelette en une impulsion de Dirac.

Intéressons nous maintenant à un filtre d'erreur de prédiction de distance de prédiction supérieure à l'unité. L'opérateur d'erreur de prédiction transforme donc une ondelette de longueur  $L + \alpha$  en une autre plus courte de longueur  $\alpha$ . Le paramètre de distance de prédiction  $\alpha$  étant choisi librement, nous disposons d'un moyen de contrôle de la résolution de l'ondelette autrement dit, il est possible de jouer sur le degré de contraction de l'ondelette après filtrage prédictif.

Le filtrage prédictif réalise donc un blanchiment de l'autocorrélation du signal puisque le support de celle-ci est plus court après filtrage. Dans notre cas, le blanchiment et la déconvolution sont deux manières différentes d'exprimer la même idée : il s'agit d'annuler l'effet qu'a eu le filtre sur le signal initial supposé blanc.

### 3.3.3.2 Exemples d'application

#### Essai DP1 : ondelette à phase minimale ; distance de prédiction unitaire

Nous avons vu que pour une distance de prédiction  $\alpha$  égale à un, la déconvolution prédictive est équivalente au filtrage de Wiener en spiking. Vérifions ceci sur la trace AR(2) avec un filtre de 50 coefficients ( $L = 50$ ) et un pré-blanchiment nul.

Le résultat de la déconvolution est donné figure 3.24. La réflectivité estimée correspond à l'erreur de prédiction. La déconvolution est bien comparable à celle obtenue par filtrage de Wiener en spiking en WS1. Le kurtosis de l'estimée (95.24) est proche de la réflectivité initiale (100). Durant la présentation de la méthode, nous avons vu que la déconvolution prédictive met à zéro l'autocorrélation de l'erreur de prédiction entre  $\alpha$  et  $\alpha + L$ . Dans ce cas, pour  $\alpha = 1$  et  $L = 50$ , l'autocorrélation de l'estimée est nulle entre les retards 1 et 51, inchangée ailleurs.

La figure 3.25 montre les autocorrélations des signaux avant et après déconvolution. Nous observons que la déconvolution prédictive a bien annulé l'autocorrélation dans l'intervalle [1 51], le signal a donc été blanchi sur cet intervalle ce qui correspond, dans le cas d'un filtre minimum de phase, à la déconvolution de la trace.

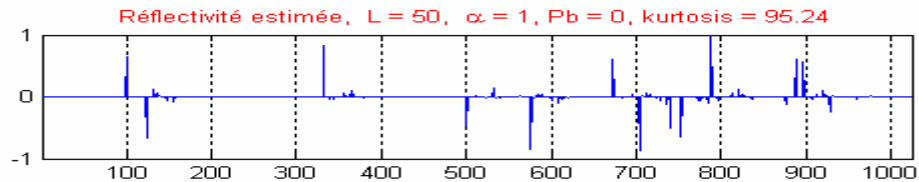


Figure 3.24 : Déconvolution prédictive de la trace minimum de phase AR(2)

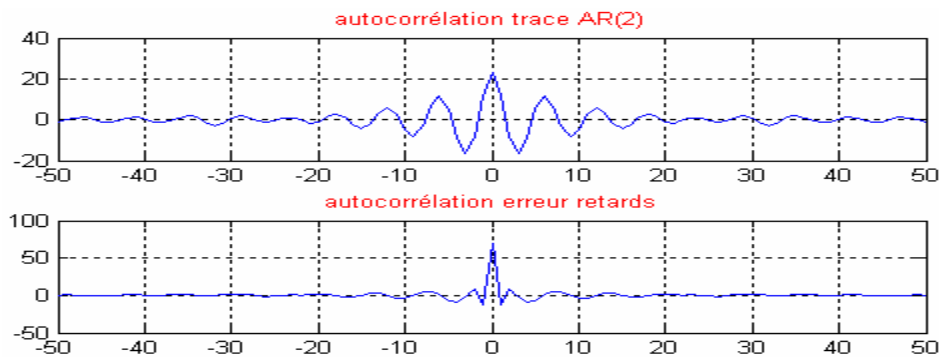


Figure 3.25 : Blanchiment de l'autocorrélation

### Essai DP2 : choix de la distance de prédiction

Les deux paramètres  $\alpha$  et  $L$  ne sont pas évident à choisir et dépendent de l'application désirée. Dans le cadre de la déconvolution, nous voulons obtenir un blanchiment de l'autocorrélation. Dans [15], les auteurs montrent que le choix de  $\alpha = 1$  n'est pas à retenir contrairement à notre intuition car la contraction de l'ondelette se fait aux dépens du rapport signal bruit de l'estimée. Ils préconisent dans ce cas de choisir la distance de prédiction égale au deuxième passage à zéro de l'autocorrélation de la trace.

Dans cet essai, nous appliquons leurs consignes et prenons  $\alpha = 5$ ,  $L = 50$  et un pré-blanchiment = 0. Les figures 3.27 et 3.28 donnent les résultats de la déconvolution. L'autocorrélation de l'erreur de prédiction est effectivement mise à zéro sur l'intervalle [5 55]. Le signal déconvolué est donc de support voisin de 5. Ainsi, nous pouvons fixer le degré de contraction de l'ondelette en jouant sur la distance de prédiction. L'ondelette, qui dans ces conditions s'écarte du pic de Dirac, présente une oscillation. La baisse

significative du kurtosis (23.51) confirme que la déconvolution n'a pas permis de retrouver la réflectivité et qu'un filtrage résiduel est présent sur l'estimée.

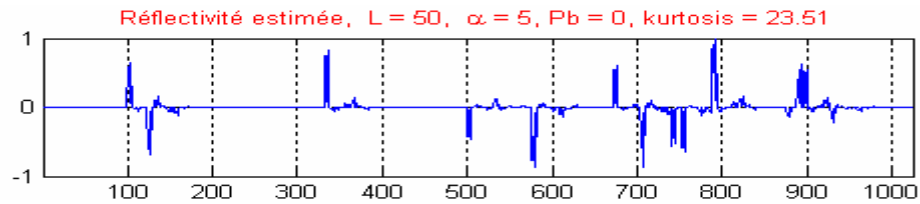


Figure 3.26 : Déconvolution de la trace AR(2) minimum de phase

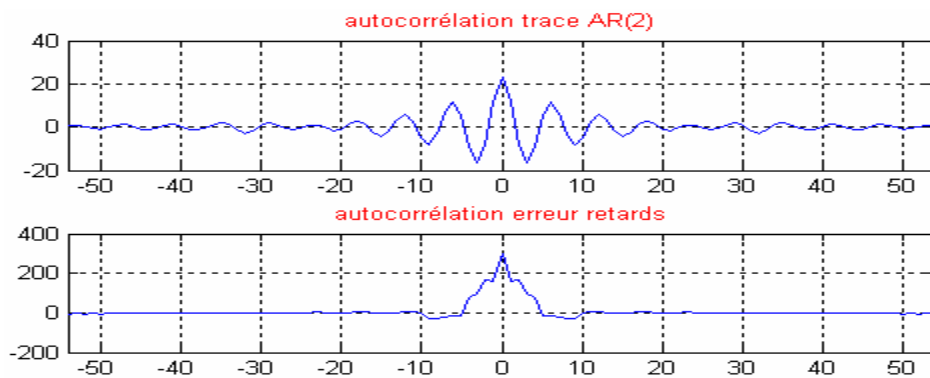


Figure 3.27 : Autocorrélations de la trace et du signal déconvolué pour  $\alpha = 5$

### 3.3.4 Modélisation paramétrique

Nous allons étudier les techniques d'estimation qui modélisent le filtre de la chaîne acoustique sous la forme d'un filtre MA, AR ou ARMA. Les algorithmes utilisés font appel aux équations de Yule-Walker équivalentes au filtre de Wiener. Une fois le filtre estimé, nous l'utiliserons pour calculer le filtre inverse et procéder à la déconvolution.

#### 3.3.4.1 Modélisation AR

Nous recherchons le filtre sous la forme d'un processus autorégressif d'ordre  $p$  où l'entrée et la sortie sont respectivement la réflectivité et la trace échographique. La réponse impulsionnelle du filtre AR est l'estimation de celle de la chaîne acoustique, qui est inaccessible directement. En faisant de nouveau l'hypothèse que la réflectivité est un bruit blanc, on utilise les équations de Yule-Walker notée YW2, pour déterminer le filtre AR( $p$ ) modélisant la signature de l'ondelette.

$$C_{2x}(\tau) + \sum_{i=1}^p a(i)C_{2x}(i-\tau) = 0 \quad \text{pour } \forall \tau > 0 \quad (3.14)$$

### 3.3.4.2 Modélisation MA

La signature de l'ondelette peut également se modéliser par un filtre MA. Bien que les processus autorégressifs recouvrent une classe plus large de signaux naturels, il est possible qu'une modélisation MA nécessite moins de coefficients que la forme AR.

Nous utilisons l'algorithme mis au point par Durbin [16] pour traiter le calcul des coefficients MA. Dans un premier temps, le filtre MA(q) est approché par un filtre AR(L) avec  $L \gg q$ . Il faut ensuite déterminer les coefficients MA à partir des coefficients du filtre AR équivalent. L'algorithme est donné comme suit :

1. estimation du filtre AR(L) en utilisant l'équation de Yule-Walker
2. Déterminer les coefficients MA(q) à partir des coefficients du filtre AR équivalent en utilisant l'équation de Yule-Walker .

### 3.3.4.3 Modélisation ARMA

La modélisation ARMA généralise les deux modélisations précédentes. L'ordre de la partie AR et de la partie MA sont notés respectivement p et q. Ces ordres sont supposés connus pour l'étude suivante. Pratiquement, il faut d'abord procéder à leur estimation avant d'effectuer l'estimation aveugle du filtre.

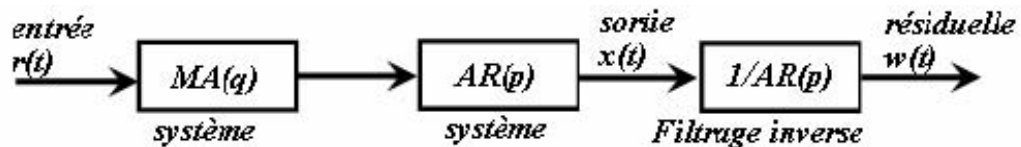


Figure 3.28 : Obtention des résiduelles par filtrage inverse de la partie AR

Le filtre ARMA (p, q) peut se mettre sous la forme de deux filtres AR(p) et MA(q) en série. Imaginons que l'on puisse identifier la partie AR en s'affranchissant de l'influence de la partie MA. Dans ce cas, la série résiduelle, notée w(t), obtenue par filtrage inverse AR du signal x(t) est la série liée à MA(q) uniquement. L'estimation MA peut alors s'effectuer comme nous l'avons vu plus haut sur ces résiduelles.

La procédure d'estimation de ARMA (p, q) est la suivante :

1. estimation du filtre AR(p) en utilisant l'équation de Yule-Walker modifiée :

$$C_{2x}(\tau) + \sum_{i=1}^p a(i)C_{2x}(i-\tau) = 0 \quad \text{pour } \forall \tau > q \quad (3.15)$$

2. calcul de la série résiduelle  $w(t)$  par filtrage inverse AR(p) :

$$w(t) = \sum_{i=0}^P a(i) x(t-i) \Leftrightarrow W(z) = X(z) A(z) \quad (3.16)$$

3. estimation du filtre MA(q) par l'algorithme de Durbin.

#### 3.3.4.4 Déconvolution

Une fois le filtre identifié que se soit sous la forme MA, AR ou ARMA, nous pouvons effectuer la déconvolution de la trace échographique. Pratiquement le filtre inverse utilisé pour la déconvolution est calculé à partir de l'équation (3.4) établie dans la déconvolution déterministe. Finalement, nous calculons l'estimée de la réflectivité par l'équation (3.6) établie dans la déconvolution déterministe.

#### 3.3.4.5 Exemples d'application

Les tests suivants portent sur l'estimation du filtre AR(2) et du filtre minimum de phase équivalent au filtre ARMA(2, 2). Dans ces essais, l'ordre des filtres est supposé connu. Il faut en pratique les estimer. Nous utiliserons le filtre ARMA minimum de phase, noté ARMA(2, 2)\_MP, pour illustrer le fonctionnement de l'algorithme car les méthodes d'ordre deux ne sont pas capables de traiter la partie à phase non-minimale.

Le filtre ARMA(2,2)\_MP est obtenu à partir de ARMA(2,2) en remplaçant le zéro extérieur au cercle unité par son inverse conjugué. La trace ARMA(2,2)\_MP obtenue par convolution du filtre avec la réflectivité, nous permet d'illustrer d'une part l'estimation d'un filtre MA et d'autre part, la procédure de la série temporelle résiduelle.

#### Essai MP1 : estimation d'un filtre autorégressif minimum de phase

Nous allons estimer de manière aveugle le filtre AR(2) à partir des équations de Yule-Walker à l'ordre deux (YW2). Nous fixons l'ordre du filtre à  $p = 2$ . La constante additive utilisée lors du filtrage inverse est fixée à -90 dB.

La figure 3.29 montre le résultat de l'estimation des pôles du filtre. Le filtre étant minimum de phase, le rapport signal sur bruit favorable et l'ordre du filtre connu, les paramètres estimés du filtre sont quasiment ceux du vrai filtre : la réponse impulsionnelle et les pôles des deux filtres se confondent.

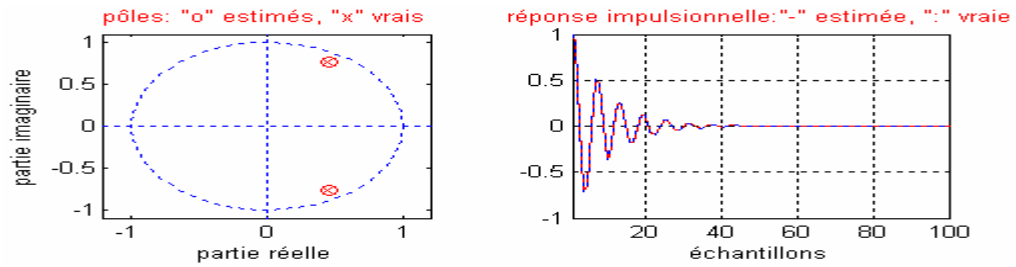


Figure 3.29 : Estimation aveugle du filtre AR(2) minimum de phase par YW2

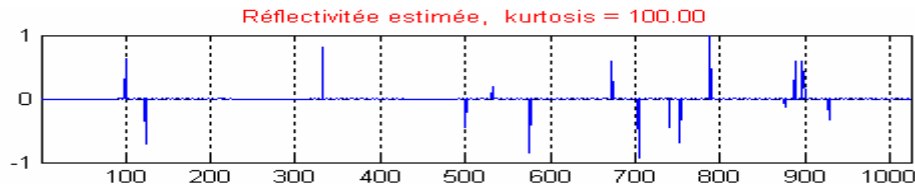


Figure 3.30 : Déconvolution de la trace AR(2) par le filtre estimé par YW2

Pratiquement, l'ordre du filtre est correctement approché dans le cas où le rapport signal sur bruit est favorable. Une fois le filtre estimé, le contrôle de la déconvolution par la constante additionnelle permet de gérer le compromis entre sensibilité au bruit et contraction de l'ondelette.

Le résultat de la déconvolution de la trace AR(2) avec le filtre estimé est donné à la figure 3.30. La valeur du kurtosis de la trace déconvoluée indique que l'on a effectué une déconvolution efficace. Ce résultat est à rapprocher de ceux obtenus par la déconvolution prédictive (distance de prédiction unité) et par le filtrage de Wiener en spiking car l'équation de Yule-Walker est équivalente à ces deux méthodes.

### Essai MP2 : estimation d'un filtre ARMA minimum de phase par la série résiduelle

Nous allons procéder à la déconvolution de la trace ARMA(2,2)\_MP. Mais auparavant, il faut estimer paramétriquement le filtre. L'algorithme utilisé est la série temporelle résiduelle. Nous supposons connus les ordres  $p$  et  $q$  du filtre recherché,  $p = 2$  et  $q = 2$ .

L'estimation des pôles et zéros du filtre et la comparaison des réponses impulsionnelles sont données respectivement figure 3.31 et figure 3.32. L'examen visuel ne permet pas de distinguer les caractéristiques du vrai filtre de celles du filtre estimé. La série résiduelle obtenue par filtrage inverse AR(2) ainsi que le signal



déconvolué sont donnés figure 3.33. On note l'augmentation du kurtosis entre ces deux séries, ce qui traduit bien l'application progressive des filtres inverses AR(2) puis MA(2).

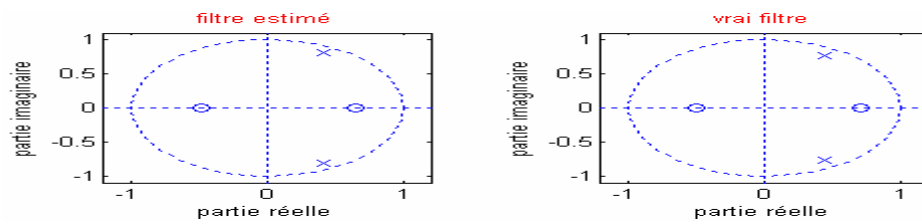


Figure 3.31 : Pôles et zéros du filtre estimé par RTS

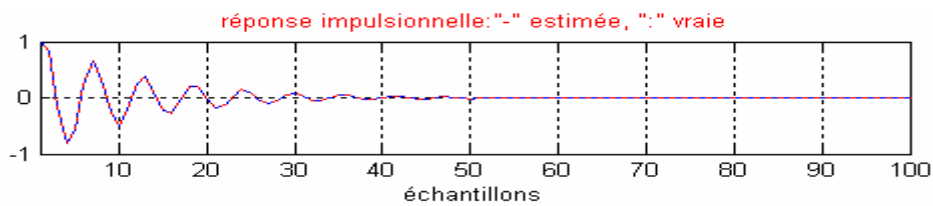


Figure 3.32 : Réponse impulsionnelle du filtre estimé

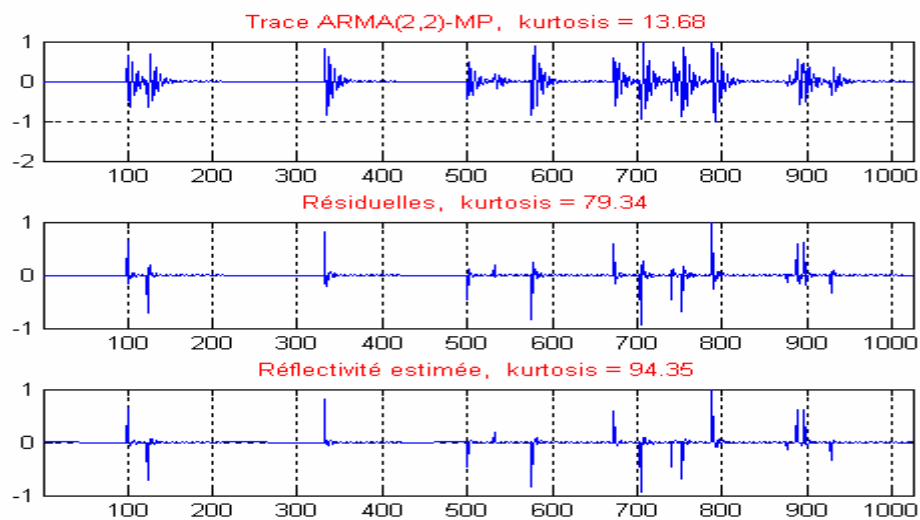


Figure 3.33 : Déconvolution de la trace minimum de phase ARMA(2, 2)\_MP par RTS

### 3.3.5 Conclusion

Les techniques de déconvolution utilisant les statistiques d'ordre deux ont en commun d'être efficaces en présence de filtres minimum de phase. Dans le cas contraire, les résultats sont, au mieux, difficilement exploitables.

L'égalisation spectrale permet d'effectuer la déconvolution aveugle de signaux minimum de phase et zéro phase. L'estimation du filtre se fait à l'aide de celle du

spectre de la trace et il convient de lisser correctement le spectre afin d'obtenir le maximum de résolution. Ce lissage est fonction de la fenêtre de pondération appliquée à l'autocorrélation.

L'efficacité de la déconvolution, liée à la valeur du facteur de blanchiment, est le résultat du compromis entre sensibilité aux bruits de mesure (ou d'estimation) et contraction désirée de l'ondelette.

Les méthodes basées sur le filtrage de Wiener et ses différentes variantes que sont le filtrage de Wiener en spiking, la déconvolution prédictive et la modélisation paramétrique du filtre procèdent à partir de l'autocorrélation de la trace échographique.

La déconvolution par filtrage de Wiener en spiking est une méthode très populaire en prospection sismique du fait de sa simplicité de mise en oeuvre : elle requiert uniquement deux paramètres la longueur du filtre et le facteur de pré-blanchiment.

La déconvolution prédictive permet en plus de contrôler la longueur de l'ondelette après déconvolution. En dehors du pré-blanchiment dont les effets ont été décrits précédemment, il faut fixer la longueur de l'opérateur de prédiction et la distance de prédiction. Les spécialistes préconisent de fixer ce dernier paramètre au deuxième temps de passage de l'autocorrélation de la trace : la distance de prédiction correspond donc à la longueur du signal que l'on désire garder et contrôle la contraction de l'ondelette. La longueur du filtre est choisie égale à l'intervalle sur lequel on désire blanchir l'autocorrélation. Pour une distance de prédiction unitaire, la déconvolution prédictive est équivalente au filtre de Wiener en spiking.

La déconvolution utilisant une modélisation paramétrique du filtre à l'aide de l'équation de Yule-Walker donne des résultats voisins de ceux obtenus par les méthodes basées sur le filtrage de Wiener. En fait, celles-ci sont équivalentes si le filtre est modélisé par un processus AR. L'intérêt de cette méthode est d'une part d'identifier directement les paramètres du filtre et d'autre part de pouvoir estimer des processus ARMA ou MA difficilement modélisables par un AR. Dans le cas d'un ARMA, l'utilisation de l'algorithme de la série résiduelle donne une solution à l'estimation des paramètres. Cette approche sera généralisée avec l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur.

Reste une étape importante qui consiste à estimer l'ordre du filtre à partir de la trace. Nous présenterons quelques méthodes pour réaliser cette estimation qui sont détaillées dans [16] et [17].

### 3.4 Déconvolution aveugle : ordre supérieur

Nous avons vu qu'à l'ordre deux, il est impossible d'estimer les filtres non minimum de phase et le recours aux statistiques d'ordre supérieur est alors indispensable pour y parvenir. Nous présentons donc quelques méthodes de déconvolution aveugle utilisant les statistiques d'ordre supérieur.

#### 3.4.1 Estimation paramétrique du filtre

##### 3.4.1.1 Estimation MA

Nous voulons identifier la réponse impulsionnelle du filtre uniquement à partir des statistiques de la sortie. Les méthodes existantes se classent en deux groupes : les méthodes algébriques et les méthodes d'optimisation. Nous limiterons notre étude à ces dernières car contrairement aux autres elles ne recourent que partiellement aux statistiques d'ordre supérieur, limitant ainsi les erreurs d'estimation.

L'idée de la méthode d'optimisation est la suivante : utilisons les statistiques d'ordre deux pour estimer le filtre MA(q) Spectralement Equivalent et à Minimum de Phase (SEMP), ensuite, à partir de celui-ci, nous cherchons la combinaison de zéros (intérieur extérieur au cercle unité) qui maximise une fonction basée sur les statistiques d'ordre supérieur. L'algorithme comprend 4 étapes :

1. estimer le filtre MA(q) SEMP à l'ordre deux;
2. trouver les  $2^{nr+nc/2}$  filtres spectralement équivalents en remplaçant les  $nr$  zéros réels et  $nc$  zéros complexes par leurs inverses conjugués;
3. calculer les  $2^{nr+nc/2}$  signaux déconvolués correspondants;
4. choisir le filtre qui maximise la valeur absolue du kurtosis du signal de sortie.

Cette méthode d'optimisation présente l'intérêt d'estimer à l'ordre deux les coefficients du filtre SEMP et de recourir aux statistiques d'ordre supérieur uniquement pour décider de la localisation des zéros. Il en résulte une meilleure estimation par rapport aux méthodes utilisant exclusivement l'ordre supérieur, car c'est dans ce dernier cas que la variance d'estimation des statistiques est la plus forte.

### 3.4.1.2 Estimation AR

#### Estimation AR non-causal

Comme dans le cas de l'estimation MA, les techniques d'ordre deux vont être utilisées pour estimer le filtre AR Spectralement Equivalent et Minimum de Phase qui est nécessairement causal. Nous allons ensuite tester toutes les combinaisons possibles de pôles extérieurs ou intérieurs au cercle unité pour trouver le filtre H recherché. C'est la localisation de pôles qui conduit à un signal déconvolué ayant un kurtosis maximal retenue pour le filtre recherché. L'algorithme est donc le suivant :

1. estimer le filtre AR(pac+pc) SEMP à l'ordre deux ;
2. trouver les  $2^{nr+nc/2}$  filtres spectralement équivalents et non-causaux en remplaçant les nr pôles réels et nc pôles complexes par leurs inverses conjugués ;
3. calculer les  $2^{nr+nc/2}$  signaux déconvolués correspondants ;
4. choisir le filtre qui maximise la valeur absolue du kurtosis du signal de sortie.

#### Estimation AR causal

Dans le cas où le filtre est minimum de phase, les coefficients du filtre sont calculés par l'équation de Yule-Walker à l'ordre deux (YW2). Imaginons maintenant que l'on désire identifier un filtre non minimum de phase mais causal. Dans ce cas, le filtre recherché est recherché sous la forme ARMA ou MA, le caractère phase non minimale étant lié à la partie MA du processus. Celle-ci peut être approchée par un AR d'ordre suffisamment élevé. Le filtre AR chargé de modéliser la partie MA devra utiliser les statistiques d'ordre supérieur pour être sensible à la phase du filtre.

Une autre justification de l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur est liée à l'estimation de filtre AR en présence de bruit additif. Si ce bruit est gaussien, nous pouvons effectuer une estimation insensible au bruit en utilisant les statistiques d'ordre supérieur. Dans les deux cas, nous utilisons une équation normale YW4 semblable à YW2, fondée sur les cumulants qui permet d'estimer les coefficients AR. Elle vaut :

$$C_{4x}(l, m, 0) + \sum_{i=1}^p a(i) C_{4x}(l-i, m, 0) = 0 \quad l > 0 \quad (3.17)$$

Le choix de la collection d'équation à prendre pour déterminer les coefficients AR est délicat car il faut s'assurer que le système obtenu soit inversible. Les détails concernant le choix des retards l et m sont donnés dans [17] et [18].

### 3.4.1.3 Estimation ARMA

Dans cette partie, nous étudions l'estimation paramétrique d'un filtre ARMA(p, q) causal. Nous supposons les ordres p et q respectivement de la partie AR et MA, connus. L'entrée du filtre est excitée par un bruit blanc non-gaussien.

Comme le filtre est causal, ses pôles sont tous dans le cercle unité et l'information phase non minimale est contenue dans la partie MA. Deux approches sont possibles pour identifier le filtre ARMA : la première est l'approche de la série résiduelle que nous avons déjà vue lors de l'estimation de filtre ARMA à l'ordre deux ; la seconde décompose le filtre recherché en une composante minimum de phase et une composante passe-tout.

#### a. Méthode de la Série Résiduelle Temporelle

L'approche de la série résiduelle procède en deux étapes : la première consiste à estimer la partie AR du processus puis calcule la série résiduelle correspondant au filtrage inverse du signal étudié par l'estimation AR, la seconde étape identifie la partie MA à partir des résiduelles.

##### • Identification de la partie AR

Si H ne contient pas de facteur passe-tout, cela signifie que tout pôle est différent de n'importe quel inverse conjugué de zéro. Dans ce cas, nous pouvons identifier les coefficients AR à partir de l'équation de YW2 modifiée (équation 3.18). Par contre si H contient des facteurs passe-tout, YW2 n'est pas sensible à ces facteurs et il faut recourir à l'ordre supérieur en utilisant l'équation YW4 modifiée (équation 3.19) :

$$C_{2x}(m) + \sum_{i=1}^p a(i)C_{2x}(i-m) = 0 \quad m > q \quad (3.18)$$

$$C_{4x}(l, m, 0) + \sum_{i=1}^p a(i)C_{4x}(l-i, m, 0) = 0 \quad l > q \quad \text{et} \quad m = q-p, \dots, p \quad (3.19)$$

##### • Identification de la partie MA

Nous utilisons cette estimation de la partie AR pour calculer la série résiduelle temporelle. Cette série ne contient que l'information relative à la partie MA. Pour

identifier celle-ci, nous pouvons utiliser n'importe quelle technique d'estimation MA : l'algorithme de Durbin pour l'ordre deux et la maximisation du kurtosis pour l'ordre supérieur.

Nous notons par YW2+MK, l'algorithme qui identifie la partie AR à l'ordre deux et la partie MA par maximisation de kurtosis, YW4+MK correspond à l'algorithme qui identifie les coefficients AR à l'ordre quatre et les coefficients MA par maximisation de kurtosis. Tous les processus ARMA, y compris ceux contenant des cellules passe-tout, peuvent théoriquement être identifiés par YW4+MK.

### b. Estimation MP+PT

La méthode minimum de phase passe-tout consiste à utiliser le fait que toute fonction de transfert peut s'écrire comme le produit de la fonction de transfert d'un ARMA(p,q) SEMP et d'un transfert de type passe-tout:

- Estimation de la partie minimum de phase

La partie phase minimale est estimée en utilisant les techniques d'ordre deux décrites précédemment car elles sont insensibles aux cellules passe-tout du modèle. La partie phase minimale peut être estimée sous la forme MA, AR ou ARMA. Dans [16] et [17], le modèle retenu est un AR stable et causal théoriquement d'ordre infini.

Pratiquement, l'ordre choisi résulte d'un compromis entre le temps de calcul et la précision de l'estimation. Dans ce cas, l'estimation se fait à l'aide de YW2:

$$C_{2x}(l) + \sum_{i=1}^N a(i)C_{2x}(i-1) = 0 \quad l > 0 \quad \text{avec } N \gg p \quad (3.20)$$

- Estimation de la partie passe-tout

La seconde étape consiste à compenser l'effet de la partie phase minimale sur la trace échographique. Nous allons donc obtenir, par filtrage inverse à phase minimale, la série résiduelle relative au filtre passe-tout. Ce dernier ne pouvant être estimé qu'à l'aide des statistiques d'ordre supérieur, nous allons utiliser l'équation YW4 modifiée. Les coefficients AR du passe-tout sont obtenus par :

$$C_{4x}(m, n, 0) + \sum_{i=1}^{q_2} a(i) C_{4x}(m-i, n, 0) = 0 \quad m > q_2 \quad (3.21)$$

$$n = 0, \dots, q_2 \quad \text{et} \quad m = q_2 + 1, \dots, 2q_2$$

La partie MA du filtre passe-tout est obtenue automatiquement en calculant les inverses conjugués des pôles précédemment calculés. La méthode MP+PT nécessite moins de temps de calcul que la méthode de la série temporelle au détriment de la finesse de la description du filtre.

#### 3.4.1.4 Estimation de l'ordre du filtre

En pratique, il faut estimer les ordres des filtres supposés jusqu'à présent que nous connaissions. Nous présentons deux techniques proposées dans [16].

##### a. Estimation par Maximum de Kurtosis

La méthode est présentée dans le cadre d'un filtre ARMA(p, q) mais peut être appliquée aux filtres AR et MA. Les ordres p et q respectivement des parties AR et MA du filtre sont recherchés de manière exhaustive : le filtre ARMA(i, j) est estimé pour  $i = p_{\min}, \dots, p_{\max}$  et pour  $j = q_{\min}, \dots, q_{\max}$ .

Pour chaque filtre, nous calculons ensuite le signal de déconvolution par filtrage inverse. C'est le filtre qui conduit à un signal de sortie ayant une valeur absolue de kurtosis maximale qui est retenu. Dans le cas de filtre causaux, l'estimation de l'ordre et l'estimation du filtre sont ainsi effectuées simultanément.

##### b. Estimation par Décomposition en Valeurs Singulières

La deuxième méthode proposée procède en deux étapes, l'ordre de la partie AR est d'abord estimé en surestimant celui de la partie MA en le fixant arbitrairement à une valeur élevée  $q_{\max}$ ; l'ordre p est alors estimé en décomposant la matrice de tricorrélation en valeurs singulières [19]; une fois l'ordre AR identifié, l'ordre de la partie MA est recherché par maximisation de kurtosis de la trace déconvoluée par ARMA(p, j) pour  $j = q_{\min}, \dots, q_{\max}$ .

Le recours au test des valeurs singulières d'une matrice de multicorrélation est fondé sur la propriété suivante : théoriquement, si les vraies statistiques sont utilisées,

le nombre de valeurs singulières non nulles est égal à  $p$ . Pratiquement, il faut rechercher le nombre de valeurs singulières significatives. Pour cela, une façon simple de procéder est de chercher la plus grande différence entre deux valeurs singulières successives (exprimées en logarithme), l'ordre  $p$  est déterminé comme suit :

$$|f_p - f_{p+1}| = \max(|f_i - f_{i+1}|) \quad \text{pour } i = 1, \dots, p, \dots, p_{\max} \quad (3.22)$$

Où  $f_i$  est la  $i$ -ème valeur singulière normalisée, exprimée en décibels.

Cette représentation permet de mettre en évidence le facteur d'échelle entre les valeurs singulières. Selon [16], ce critère peut être mis en défaut sur de faibles rapports signal bruit.

#### 3.4.1.5 Exemples d'application

##### Essai OS1 : estimation de l'ordre d'un AR causal

Nous allons appliquer les techniques d'estimation de l'ordre d'un processus AR. La procédure utilisant la Décomposition en Valeurs Singulières (DVS) de la matrice d'autocorrélation est appliquée à la trace AR(2). A titre de comparaison, nous effectuerons la recherche du filtre donnant le Maximum de Kurtosis (MK) pour le signal déconvolué.

##### • Estimation par DVS

La figure 3.34 donne le résultat de la DVS appliquée sur la matrice d'autocorrélation de la trace AR(2). L'ordre estimé  $p = 2$  correspond bien à l'ordre du filtre utilisé. L'ordre correspond à l'ordre qui maximise la différence entre deux valeurs singulières successives.

La méthode DVS est appliquée maintenant à la trace AR(2) mais avec un Rapport Signal à Bruit (RSB) défavorable : RSB = 6 dB. Le bruit additif est gaussien. Le résultat de l'estimation est donné figure 3.35 : l'ordre est de nouveau estimé correctement malgré la présence d'un bruit important sur la trace. Ceci semble être en contradiction avec la remarque faite concernant la sensibilité de l'application de la DVS à des processus fortement bruités. Plusieurs essais ont été menés avec différents RSB et la technique a été mise en défaut seulement sur des très faibles RSB (0 dB).



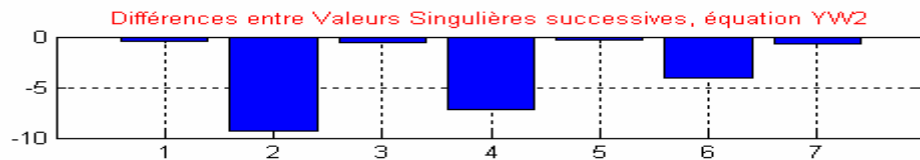


Figure 3.34 : Estimation de l'ordre du filtre AR(2) par DVS

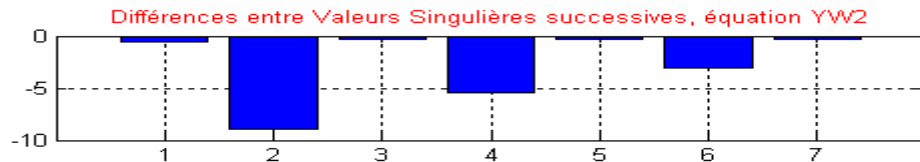


Figure 3.35 : Estimation de l'ordre de AR(2) en présence d'un bruit gaussien

- Estimation par MK

L'ordre du filtre AR est recherché de manière exhaustive en calculant tous les filtres AR(i) pour  $i = 1, \dots, 8$ . L'ordre retenu correspond à celui qui maximise la valeur absolue du kurtosis du signal déconvolué. La trace utilisée est AR(2) sans bruit.

La figure 3.36 montre les valeurs prises par le kurtosis des signaux déconvolués : le maximum (100), qui a lieu pour  $p = 2$ , est égal à celui de la réflectivité utilisée pour générer la trace synthétique. Pour des ordres supérieurs à deux, nous trouvons des valeurs de kurtosis également importantes : les pôles supplémentaires estimés sont en fait négligeables de module proche de un et ne contribuent pas à améliorer la description du filtre.

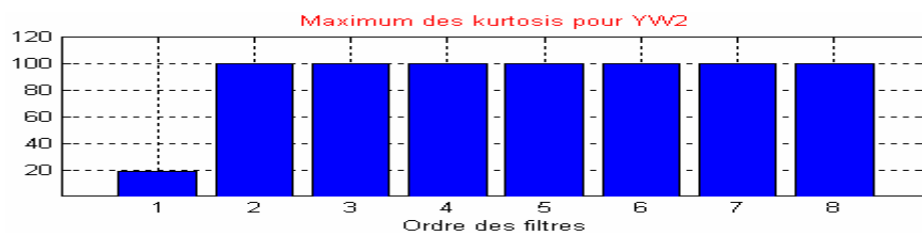


Figure 3.36 : Estimation de l'ordre de AR(2) par MK

### Essai OS2 : estimation de l'ordre d'un AR non-causal

Nous allons nous intéresser au filtre autorégressif de l'essai EG5, ce filtre non-causal qui conduit à une signature zéro phase. Les ordres  $p_c$  et  $p_{ac}$ , respectivement des parties causale et non-causale, sont égaux à deux. La trace synthétique AR-ZP(2, 2) est donnée figure 3.19.

- Estimation par maximum de kurtosis

L'estimation à l'ordre deux d'un filtre AR non-causal stable est insensible aux pôles extérieurs au cercle unité : ces pôles non minimum de phase sont remplacés par leurs équivalents minimum de phase – c'est-à-dire par leurs inverses conjugués.

L'application de l'algorithme à la trace AR-ZP(2, 2) donne des ordres estimés exacts. La figure 3.37 représente les kurtosis obtenus.

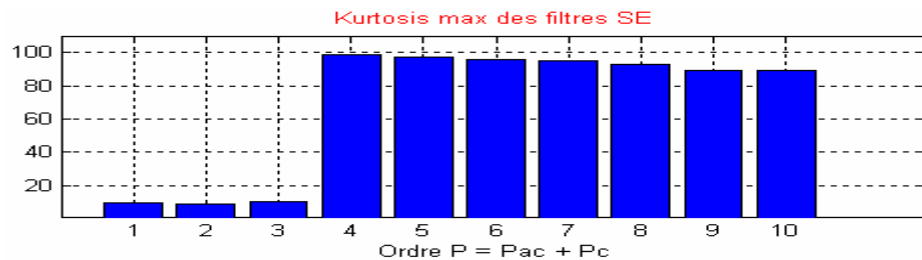


Figure 3.37 : Estimation de l'ordre du filtre AR non-causal AR-ZP(2,2)

### Essai OS3 : estimation des ordres d'un ARMA causal non minimum de phase

Le filtre étudié est un ARMA(2, 2) causal non minimum de phase. Il possède un zéro extérieur au cercle unité. Sa trace notée ARMA(2, 2) présente un RSB favorable.

- Estimation par DVS+MK

Cette méthode d'estimation de l'ordre procède en deux étapes : la première consiste à estimer l'ordre de la partie AR par la DVS, en ayant fixé l'ordre de la partie MA à une valeur arbitraire  $q_{\max}$  surestimée; l'ordre  $q$  est ensuite estimé à partir de la série résiduelle en utilisant l'algorithme YW2+MK.

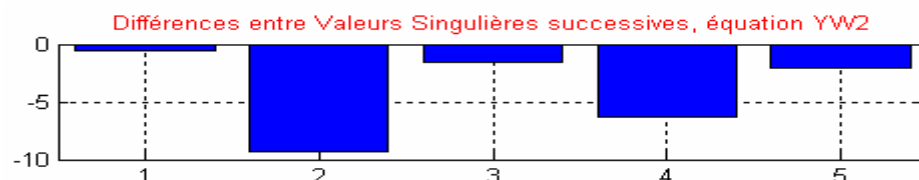


Figure 3.38 : Estimation de la partie AR du filtre ARMA(2, 2) non minimum de phase

L'ordre  $p$  est estimé en appliquant la DVS sur matrice d'autocorrélation de la trace ARMA(2,2) : l'ordre estimé est exact (figure 3.38). L'ordre de la partie MA est recherché par maximisation du kurtosis de la série résiduelle déconvoluée par AR(2). L'algorithme d'estimation des filtres est YW2+MK. L'ordre  $q$  estimé est exact (figure 3.39).

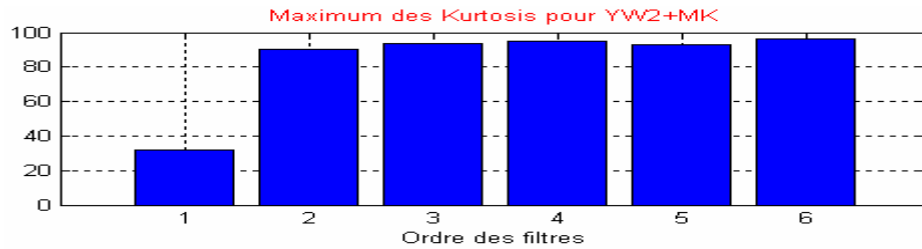


Figure 3.39 : Estimation de l'ordre de la partie MA du filtre ARMA(2, 2)

#### • Estimation par MK

L'estimation des ordres du filtre ARMA(2, 2) est effectuée par la recherche exhaustive des filtres ARMA( $i, j$ ) maximisant le kurtosis du signal de déconvolution pour  $i = 1, \dots, 6$  et  $j = 1, \dots, 6$ .

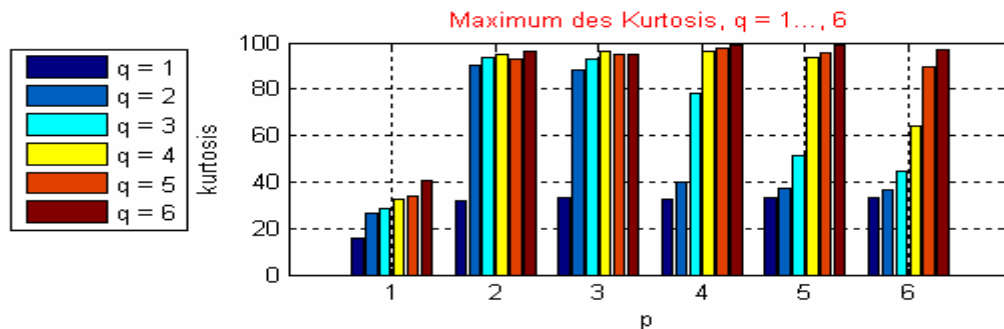


Figure 3.40 : Estimation conjointe des ordres  $p$  et  $q$  de ARMA(2, 2) par MK

La figure 3.40 donne le maximum de kurtosis pour chaque couple ( $i, j$ ) : l'application stricte de la méthode conduit à choisir  $p = 4$  et  $q = 6$ . Toutefois, le couple ( $i = 2, j = 2$ ) conduit à un kurtosis (90.25) sensiblement proche de celui de la réflectivité (100) et, surtout, il constitue le premier saut significatif traduisant ainsi que l'ordre est correctement approché.

#### Essai OS4 : estimation d'un AR causal

Le filtre étudié est le filtre causal AR(2). Il peut donc être identifié avec les techniques d'ordre deux que nous avons déjà vues. Nous allons illustrer ici la propriété des statistiques d'ordre supérieur à être insensibles à un signal gaussien. Le filtre va tout d'abord être estimé par YW2 à partir de la trace AR(2) sans bruit. Puis nous recommencerons ce test avec cette fois un bruit additif gaussien (RSB = 6dB). Nous verrons alors si l'utilisation de YW4 permet de réaliser l'identification correctement malgré le bruit additif.

- Estimation par YW2

L'ordre  $p$  est celui donné par l'estimation :  $p = 2$ . Dans un premier temps, nous procédons à l'estimation de AR(2) dans des conditions de RSB favorable. Le résultat de l'estimation est donné figure 3.41 : nous ne distinguons pas l'estimation du vrai filtre.

Maintenant, la trace AR(2) initiale est polluée par un bruit additif gaussien tel que le RSB = 6 dB. L'estimation par YW2 du filtre, en présence de bruit gaussien, conduit à une erreur de localisation des pôles (figure 3.42).

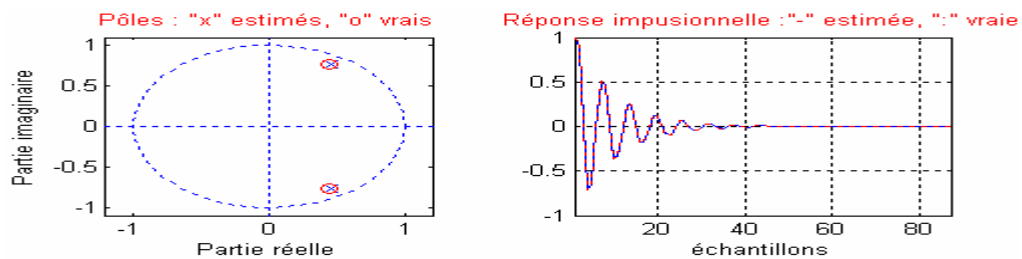


Figure 3.41 : Estimation du filtre AR(2) causal non bruité

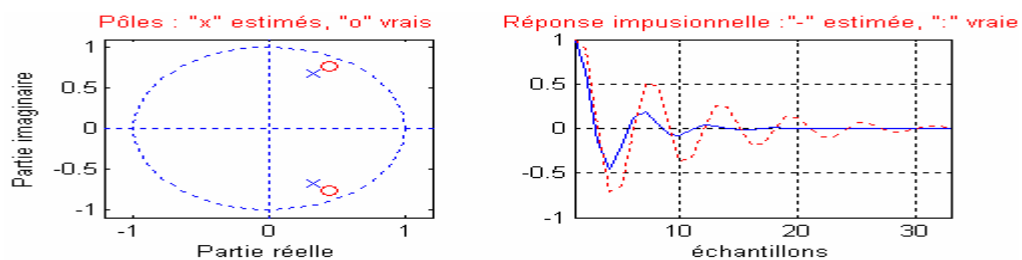


Figure 3.42 : Estimation du filtre AR(2) causal en présence de bruit gaussien

- Estimation par YW4

Théoriquement, l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur peut être mise à profit pour estimer le filtre en présence d'un bruit additif gaussien. Nous appliquons YW4 à la trace précédente polluée par le bruit additif.

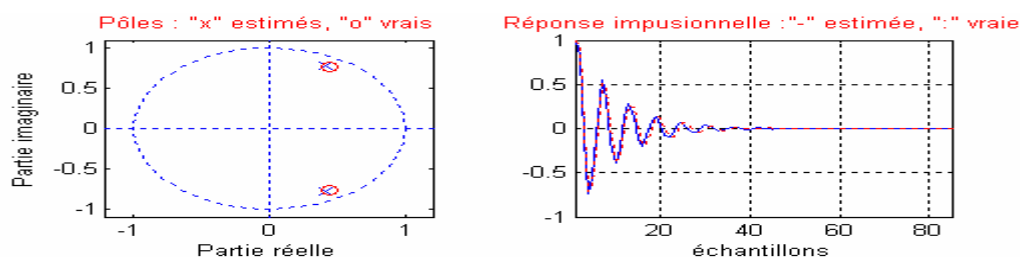


Figure 3.43 : Estimation AR(2) en présence de bruit gaussien (RSB = 6 dB)

La figure 3.43 donne le résultat de l'estimation du filtre : les pôles ont été mieux localisés. L'utilisation des statistiques d'ordre supérieur a permis d'identifier le filtre correctement, comme la théorie le montre ; toutefois ce résultat est limité pratiquement par les difficultés d'estimation des statistiques d'ordre supérieur sur des données en quantité limitée.

### Essai OS5 : estimation d'un AR stable non-causal

#### • Estimation par maximisation de kurtosis

L'algorithme d'estimation paramétrique décrit au paragraphe §3.4.1.2 est appliqué au filtre AR-ZP(2, 2). Ce filtre est non-causal, stable et possède deux pôles extérieurs et deux autres intérieurs au cercle unité. Les uns sont les inverses conjugués des autres. L'estimation du filtre AR SEMP(4) s'effectue par YW2. L'algorithme explore ensuite toutes les localisations possibles et retient celle qui maximise la valeur absolue du kurtosis du signal de déconvolution. Les pôles estimés par YW2 et ceux obtenus après maximisation du kurtosis sont donnés figure 3.44. La réflectivité estimée par le filtre zéro phase est donnée figure 3.45 : le kurtosis est légèrement plus faible que celui de la réflectivité car à la base des pics subsistent quelques oscillations dues au fait que les pôles ne sont pas exactement localisés.

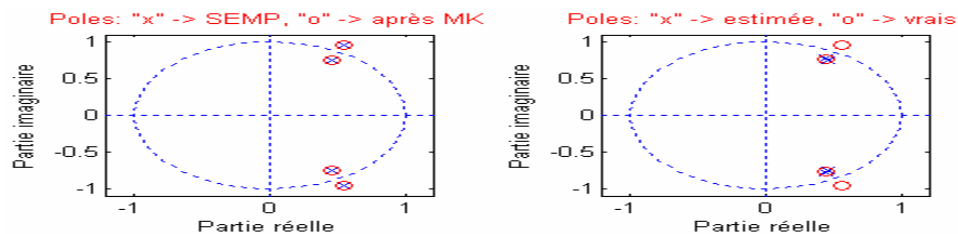


Figure 3.44 : Estimation du filtre AR-ZP(2, 2) non-causal et stable par YW2+MK

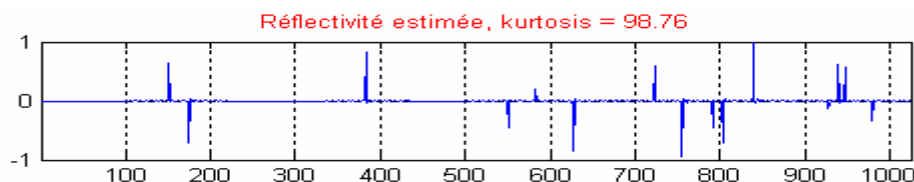


Figure 3.45 : Déconvolution de la trace AR-ZP(2, 2) non-causale et stable par YW2+MK

### Essai OS6 : estimation d'un ARMA non minimum de phase

Les deux approches, Série Résiduelle Temporelle (RTS) et filtre Minimum de Phase + Passe-Tout (MP+PT), sont mises à l'épreuve sur le filtre ARMA(2,2) non minimum de phase.

#### • Estimation par RTS

L'algorithme est appliqué sur la trace ARMA(2, 2) avec un RSB favorable. L'estimation de la partie AR(2) est effectuée par YW2. L'estimation de la partie MA(2) est réalisée, à partir des résiduelles du filtrage inverse de la trace par AR(2) précédemment identifié, par l'algorithme YW2+MK.

La figure 3.47 montre les pôles et zéros estimés tandis que le résultat de la déconvolution est donné figure 3.46 : de nouveau, l'imprécision au niveau de la localisation du zéro non minimum de phase affecte l'efficacité de la déconvolution. Cela se traduit par une baisse du kurtosis de l'estimée par rapport à celui de la réflectivité recherchée. Malgré tout, cette qualité d'estimation et de déconvolution pour un filtre non minimum de phase n'a jamais été atteinte par les méthodes d'ordre deux que nous avons étudiées.

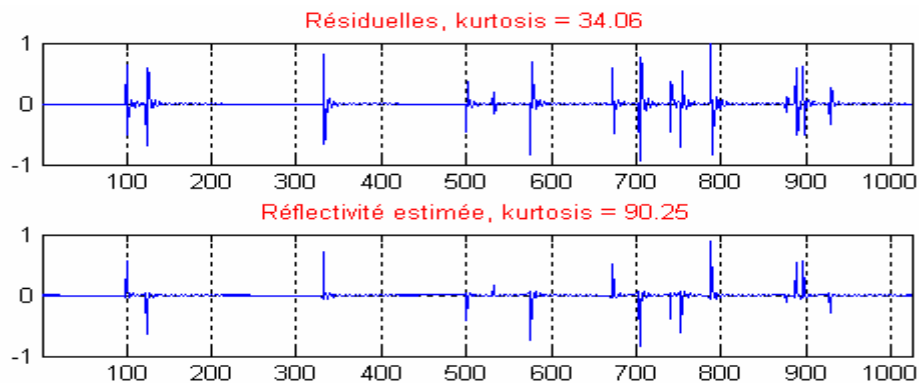


Figure 3.46 : Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) à phase non minimale par RTS

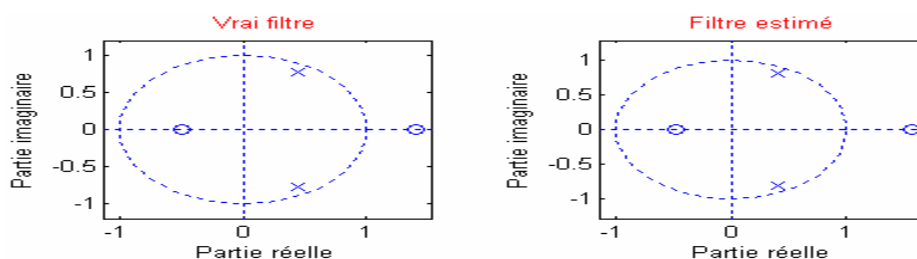


Figure 3.47 : Estimation du filtre ARMA(2, 2) non minimum de phase par RTS

• Estimation par MP+PT

La méthode Minimum de Phase + Passe-Tout (MP+PT) est appliquée au filtre ARMA(2,2) non minimum de phase. Il faut tout d'abord estimer les ordres des parties minimum de phase et passe-tout. L'estimation est effectuée par la recherche exhaustive des filtres MP+PT qui conduisent au maximum de kurtosis pour le signal déconvolué. Les ordres des parties AR MP et AR PT sont respectivement  $p_{mp} = 14$  et  $p_{pt} = 1$ . Les résultats de l'estimation du filtre MP+PT et de la déconvolution sont donnés respectivement figure 3.48 et figure 3.49. L'examen des pôles et zéros du filtre estimé nous montre que :

1. il n'y qu'un seul zéro – celui à phase non minimale –, qui a été estimé. C'est normal car il provient de l'unique cellule passe-tout présente. Cette cellule passe-tout s'est donc chargée d'estimer le zéro qui ne pouvait pas être identifié par la partie phase minimale.
2. le filtre AR(14) minimum de phase modélise tout le reste, c'est-à-dire les deux pôles complexes d'origine et ajuste les dix autres pôles de façon à approcher le zéro manquant minimum de phase compte tenu d'un pôle supplémentaire dû à la cellule passe-tout. Autrement dit, tout ce qui est minimum de phase – zéros ou pôles – est estimé par la partie AR, les zéros non minimum de phase sont estimés par autant de cellules passe-tout. L'ordre de la partie AR sera d'autant plus grand qu'il y a de zéros minimum de phase.

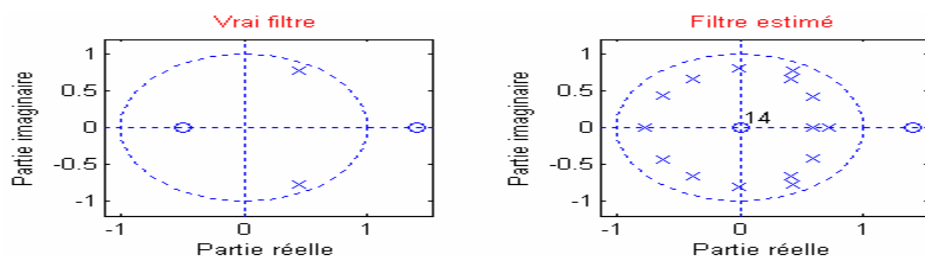


Figure 3.48 : Estimation de ARMA(2, 2) non minimum de phase par MP+PT

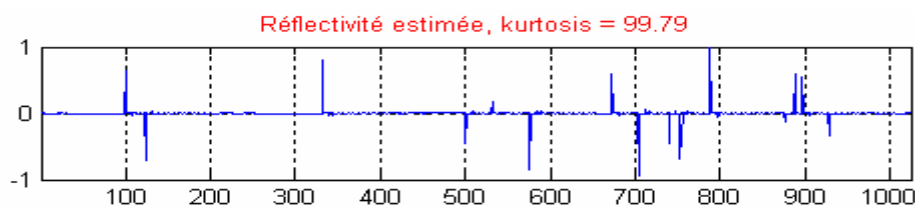


Figure 3.49 : Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase par MP+PT

### 3.4.2 Déconvolution MED

Les techniques de Déconvolution à Minimum d'Entropie (MED) sont classées 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 [20], [21] et [22].

#### 3.4.2.1 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 recherché sous la forme MA(q) qui, en déconvoluant la trace, rend la fonction objective maximale. En faisant apparaître les moments d'ordre supérieur dans l'équation de l'objective, l'objective prend alors la forme statistique d'une estimation de kurtosis.

$$O_2^4 = \sum_{k=1}^N y^4(k) / \left[ \sum_{k=1}^N y^2(k) \right]^2 = \hat{M}_{4,y}(0,0,0) / [\hat{M}_{2,y}(0)]^2$$

$$y(t) = \sum_{i=0}^q x(t-i)f(i) \quad i = 1, \dots, N \quad (3.23)$$

$$u_w(y(t)) = \left[ \sum_{m=1}^N y^2(m) / \sum_{m=1}^N y^4(m) \right] y^3(t)$$

$$C_{2x} \mathbf{f} = \mathbf{g}_w$$

où  $y(t)$  est le signal de déconvolution obtenu par filtrage inverse de la trace échographique,  $u_w(y(t))$  est la non-linéarité appliquée au signal  $y(t)$

Pour calculer le filtre, nous procédons de la manière itérative suivante :

1. le vecteur  $\mathbf{f}$  est d'abord initialisé;
2. calcul du signal déconvolué par  $\mathbf{f}$ ;
3. calcul de la non-linéarité  $u_w(\cdot)$  et de  $\mathbf{g}$ ;
4. calcul du filtre par  $\mathbf{f} = C_{2x}^{-1} \cdot \mathbf{g}_w$



5. test de convergence

6. retour en 2 ou fin

Comme dans le cas de la déconvolution par filtrage de Wiener, nous avons recours à un facteur de pré-blanchiment pour stabiliser l'inversion matricielle : nous augmentons la valeur prise au retard zéro (diagonale) de 1 à 5% selon les cas.

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.

### 3.4.2.2 Déconvolution parcimonieuse

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, dans [14] l'auteur propose d'utiliser une autre objective dans l'algorithme MED. Comme dans le cas de la MED, l'optimisation de  $O_{\text{CLPD}}$  conduit à une équation matricielle. Le calcul du filtre inverse s'effectue selon la procédure MED en remplaçant  $u_w$  par  $u_{\text{CLPD}}$ . L'objective et la non linéarité sont données par :

$$O_{\text{CLPD}} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \left\{ \left( y^2(t) / \left[ \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N y^2(m) \right]^2 \right) \ln \left( y^2(t) / \left[ \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N y^2(m) \right]^2 \right) \right\}$$

$$C_{2,x} f = g_{\text{CLPD}} \tag{3.24}$$

$$u_{\text{CLPD}} = \frac{y(t) \ln \left( y^2(t) / \left[ \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N y^2(m) \right]^2 \right)}{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left\{ \left( y^2(k) / \left[ \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N y^2(m) \right]^2 \right) \ln \left( y^2(k) / \left[ \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N y^2(m) \right]^2 \right) \right\}}$$

### 3.4.2.3 Déconvolution MED avec transformation exponentielle

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 [22]. Les auteurs suggèrent d'incorporer la transformation exponentielle suivante au signal de déconvolution :

$$z(t) = 1 - \exp\left\{-y^2(t)/2S^2\right\} \quad \text{et} \quad S = y_{\max}/C \quad (3.25)$$

Le paramètre  $S$  est relatif à  $y$  et la constante  $C$  permet de jouer sur la compression du signal. Les auteurs préconisent de prendre  $2^{1/2} \leq C < 3$  pour maintenir les caractéristiques de suppression de bruit de MED tout en étant plus sensible aux réflecteurs de faibles amplitudes. Nous procédons au calcul du filtre optimal comme pour la MED. L'optimisation de l'objective et la non-linéarité  $u_{\text{EXP}}(\cdot)$  vaut :

$$O_{\text{EXP}} = \sum_{k=1}^N z^2(k) / \left[ \sum_{k=1}^N z(k) \right]^2 \quad (3.26)$$

$$u_{\text{EXP}}(y(t)) = z(t) \left\{ \left( \sum_{m=1}^N z(m) / \sum_{m=1}^N z^2(m) \right) (1 - z(t)) + 1 \right\} y(t)$$

#### 3.4.2.4 Déconvolution MED généralisée

Dans [23], 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'objective générique et les non linéarités génériques sont définies comme suit :

$$O_{i/2}^i = \sum_{t=1}^N y^i(t) / \left[ \sum_{t=1}^N y^2(t) \right]^{i/2} \quad i = 3,4,5,6 \quad (3.27)$$

$$u_i(y(t)) = \left[ \sum_{m=1}^N y^2(m) / \sum_{m=1}^N y^i(m) \right] y^{i-1}(t) \quad i = 3,4,5,6$$

Pour  $i = 4$ , l'objective est celle utilisée dans la MED Wiggins. Le schéma de déconvolution est identique à celui de la MED. L'expérience des auteurs indique que les ordres cinq et six sont difficilement exploitables et que l'ordre trois donne de bons résultats: le rapport signal sur bruit après déconvolution et la localisation de faibles réflecteurs sont meilleurs que pour le filtre MED.

### 3.4.2.5 Exemples d'application

#### Essai MED1 : longueur du filtre

Nous avons vu que l'algorithme initial de Wiggins est à l'origine de plusieurs autres qui exploitent le même schéma mais utilisent des fonctions objectives différentes. Ces principales méthodes vont maintenant être appliquées aux traces synthétiques.

Cet essai illustre l'influence de la longueur  $L$  de l'opérateur sur le signal de déconvolution. Un filtre inverse trop court ne parvient pas à compresser l'ondelette significativement tandis qu'un autre, trop long, donne un signal de déconvolution incohérent avec la réflectivité. La trace choisie est ARMA(2,2) non minimum de phase et les résultats obtenus pourront ainsi être rapprochés de ceux obtenus à l'ordre deux.

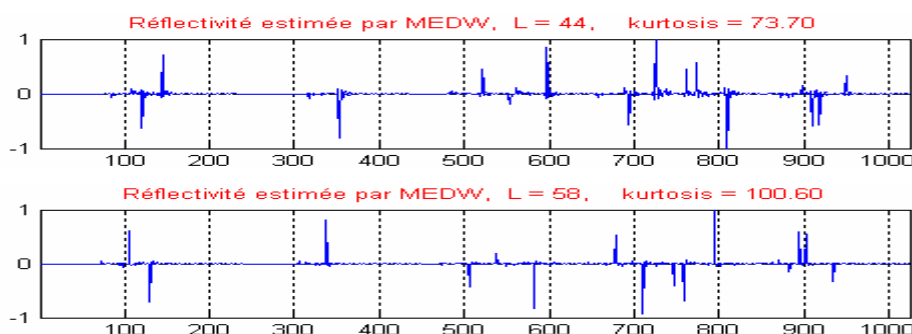


Figure 3.50 : Déconvolution de la trace non minimum de phase ARMA(2, 2) par MEDW

Dans ces essais, l'algorithme est stoppé quand le nombre d'itérations maximal (100) est atteint ou si la valeur moyenne des changements relatifs des coefficients du filtre est inférieure à 2%. L'algorithme est celui de Wiggins (MEDW). Le facteur de pré-blanchiment est fixé à 0.1%. Le test est mené pour  $L = 44$  et  $L = 58$ . Les signaux déconvolués par MEDW sont donnés figure 3.50 : la longueur  $L = 58$  donne un signal optimal si l'on considère son kurtosis qui est égal à celui de la réflectivité recherchée. Pour une longueur plus faible, la trace n'est pas correctement déconvoluée.

#### Essai MED2 : objective et maximum de kurtosis

Mis à part dans le cas de MEDW, les autres objectives ne prennent pas la forme d'un estimateur de kurtosis. Nous allons voir que dans tous les cas étudiés, lorsque l'algorithme converge, la synthèse d'un filtre optimisant l'objective considérée revient à maximiser le kurtosis du signal de déconvolution. Les quatre méthodes MED présentées dans ce travail sont testées sur la trace ARMA(2, 2) non minimum de

phase. Le pré-blanchiment est maintenu à 0.1%. La procédure d'arrêt est la même qu'à l'essai MED1 et le filtre est de longueur  $L = 58$ . Pour la MED exponentielle, MEDE, la constante  $C$  est fixée à  $C = 1.415$ .

Les convergences des algorithmes sont données figure 3.51 : excepté pour MEDG3, l'instant de convergence de l'objective et du kurtosis du signal de déconvolution est identique. Le maximum de kurtosis est atteint et vaut 100. Sur cet exemple, la vitesse de convergence est maximale pour MEDW, viennent ensuite MEDE et MEDP. Pour MEDW, la courbe de la convergence du critère et celle du kurtosis sont confondues : ces méthodes sont également appelées pour cette raison Maximum Kurtosis Deconvolution ou MKD. Pour MEDG3, le maximum de kurtosis atteint est 58.46. Cette propriété peut être mise à profit pour stopper l'algorithme récursif plutôt d'utiliser le critère basé sur l'évolution des coefficients du filtre inverse.

La figure 3.52 montre le signal de déconvolution obtenu par MEDG3. Ce mauvais résultat est la conséquence de l'utilisation du cumulante d'ordre trois égal au moment d'ordre trois alors que la densité de probabilité de la réflectivité est symétrique. Dans ce cas, le skewness (moment d'ordre trois à l'origine) est nul. L'objective MEDG3 utilise une estimation du skewness du signal de sortie et ne peut donc pas traiter correctement le signal.

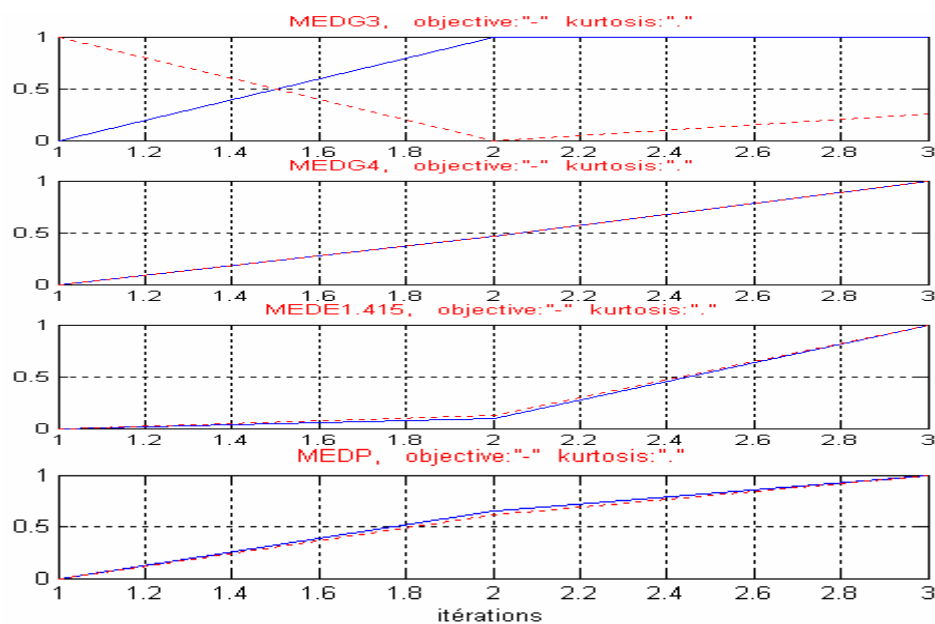


Figure 3.51 : Convergence des fonctions objectives normalisées

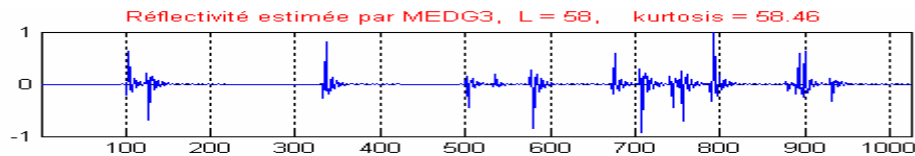


Figure 3.52 : Déconvolution de la trace ARMA(2, 2) non minimum de phase par MED3

### Essai MED3 : ondelette zéro phase

Les méthodes MEDW, MEDE et MEDP sont maintenant appliquées à la trace zéro phase AR-ZP(2, 2). La figure 3.53 montre les résultats de la déconvolution pour un facteur de pré-blanchiment de 0.1% et  $L = 58$ . Le maximum de kurtosis est donné par MEDG4 (100.54). Toutefois, en ce qui concerne la contraction de l'ondelette la déconvolution est efficace dans les trois cas présentés.

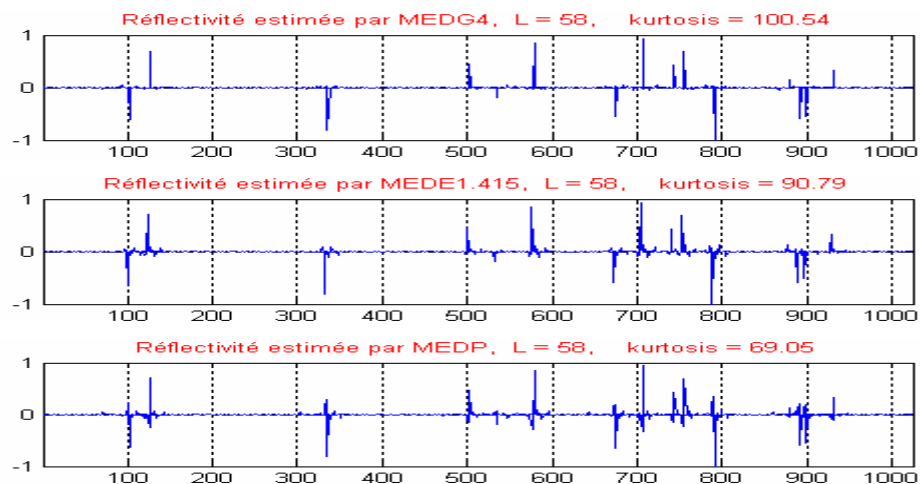


Figure 3.53 : Déconvolution de la trace non-causale AR-ZP(2, 2) par MED

### 3.4.3 Conclusion

Dans cette partie, nous avons étudié et montré l'intérêt des d'algorithmes de déconvolution aveugle utilisant les statistiques d'ordre supérieur. Les principales méthodes de déconvolution basées sur l'estimation paramétrique du filtre ont été appliquées sur des signaux synthétiques. Nous avons pu ainsi effectuer une déconvolution correcte, impossible à l'ordre deux, des signaux non minimum de phase et zéro phase.

La première phase de la déconvolution est l'estimation de l'ordre du modèle du filtre : deux méthodes sont alors disponibles. En présence d'une partie AR, l'ordre est donné par la décomposition en valeurs singulières (DVS) de la matrice d'autocorrélation

de la trace. La seconde méthode consiste en la recherche exhaustive des filtres qui maximisent la valeur absolue du kurtosis du signal de déconvolution (MK). Cette dernière demande un temps de calcul plus important que la DVS.

La seconde phase de la déconvolution paramétrique consiste en l'estimation proprement dite des coefficients du filtre. Les méthodes proposées combinent statistiques d'ordre deux et d'ordre supérieur : YW2+MK, YW4+MK et MP+PT. Ce dernier algorithme semble donner les moins bonnes performances au point de vue du kurtosis du signal déconvolué.

La troisième est dernière phase est le filtrage inverse de la trace. Les spécialistes cités insistent sur la robustesse des méthodes qui recourent le moins possible aux statistiques d'ordre supérieur comme YW2+MK et MP+PT.

Les méthodes de déconvolution aveugle de la famille Déconvolution à Minimum d'Entropie recherchent de manière itérative le filtre inverse sous la forme MA. Les fonctions optimisées formulent directement, pour certaines d'entre elles, une statistique d'ordre supérieur à deux. Les différentes variantes sont difficiles à mettre en concurrence sur des exemples simples si ce n'est au niveau de la vitesse de convergence. Par contre, la méthode mettant en oeuvre le cumulante (ou moment) à l'origine d'ordre trois se révèle incapable de traiter les réflectivités à densité de probabilité symétrique. L'intérêt de ces méthodes réside dans le faible nombre de paramètres demandés et bien sûr dans la capacité à traiter des signaux non minimum de phase. L'inconvénient majeur est le temps de calcul important. Dans [23] est présenté un comparatif des différentes méthodes MED en ce qui concerne la rapidité de convergence, la robustesse vis à vis de la longueur du filtre...

Nous présentons dans ce qui suit deux tableaux récapitulatifs. Le premier tableau (Tableau 3.1) donne les distances entre deux échos successives pour différentes méthodes de déconvolution calculé pour un signal simulé. Le second tableau (Tableau 3.2) donne tous les pôles, zéros et ordres des filtres réel et de ceux estimés pour chaque essai traité.

Le  $\Delta t_i$  représente la distance qui sépare l'écho numéro (i) de l'écho numéro (i+1).







Tableau 3.1 : Distances entre échos pour le signal simulé. (3/3)

|                 |                          | Déconvolution Aveugle d'ordre supérieur |      |      |        |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |        |         |       |  |        |  |  |        |  |  |
|-----------------|--------------------------|---|------|------|--------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|--------|---------|-------|--|--------|--|--|--------|--|--|
|                 |                          | MEDW                                    |      |      | MED3   | MED4 | MEDE |      |      | MEDP | MED4 | MEDE |      |      | MEDP | YW2+MK | RTS2+MK | MPPPT |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_i$    | $\Delta t_0$ ( $\mu s$ ) | Essai1                                  |      |      | Essai2 |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |        | Essai3  |       |  | Essai5 |  |  | Essai6 |  |  |
| $\Delta t_1$    | 2.4                      | 2.4                                     | 2.4  | 2.4  | 2.4    | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4  | 2.4    | 2.4     | 2.4   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_2$    | 20.8                     | 20.8                                    | 20.8 | 20.8 | 20.8   | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8 | 20.8   | 20.8    | 20.8  |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_3$    | 16.8                     | 16.8                                    | 16.8 | 16.8 | 16.8   | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8 | 16.8   | 16.8    | 16.8  |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_4$    | 3.2                      | 3.2                                     | 3.2  | 3.2  | 3.2    | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2    | 3.2     | 3.2   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_5$    | 4.4                      | 4.4                                     | 4.4  | 4.4  | 4.4    | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4  | 4.4    | 4.4     | 4.4   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_6$    | 9.6                      | 9.6                                     | 9.6  | 9.6  | 9.6    | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6  | 9.6    | 9.6     | 9.6   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_7$    | 3.2                      | 3.2                                     | 3.2  | 3.2  | 3.2    | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2    | 3.2     | 3.2   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_8$    | 3.6                      | 3.6                                     | 3.6  | 3.6  | 3.6    | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6    | 3.6     | 3.6   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_9$    | 1.2                      | 1.2                                     | 1.2  | 1.2  | 1.2    | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2    | 1.2     | 1.2   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_{10}$ | 3.6                      | 3.6                                     | 3.6  | 3.6  | 3.6    | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6  | 3.6    | 3.6     | 3.6   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_{11}$ | 8.8                      | 8.8                                     | 8.8  | 8.8  | 8.8    | 8.8  | 8.8  | 8.8  | 8.8  | 8.8  | 8.8  | 8.8  | 8.8  | 8.8  | 8.7  | 8.8    | 8.8     | 8.8   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_{12}$ | 1.2                      | 1.2                                     | 1.2  | 1.2  | 1.2    | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.2  | 1.3  | 1.2  | 1.2    | 1.2     | 1.2   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_{13}$ | 0.8                      | 0.8                                     | 0.8  | 0.8  | 0.8    | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8  | 0.8    | 0.8     | 0.8   |  |        |  |  |        |  |  |
| $\Delta t_{14}$ | 3.2                      | 3.2                                     | 3.2  | 3.2  | 3.2    | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.2  | 3.0  | 3.2    | 3.2     | 3.2   |  |        |  |  |        |  |  |



Tableau 3.2 : Résultats de la modélisation paramétrique (2/3)

|               |                                      | Modélisation paramétrique               |                                      |  |  |
|---------------|--------------------------------------|---|--------------------------------------|--|--|
|               |                                      | Déconvolution aveugle d'ordre supérieur |                                      |  |  |
|               |                                      | Essai 4                                 |                                      | Essai 5  |  |
| Méthode       | YV2+MK                               | YV2+MK                                  | YV4+MK                               | YV2+MK   |  |
| Trace         | AR                                   | AR                                      | AR                                   | AR_ZP  |  |
| Ordre réel    | 2                                    | 2                                       | 2                                    | 4  |  |
| Ordre estimé  | 2                                    | 2                                       | 2                                    | 4  |  |
| Pôles réels   | 0.4500 + 0.7730i<br>0.4500 - 0.7730i | 0.4500 - 0.7730i<br>0.4500 + 0.7730i    | 0.4500 - 0.7730i<br>0.4500 + 0.7730i | 0.5427 + 0.9613i<br>0.5427 - 0.9613i<br>0.4580 + 0.7538i<br>0.4580 - 0.7538i |  |
| Pôles estimés | 0.4522 - 0.7702i<br>0.4522 + 0.7702i | 0.3199 - 0.6740i<br>0.3199 + 0.6740i    | 0.4178 - 0.7871i<br>0.4178 + 0.7871i | 0.5427 + 0.9613i<br>0.5427 - 0.9613i<br>0.4580 + 0.7538i<br>0.4580 - 0.7538i |  |
| Zéros réels   | 0<br>0                               | 0<br>0                                  | 0<br>0                               | X  |  |
| Zéros estimés | 0<br>0                               | 0<br>0                                  | 0<br>0                               | X  |  |

Tableau 3.2 : Résultats de la modélisation paramétrique (3/3)

| Modélisation paramétrique               |                                      |  |  |
|---|--------------------------------------|--|--|
| Déconvolution avec le d'ordre supérieur |                                      |  |  |
| Essai 6                                 |                                      |  |  |
|   | RTS2+MK                              |  | MPPPT  |
| Méthode                                 | ARMA                                 |  | ARMA   |
| Trace                                   | (2,2)                                |  |  |
| Ordre réel                              | (2,2)                                |  |  |
| Ordre estimé                            | 0.4500 - 0.7730i                     |  | 0.4500 - 0.7730i   |
| Pôles réels                             | 0.4500+0.7730i                       | 0.4500 + 0.7730i   | 0.4500 + 0.7730i   |
| Pôles estimés                           | 0.4124 - 0.8163i<br>0.4124 + 0.8163i | -0.6213 + 0.4307i<br>-0.3852 - 0.6598i<br>0.4349 + 0.7722i<br>0.4141 - 0.6559i | -0.6213 - 0.4307i<br>-0.0030 + 0.8119i<br>0.4349 - 0.7722i<br>0.5938 + 0.4232i |
| Zéros réels                             | 1.4000<br>-0.5000                    | 1.4018<br>0<br>0<br>0  | 1.4000<br>-0.5000<br>0<br>0<br>0   |
| Zéros estimés                           | 1.5658<br>-0.4807                    | 0<br>0<br>0<br>0   | 0<br>0<br>0<br>0<br>0  |

### 3.5 Déconvolution de signaux échographiques réels

#### 3.5.1 Introduction

L'étude théorique précédente a montré que nous disposons de tous les outils nécessaires à la déconvolution de signaux modélisables par un système linéaire et invariant dans le temps. Des essais sur des signaux synthétiques non bruités ont été menés sur une large gamme de filtres : causal, non causal et causal à phase non minimale. Pour chaque filtre, une solution utilisant les statistiques d'ordre deux ou d'ordre supérieur a été mise en œuvre avec succès. L'effet du bruit additif, évidemment présent sur la trace réelle, n'a pas été étudié dans ce travail. Toutefois, l'expérience des différents auteurs cités nous apprend que cette étude est d'un intérêt limité dans le cadre particulier de nos applications : si le bruit additif influe naturellement sur l'estimation et l'inversion du filtre, cette estimation demeure stable dans la mesure où nous pouvons effectuer un nombre important d'acquisitions et de sommes successives de la trace. Un niveau de rapport signal bruit de 10 dB semble communément admis comme un seuil au dessus duquel la déconvolution s'effectue correctement.

Il est important de s'interroger sur la signification des signaux obtenus après déconvolution en disposant de critères de comparaison indépendants des méthodes utilisées. Dans [24] et [23], les auteurs mettent en œuvre de tels critères afin d'évaluer les performances de la déconvolution de traces synthétiques. Pour les signaux expérimentaux, le manque d'information sur la réflectivité ou la signature de l'ondelette –sinon pas besoin de déconvolution ! – justifie l'absence d'existence de mesure objective comparant trace et réflectivité estimée. Bien sûr, l'utilisation d'échantillons de calibration dans une expérience où toutes les grandeurs influentes seraient contrôlées permettrait de comparer les résultats de la déconvolution avec les données connues de l'expérience d'étalonnage. Cette démarche, la seule permettant de valider les méthodes de déconvolution, devra être mise en œuvre dans une phase ultérieure afin de juger quantitativement des performances des algorithmes. Pour l'instant, il faut procéder à plusieurs tests et laisser le choix du meilleur traitement aux expérimentateurs chargés d'interpréter les signaux obtenus.

Les données traitées sont issues d'expériences d'échographie en réflexion. Pour la trace expérimentale étudiée, toutes les méthodes présentées ont été appliquées afin d'évaluer les performances des algorithmes en présence de réflecteurs proches.

### 3.5.2 Exemples d'application

#### 3.5.2.1 Données

L'échantillon sous test est une lame d'aluminium de 1 mm d'épaisseur. Le transducteur piézo, de fréquence de résonance 10 MHz, est excité par un générateur d'impulsion.

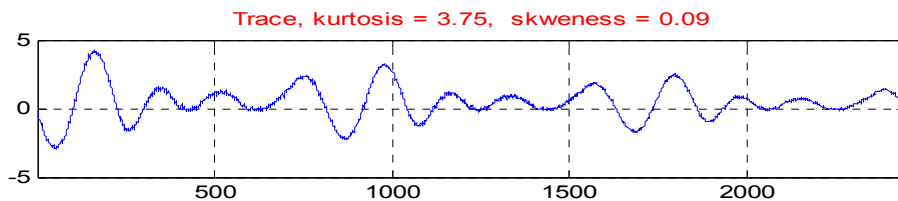


Figure 3.54 : Trace brute

La trace brute, comprenant initialement 10Kpoints, est formée par la somme de 512 acquisitions effectuées par un oscilloscope numérique. Cette trace est ensuite sous échantillonnée d'un facteur 5 pour donner la trace brute. C'est à partir de cette dernière que la déconvolution est effectuée.

#### 3.5.2.2 Méthodes utilisées

##### a. Déconvolution déterministe

La signature utilisée par la déconvolution déterministe, est donnée dans la figure 3.55. Elle est obtenue en sélectionnant le segment [1 814] sur la trace brute.

Les deux approches, fréquentielle et normale, sont appliquées. La déconvolution utilisant la version fréquentielle du filtre de Wiener est notée Déconvolution Fréquentielle Déterministe (DFD) et celle utilisant l'autocorrélation est désignée par Déconvolution Wiener Déterministe (DWD). La figure 3.56 montre les résultats de l'application de DFD et DWD à la trace brute.

Dans le tableau ci-dessous, la dernière colonne à droite notée KD/KT mentionne le rapport kurtosis des signaux après et avant déconvolution

|                   | L   | PB      | REFERENCE | $\alpha$ | KD / KT      |
|-------------------|-----|---------|-----------|----------|--------------|
| Déconvolution DFD | X   | X       | X         | -25 dB   | 617.15 /3.75 |
| Déconvolution DWD | 814 | 0.00005 | Dirac     | -15 dB   | 408.15 /3.75 |

Tableau 3.3 : Données pour la déconvolution déterministe

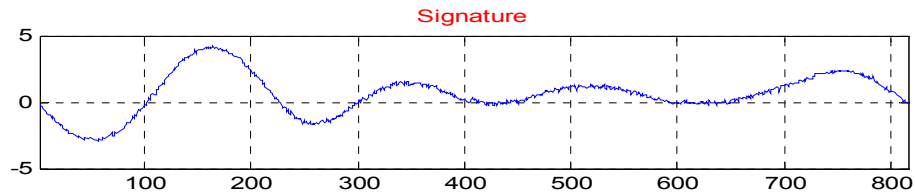


Figure 3.55 : Signature de l'ondelette

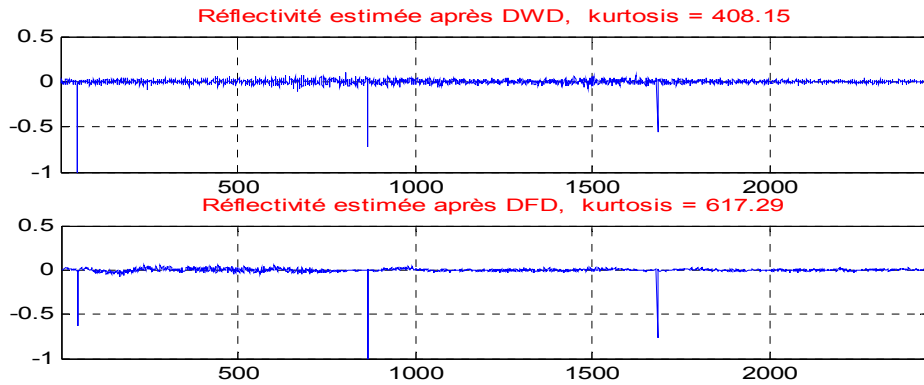


Figure 3.56 : Déconvolution déterministe

### b. Déconvolution par filtrage de Wiener

Les résultats du filtrage de Wiener appliqué à la trace sont donnés figure 3.57. Les deux signaux de déconvolution sont obtenus pour des filtres basés sur des fonctions de références différentes, Spiking (Dirac) et Ricker, notés respectivement DWS et DWR.

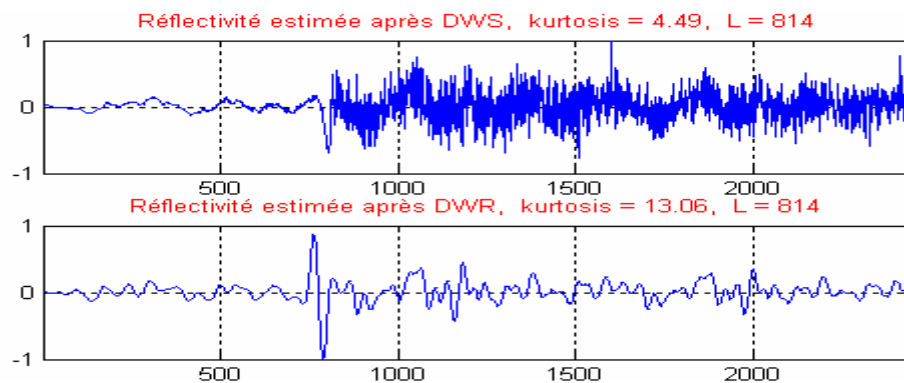


Figure 3.57 : Déconvolution aveugle par filtrage de Wiener

|                   | L   | PB   | REFERENCE      | $\alpha$ | KD / KT      |
|-------------------|-----|------|----------------|----------|--------------|
| Déconvolution DWS | 814 | 0.04 | Dirac          | -15 dB   | 4.49 / 3.75  |
| Déconvolution DWR | 814 | 0.04 | Ricker 0.055Hz | -15 dB   | 13.06 / 3.75 |

Tableau 3.4 : Données pour la déconvolution par filtrage de Wiener

### c. Déconvolution par égalisation spectrale

Les résultats de l'égalisation spectrale de la trace brute sont donnés figure 3.58. Un test a été effectué avec un filtre minimum de phase, noté DESMP pour Déconvolution par Egalisation Spectrale à Minimum de Phase, un autre avec un filtre égalisateur zéro phase, désigné par DESZP.

|                     | PHASE FILTRE  | FP             | $\alpha$ | KD / KT    |
|---------------------|---------------|----------------|----------|------------|
| Déconvolution DESMP | Minimum-phase | Hanning exp(1) | -6 dB    | 4.43 /3.75 |
| Déconvolution DESZP | zéro-phase    | Hanning exp(1) | -6 dB    | 4.69 /3.75 |

Tableau 3.5 : Données pour la déconvolution par égalisation spectrale

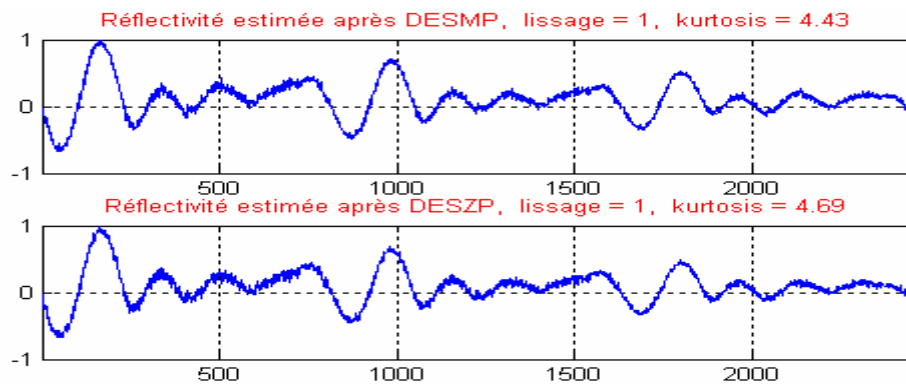


Figure 3.58 : Déconvolution par égalisation spectrale

### d. Déconvolution prédictive

La déconvolution prédictive (DP) de la trace a été appliquée pour deux distances de prédiction de valeur 5 et 10 : elles correspondent aux signaux donnés figure 3.59 respectivement notés DP5 et DP10.

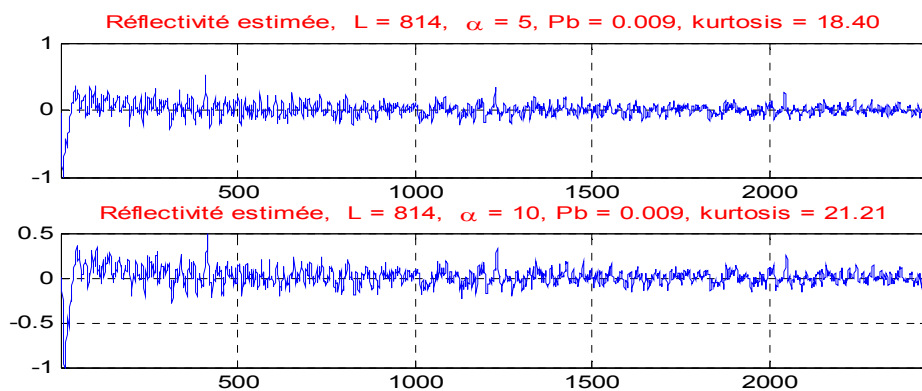


Figure 3.59 : Déconvolution prédictive



|                    | L   | DP | PB    | KD / KT     |
|--------------------|-----|----|-------|-------------|
| Déconvolution DP5  | 814 | 5  | 0.009 | 18.40 /3.75 |
| Déconvolution DP10 | 814 | 10 | 0.009 | 21.21 /3.75 |

Tableau 3.6 : Données pour la déconvolution prédictive

### e. Déconvolution paramétrique

Toutes les techniques d'ordre deux et d'ordre supérieur ont été testées afin d'estimer l'ordre du modèle puis les coefficients du modèle. Aucune des méthodes n'a donné un signal de déconvolution exploitable. Les algorithmes ne semblent pas être en cause dans la mesure où ils ont donné satisfaction sur des exemples synthétiques.

### f. Déconvolution MED

Les méthodes à minimum d'entropie (MED) ont été appliquées. La figure 3.60 montre les résultats de la MED à l'ordre 3, à l'ordre 4, avec transformation exponentielle et MED parcimonieuse notées respectivement MEDG3, MEDG4, MEDE et MEDP.

|           | Nombre d'itérations | PB    | KD / KT       |
|-----------|---------------------|-------|---------------|
| MEDG3     | 50                  | 10-5  | 627.65 /3.75  |
| MEDG4     | 50                  | 10-5  | 654.93 /3.75. |
| MEDE1.415 | 50                  | 10-5  | 647.61 /3.75  |
| MEDP      | 50                  | 0.005 | 4,06 /3.75    |

Tableau 3.7 : Données pour la déconvolution MED

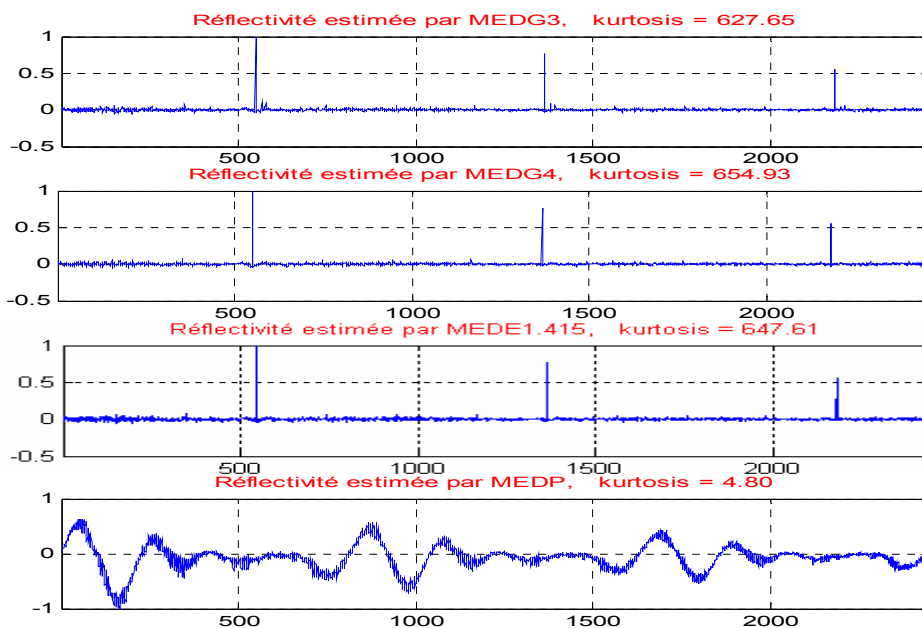


Figure 3.60 : Déconvolution MED

### 3.5.2.3 Evaluation des résultats

L'examen des signaux de déconvolution montre que Les méthodes donnant un maximum de résolution sont MEDG4, MEDE et MEDG3. On note que pour la méthode de MEDG4, le kurtosis du signal déconvolué est légèrement supérieur à celui donné par la méthode de MEDE.

Ces trois méthodes délivrent une ondelette déphasée. Ceci gêne la localisation précise du réflecteur, mais peut être corrigé en faisant effectuer une rotation de phase au signal de manière à obtenir une signature zéro phase. On note que les réflecteurs sont nettement visibles.

Viennent ensuite les méthodes déterministes DFD et DWD. Ces deux méthodes délivrent un signal de déconvolution qui n'est pas de type zéro phase et Les réflecteurs sont nettement visibles. La DWD présente plus d'oscillations que DFD, ce qui se ressent au niveau des kurtosis (plus faibles pour la première).

Bien que les méthodes prédictives DP5 et DP10, de performances similaires, ne présentent pas des oscillations, elles ne peuvent pas localiser les réflecteurs. Malgré que la méthode DWR localise le premier réflecteur déphasé, elle ne permet pas de localiser les autres réflecteurs.

MEDP, DWS, DESMP et sa version zéro phase DESZP présentent des oscillations tout au long du signal de déconvolution et ne peuvent pas montrer la présence d'aucun réflecteur.

### 3.5.3 Conclusion

L'application des méthodes de déconvolution aux signaux échographiques expérimentaux a permis de mesurer leur capacité à localiser des réflecteurs proches. Le premier résultat à tirer de ces tests est l'incapacité à déconvoluer nos traces par les méthodes paramétriques d'estimation. Une autre remarque à prendre en considération est le prétraitement des données avant d'appliquer la déconvolution. Car ces traitements sont nécessaires, d'une part pour séparer les ondes présentes qui n'ont pas les mêmes caractéristiques et d'autre part de séparer le bruit du signal utile.

Comme prévu, la déconvolution déterministe donne de bons résultats et permet de localiser correctement des réflecteurs proches. Les méthodes MED donnent les

meilleurs résultats du point de vue kurtosis, exceptée pour MEP déficiente sur les signaux à skewness proche de zéro. Cette dernière doit donc être écartée. Viennent ensuite la déconvolution prédictive, les méthodes DWS et DWR. Après cela, les méthodes DESMP, DESZP et MEDP ont donné des résultats semblables.

Il faut noter que les autres méthodes aveugles sont difficiles à départager sur cet exemple et la qualité de la déconvolution peut changer d'une trace à l'autre. Sur ce cas présenté, nous avons toujours localisé les réflecteurs par une réduction significative de l'encombrement temporel de l'ondelette. Une approche minimisant l'interprétation de réflecteurs erronés consiste à systématiquement traiter la trace par les différentes méthodes, cette redondance permettant d'écarter les résultats incohérents.

La déconvolution ne produisant pas uniquement des ondelettes de type zéro phase, nous avons vu que l'utilisation du module du signal analytique permet de s'affranchir de la contrainte phase nulle pour pointer précisément les instants d'arrivée.

## **CHAPITRE 4 DETECTION DES DEFAUTS DANS LES IMAGES ULTRASONORES**

### 4.1 Introduction

Le contrôle non destructif (CND) est employé en tant qu'élément du cycle de contrôle de qualité dans beaucoup d'applications de soudure. La méthode la plus généralement utilisée en soudure CND est le contrôle ultrasonore, qui est normalement entrepris avec beaucoup d'interaction et d'interprétation manuelles. Cependant, ceci reste un besoin identifiable pour l'interprétation automatique rapide dans beaucoup d'applications, telles que la soudure de navire de pression, où il est impératif que tous les défauts qui se produisent en raison du processus de fabrication soient localisés immédiatement pour ne pas encourir la perte sérieuse de temps et des dépenses. L'inspection des composants soudés à grande échelle, tels que des canalisations, tirerait bénéfice également d'un système automatique d'interprétation.

Le temps de vol de la diffraction (TOFD) est une méthode relativement nouvelle en inspection ultrasonique et est bien convenu à la semi automatisé en utilisant des méthodes telles que le balayage automatique, l'acquisition de données et le rehaussement de signal et d'image ultrasonores.

Des images ultrasoniques de type TOFD sont stockées sous une forme numérique avec une seule ligne de balayage caractérisant la structure de la soudure à n'importe quelle position. De cette façon, une image de la soudure peut être établie, montrant le composant et, d'une manière importante n'importe quelle information de défaut.

Cependant, une fois qu'un tel balayage est accompli alors l'opérateur fait face à la tâche de l'interprétation des signatures de réflexion dans le balayage imprimé par l'ordinateur. Au moyen de l'impulsion d'écho conventionnelle du contrôle ultrasonore, cette interprétation est souvent un processus très complexe et subjectif, rendu bien plus difficile si le composant sous test est d'une géométrie complexe. L'apparition des algorithmes sophistiqués a facilité le procédé manuel d'interprétation rapide pour

déterminer des caractéristiques de défaut dans les images TOFD. Cette interprétation est possible grâce à la méthode de segmentation.

## 4.2 Généralités sur le traitement d'image

### 4.2.1 Définition d'une image

Une image est une représentation plane d'une scène ou d'un objet situé en général dans un espace tridimensionnel. Son élaboration résulte de la volonté de proposer une entité observable par l'œil humain. Ceci explique d'une part son aspect plane et d'autre part le fait que l'information élémentaire associée à chaque point de l'image soit transcrite en niveau de gris ou en couleurs [25].

### 4.2.2 Définition d'une image B-Scan

Une image de type TOFD ou de type B-Scan est une image discrète définie comme une fonction  $f$  à deux variables dans un domaine discret  $E$  fini, de dimensions  $M \times N$  avec  $M$  étant le nombre de lignes de l'image et  $N$  étant le nombre de ses colonnes. La fonction  $f$  représente l'intensité du pixel et prend ses valeurs dans l'ensemble discret  $E$  de  $K$  éléments :

$$f : D \mapsto f(x,y) \in E \quad \text{avec} \quad E = \{0, \dots, K-1\} \quad (4.1)$$

#### a. Orientation des images ultrasonores

Les images de type B-Scan sont formées par l'enregistrement des signaux obtenus pour différentes positions de la sonde. Les pixels appartenant à l'axe vertical de l'image, sont séparés par le déplacement  $P_x$  du transducteur tandis que sur l'axe horizontal, ils sont séparés par la période d'échantillonnage  $T_e$ . Il peut être converti en profondeur en connaissant l'angle de réfraction ( $\alpha$ ) dans la pièce à tester ainsi que la vitesse des ondes utilisées (figure (4. 1)).

#### b. Fond et les bords d'objet

Un couple de pixels est inclus dans la frontière entre un objet et le fond de l'image si l'un des pixels appartient à l'objet et l'autre appartient au fond. Donc, on peut définir la frontière comme la totalité des pixels de l'objet qui appartient au couple de pixels liés au principal coins (issue). La taille de cette totalité correspond au nombre de couples de

pixels inclus dans la frontière et dépend du vecteur  $d$  que nous définissons dans le paragraphe suivant.

#### 4.2.3 Matrice de cooccurrence M.C.O et Normalisation [25]

La matrice de cooccurrence est une fonction à deux variables  $i$  et  $j$ , les intensités de deux pixels chacun dans  $E$ , et prend ses éléments dans l'ensemble d'entier naturel  $N$ . Les paramètres de cette matrice sont l'image  $f$  et le vecteur de déplacement  $d$  exprimé par  $[dx, dy]$  en coordonnées cartésiennes ou  $[r, \theta]$  en coordonnées polaires. Elle est définie comme le nombre de cooccurrences dans l'image  $f$  des paires de pixels séparés par le vecteur  $d$ . La dernière paire a les intensités  $i$  et  $j$  respectivement. La matrice de cooccurrence est ainsi définie par :

$$\begin{aligned} C: E \times E &\mapsto N \\ (i, j) &\mapsto c(i, j, f, d) \end{aligned} \quad (4.2)$$

Nous présentons deux exemples de matrice de cooccurrence :

- Le premier illustre les matrices de cooccurrence calculées pour quatre rotations et  $|d| = 1$ , d'une image de dimensions  $4 \times 4$  caractérisée par quatre niveaux de gris.
- Le second illustre une matrice de cooccurrence calculée sur une région de 15 pixels quantifiée sur 8 niveaux de gris et avec  $(r = 1, \theta = 90^\circ)$  (un pixel vers le bas).

$$\begin{array}{ccccc} \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 2 & 2 & 2 \\ 2 & 2 & 3 & 3 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 4 & 2 & 1 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 2 & 1 & 3 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 0 \\ 3 & 1 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 6 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 4 & 2 & 0 \\ 2 & 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 2 & 0 \end{bmatrix} & \begin{bmatrix} 4 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 4 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \\ \text{L'image source 1} & C(i, j, 1, 0^\circ) & C(i, j, 1, 45^\circ) & C(i, j, 1, 90^\circ) & C(i, j, 1, 135^\circ) \end{array}$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 & 3 & 4 \\ 2 & 3 & 1 & 2 & 4 \\ 3 & 3 & 2 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

L'image source 2

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$C(i, j, 1, 90^\circ)$

En général le nombre maximal de niveau de gris (K) est élevé, il nous est donc impossible de lire les valeurs des éléments de la matrice. Cependant la représentation des matrices de cooccurrence par une image de dimension  $K \times K$  nécessite une loi de transformation des valeurs des coefficients  $C_{ij}$ . Pour que cette loi soit commune à toutes les images, il n'y aura pas de recodage sur le coefficient maximum  $C_{\max}$  mais sur une valeur maximale théorique [25].

$$C'_{ij} = \text{niveau}[C_{ij}] = 255 \cdot \frac{\text{Log}_{10}(10^6 \cdot C_{ij} + 1)}{\text{Log}_{10}(10^6 \cdot C_{\max} + 1)} \quad (4.3)$$

### 4.3 Segmentation des images TOFD avec la MCO

#### 4.3.1 Introduction

On utilise les matrices de cooccurrence [26] pour la segmentation des images ultrasonores. Cet outil était sélectionné pour plusieurs considérations :

- Les images assument un aspect de texture due à la fréquence du transducteur utilisé,
- Les échos de défaut ont une orientation angulaire dans l'image,
- Les précédentes études avaient de bons résultats dans les définitions de seuil à partir de la matrice de cooccurrence [27].

#### 4.3.2 Le choix des paramètres à calculer

Le choix du vecteur  $d$  est très important dans l'exploitation de la matrice de cooccurrence. Pour l'opération de la segmentation,  $d$  sera calculé de manière que la matrice permet de séparer le bruit des échos de défauts. Cependant, on aura à chercher les transitions aux frontières, c'est-à-dire tous les couples  $(i, j)$  de pixels tel que  $i$  est une intensité liée au bruit et  $j$  une intensité liée au défaut. L'orientation optimale [27] du vecteur  $d$  est égal à  $\beta$  avec :

$$\tan \beta = \frac{2 P_x \sin \alpha}{T_e C_{us}} \quad (4.4)$$

Avec :  $C_{us}$  est la vitesse des ondes ultrasonores dans le matériau.

$P_x$  est le déplacement du transducteur.

$T_e$  est la période d'échantillonnage.

$\alpha$  est l'angle de réfraction.

$\theta_0$  est la pente de la sonde.

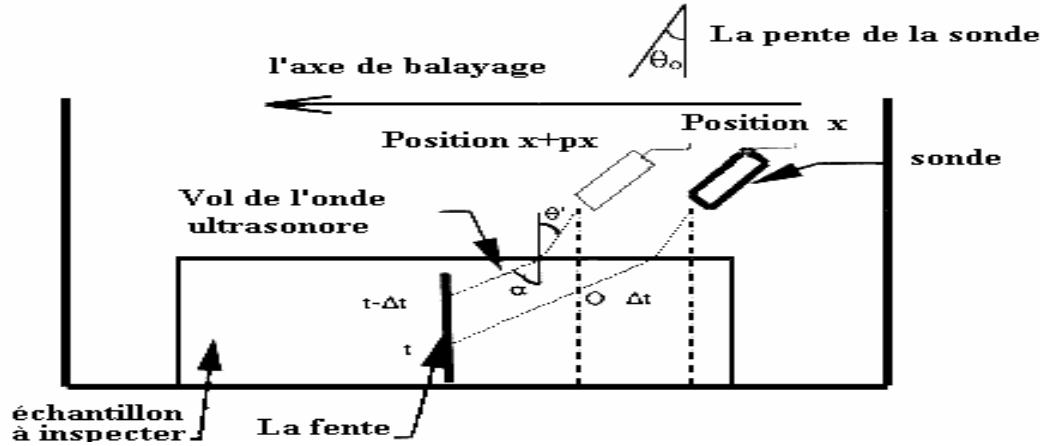


Figure 4. 1 : La procédure expérimentale

### 4.3.3 Division de la matrice

La matrice de cooccurrence est divisée en quatre blocs limités par un seuil  $t$ . Dans le bloc  $B_1$ , les coefficients inclus appartiennent au fond de l'image. Dans le bloc  $B_4$ , les coefficients correspondent aux objets de l'image, et finalement, les blocs  $B_2$  et  $B_3$  contiennent les coefficients liés aux transitions entre le fond et les objets (figure 4.2a).

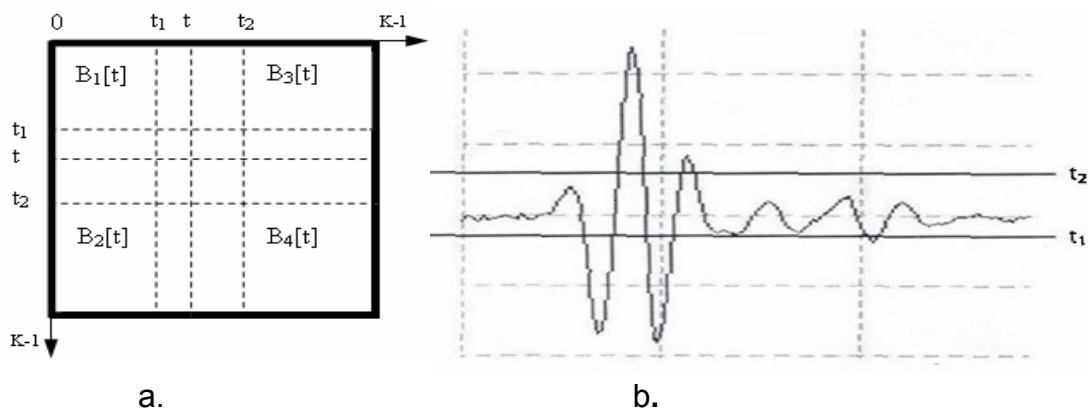


Figure 4.2 : Division de la matrice et représentation du signal HF

Les images ultrasonores traitées sont de type HF. Par conséquent, le bruit est situé dans la partie centrale de la matrice. L'analyse de la matrice basée sur les blocs



B1 et B4 ne peuvent pas être exploités. Les objets peuvent également être présents dans les blocs B2 et B3.

#### 4.3.4 Détermination du seuil

Afin de déterminer les seuils de la matrice, on présente une expression de la dispersion des coefficients qui est liée à l'aplatissement du nuage des points autour de l'axe central de l'inertie. La mesure DMB représente la distance moyenne au barycentre du bloc B3 et atteint son maximum quand les pixels sont distants du barycentre.

$$DMB[t] = \frac{\sum_{i=t}^{K-1} \sum_{j=0}^t [(i - \mu_i[t])^2 + (j - \mu_j[t])^2] C_{ij}}{B'[t]} \quad (4.5)$$

avec

$$B'[t] = \sum_{i=t}^{K-1} \sum_{j=0}^t C_{ij}, \quad \mu_i[t] = \sum_{i=t}^{K-1} \sum_{j=0}^t \frac{i C_{ij}}{B'[t]} \quad \text{et} \quad \mu_j[t] = \sum_{i=t}^{K-1} \sum_{j=0}^t \frac{j C_{ij}}{B'[t]}$$

avec  $\mu_i$  et  $\mu_j$  représentent les moyennes de position du coefficient  $C_{ij}$  dans les deux axes  $i$  et  $j$  de la matrice, ils dépendent de la valeur de  $t$ .

Les valeurs  $t_1$  et  $t_2$  représentent respectivement la valeur de  $t$  associée au maximum de la mesure DMB pour  $t$  compris entre 0 et 127 et  $t$  compris entre 128 et 255. L'image segmentée sera construite comme suit :

$$I_{\text{seg}}(i, j) = \begin{cases} 255 & \text{pour } 0 \leq I(i, j) \leq t_1 \quad \text{ou} \quad t_2 \leq I(i, j) \leq 255 \\ 0 & \text{pour } t_1 < I(i, j) < t_2 \end{cases} \quad (4.6)$$

#### 4.3.5 Résultats

L'organigramme de la figure 4. 3 résume la segmentation des images par MCO.

La figure 4.4 illustre le résultat de la segmentation d'une image de type B-Scan difficile à interpréter [28], représentant l'interférence ultrasonore des sommets d'un trou avec un fond plat. On remarque une détection des deux sommets après un seuillage automatique. On représente la mesure de DMB et la détection des positions des seuils.

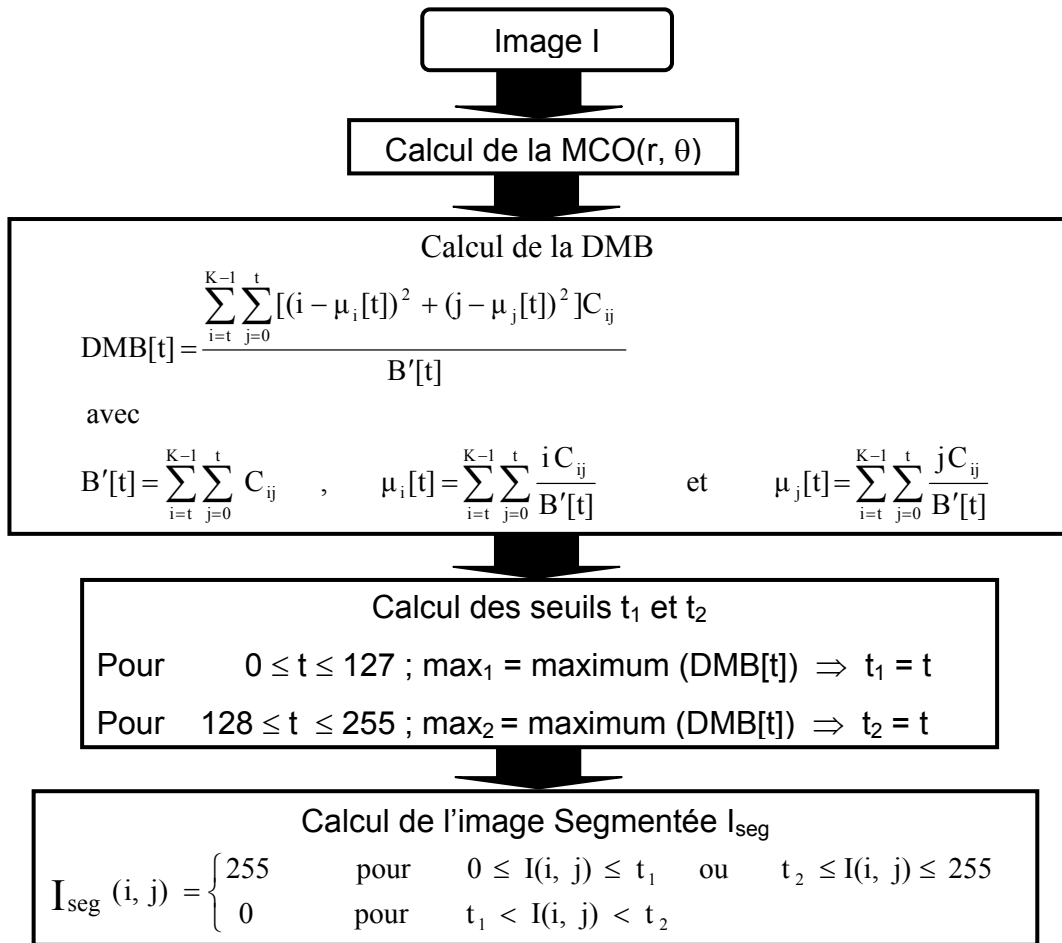


Figure 4.3 : Procédure de segmentation des images ultrasonores par MCO

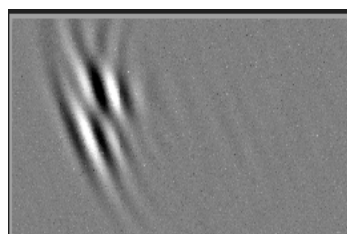


Image de type B-Scan.

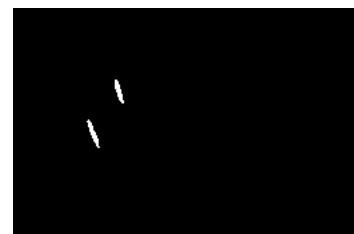
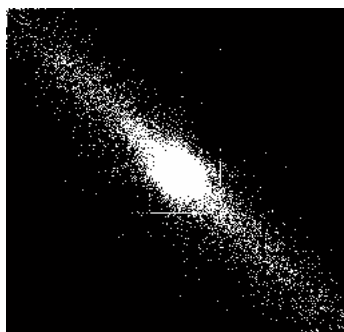
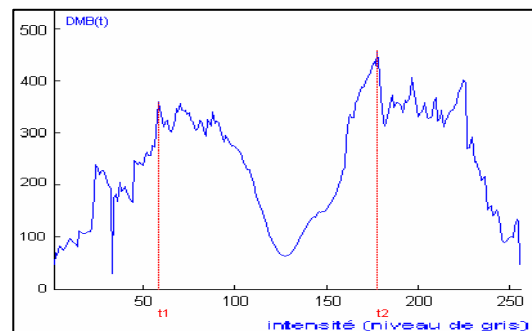


Image B-Scan segmentée.



Matrice de cooccurrence.



Mesure de DMB et détection de seuil.

Figure 4.4 : Résultats du traitement pour une rotation de 0°

## 4.4 Segmentation des images TOFD avec les RNA

### 4.4.1 Introduction

L'interprétation automatique des images de type TOFD est possible par segmentation des signatures intéressantes des signaux de fond en utilisant des descripteurs de texture et un réseau neurologique artificiel (RNA). Les attributs de n'importe quel défaut présent peuvent être décrits pour aider l'interprétation manuelle.

### 4.4.2 Contrôle par l'image de type TOFD

L'image TOFD (Time of flight diffraction) a émergé tout récemment comme une technique admise de CND pour la détection des défauts [29] bien qu'elle ait été employée intensivement durant les dernières années pour le classement par taille des défauts [30][31]. La méthode est fondée sur la diffraction des énergies ultrasonores des extrémités des structures internes (principalement défauts) dans un matériau. L'appareil typique pour l'examen de soudure par la technique TOFD est illustré dans la figure 4.5. Un arrangement de deux sondes (un émetteur, un récepteur) est employé. L'émetteur produisant un faisceau relativement large pour insonifier une grande partie de la soudure. Les deux sondes sont alignées géométriquement de chaque côté de la soudure et les balayages de type A sont pris aux positions séquentielles sur la longueur de la soudure. Le temps pris pour balayer une longueur de soudure est donc très court puisque aucun balayage de trame n'est nécessaire.

Les images TOFD sont présentées comme une série de signaux RF. Les formes d'onde de A-Scan sont digitalisées directement à partir de la sonde réceptrice pendant l'opération de balayage. Dans ce travail, nous utilisons une image D-Scan montrant les détails d'une soudure sur sa longueur, bien que les représentations de type B-Scan sont également employées pour évaluer une coupe de la soudure. Une image TOFD de type D-Scan d'une soudure bout à bout en acier est montrée dans la figure 4.6a. Le point le plus évident de l'image est l'écho de la face arrière allant de gauche à droite comme une bande large le long de l'image. Légèrement moins évidente est l'onde de surface parallèle à la ligne caractérisant la face arrière. La mesure de la position de ces bandes parallèles indique le temps séparant les deux faces et par conséquent la vitesse des ultrasons dans ce matériau si on connaît son épaisseur. La connaissance de ces données servira dans la localisation et le dimensionnement des défauts.

Un balayage A-Scan à partir de D-Scan illustré dans la figure 4.6a, est présenté dans la figure 4.6b. Un observateur humain peut identifier l'ondulation de RF du signal de la face arrière avec peu de difficulté (début à l'instant  $t_b$ ) mais l'onde latérale est plus difficile à discerner (à l'instant  $t_l$ ). Les zones au-dessus de l'onde latérale et au-dessous de l'écho de la face arrière peuvent être en grande partie ignorés puisqu'ils présentent peu d'information significative. La période réelle entre  $t = 0$  et  $t = t_l$  représente le retard de la sonde, tandis que les signaux répétés se produisent à  $t > t_b$ . Donc la partie utile de l'image est comprise entre  $t_l$  et  $t_b$ .

Une fois qu'une région de défaut est localisée dans la D-Scan, la prochaine étape dans l'interprétation est de localiser le défaut et de le dimensionner. Ceci est réalisé en localisant d'abord les échos de la face arrière et de la surface dont le temps de vol (TOF) peut être utilisé pour convertir le temps en profondeur pour n'importe quel point dans l'image. Ce calcul permet la localisation précise de la profondeur du défaut et donne également une indication de sa dimension. En raison de la complexité de la géométrie des courbes obtenues, Il est difficile de déterminer la longueur de défaut. Cependant, même dans les systèmes de pointe de balayage TOFD [32], la localisation et le dimensionnement d'un défaut est un processus manuel, un opérateur CND marquera sur le balayage (en employant une souris) où les échos se trouvent, et puis où le défaut se trouve. L'ordinateur exécutera alors automatiquement la correction de TOF et donnera une indication de la taille du défaut selon l'indication de l'opérateur.

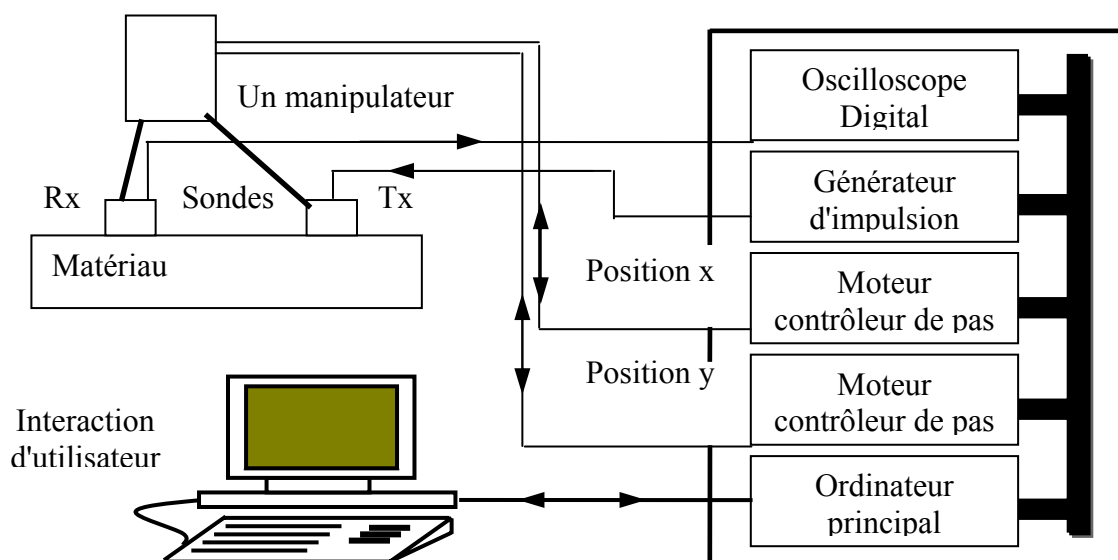


Figure 4.5 : Système d'acquisition de données pour l'inspection ultrasonique de TOFD

Nous décrivons une technique automatique pour la détection de défaut dans des images de type TOFD en utilisant un réseau de neurone.

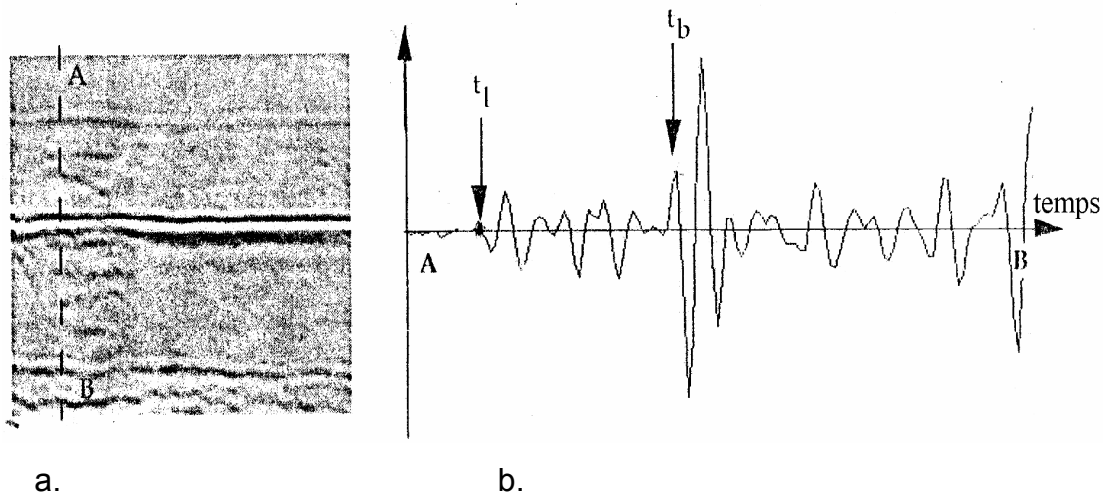


Figure 4.6 : Données du balayage TOFD ultrasonique

a : balayage D-Scan d'une soudure bout à bout

b : balayage A-Scan le long de la ligne AB dans a.

avec  $t_l$  est l'instant initiale de l'onde latérale et

$t_b$  est l'instant initiale de la face arrière

#### 4.4.3 Classification des images de type TOFD en utilisant un réseau de neurone

La détection des défauts dans une image de type TOFD est idéalement réalisée par la classification de chaque pixel de l'image parmi seulement les deux classes possibles de pixel (défaut ou non défaut). Cependant les propriétés locales de la zone des échos de défauts sont très semblables à celles des échos des deux faces (avant et arrière). Par conséquent la segmentation des images TOFD doit être approchée dans deux étapes comme le montre la figure 4.7.

- Premièrement l'image doit être segmentée pixel par pixel pour indiquer les zones d'intérêt qui peuvent être des échos de défaut ou des échos des deux faces avant et arrière.
- Deuxièmement, de tels zones segmentés doivent alors être classifiés en tant qu'étant d'une classe ou de l'autre.

Donc nous nous intéressons aux échos de la partie latérale et de la face arrière et à l'analyse des échos entre ces deux signaux. A partir d'une telle analyse tous les

échocs peuvent être exactement classés et repérés. Dans ce qui suit, nous décrivons la première étape de la segmentation utilisant un réseau de neurone artificiel (RNA) multicouche (MLP) de rétro propagation.

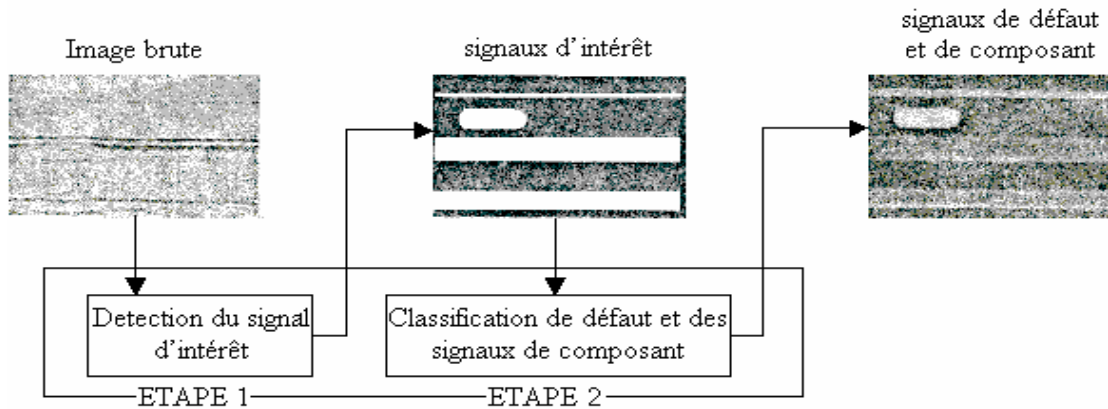


Figure 4.7 : Procédé de segmentation des images ultrasonores de type TOFD

#### 4.4.3.1 Descripteurs locaux de la zone pour la segmentation d'image TOFD

A partir d'un voisinage local, une approche permet d'extraire les paramètres locaux, qui donnent une description d'ordre supérieur du contenu local d'image. Ici nous sommes concernés par le choix des paramètres, qui segmenteront précisément des zones d'intérêt (objets) des pixels de fond dans des images ultrasonores de type TOFD.

Puisque les défauts présents dans ce type d'image tendent à produire des variations marquées de niveau de gris entre les pixels adjacents donc c'est une hypothèse raisonnable que le descripteur utile employé dans ce cas-ci serait la variance de la population locale, qui est équivalent au moment statistique du second ordre donné par:

$$\text{Var} = \frac{1}{N \times N} \sum_{n=1}^{N \times N} (i_n - \bar{i})^2 \quad (4.7)$$

Où  $(N \times N)$  est la taille du voisinage local et  $\bar{i}$  est la moyenne des niveaux de gris dans ce voisinage. La variance peut plus commodément être représentée par sa racine carrée ou l'écart type  $\sigma$ :

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N \times N} \sum_{n=1}^{N \times N} (i_n - \bar{i})^2} \quad (4.8)$$

Parmi les descripteurs dans la segmentation des images de type TOFD, il y a les moments statistiques d'ordre trois et d'ordre supérieur  $\rho_m$  donné par:

$$\rho_m = \frac{1}{N \times N} \sum_{n=1}^{N \times N} \left( \frac{i_n - \bar{i}}{\sigma} \right)^m \quad (4.9)$$

Où  $m$  est l'ordre des moments à calculer. Les moments d'ordre 3 donnent une mesure des obliquités d'histogramme de la population locale, tandis que les moments d'ordre 4 donnent une mesure des planités d'histogramme [33]. De telles mesures sont peut-être plus utiles pour la discrimination entre des textures plus régulières que celles que nous traitons ici, et ont été employées par exemple par Haralick [34] et par beaucoup d'autres dans des descriptions d'autocorrélation des relations dépendants spatiaux de pixel. Tous les descripteurs suivants sont calculés :

- a. écart type (déviation standard),  $\sigma$
- b. Valeur moyenne,  $\bar{i}$
- c. Valeur maximum,  $i_{\max}$ , dans la population locale,
- d. Valeur minimum,  $i_{\min}$ , dans la population locale,
- e. (Valeur maximum – Valeur minimum),  $i_{\max} - i_{\min}$

Intuitivement nous pouvons obtenir une segmentation optimale. Il est possible d'employer une combinaison des sorties des descripteurs utilisés ci-dessus, le problème posé est comment combiner au mieux le descripteur de sortie. Dans ce qui suit, un réseau de neurone artificiel de rétro propagation est employé pour réaliser ceci.

#### 4.4.3.2 Réseau de neurone pour la détection des défauts

La topologie du réseau de neurone MLP utilisé est donnée dans la figure 4.8. Cette dernière montre un réseau à trois couches incorporant une seule couche cachée de processeur élémentaire (PE), ou chaque processeur élémentaire a une connexion de poids avec tous les autres processeurs élémentaires de la couche suivante. Chaque PE performe une sommation de ces entrées et fait passer le résultat à travers une

fonction de transfert. Cette fonction est linéaire dans la couche d'entrée et une sigmoïde non linéaire pour toutes les autres couches.

Le vecteur d'attributs appliqué à l'entrée du réseau est composé de la moyenne des niveaux de gris  $\bar{i}$ , la variance  $\text{Var}$ , l'écart type (déviation standard)  $\sigma$ , le moment statistique d'ordre trois  $\rho_3$  et le moment statistique d'ordre quatre  $\rho_4$ . La décision recueillie à la sortie du réseau représente l'intensité du pixel de sortie  $f(x, y)$ .

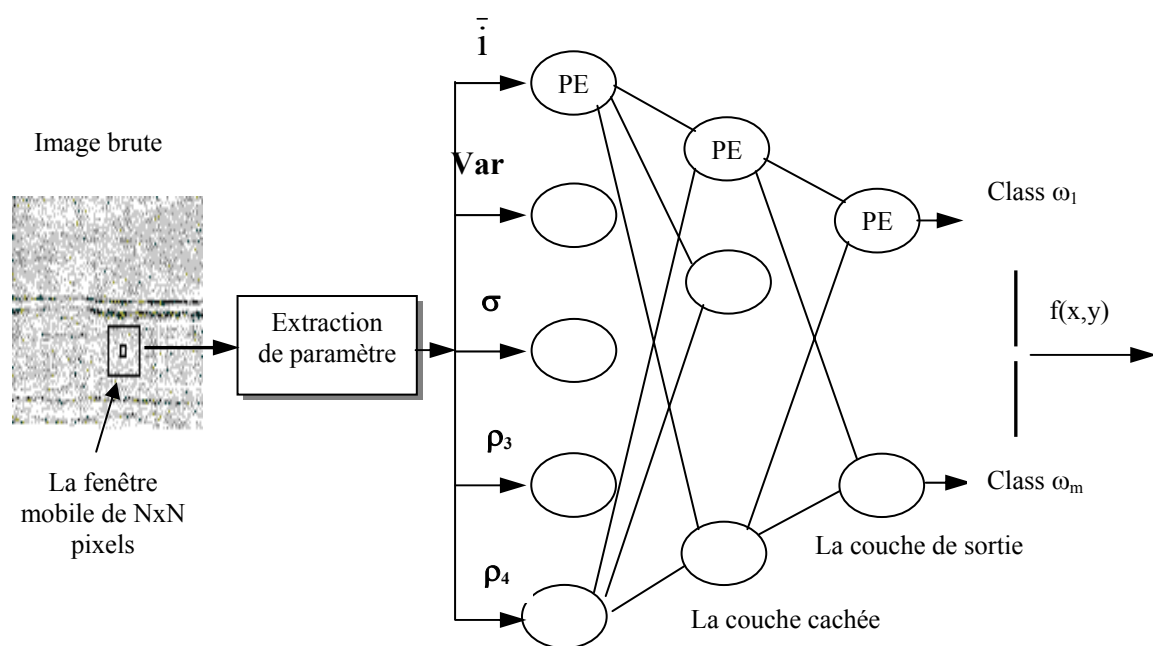


Figure 4.8 : Schéma de RNA utilisée dans la segmentation des images de type TOFD

#### 4.4.3.3 Apprentissage du réseau

L'apprentissage des réseaux de type MLP exige l'accès à l'ensemble pré classifié de données d'apprentissage, dont chaque élément a la forme {data; type (classe)}. Dans ces cas-ci c'est une tâche directe et simple de produire des données pré classifiées d'apprentissage pour n'importe quelle image.

#### 4.4.3.4 Optimisation du réseau

L'optimisation des modèles d'un RNA est un procédé mal défini et les règles pour le choix des paramètres de réseau peuvent être décrites d'une manière empirique. L'approche adoptée ici est de varier méthodiquement et indépendamment, les plus



importants paramètres du réseau pour évaluer l'exécution suivante de réseau sur les images d'apprentissage. Les paramètres variés sont :

- Nombre de couches cachées ( $N_{cc}$ )
- Nombre des éléments de processeur élémentaire cachés ( $N_{pc}$ )
- Nombre des itérations de formation ( $N_{ti}$ )
- Le terme momentané, ( $a$ )
- Taille du masque de population d'entrée ( $N \times N$ )

On a constaté suite aux nombreuses tentatives, qu'un certain nombre de différentes topologies de réseau et stratégies de d'apprentissage étaient capables de segmenter des images de type TOFD. Par conséquent on a adopté une solution minimale de réseau qui, dans la pratique, a eu une seule couche cachée composée de 10 processeurs élémentaires (PE) et la couche d'entrée est composée de 14 neurones. Cinq exemples des images qui ont été segmentés par ce réseau sont donnés dans les figures. 4.10a, 4.11a, 4.12a, 4.13a et 4.14a.

L'apprentissage du réseau de neurone artificiel a été fait avec des pixels label sur trois classes :

- écho défini (c.-à-d. défaut ou classe  $\omega_1$ ),
- écho probable (classe  $\omega_2$ )
- et fond défini (classe  $\omega_3$ ).

Ces classes sont respectivement marquées blanc, gris et noir dans les images segmentées.

#### 4.4.4 Interprétation automatique d'image segmentée

Comme il a été expliqué dans la section précédente, il est nécessaire de post traiter les images de type TOFD segmentées afin de distinguer l'écho de défaut de l'écho composant. En outre le temps de vol (TOF) de tous les défauts présents doit être convertie en mesures réelles de profondeur qui peuvent être employées pour évaluer la sévérité d'un défaut et la démarche exigée pour la rectifier.

#### 4.4.4.1 Analyse des régions binaires

Une fois qu'une image a été segmentée, il est nécessaire de donner une description objective de chaque région ou d'objet, de sorte qu'une classification de chaque objet puisse être faite, d'une manière importante si l'objet est un écho de défaut ou un écho composant.

Cependant, en premier lieu, chaque zone d'objet doit être définie et décrite en utilisant la technique de coloration de goutte [35]. Par la suite, chaque objet coloré séparé ou «goutte, blob» dans une telle image, peut alors être analysé pour donner un certain nombre de mesures géométriques simples. Les descripteurs suivants, de chacune des régions dans une image, ont été choisis pour caractériser chaque région :

- La surface de secteur de pixel,
- Les coordonnées du centre ( $C_{xr}$ ,  $C_{yr}$ ),
- La longueur horizontale simple ( $L_r$ ) et la taille (hauteur) verticale simple ( $H_r$ )
- Les coordonnées du maximum et minimum sur x et y,  $x_{maxr}$ ,  $x_{minr}$ ,  $y_{maxr}$ ,  $y_{minr}$ ,

#### 4.4.4.2 Localisation de l'onde latérale et de l'écho de la face arrière

Une fois les régions analysées, il est possible d'aborder le problème de localisation des échos des principaux composants dans l'image c.-à-d. le signal de la face arrière ainsi que et le signal de l'onde latérale. On doit donc ignorer les signaux en mode converti c.-à-d. tous les signaux qui précèdent la position  $t_b$ . Par conséquent nous nous intéressons à la zone comprise entre  $t = t_i$  et  $t = t_b$  (figure 4.6b).

On note qu'un défaut près de l'une des deux racines de la surface de la soudure peut avoir le détail portant sur la qualité de la soudure. Par conséquent, des techniques ont été conçues pour séparer des défauts potentiels à partir des échos de l'onde latérale et de la face arrière. Les deux problèmes exigent deux approches séparées : l'analyse du bord inférieur de l'onde latérale et l'analyse du bord supérieur du signal de la face arrière.

#### 4.4.4.3 Analyse de défaut et la correction de temps de vol

Une fois la face arrière et les ondes latérales ont été localisées et tous les défauts fusionnés ont été séparés de ces régions, alors une description complète de n'importe quels défauts présents peut être extraite.

La procédure de correction de temps de vol (TOF) [25] peut alors être appliquée à toutes les mesures de profondeur de défaut extraites à partir du balayage c.-à-d.,  $C_{ry}$ ,  $y_{maxr}$  et  $y_{minr}$ . Les mesures de profondeur d'extremum d'un défaut servent non seulement à localiser sa position dans la soudure mais de donner également une indication de sa taille et donc de sa sévérité en particulier la mesure traversante de profondeur de mur (donnée près ( $y_{maxr} - y_{minr}$ )) est concernée par la plupart des procédures de CND.

Afin de dériver la vitesse de l'onde ultrasonore traversant le matériau, les instants initiaux de la face arrière localisée  $t_b$  et de l'onde latérale  $t_l$  sont utilisés dans la correction des TOF en profondeur. En outre exigés sont l'épaisseur du matériau  $T$ , la séparation de sonde  $S$  et la fréquence d'échantillonnage  $f_s$  qui sont enregistrés pendant l'opération de balayage.

#### 4.4.4.4 Application du logiciel sur des défauts réels

Avant de présenter les résultats, on donne un organigramme (figure 4.9) qui résume les étapes à suivre dans la détection des défauts en utilisant les réseaux de neurones artificiels.

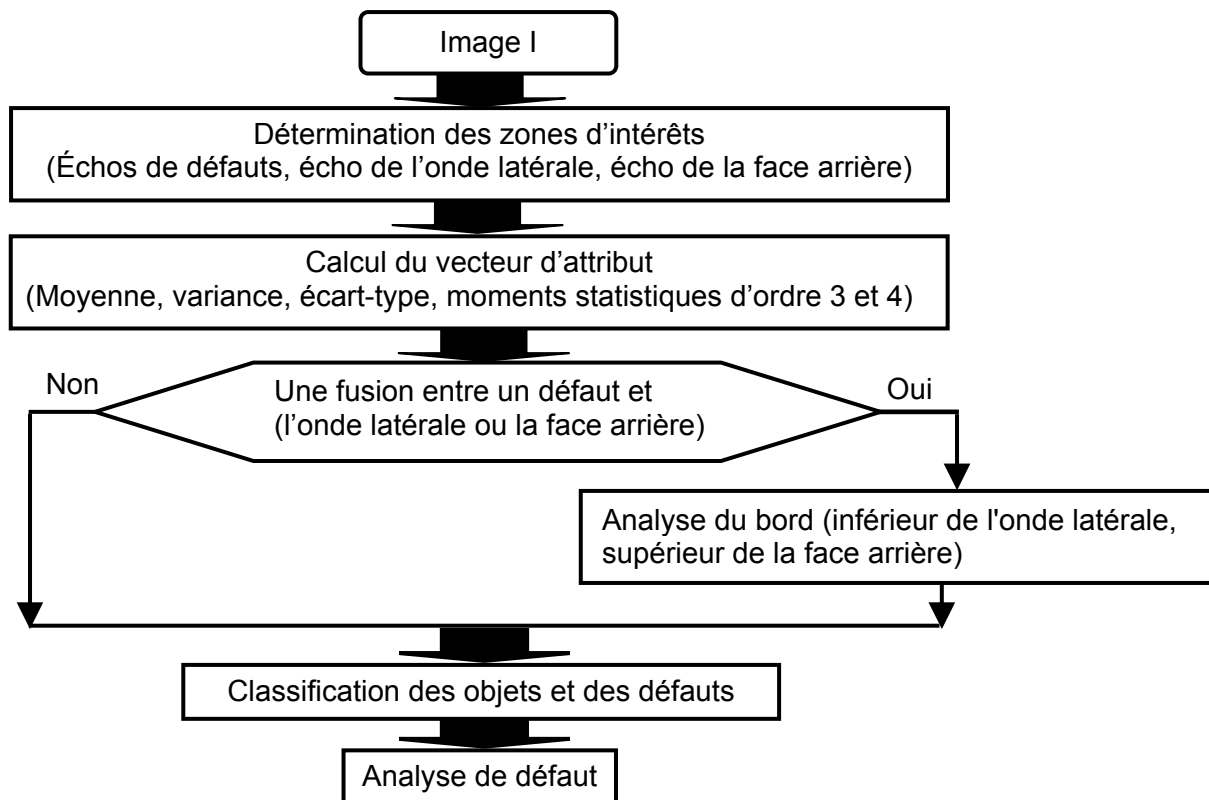


Figure 4.9 : Procédure de segmentation des images ultrasonores par RNA

En premier lieu, nous avons localisé et marqué (coloré) le défaut. Nous avons déterminé les formes de pixels : fond et défaut. Par la suite, nous avons calculé les données du vecteur d'attribut des deux formes pour chaque pixel centré d'une fenêtre de tailles 5x5 pixels. Cette fenêtre nous a donné les meilleurs résultats. Pour faciliter la tâche d'apprentissage, des classes de chacune des formes ont été choisies.

Il faut noter que l'apprentissage a été fait uniquement sur l'image de l'exemple 5 (Tableau 4.5), quand aux images des exemples 1, 2, 3 et 4 sont des images test.

| Taille de l'image | Temps d'apprentissage | Nombre d'itérations | Nombre de couple à l'apprentissage   |
|-------------------|-----------------------|---------------------|--|
| 189x432           | 85 mn                 | 100 000             | 259 pixels composés de 15 pixels fonds, 170 pixels défauts et 74 pixels objets |

Tableau 4.1 : Caractéristique de l'apprentissage de l'image.

- Interprétation des résultats :

Les figures suivantes 4.10, 4.11, 4.12, 4.13 et 4.14 illustrent chacune d'entre elles

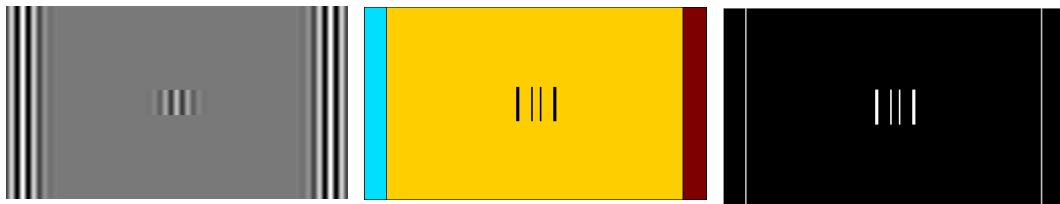
a : une image ultrasonore de l'exemple traité.

b : une image comportant les objets colorés

c : une image résultat de l'apprentissage montrant clairement les vrais défauts.

Dans les images traitées, chacun des deux signaux (la face arrière ainsi que et le signal de l'onde latérale) sont représenté en tant que région horizontale traversant la largeur entière de l'image. Une image de type TOFD est habituellement acquise de sorte que le signal de la face arrière se produise le long du balayage A-Scan. L'onde latérale est habituellement centrée très proche du top de l'image tandis que la masse des échos de la face arrière se situe vers le bas de l'image. Dans l'image segmentée de chaque exemple traité, les échos composant sont montrés marqués en tant que gris tandis que les signaux de défauts sont maintenus en tant que blanc.

Le premier exemple est une image simulée qui comporte un défaut (figure 4.10a) localisé et montré dans la figure 4.10d. On remarque clairement que l'onde latérale et la face arrière sont aussi localisées.

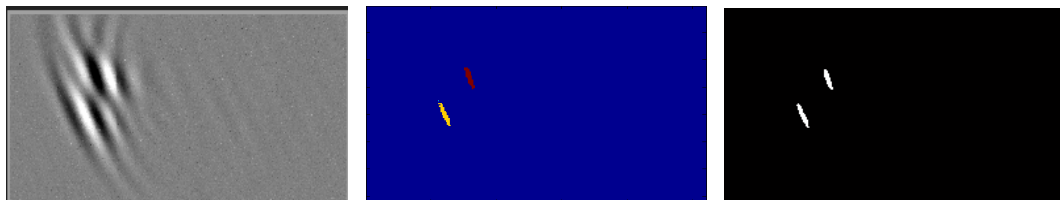


a.

b.

c.

Figure 4.10 : Résultat de la segmentation pour l'image 1

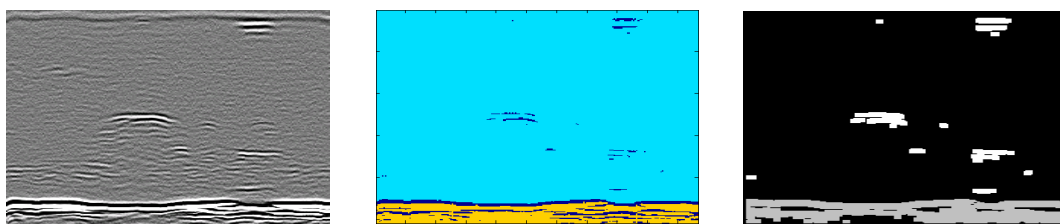


a.

b.

c.

Figure 4.11 : Résultat de la segmentation pour l'image 2

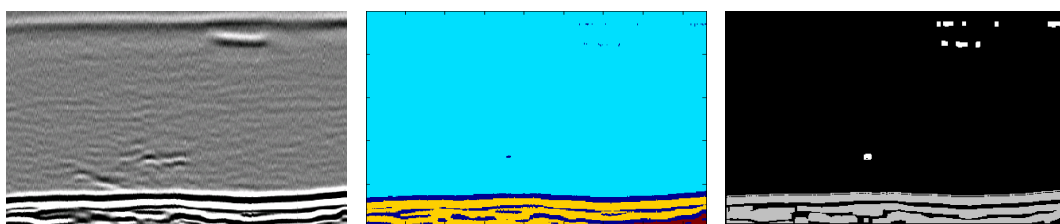


a.

b.

c.

Figure 4.12 : Résultat de la segmentation pour l'image 3

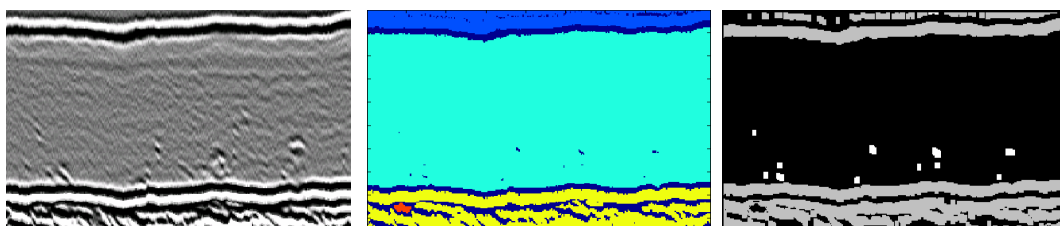


a.

b.

c.

Figure 4.13 : Résultat de la segmentation pour l'image 4



a.

b.

c.

Figure 4.14 : Résultat de la segmentation pour l'image 5

Le second exemple comporte un seul défaut plan (figure 4.11a). Les deux sommets de ce défaut ont été localisé et montré dans la figure 4.11c.

Le troisième exemple comporte les 3 défauts (la figure 4.12a) localisés et montrés dans la figure 4.12c. Le premier défaut au sommet de l'image est un défaut de type inclusion interne, le second défaut au milieu de l'image est une fissure, le troisième en bas de l'image est un défaut plan du type manque de fusion. La face arrière est détectée avec une très grande précision.

Le quatrième exemple comporte les 3 défauts (figure 4.13a) qui ont été localisé et montré dans la figure 4.13c.

Le cinquième exemple comporte les 4 défauts (figure 4.14a) localisés et montrés dans la figure 4.14c. Ces 4 défauts sont des fissures. Les échos des principaux composants (L'onde latérale et la face arrière sont nettement visibles après la détection.

#### 4.4.5 Conclusion

Des techniques pour la détection et la caractérisation automatique des défauts dans des images ultrasonores de type TOFD ont été décrites. La méthode de segmentation se sert d'un certain nombre de descripteurs bidimensionnels locaux d'image groupés dans un vecteur de paramètre. Une classification du pixel centre de la région locale est alors obtenue en utilisant un réseau de neurone artificiel (RNA) pour classifier le vecteur. La segmentation des images de type TOFD doit être post traité de sorte que les échos de composant et de défaut soient classifiés. L'analyse de forme binaire et une simple règle basée raisonnement sont employés pour localiser les signaux composants (l'onde latérale et la face arrière), et séparer également tous défauts qui ont pu avoir été fusionnés avec ces zones pendant la segmentation. Des régions de défaut peuvent alors être analysées en employant la correction du temps de vol pour fournir la véritable information de position et de taille. On considère que ces statistiques peuvent alors être employées pour produire automatiquement une évaluation de qualité d'une soudure balayée.

## CONCLUSION GENERALE

Le souci de tout chef d'entreprise est de pouvoir contrôler en temps réel son installation industrielle en services et éviter tout risque d'accident économiquement ruinant. Dans cet objectif, la détection, le dimensionnement et l'identification d'un défaut parmi les plus nocifs tels que la fissure, sont très importants.

Atteindre ce but est le souci actuel des plus importants laboratoires de recherche et de développement en matière de CND, présente différentes difficultés dont les plus essentielles sont la résolution, la sensibilité et l'identification. La combinaison des solutions trouvées pour ces trois paramètres permet de se doter d'un moyen robuste et efficace dans l'interprétation d'un signal ultrasonore dans le contrôle non destructif d'un matériau.

Pour répondre à cet objectif, nous avons élaboré et montré les outils nécessaires du traitement des signaux ultrasonores et de segmentation des images ultrasonores permettant de détecter, localiser et de dimensionner plusieurs imperfections représentées par des échos multiples noyés dans le bruit de structure du matériau.

Dans un premier temps, nous avons donné quelques notions sur le contrôle non destructif par ultrasons ainsi que les différentes techniques utilisées par ce contrôle.

➤ Dans la localisation des défauts en échographie ultrasonore :

Nous avons présenté les deux méthodes classiques de localisation qui sont l'analyse cepstrale et la transformée de Hilbert et nous avons montré que :

- L'analyse cepstrale peut localiser précisément les échos uniquement en absence du bruit et pour un facteur d'échelle  $\alpha > 0.2$ .
- La transformée de Hilbert permet de localiser précisément les échos pour un facteur d'échelle  $\alpha > 0.5$  dans les deux cas (en présence et en absence du bruit).

Nous avons aussi proposé trois algorithmes à haute résolution

- Algorithme de Music
- Algorithme de Root-Music
- Algorithme de vecteurs propres

En faisant une étude comparative de ces méthodes sur des signaux simulés et des signaux réels, nous avons conclu qu'ils sont exploitables en présence du bruit pour un facteur d'échelle  $\alpha > 0.1$ . Ils localisent tous type de réflecteurs (éloignés, proches, proches et chevauchés) avec une très grande précision. Il est à noter que les résultats obtenus par simulation ou expérimentaux sont satisfaisants.

➤ Dans la déconvolution des signaux échographiques :

Nous avons appliqué deux types de méthodes déterministes et aveugles.

- Les méthodes déterministes où nous avons montré que le filtrage de Wiener est efficient sur des signaux minimum de phase et que la déconvolution déterministe fréquentielle est la méthode à utiliser impérativement lorsque l'on dispose d'une mesure fiable de la réponse impulsionnelle de la chaîne acoustique.
- Les méthodes aveugles où nous avons montré que lorsque nous ne disposons pas d'une signature représentative du filtre, il est impossible de l'estimer et il faut avoir recours à certaines hypothèses pour pouvoir utiliser les statistiques de la trace échographique qui vont permettre d'identifier le filtre.

Nous avons montré que les techniques de déconvolution utilisant les statistiques d'ordre deux ont en commun d'être efficientes en présence de filtres minimum de phase. Dans le cas contraire, les résultats sont, au mieux, difficilement exploitables. Les quatre méthodes que nous avons présentées sont :

- ❖ L'égalisation spectrale permet d'effectuer la déconvolution aveugle de signaux minimum de phase et zéro-phase.
- ❖ La déconvolution par filtrage de Wiener ne nécessite aucune connaissance de l'ondelette dans la mesure où les hypothèses sont vérifiées. Les seules



paramètres à déterminer sont la longueur du filtre et le facteur de pré-blanchiment.

- ❖ La déconvolution prédictive permet en plus de contrôler la longueur de l'ondelette après déconvolution.
- ❖ L'intérêt de la déconvolution utilisant une modélisation paramétrique du filtre est d'une part d'identifier directement les paramètres du filtre et d'autre part de pouvoir estimer des processus ARMA ou MA difficilement modélisables par un AR.

Nous avons constaté qu'à l'ordre deux, il est impossible d'estimer les filtres non minimum de phase et le recours aux statistiques d'ordre supérieur est alors indispensable pour y parvenir. Nous présentons donc quelques méthodes de déconvolution aveugle utilisant les statistiques d'ordre supérieur étudiées telles que l'estimation paramétrique du filtre et la MED.

- ❖ Les principales méthodes de déconvolution basées sur l'estimation paramétrique du filtre ont été appliquées sur des signaux synthétiques.

Nous avons pu ainsi effectuer une déconvolution correcte, ceci était impossible à réaliser à l'ordre 2 des signaux non minimum de phase et zéro phase.

La première phase de la déconvolution est l'estimation de l'ordre du modèle du filtre : deux méthodes sont alors disponibles la DVS et la MK, en présence d'une partie AR.

La seconde phase de la déconvolution paramétrique consiste en l'estimation proprement dite des coefficients du filtre. Les méthodes proposées sont : YW2+MK, YW4+MK et MP+PT.

- ❖ Les méthodes de MED recherchent de manière itérative le filtre inverse sous la forme MA. Les différentes variantes sont difficiles à mettre en concurrence sur des exemples simples si ce n'est au niveau de la vitesse de convergence.

La MEDG3 se révèle incapable de traiter les réflectivités à densité de probabilité symétrique.

L'intérêt de ces méthodes réside dans le faible nombre de paramètres demandés et bien sûr dans la capacité à traiter des signaux non minimum de phase.

Les résultats obtenus par toutes les méthodes de déconvolution utilisées sont satisfaisants. Ces résultats nous ont permis de détecter les instants d'arrivée des échos de défauts avec une grande précision

- Dans le cas où les données ultrasonores sont représentées sous forme d'image, nous avons montré que la détection et la caractérisation automatique des défauts dans ces images est possible en appliquant deux techniques de segmentation :
  - la première technique basée sur la MCO et
  - la seconde basée sur les réseaux de neurones.

Les résultats obtenus sur des images ultrasonores du type B-Scan sont satisfaisants.

Les perspectives ouvertes par ce mémoire laissent présager un champ énorme de développement de nouveaux outils de détection, même si les problèmes abordés dans ce mémoire ont concerné exclusivement la détection multi cibles possédant des caractéristiques fréquentielle différentes.

## REFERENCES

1. « Le contrôle non destructif généralités », CETIM, 3<sup>ème</sup> édition Paris 1997.
2. M. KHELIL. « Analyse tridimensionnelle des signaux ultrasonores. Application aux contrôle non destructif des matériaux », Mémoire de Magister en Electronique, Université de bab Ezzouar, 2001.
3. F. TAFININE. « Caractérisation de matériaux par analyse des signaux ultrasonores », Mémoire de Magister en Electronique, université de Bab Ezzouar, 2002.
4. P. BOLLAND. « Traitement d'images ultrasonores : étude et application de la transformation de hough aux échos de diffraction. », Thèse de Doctorat, Université de Bourgogne, 17 décembre 1999.
5. S.L. MARPLE. « Digital Spectral Analysis ». Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1987, pp. 373-378.
6. A. TALON, E. GONNEAU et Y. DEVILLE. « Localisation de défauts en échographie ultrasonore : Etude comparative de méthodes de traitement du signal », Congrès Français d'Acoustique, pp. 1-6, Avril 2002, Lille France
7. R. LENGELLE. « Amélioration de la résolution sous l'interface en échographie ultrasonore par des techniques de traitement du signal », Thèse de Docteur Ingénieur, Université de Compiègne, (1983).
8. B. FRIEDLANDER. « The Root-Music Algorithm for direction finding with interpolated arrays ». Signal Processing, n°.30, 1993, pp. 30-36.
9. M. H. HAYES. « Statistical digital signal processing and modelling ». John Wiley & Sons, Inc, New York 1996.
10. L.R RABINER and B.COLD. « The theory and application of digital signal processing », Englewood Cliffs. NJ. Prentice- Hall 1975.
11. M. KUNT. « Traitement numérique des images », Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1993.
12. F. GLANGEAUD, MARI, J. L ET F. COPPENS. « Traitement du signal pour géologues et géophysiciens », Editions Technip, Paris, 1997.
13. A.J. BERKHOUT. « Least-squares inverse filtering and wavelet deconvolution », Geophysics, vol. 42, pp 1369-1383, 1977.

14. J. F. CLAERBOUT. « Parsimonious deconvolution », Stanford Exploration Project, Vol.13, pp. 1-9, 1977.
15. S. TREITEL et K.L. PEACOCK. « Predictive deconvolutions : Theory and practice », Geophysics, vol. 34 n°2, pp 155-169, 1969.
16. M. BOUMAHDI. « Déconvolution aveugle utilisant les statistiques d'ordre supérieur : application à des données sismiques », Thèse de doctorat de l'institut polytechnique, Grenoble, 1995.
17. S. MANSAR. «Déconvolution sismique: approches déterministe et statistique », Thèse de doctorat de l'institut polytechnique, Grenoble, 1997.
18. J.L. LACOUME , P.O. AMBLARD ET P. COMON. « Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal », Editions Masson, Paris, 1997
19. M. CHARBIT. « Eléments de théorie du signal : aspects aléatoires », Editions Ellipses, Paris, 1996.
20. A.T. WALDEN. « Non-gaussian reflectivity, entropy, and deconvolution », Geophysics, vol.50 n°12, pp. 2862-2888, 1985.
21. R.A.WIGGINS. « Minimum entropy deconvolution », Geophys. Exploration, vol. 16, pp. 21-35, 1978.
22. M. OOE et T.J. ULRICH. « Minimum entropy deconvolution with an exponential transformation », Geophysical Prospecting, vol. 27, pp. 458-473, 1979.
23. K. NANDI, D. MÄMPEL et B. ROSCHER. « Blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing applications », IEEE trans. on signal processing, vol.45 n°5, pp 1382-1390, 1997.
24. G. HAYWARD et J.E. LEWIS. « Comparison of some nonadaptive deconvolution techniques for resolution enhancement of ultrasonic data », Ultrasonics, vol. 27 n°5, pp. 155-164, 1989.
25. J. MOYSAN & AL. « Matrice de co-occurrence optimale pour la segmentation automatique d'images ultrasonore », traitement du signal, 1992, IEEE trans. Volume 9, N°4, pp. 25-30.
26. R.M. HARRALICK. « Statistical and structural approaches to texture, Proceedings of the IEEE., November 5 May 1979, Volume 67.
27. G. CORNELOUP, J. MOYSAN & E. MAGNIN. « B-Scan image segmentation by thresholding using co-occurrence Matrix Analysis., Pattern Recognition », 1996, Volume 29. N°2, pp281-296

28. D. CHAUVEAU. « Introduction à l'imagerie ultrasonore. Les différents types de visualisation utilisés, Soudage et techniques connexes », Mai / Juin 93, Volume .47-n 5/6-Paris.
29. J.VERKOOIJEN. « TOFD used to replace radiography ». INSIGHT, vol. 37(6), pp.433-435, June 1995.
30. SILK, M. G. « The use of diffraction based time-of flight measurements to locate and size defects ». Brit. J; NDT, vol. 26, 1984, pp 208-213.
31. SILK, M.G. « Changes in ultrasonic defect location and sizing », NDT International, vol. 20(1), 1987, pp9-14.
32. SILK, M.G. « Benefits of signal processing in ultrasonic inspection », INSIGHT, vol. 36(10), 1994, pp 776-781
33. SILK, M.G. « The rapid analysis of TOFD data incorporating the provisions of standards », in Proc. Of 6<sup>th</sup> European Conf on NDT, 1994, pp 25-29
34. GONZALEZ, R.C and WOODS, R.E. Digital Image processing, Addison Wesley, 1992
35. HARALICK, R. M, SHAUNMUGAM, R., and DIENSTEIN, I.. « Textural features for image classification », IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 3(6), 1973, pp. 19-25
36. BALLARD, D. H., and BROWN C. M. Computer Vision, Prentice-Hall, 1982.
37. R. DRAI. « Techniques de traitements des signaux ultrasonores appliqués au CND par ultrasons », Thèse de Doctorat en Electronique, Université de Bab Ezzouar, USTHB 2005.