

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

Ecole Nationale Polytechnique



المدرسة الوطنية المتعددة التخصصات
Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Electronique

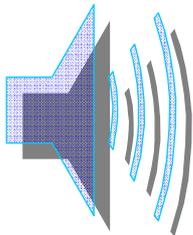
Laboratoire Signal & Communications

Thèse de Doctorat

Présentée par :

Mr MEKARZIA Mohamed

Thème



Identification des Réponses Impulsionnelles Acoustiques

Soutenue le : 23 Février 2010

Devant le Jury :

A. ZERGUERRAS

Professeur

ENP

Président

M. GUERTI

Professeur

ENP

Rapporteur

L. HAMAMI

Professeur

ENP

Examinateurs

A. GUESSOUM

Professeur

USD_ Blida

S. BOUKRAA

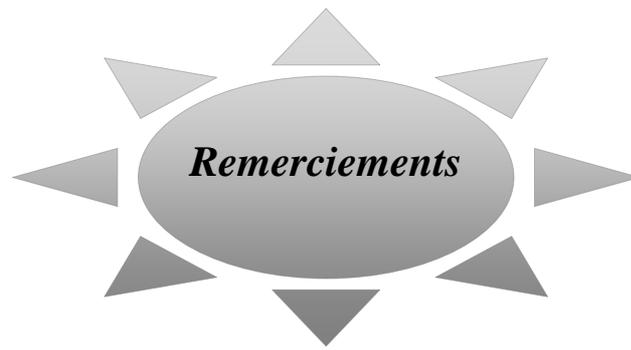
Professeur

USD_ Blida

T. REZOUG

Maître de Conférences

USD_ Blida



*Je remercie tout d'abord Madame **Mhania GUERTI**, Professeur à l' ENP (Ecole Nationale Polytechnique d'Alger) pour sa grande disponibilité et l'aide constante qu'elle m'a apportées durant mes travaux, pour sa compétence et son ouverture d'esprit.*

*Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur **Ahmed ZERGUERRAS**, Professeur à l' ENP, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de ma thèse.*

*Je remercie Madame **Latifa HAMAMI**, Professeur à l'ENP qui m'a fait l'honneur d'être membre de mon jury de thèse.*

*Mes plus sincères remerciements sont adressés à Monsieur **Abderrazek GUESSOUM** Professeur à l'Université Saâd Dahleb de Blida (USD) d'avoir accepté de faire partie de mon jury et de m'avoir encouragé durant mon travail.*

*Je remercie vivement Monsieur **Salah BOUKRAA**, Professeur à l'université l'USD Blida d'avoir accepté de faire partie de mon jury de thèse.*

*Je remercie également Monsieur **Tahar REZOUG**, Maître de conférences à l'USD Blida pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse en tant qu'examineur.*

الملخص

نقوم في هذه المذكرة بعرض طريقة لقياس الأجوبة النبضية السمعية باعتبارها أنجع من طرق القياس التقليدية. مكنتنا هذه الأداة من تمييز مباشر للنوعية السمعية الخاصة بقاعة ذات الأبعاد: 20م طولاً، 8م عرضاً و 3.5م ارتفاعاً. قارنا واختبرنا طريقتين مختلفتين، هما طريقتا البحث عن تطابق الأجوبة النبضية السمعية ابتداءً من الإشارات السمعية المقاسة، هاتان الطريقتان هما: العلاقات المتبادلة و خوارزمي الكمون الاحتمالي موحد المقاييس. تحصلنا من جهة على أجوبة نبضية سمعية بحركية 48 د سبال من أجل الحالة الساكنة، من جهة أخرى نعرض نتائج عملية تحصلنا عليها من أجل الإشارات غير الساكنة وذلك باستعمال الخوارزميات المكيفة. أعطت طريقة تقليد خوارزمي الكمون الاحتمالي موحد المقاييس المطبق على المرشح الذي يمثل قناة سمعية ذات ارتباط غير ساكن، أعطت نتائج ذات جودة عالية في السرعة و كفاءة الملاحظة.

كلمات مفتاحية:

قناة سمعية، التطابق، الجواب النبضي السمعي، خوارزميات البحث عن التطابق، خوارزمي الكمون الاحتمالي موحد المقاييس، العلاقات المتبادلة، ملاحظة.

Résumé

Dans cette thèse nous présentons une méthode de mesure des réponses impulsionnelles acoustiques plus performante que celles des méthodes traditionnelles. Cette méthode nous a permis de caractériser directement la qualité acoustique d'une salle de dimensions 20 m de longueur, 8 m de largeur et 3,5 m de hauteur.

Nous avons comparé et testé deux méthodes différentes d'identification de ces réponses impulsionnelles à partir des signaux mesurés, méthode d'intercorrélation et NLMS-DC (Algorithme de Gradient Stochastique Normalisé à pas Décroissant).

D'une part, les réponses impulsionnelles obtenues ont une dynamique de 48 dB pour le cas stationnaire et d'autre part, nous présentons les résultats pratiques obtenus pour des signaux non stationnaires à partir de ces algorithmes adaptatifs.

Les résultats de simulations de l'algorithme NLMS appliqué à un filtre transverse représentant un canal acoustique de couplage non stationnaire ont montré que nous avons de meilleures performances en vitesse de convergence et capacité de poursuite.

Mots clés :

Canal acoustique, Identification, Réponses Impulsionnelles, Algorithme Adaptatif, Algorithme de Gradient Stochastique, Intercorrélation, Poursuite.

Abstract

This work deals with a new method that measures the acoustic impulse response which is better than traditional ones. This method allowed the sound characterisation of a room 20 m long, 8 m wide and 3.5 m high.

Two different identification methods were compared and tested these are the crosscorrelation and NLMS-DC methods (Normalised Least Mean Square Decreasing steps).

On one hand the dynamic range of the impulse response is around 48 dB for the stationary case and on the other hand the experimental results are presented for the non stationary case taken from the adaptive algorithms.

The simulation results concerning the NLMS algorithm applied to the transverse filter which models the acoustic channel with a non stationary coupling showed good performances as for as the convergence speed and pursuit capacity are concerned.

Key words:

Acoustic Channel, Identification, Impulse Response, Adaptive Algorithm Stochastic Gradient, Crosscorrelation, Pursuit.



- APA : Affine Projection Algorithm
- AR : Auto Régressif
- ARMA : Auto Régressif à Moyenne Ajustée
- B & K : Brüel & Kjaer
- BF : Basse Fréquence
- CAD : Convertisseur Analogique Digital
- dB : déciBels
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne
- ECG : Electro Cardio Grammes
- F_e : Fréquence d'échantillonnage
- F_{\max} : Fréquence maximale
- FFT : Fast Fourier Transform
- GS : Gradient Stochastique
- HF : Haute Fréquence
- HI : Habitat Intelligent
- HP: Haut Parleur
- LMS : Least Mean Square
- MA : Mobile Average
- MIC : Microphone
- MCR : Moindres Carrés Rapides
- MLS : Maximum Length Sequences
- N_{ECH} : Nombre d'échantillons
- NLMS : Normalised Least Mean Square
- NLMS-DC : Normalised Least Mean Square Decreasing steps
- Opt : Optimum
- Pa : Pascal
- Ps : Pression sonore

RI : Réponse Impulsionnelle
RIA : Réponse Impulsionnelle Acoustique
RIF : Réponse Impulsionnelle Finie
RII : Réponse Impulsionnelle Infinie
RSB : Rapport Signal sur Bruit
SBPA : Séquence Binaire Pseudo Aléatoire
Séq : Séquence



Figure 1.1 : Schéma d'un filtre récursif	12
Figure 1.2 : Schéma d'un filtre autorégressif	13
Figure 1.3 : Schéma d'un filtre transverse	14
Figure 1.4 : Schéma synoptique d'un filtre	20
Figure 1.5 : Schéma synoptique d'une opération de filtrage.....	20
Figure 1.6 : Schéma synoptique d'un filtre de fonction de transfert $H(z)$	21
Figure 1.7 : Schéma d'égalisation d'un système	21
Figure 1.8 : Schéma d'Identification d'un système	22
Figure 1.9 : Schéma de Prédiction d'un système	22
Figure 1.10 : Schéma de filtre de Wiener classique.....	23
Figure 2.1 : Modèle de terminal audio avec écho acoustique	29
Figure 2.2 : Schéma de principe d'un système adaptatif	29
Figure 2.3 : Organigramme de l'algorithme LMS à pas décroissant.....	36
Figure 2.4 : Organigramme de la méthode d'intercorrélation	40
Figure 3.1: Schéma synoptique de la mesure des réponses impulsionnelles acoustiques..	43
Figure 3.2 : Schéma d'une réponse impulsionnelle d'une salle	45
Figure 3.3 : Organigramme de séparation des signaux enregistrés.....	50
Figure 3.4 : Configuration de la salle durant les mesures.....	57
Figure 3.5 :	
a) Test de la capacité de poursuite à variations lentes	
b) Test de la capacité de poursuite à variations moyennes	
c) Test de la capacité de poursuite à variations rapides.....	60
Figure 3.6 :	
a) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations lentes	
b) Test de la capacité de poursuite à partir d'un état permanent à variations moyennes	

c) Test des non stationnarités proches dans le temps à variations rapides.....	62
Figure 3.7 :	
a) Test des non stationnarités proches dans le temps à variations lentes	
b) Test des non stationnarités avec un état final stationnaire à variations moyennes	
c) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations rapides	63
Figure 3.8 :	
a) Test de non stationnarités lointaines dans le temps à variations lentes	
b) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations moyennes	
c) Test de non stationnarités proches dans le temps à variations rapides.....	64
Figure 3.9 :	
a) Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations lentes	
b) Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations moyennes	
c) Test des non stationnarités avec un état final stationnaire à variations rapides	65
Figure 3.10 :	
a) Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations lentes	
b) Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations moyennes	
c) Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations rapides.....	66
Figure 3.11 :	
a) Test des non stationnarités avec un état final stationnaire à variations lentes	
b) Test des non stationnarités proches dans le temps à variations moyennes	
c) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations rapides	67
Figure 4.1 : Courbe de convergence en présence d'une variation de système	73
Figure 4.2 : Vitesse de convergence de l'algorithme NLMS à variations moyennes	74
Figure 4.3 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations	
moyennes	74
Figure 4.4 : Comparaison de la vitesse de convergence en régime asymptotique	74
Figure 4.5 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique pour un signal d'entrée	
bruit blanc	75
Figure 4.6 : Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations lentes.....	76
Figure 4.7 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations lentes	76
Figure 4.8 : Comparaison de la vitesse de convergence pour les deux régimes	76
Figure 4.9 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique.....	77

Figure 4.10: Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations rapides.....	78
Figure 4.11: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations rapides...	78
Figure 4.12: Comparaison de la vitesse de convergence avec la variation de la taille de la RI.....	78
Figure 4.13: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique avec variations de la taille de la réponse impulsionnelle	79
Figure 4.14: Courbe de convergence en présence d'une variation de système.....	80
Figure 4.15: Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations moyennes.....	81
Figure 4.16: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations moyennes.....	82
Figure 4.17: Comparaison de la vitesse de convergence pour un signal d'entrée bruit blanc	82
Figure 4.18: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique pour un signal d'entrée bruit blanc	82
Figure 4.19: Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations lentes pour un signal d'entrée rose	84
Figure 4.20: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations lentes.....	84
Figure 4.21: Comparaison de la vitesse de convergence avec variations du pas d'adaptation	84
Figure 4.22: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique.....	85
Figure 4.23: Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations rapides.....	86
Figure 4.24: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations rapides.....	86
Figure 4.25: Comparaison de la vitesse de convergence avec variations du pas d'adaptation	86
Figure 4.26: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique avec variations du pas d'adaptation	87



Tableau 3.1: Structure d'enregistrement possible pour l'analyseur de fréquence.....	48
Tableau 3.2 : Signification des différents bits.....	49
Tableau 3.3 : Influence du type de haut parleur sur la mesure.....	51
Tableau 3.4 : Influence de la distance sur la mesure.....	52
Tableau 3.5 : Influence de la longueur de la séquence sur la mesure.....	53
Tableau 3.6 : Influence de la fréquence d'échantillonnage sur la mesure.....	53
Tableau 3.7 : Relation entre la fréquence maximale F_{\max} et la fréquence d'échantillonnage F_e	54
Tableau 3.8 : Influence du type de microphone sur la mesure.....	55
Tableau 4.1 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique :	
(a) - pendant la phase stationnaire	
(b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....	72
Tableau 4.2 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations moyennes :	
(a) - pendant la phase stationnaire,	
(b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....	73
Tableau 4.3 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations lentes :	
(a) - pendant la phase stationnaire	
(b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....	75
Tableau 4.4 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations rapides :	
(a) - pendant la phase stationnaire	
(b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....	77
Tableau 4.5 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique :	

- (a) - pendant la phase stationnaire
- (b) – pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....79

Tableau 4.6 : Performances de l’algorithme NLMS pour la poursuite d’un canal

acoustique à variations moyennes:

- (a) - pendant la phase stationnaire
- (b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....81

Tableau 4.7 : Performances de l’algorithme NLMS pour la poursuite d’un canal

acoustique à variations lentes:

- (a) - pendant la phase stationnaire
- (b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....83

Tableau 4.8 : Performances de l’algorithme NLMS pour la poursuite d’un canal

acoustique à variations rapides:

- (a) - pendant la phase stationnaire
- (b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale.....85



<i>Résumé</i>	A
<i>Liste des abréviations</i>	C
<i>Liste des figures</i>	D
<i>Listes des tableaux</i>	G
<i>Introduction générale</i>	1

CHAPITRE 1 :
*Etat de l'art sur le traitement du signal
en acoustique des salles*

1.1. Signal acoustique.....	4
1.1.1. Décomposition spectrale.....	6
1.1.2. Signal basse fréquence ou audiofréquence.....	10
1.2. Filtrage numérique.....	11
1.2.1. Différents types de filtres numériques.....	11
1.2.2. Filtre autorégressif.....	12
1.2.3. Filtre transverse ou Moyenne Ajustée (MA)	13
1.2.4. Filtres récursifs.....	14
1.2.5. Filtres non récursifs ou transverses.....	15
1.2.6. Filtre non récursif à déphasage linéaire.....	16
1.3. Nécessité de l'adaptatif.....	17
1.4. Généralités sur le filtrage adaptatif.....	18
1.5. Applications du filtrage adaptatif.....	19
1.5.1. Suppression d'une interférence.....	19
1.5.2. Modélisation inverse, déconvolution et égalisation.....	20
1.5.3. Identification d'un système.....	21
1.5.4. Prédiction d'un système.....	22
1.6. Choix de l'algorithme.....	22

1.7. Filtrage de Wiener classique.....	23
1.7.1. Hypothèse du filtre de Wiener.....	24
1.7.2. Détermination des coefficients du filtre.....	24
1.7.3. Equation de Wiener-Hopf.....	24
1.8. Conclusion.....	25

CHAPITRE 2 :

Description des algorithmes utilisés pour l'identification des Réponses Impulsionnelles Acoustiques

2.1. Techniques de traitement du signal appliquées à la prise de son.....	26
2.1.1. Suppression d'écho.....	27
2.1.2. Annulation d'écho.....	27
2.1.3. Modèles pour l'annulation d'écho acoustique.....	28
2.2. Principe de l'identification et du filtrage adaptatif	29
2.3. Algorithme du gradient stochastique LMS.....	30
2.3.1. Condition de convergence de l'algorithme LMS.....	32
2.4. Algorithme du Gradient Stochastique Normalisé NLMS.....	34
2.5. Identification par Algorithme du Gradient Stochastique à Pas Décroissant.....	35
2.6. Applications des algorithmes de gradients.....	37
2.7. Identification de la RI par la méthode d'intercorrélation.....	38
2.8. Conclusion.....	41

CHAPITRE 3 :

Mesure des Réponses Impulsionnelles Acoustiques

3.1. Simulation d'une méthode de mesure de Réponses Impulsionnelles Acoustiques.....	42
3.2. Objectif de mesure de la réponse impulsionnelle (RI).....	44
3.3. Analyseur de fréquence bicanal temps réel type 2133.....	45
3.3.1. Acquisition rapide des données	46
3.3.2. Fonction de traitement.....	46

3.3.3. Principe de fonctionnement de l'analyseur	46
3.3.4. Fonctionnement en mode tempore.....	47
3.4. Récupération des données d'enregistrement de la mesure $x(n)$ et $y(n)$	47
3.5. Séparation des signaux enregistrés $x(n)$ et $y(n)$	48
3.6. Résultats pratiques de mesure de la RI pour le cas stationnaire	50
3.6.1. Influence du type de haut-parleur sur la mesure.....	51
3.6.2. Influence de la distance qui sépare le HP et le MIC sur la mesure.....	52
3.6.3. Influence de la longueur de la séquence du bruit sur la mesure.....	52
3.6.4. Effet de la fréquence d'échantillonnage sur la mesure	53
3.6.5. Effet du type de microphone utilisé sur la mesure	54
3.6.6. Discussion	55
3.7. Mesure de signaux acoustiques non stationnaires	55
3.8. Description des mesures effectuées	57
3.9. Résultats de simulation et commentaires	58
3.10. Conclusion.....	68

CHAPITRE 4 :

Identification des Réponses Impulsionnelles Acoustiques par l'Algorithme NLMS

4.1. Objectif de l'algorithme NLMS.....	70
4.2. Capacité de poursuite de l'algorithme NLMS.....	71
4.3. Variations de la taille N.....	71
4.4. Variations du pas d'adaptation.....	79
4.5. Conclusion	87
<i>Conclusions générales et perspectives.....</i>	<i>88</i>
<i>Références bibliographiques.....</i>	<i>92</i>



La qualité acoustique d'une salle, cabine téléphonique, habitacle d'une voiture ou d'un avion suscite un intérêt croissant. L'habitacle d'un véhicule est aujourd'hui le premier environnement d'écoute de musique ou de radio. Comme pour toute situation d'écoute, les propriétés du champ sonore du lieu de reproduction, influent de manière décisive sur la qualité d'écoute finale. Cependant, la nature particulière des salles ou habitacles d'automobile ou d'avion provoque des distorsions majeures sur l'écoute. Par ailleurs, les spécifications d'un système audio embarqué requièrent un certain nombre de compromis qui sont bien différents de ceux habituellement admis dans une installation domestique, principalement la consommation en puissance, l'encombrement, la masse et la position des haut-parleurs, et surtout le coût financier. En conséquence, l'étude des phénomènes acoustiques et l'électroacoustique à l'intérieur d'une salle ou à l'intérieur d'un habitacle est une tâche décisive pour améliorer les conditions d'écoute [29, 65].

Les principales distorsions perceptibles de la reproduction sonore en habitacle automobile sont la modification de la réponse fréquentielle du système stéréophonique et la déformation de sa réponse spatiale. Ces effets dépendent de la géométrie et des revêtements des parois, ainsi que de l'emplacement des haut-parleurs et de l'auditeur. Par ailleurs, la présence de bruit pendant l'écoute du signal audio est un aspect spécifique, et son influence peut affecter différents paramètres de la perception auditive. La marge de manoeuvre sur les paramètres de conception étant limitée par les critères de sécurité et de coût intervenant dans la conception d'une salle, habitacle d'un avion ou habitacle d'un véhicule [32, 65].

Certains nouveaux services des télécommunications amènent à considérer le milieu ou canal acoustique (salle, cabine téléphonique, habitacle d'une voiture ou d'un avion) comme faisant partie entière de la chaîne de communication. Ces nouveaux services correspondent à l'apparition des postes de haut-parleurs, des postes mains-libres et des systèmes de téléconférence (audio et vidéoconférence).

De nouveaux problèmes sont apparus, jusqu'alors négligeables grâce à la prise du son rapproché dans le système téléphonique classique. On cite le problème de l'écho acoustique qui est dû au canal acoustique de couplage entre le microphone et le haut-parleur. L'approximation de l'acoustique linéaire permet d'affirmer qu'un canal acoustique réalise un filtrage linéaire RIF (Réponse Impulsionnelle Finie) qui est en général non stationnaire (mouvement des personnes dans le milieu acoustique) [32, 52].

Un filtre linéaire peut être complètement représenté par sa réponse impulsionnelle : C'est la sortie du filtre lorsque le signal d'entrée est une impulsion parfaite. Jusqu'ici la méthode la plus employée a été de générer cette impulsion (coup de pistolet, par exemple) et d'enregistrer la réponse de canal acoustique, malheureusement, la reproductibilité et la dynamique des résultats ainsi obtenus sont assez médiocres [29,30].

La méthode de Schroeder, beaucoup plus performante pour ses critères, a été développée. Un signal pseudo aléatoire est émis par la source, l'analyse de la réponse du canal acoustique donne sa RI. La mesure de ces réflexions montre que cette simplification est correcte lorsque les parois sont parfaitement réfléchissantes. Pour le moment aucune de ces simulations n'est entièrement satisfaisante un grand nombre de traitements peuvent être envisagés pour réduire ou ne garder qu'une partie d'un canal acoustique [32,50].

Le but du système d'annuleur d'écho est de supprimer le bouclage acoustique pour une sonorisation. Afin de l'annuler, il faut construire un filtre représentatif du canal acoustique.

L'annulation d'échos acoustiques est un problème qui se pose à un grand nombre d'applications. Les difficultés essentielles rencontrées sont d'une part, liées à la durée des RI des canaux acoustiques à identifier et d'autre part à la nature des signaux à traiter.

Dans ce contexte les algorithmes classiques s'avèrent inappropriés, en effet, les algorithmes du type LMS temporel convergent trop lentement et ceux de type MCR sont trop complexes. La convergence de LMS est principalement affectée par la dispersion des valeurs propres de la matrice d'autocorrelation du signal d'entrée [33, 34, 35].

Afin de pallier à ce problème, la méthode utilisée est de normaliser l'algorithme pour le rendre indépendant de signal d'entrée.

Cette thèse comprend quatre chapitres :

- le premier décrit l'état de l'art sur le traitement de signal en acoustique des salles ;
- le second expose les algorithmes utilisés pour l'identification des réponses impulsionnelles acoustiques ;

- le troisième présente la méthode de mesure du canal acoustique que nous avons utilisée. Les résultats des mesures obtenues ont également été présentés et commentés ;
- le dernier montre les performances de l'algorithme de gradient stochastique normalisé pour la poursuite d'un canal acoustique non stationnaire pour les trois mouvements (lents, moyens et rapides) de la personne entre le microphone et le haut parleur.

Nous finissons notre travail par des conclusions générales et perspectives.



Etat de l'art sur le traitement du signal en acoustique des salles

Tout système excité par une source possède une fonction de transfert qui affecte le signal d'entrée pour en donner un signal de sortie.

Un système semi-ouvert ou semi fermé peut présenter un écho et des couplages avec le milieu proche par les ouvertures.

Un système fermé complètement isolé de l'extérieur peut présenter un écho si ses dimensions dépassent un certain seuil lié à sa perception physiologique ou électronique.

Un tel système fermé, vide, rempli d'air présentera des ondes stationnaires.

Si le système fermé a un contenu mouvementé, et comprend de multiples sources sonores il va être à caractéristiques non stationnaires perturbé par des interférences gênant l'identification de la source utile.

Des algorithmes ont été développés pour attendre cette identification en temps réel à travers divers canaux entre source et réception avec des durées, allant de, 30 à 250 ms par exemple ; un échantillonnage allant de 8 à 16 kHz ; pour un signal parole compris entre 50 et 20 kHz, ou de façon plus étroite entre 300 et 3400 Hz [1, 2, 3, 4, 5,6].

1.1. Signal acoustique

En pratique on considère souvent un son localisé en :

- un point (écoute musicale, microphone, etc.) ;
- deux points (écoute binaurale, stéréophonie, etc.) ;
- n points (prise de son complexe).

On appelle signal un des paramètres acoustiques (en général la pression, parfois vitesse), considéré comme fonction du temps seul : $s(t)$.

On appelle système transmissif, un milieu ou une suite de milieux naturels ou artificiels amené à traverser un signal acoustique donné.

Au cours de cette transmission, le signal $s(t)$ se transforme en signal $\sigma(t)$, et on écrit symboliquement :

$$\sigma(t) = R[s(t)] \quad (1.01)$$

Dans laquelle R désigne l'opérateur de la transformation, ou la réponse du système qui fait correspondre σ à s .

Les transmissions les plus simples sont dites linéaires et invariantes :

$$\sigma_1 = R[s_1] \text{ et } \sigma_2 = R[s_2] \longrightarrow R[\lambda_1 s_1 + \lambda_2 s_2] = \lambda_1 \sigma_1 + \lambda_2 \sigma_2 \quad (1.02)$$

$$\sigma(t) = R[s(t)] \longrightarrow R[s(t-\theta)] = \sigma(t-\theta) \quad (1.03)$$

Tout signal acoustique se présente sous forme d'une fonction du temps, qui peut être très compliquée.

Aussi pour l'étudier est-on souvent amené à la décomposer en éléments simples, ce qui ne présente d'intérêt que si la plupart des conditions suivantes sont remplies :

- les éléments composants sont de même forme ;
- ils donnent des transformées linéaires simples ou caractéristiques ;
- ils sont facilement réalisables ;
- les éléments transformés sont aisément recomposables ;
- les renseignements donnés sont utiles et exploitables.

En pratique, on utilise actuellement quatre décompositions :

- la décomposition en séries ou intégrales de Fourier, dite décomposition spectrale ;
- la décomposition en signaux impulsionnels ou signaux de Dirac, qui est un découpage temporel ;
- un autre découpage temporel qui consiste, après avoir échantillonné le signal selon une base de temps arbitraire mais petite, à le représenter par une suite discrète des valeurs moyennes des grandeurs des échantillons successifs. Un signal quelconque est représenté par une suite de valeurs aléatoires ;
- un autre découpage temporel qui consiste à numériser la décomposition précédente, ce qui revient à arrondir les valeurs moyennes des grandeurs des échantillons en n'utilisant qu'un nombre fini de valeurs entières.

1.1.1 Décomposition spectrale

Elle consiste à appliquer au signal, supposé parfaitement connu et défini entre les instants 0 et T, les formules dites de séries de Fourier :

$$s(t) = \sum_{k=0}^{k=\infty} \left(a_k \cos \frac{2\pi kt}{T} + b_k \sin \frac{2\pi kt}{T} \right) \quad (1.04)$$

Avec :

$$a_k = \frac{2}{T} \int_0^T s(t) \cos \frac{2\pi kt}{T} .dt \quad (1.05)$$

$$b_k = \frac{2}{T} \int_0^T s(t) \sin \frac{2\pi kt}{T} .dt \quad (1.06)$$

Ou, en utilisant la notation *complexe* :

$$s(t) = \sum_{k=-\infty}^{k=+\infty} C_k \exp \left(2\pi j k . \frac{t}{T} \right) \quad (1.07)$$

Avec :

$$C_k = \frac{1}{T} \int_0^T s(t) \exp \left(-2\pi j k . \frac{t}{T} \right) dt \quad (1.08)$$

Ces formules expriment :

- que tout signal s (t) peut être décomposé en une somme de signaux sinusoïdaux ;
- que les caractéristiques (amplitude, phase et fréquence) de ces signaux composants sont facilement calculables si l'on connaît s (t) ;
- on dit qu'ils constituent le spectre du signal.

Une telle décomposition présente de nombreux avantages qui lui ont assuré, depuis fort longtemps, un succès bien mérité.

Elle répond aux critères considérés comme souhaitables pour que la décomposition soit intéressante :

- chaque composant a la même forme ;

- injecté dans un système transmissif linéaire et homogène, il en ressort sous forme d'une sinusoïde de même fréquence.

Dans ce cas, en effet, on a

$$R[e^{j\omega t}] = G(\omega) e^{j\omega t} \quad (1.09)$$

La fonction $G(\omega)$ qu'on appelle le gain du système exprime la déformation apportée par la transmission. Cette distorsion se traduit par un brouillage en position et en amplitude ; elle est facile à mesurer, et sa connaissance est particulièrement utile, tant pour l'étude des signaux que pour celle des transmissions :

- la décomposition se fait sans difficulté, à l'aide de filtres ;
- la recomposition, à la sortie du système transmissif, ne pose aucun problème.

En acoustique, elle doit de plus son importance à deux circonstances particulières :

- les signaux naturels présentent souvent des alternances ;
- le temps de réaction physiologique est tel qu'il empêche l'oreille de suivre le signal physique qu'elle traduit.

L'oreille intègre le phénomène physique pendant ce temps de réaction, ce qui se traduit par la mise en évidence d'effets subjectifs inattendus, dont le plus important est l'apparition de cette sensation très particulière, dite hauteur du son.

Cet effet de hauteur dépend exclusivement de la fréquence des alternances sonores.

Les composants spectraux d'un signal acoustique ne constituent donc pas un simple moyen mathématique de calcul ; ils sont parfaitement reconnaissables par l'oreille.

Ces formules présentent un inconvénient, elles supposent implicitement que le signal $s(t)$, qui n'est en fait connu qu'entre les instants 0 et T ne constitue qu'une des arches d'un signal périodique de durée infinie.

Sur le plan pratique, on se rapproche d'autant plus de la réalité que la durée du signal pris en considération est plus grande, au fur et à mesure que T croît, le spectre calculé se rapproche de ce qu'on appelle le vrai spectre.

Celui-ci s'obtient à l'aide de l'intégrale de Fourier qui constitue la généralisation des formules précédentes, quand T tend vers l'infini.

On a :

$$s(t) = \int_0^{\infty} G(j\omega) \exp(j\omega t) d\omega \quad (1.10)$$

$$G(j\omega) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} s(\tau) \exp(-j\omega\tau) d\tau \quad (1.11)$$

La décomposition spectrale ne donne aucun renseignement sur l'évolution temporelle du signal.

On remédie partiellement par l'introduction des spectres évolutifs, des spectres instantanés et des spectres physiques.

On appelle spectre évolutif d'un signal $s(t)$ à l'instant t_1 , le spectre du signal $\sigma(t)$ défini comme suit :

$$\sigma(t) \equiv s(t) \quad \text{si} \quad t \leq t_1 \quad (1.12)$$

$$\sigma(t) = 0 \quad \text{si} \quad t > t_1 \quad (1.13)$$

Le spectre évolutif à l'instant t_1 se représente graphiquement par une courbe qui exprime, à l'instant t_1 , la variation de l'intensité des composants du signal en fonction de la fréquence. Lorsque t_1 varie de 0 à l'infini, l'évolution de la courbe donne une surface qui exprime l'évolution temporelle du spectre du signal.

On appelle spectre instantané du signal $s(t)$ à l'instant t_1 , le spectre du signal $\sigma'(t)$ défini comme suit :

$$\sigma'(t) \equiv s(t) \quad \text{si} \quad t_1 - \Delta t \leq t \leq t_1 \quad (1.14)$$

$$\sigma'(t) = 0 \quad \text{si} \quad t \notin (t_1 - \Delta t ; t_1) \quad (1.15)$$

C'est le spectre que donnerait un analyseur de fréquence de constante de temps Δt .

Lorsque t_1 varie de 0 à l'infini, l'évolution du spectre instantané s'exprime par une surface qui indique, mieux que la précédente, l'évolution temporelle du signal.

M. Pimonov est allé encore plus loin en définissant un spectre physique du signal, à partir du signal $\sigma''(t)$ défini comme suit :

$$\sigma''(t) \equiv p(t-t_1)s(t) \quad \text{si} \quad t \leq t_1 \quad (1.16)$$

$$\sigma''(t) = 0 \quad \text{si} \quad t > t_1 \quad (1.17)$$

la fonction $p(t-t_1)$ reflétant la caractéristique temporelle du filtre ou de l'oreille.

La décomposition en signaux de Dirac ou décomposition impulsionnelle répond aux critères de validité :

- la réponse d'un système transmissif linéaire à tel signal est une courbe dont la forme n'est pas parfaitement définie. Elle traduit un étalement ou un flou du signal transmis ;
- cette courbe est susceptible de décomposition spectrale.

Physiologiquement, elle traduit un amollissement du signal, qui est particulièrement sensible pendant les périodes transitoires, généralement très courtes et très caractéristiques d'où son importance, notamment dans l'étude des systèmes transmissifs, comme par exemple, les hauts parleurs.

L'inconvénient essentiel du découpage impulsif est qu'il ne donne aucune idée simple de l'évolution des fréquences, si directement liée, par l'intermédiaire de la sensation de la hauteur, à l'impression physiologique sonore.

Les décompositions en signaux de Fourier et en signaux de Dirac permettent d'exprimer avec une rigueur mathématique tempérée par les approximations inhérentes au caractère physique des essais et des mesures, les propriétés d'un signal acoustique.

Mais, il est possible d'en définir d'autres, suivant un processus de pensée très différent, au lieu de considérer le phénomène sonore comme continu, on peut le représenter comme une succession d'éléments discrets dits échantillons enchaînés de façon à donner la même impression subjective.

L'étude du signal se ramène à celle de la loi de succession des échantillons composants, lorsque la décomposition est temporelle, un théorème établi par Shannon dans le cadre de la théorie de l'information indique que l'échantillonnage est valable, si la fréquence du découpage est égale ou supérieure au double de la fréquence maximale du signal.

Cette fréquence est élevée, puisque, dans le cas d'un signal sonore, elle atteint plusieurs dizaines de milliers de Hertz. Les lois que l'on peut tirer de son comportement au cours du temps ne peuvent donc s'exprimer que sous forme statistique ; c'est pourquoi ce type de décomposition est dit signaux aléatoires.

Au cours des recherches sur la régulation des niveaux en radiodiffusion, M. Guillermin a été conduit à faire un relevé de leur répartition statistique dans le temps, pour une production donnée.

Il est arrivé aux résultats extrêmement intéressants suivant la loi de répartition des probabilités d'obtenir, pour une période de temps définie, un niveau supérieur à une valeur donnée, dépendent de la nature de la production.

Elle n'est pas la même, selon qu'il s'agit de parole, de chant, de musique ; elle change avec le type de musique.

Les différentes lois trouvées présentent la même forme générale ; en utilisant une représentation graphique dite de Weibull, qui consiste à exprimer les probabilités sous forme de log. Cette forme est sensiblement linéaire, la connaissance de deux points suffit à la définir parfaitement.

La décomposition en signaux quantifiés est un moyen puissant de connaissances approfondies, qui nécessite des appareils perfectionnés, dont la mise au point n'a pu être réalisé qu'en utilisant des circuits électroniques, couches minces, circuits intégrés.

Il s'agit du découpage temporel en signaux aléatoires, accompagné d'un découpage numérique du signal quantifié à l'avance.

A chaque portion de temps, correspond donc non plus une valeur quelconque, mais un nombre entier.

La parenté entre le signal continu étudié et sa décomposition en une série de nombres est naturellement d'autant plus grande qu'on peut disposer d'une plus grande quantité de ces nombres, il y a donc, une condition minimale à respecter.

L'intérêt de cette décomposition facilite de façon considérable le traitement du signal et a des applications importantes dans le domaine du contrôle et de l'automatisation [7, 8, 9, 10,11].

1.1.2 Signal basse fréquence ou audiofréquence

Comment assurer l'enregistrement du son ou son transport instantané à grande distance? Dans l'état actuel de la technique, il n'existe qu'un moyen, transformer le signal sonore en signal électrique qui porte le nom de signal Basse Fréquence (BF) ou mieux audiofréquence.

L'un des appareils qui réalise cette transformation est le microphone.

Le signal BF qui en sort est un signal analogique, la valeur instantanée d'un de ces paramètres (courant ou tension) varie comme varie un des paramètres (vitesse ou pression) du signal acoustique, qui en est l'origine.

Il arrive fréquemment que le signal BF soit transporté ou utilisé tel quel ou après amplification convenable. Mais, il arrive aussi que, pour diverses raisons, il soit avantageux de lui faire subir un traitement concernant le multiplexage, la modulation, le codage (par exemple transport simultané possible du signal multiplex groupant à la fois le signal vidéo fréquence et le signal BF d'une production télévisuelle ; diffusion par émetteur d'un signal HF modulé par un signal BF).

Le signal BF, soit directement, soit après démultiplexage, démodulation ou décodage, agit sur l'organe actif d'un haut parleur ou d'un écouteur, pour restituer le son initial [12,13].

Il est évidemment nécessaire que cette restitution soit aussi conforme que possible à l'original ; si, comme le permettent les progrès techniques actuels, elle est particulièrement satisfaisante pour l'oreille, on parle de haute fidélité.

1.2. Filtrage numérique

On appelle filtrage numérique de fréquences ou filtrage numérique linéaire toute combinaison linéaire des échantillons d'entrée et de sortie d'un système échantillonné.

Si les signaux d'entrée ont été échantillonnés à la fréquence F_e (soit un pas d'échantillonnage ou période d'échantillonnage T_e), la relation linéaire la plus générale est :

$$b_0 y(kT_e) = \sum_{m=0}^{M-1} a_m x(kT_e - mT_e) + \sum_{q=1}^{Q-1} b_q y(kT_e - qT_e) \quad (1.18)$$

Que l'on écrit le plus souvent :

$$b_0 y_k = \sum_{m=0}^{M-1} a_m x_{(k-m)} + \sum_{q=1}^{Q-1} b_q y_{(k-q)} \quad (1.19)$$

D'une façon générale, pour simplifier, on prend $b_0 = 1$

1.2.1 Différents types de filtres numériques

La relation 1.18 représente la fonction de transfert en Z la plus générale pour un filtre linéaire.

Un tel filtre est appelé récursif parce qu'en vertu de la relation 1.19, le calcul d'une valeur y_k de la sortie nécessite non seulement les valeurs antérieures de l'entrée, mais aussi les valeurs antérieures de la sortie (figure 1.1).

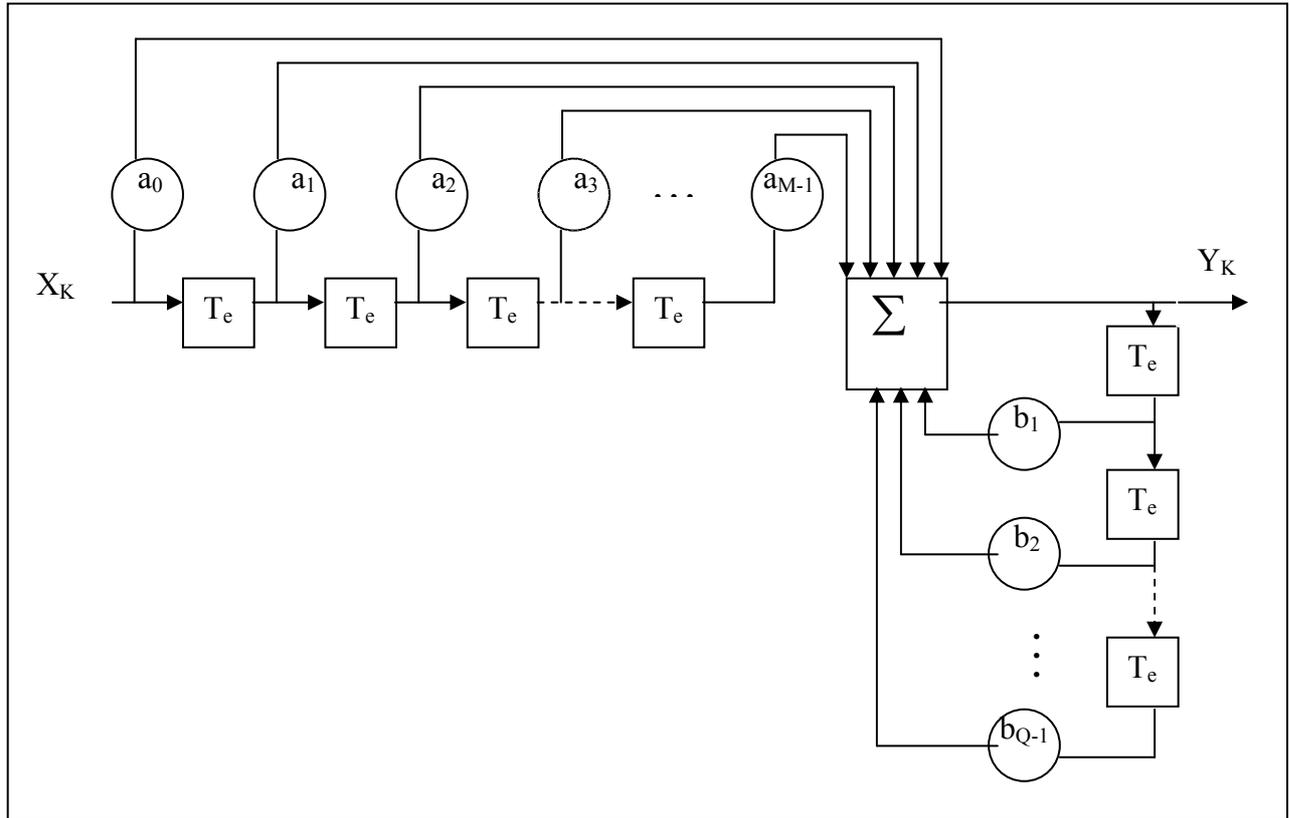


Figure 1.1 : Schéma d'un filtre récursif

1.2.2 Filtre autorégressif

Ce cas général se simplifie si tous les \$a_m\$ sont nuls sauf \$a_0\$. La fonction de transfert en \$Z\$ est alors :

$$H(z) = \frac{a_0}{1 - \sum_{q=1}^{Q-1} b_q z^{-q}} \quad (1.20)$$

D'où :

$$y(z) = a_0 x(z) + \sum_{q=1}^{Q-1} b_q y(z) z^{-q} \quad (1.21)$$

Ou en passant dans le domaine temporel :

$$y_k = a_0 x_k + b_1 y_{(k-1)} + b_2 y_{(k-2)} + \dots + b_q y_{(k-q)} + \dots + b_{(Q-1)} y_{(k-Q+1)} \quad (1.22)$$

La relation précédente 1.22 montre que la sortie \$y_k\$ ne dépend pas des \$M\$ valeurs précédentes de \$x\$, mais seulement de la valeur actuelle de \$x\$ et des \$Q\$ valeurs des échantillons des sorties précédentes.

Un tel filtre est appelé Auto- Régressif (AR). Son schéma est représenté sur la figure 1.2.

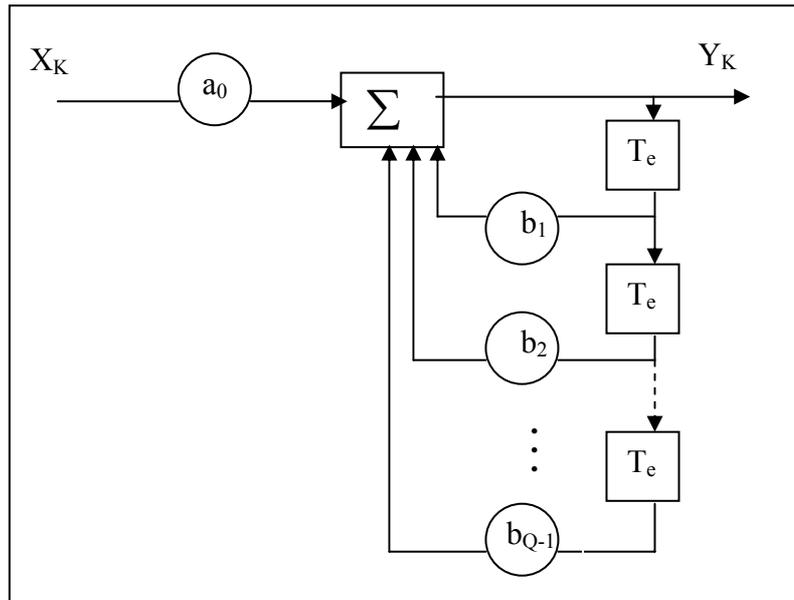


Figure 1.2 : Schéma d'un filtre autorégressif

1.2.3. Filtre transverse ou Moyenne Ajustée (MA)

Le cas général se simplifie aussi si tous les coefficients b sont nuls sauf b_0 que l'on prend égal à 1 pour simplifier ; la fonction en Z devient alors :

$$H(z) = \sum_{m=0}^{M-1} a_m z^{-m} \quad (1.23)$$

La fonction de transfert ne comporte plus de dénominateur et l'on a :

$$y(z) = \sum_{m=0}^{M-1} a_m x(z) z^{-m} \quad (1.24)$$

Ou, en revenant dans le domaine temporel :

$$y_k = \sum_{m=0}^{M-1} a_m x_{(k-m)} \quad (1.25)$$

La sortie y_k ne dépend que des entrées précédentes.

Un tel filtre est appelé transverse ou transversal à cause de la forme de son schéma représenté sur la figure 1.3, ou encore filtre non récursif ou filtre MA (Moving Average) ou à Moyenne Ajustée.

La relation 1.25 n'est autre que l'équation de convolution numérique dans le domaine temporel. Les coefficients a_m sont les valeurs successives de la réponse impulsionnelle du filtre numérique, qui est :

$$[h_m]_M = \sum_{m=0}^{M-1} h(mT_e) \delta(t - mT_e) \quad (1.26)$$

Du fait que le nombre de termes de la somme de la relation est limité, les filtres non récursifs sont souvent appelés filtres à Réponse Impulsionnelle Finie de durée finie, filtres RIF ou FIR en Anglais.

Par contre, si nous considérons une fonction de transfert en Z récursive, si l'on opère la division du numérateur par le polynôme algébrique en Z du dénominateur, on trouvera une infinité de termes ; un filtre récursif est, pour cette raison, appelé filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie, filtre RII ou IIR en Anglais.

Le filtre le plus général peut être considéré comme l'association en cascade d'une fonction de transfert autorégressive et d'une fonction de transfert à Moyenne Ajustée, d'où la dénomination ARMA (AutoRégressive and Moving Average) parfois donnée au filtre numérique le plus général.

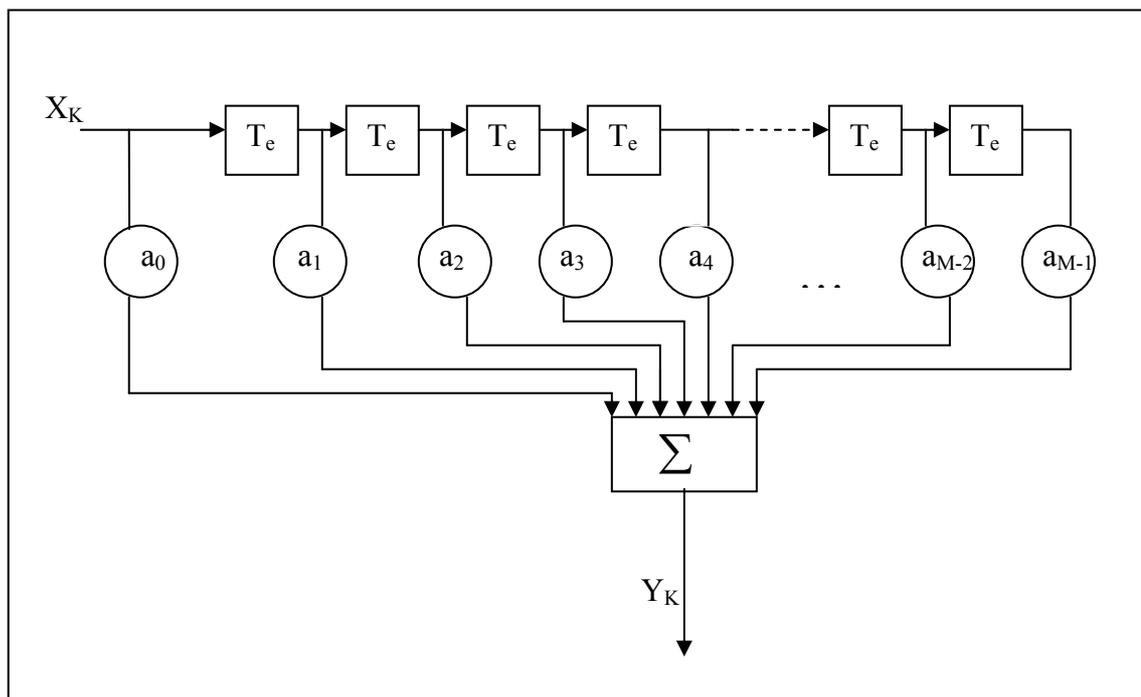


Figure 1.3 : Schéma d'un filtre transverse

1.2.4. Filtrés récursifs

Les filtres récursifs ne sont utilisés que pour transposer en numérique des filtres analogiques.

Etant donnée une fonction de transfert en p, il faut trouver la fonction de transfert en Z qui lui correspond, sous forme de quotient de deux polynômes algébriques en Z.

Comme il n'est pas possible de faire correspondre à un polynôme algébrique en p un polynôme algébrique en Z , il n'existe pas de méthode exacte pour trouver la fonction de transfert en Z qui corresponde à la fonction de transfert en p ; il y aura plusieurs méthodes approximatives.

Les fonctions de transfert en p , étant données sous forme factorisée et normalisée, on commencera par dénormaliser la fonction de transfert, puis on cherchera la transformée en Z de chaque fonction de transfert élémentaire du premier ou deuxième ordre.

Les fonctions de transfert en Z sont très sensibles aux erreurs sur les coefficients des différentes puissances de Z . Il faudra coder ces coefficients avec un nombre élevé de bits, et cela d'autant plus que le degré du dénominateur sera plus élevé. Pour cette raison, il est indispensable de factoriser les fonctions de transfert en Z et de les réaliser par association de filtres du premier et du deuxième ordre ; ce faisant, il suffit en général de coder les coefficients avec 16 bits pour assurer la stabilité du filtre du deuxième ordre.

On admettra que la transformée en Z d'un produit de fonctions de transfert en p du premier et du second ordre est le produit des transformées en Z de chacune des fonctions de transfert en p .

Pour ces transpositions, il existe plusieurs méthodes, les plus utilisées sont :

- la méthode de transposition des pôles, associée à la méthode de l'équivalence de la dérivation ;
- La méthode de la transformation bilinéaire.

1.2.5 Filtres non récurrents ou transverses

Le filtrage non récurrent se réalise par combinaison linéaire des seules entrées du filtre (pas de bouclage entrée - sortie, comme c'est le cas dans les filtres récurrents). On a donc :

$$y_k = \sum_{l=0}^{N-1} h_l x_{(k-l)} \quad (1.27)$$

Les h_l sont les points de la réponse impulsionnelle, espacés les uns des autres dans le temps du pas d'échantillonnage du signal, pas égal à $T_e = 1/F_e$, F_e étant la fréquence d'échantillonnage du signal. La relation 1.27 devient :

$$y(kT_e) = \sum_{l=0}^{N-1} h(lT_e) x(kT_e - lT_e) \quad (1.28)$$

Avec : k et l entiers ≥ 0 et $k - l \geq 0$.

L'équation 1.28 n'est autre que l'équation classique de convolution, on dit souvent convolution linéaire par opposition à la convolution circulaire qui suppose que les signaux sont périodiques.

Par transformation en Z , la relation 1.28 devient :

$$y(z) = \sum_{l=0}^{N-1} h_l x(z) z^{-l} \quad (1.29)$$

D'où la fonction de transfert en Z du filtre qui est :

$$\frac{y(z)}{x(z)} = H(z) = \sum_{l=0}^{N-1} h_l z^{-l} \quad (1.30)$$

Et puisque, ici :

$$z = \exp(2\pi j\nu T_e) \quad (1.31)$$

La réponse en fréquence est :

$$H(\nu) = \sum_{l=0}^{N-1} h_l \exp(-2\pi j\nu l T_e) \quad (1.32)$$

Qui n'est autre que la transformée de Fourier de la suite des h_l , suite qui s'écrit :

$$h(t) = \sum_{l=0}^{N-1} h_l \delta(t - l T_e) \quad (1.33)$$

Avec : δ distribution de Dirac.

$h(t)$ est bien la Réponse Impulsionnelle (RI) du filtre, cette RI n'existe qu'aux instants :

$t = l, \dots, T_e$.

1.2.6 Filtre non récursif à déphasage linéaire

Pour qu'un filtre soit à déphasage linéaire, il suffit que la réponse en fréquence donnée par la relation 1.32 puisse être mise sous la forme :

$$H(\nu) = \exp(-2\pi j\nu Q T_e) H(\nu) \quad (1.34)$$

On montre aisément que, pour qu'un filtre récursif soit à déphasage linéaire, il suffit que sa RI présente une symétrie par rapport à un axe vertical d'abscisse $n T_e$ ou $(n + 1/2) T_e$ [9,11,14,15].

1.3. Nécessité de l'adaptatif

L'acoustique des salles a rapidement progressé dans la connaissance des phénomènes physiques et dans la maîtrise des moyens de précision et de contrôles grâce aux méthodes numériques qui permettent d'accéder aux simulations informatiques et à des traitements de signal.

Les nouveaux terminaux audio développés par les télécommunications (téléconférence, poste main libre, visiophone, radio-téléphone mains libres, etc.), sont caractérisés par la diffusion de la parole au haut-parleur et la prise de son par un ou plusieurs microphones distants de l'utilisateur. De ce fait et contrairement au téléphone classique équipé d'un combiné. Ces nouveaux combinés interagissent fortement avec l'environnement acoustique, l'espace (salle, véhicule) dans lequel, ils sont disposés, les bruits ambiants, etc. Les nouveaux problèmes rencontrés nécessitent des traitements spécifiques à la prise de son. L'objectif est de minimiser pour l'utilisateur la puissance des signaux perturbateurs (écho, bruit, réverbération) sans dégrader le signal utile (parole).

Pour réaliser efficacement cette identification, on doit prendre en compte les propriétés particulières des canaux acoustiques à des signaux traités. Les canaux acoustiques (trajet des ondes sonores) doivent avoir une RI à durée importante, la partie qu'il est utile d'identifier en pratique varie typiquement entre 30 et 250 ms suivant les applications, soit plusieurs centaines à plusieurs milliers de points, aux fréquences d'échantillonnage audio (8 et 16 kHz). Cette réponse a une structure temporelle complexe (ensemble de réflexion dépendant de la géométrie de la salle, des obstacles présents, etc.) et n'admet pas de modèle simple ayant peu de paramètres avec :

- une non stationnarité due aux mouvements des personnes, aux déplacements des objets, etc. ;
- une évolution temporelle qui peut être rapide mais il n'y a pas de rupture. Le signal à l'entrée est la parole ou un mélange de bruits plus parole, sa bande passante s'étend sur plusieurs octaves (300 à 3400 Hz) pour l'appareil téléphonique, 150 Hz à 7000 Hz pour la parole dite à bande élargie, son spectre n'est pas plat et très variable dans le temps. Le bruit en sortie (bruit d'ambiance acoustique) est généralement non stationnaire.

On doit, donc, utiliser des algorithmes d'identification adaptative (puisque les canaux acoustiques sont inconnus et évoluent au cours du temps) qui soient robustes aux perturbations en sortie [16, 17,18].

1.4 Généralités sur le filtrage adaptatif

Les filtres sont en général utilisés dans des applications où on connaît la bande de fréquence utile ainsi que la fréquence principale. Ces filtres servent à améliorer le rapport signal sur bruit sous l'hypothèse où la bande de fréquence du bruit est supérieure à celle du signal. Dans ce cas, un filtre passe-bande centré sur la fréquence principale du signal permettra d'extraire le signal. Le filtrage a pour mission de permettre d'extraire d'un signal acquis un signal contenant une information qui nous intéresse, le reste est soit lié à une autre application soit simplement du bruit.

Le signal se décompose en :

$$x_a(t) = x(t) + r(t) \quad (1.35)$$

Avec :

- $x_a(t)$: signal dont nous avons réalisé l'acquisition ;
- $x(t)$: signal que nous cherchons à extraire ;
- $r(t)$: signal restant.

Une méthode traditionnelle pour extraire l'information est le filtrage linéaire classique. Le signal $x_a(t)$ est traité par un système linéaire invariant appelé filtre. Ce système est caractérisé par une fonction de transfert $H(z)$ et une réponse harmonique $H(e^{j\omega T})$ où T est la période d'échantillonnage. Nous choisissons le filtre de manière à ce que $H(e^{j\omega T})$ ait un gain voisin de 1 pour les fréquences du signal $x(t)$ et voisin de 0 pour celles du signal $r(t)$.

Le filtrage adaptatif est basé sur la recherche de paramètres optimaux par minimisation d'un critère de performance. Fréquemment, cette minimisation se fait en recherchant les moindres carrés.

Un filtre adaptatif est un système numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire.

Un filtre adaptatif est constitué de deux parties distinctes :

- un filtre numérique à coefficients α ajustables ;
- un algorithme de modification des coefficients basé sur un critère d'optimisation [19, 20, 21].

1.5. Applications du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif de Wiener est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent toujours les caractéristiques exposées plus haut : on dispose d'une entrée "u" ainsi que de la réponse désirée "d" et l'erreur e entre la sortie "y" et d sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre "w". Ce qui différencie essentiellement les applications, provient de la façon de définir la réponse désirée "d". On peut distinguer quatre grandes classes d'applications :

- l'identification des systèmes ;
- la prédiction ;
- la modélisation inverse ;
- l'annulation d'interférences.

Nous donnons les schémas correspondant à ces quatre classes (Figures 1.6, 1.7, 1.8 et 1.9) [22,23].

1.5.1. Suppression d'une interférence

Nous avons un signal $x(t)$ perturbé par un autre signal $r(t)$. Nous disposons d'une mesure d'un signal auxiliaire $r^*(t)$ directement lié à $r(t)$.

Exemples : avec un micro, nous enregistrons une conversation (signal $x(t)$) dans un milieu particulièrement bruyant (salle de machines, intérieur d'un véhicule motorisé, salle mal isolée phonétiquement de l'extérieur ou d'une salle voisine où se déroule une autre activité, lieu public extérieur fréquenté, etc.) .

La qualité de l'enregistrement sera alors fortement affectée par la présence du parasite appelé *signal parasite* $r(t)$. Cependant, nous pouvons placer un second micro éloigné du premier, qui n'enregistre que le parasite, c'est le signal $r^*(t)$. Bien sûr, $r^*(t)$ est lié à $r(t)$ mais n'est pas $r(t)$ lui-même donc, il ne peut être envisagé d'extraire le signal en effectuant une simple soustraction :

$$x_a(t) - r^*(t).$$

L'une des premières applications du filtrage adaptatif a été l'amélioration de la qualité des ECG (Electro Cardio Grammes). Pour enregistrer l'ECG d'un fœtus, il suffit de placer un capteur sur le ventre de la mère. Cependant, à cause de la présence du cordon ombilical,

Il se superpose à ce signal un parasite $r(t)$ qui est le signal ECG de la mère. Nous pouvons alors placer une seconde sonde loin du fœtus, près du cœur de la mère pour enregistrer son ECG :

c'est le signal $r^*(t)$.

L'expérience précédente a aussi été réalisée pour supprimer sur un ECG d'adulte la présence, de parasites dûs au secteur 50 Hz. Il est aisé d'avoir à notre disposition une mesure de ce signal 50 Hz. Les deux signaux $r(t)$ et $r^*(t)$ sont donc liés et nous pouvons rechercher entre eux une relation linéaire, c'est-à-dire un filtre (Figure 1.4).

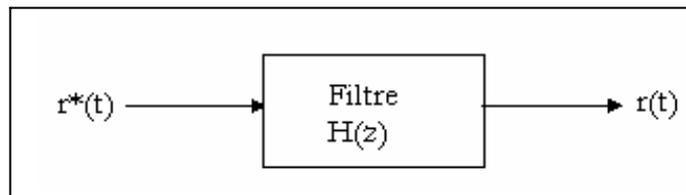


Figure 1.4 : Schéma synoptique d'un filtre

Si nous savons déterminer ce filtre, nous obtenons $r(t)$ et par soustraction $x(t)$. L'opération générale peut se schématiser comme suit (Figure 1.5).

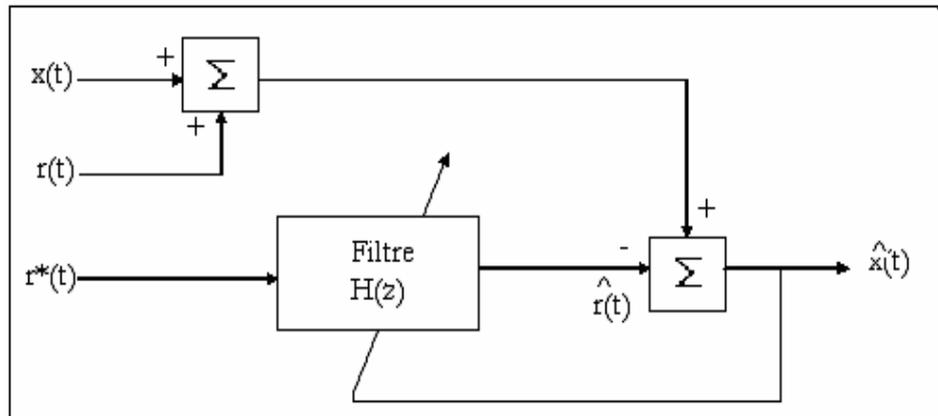


Figure 1.5 : Schéma synoptique d'une opération de filtrage

Cependant, ne disposons pas de $H(z)$, nous sommes obligés de la déterminer "en ligne". Le système s'adapte au fur et à mesure. Les signaux présents sont donc des estimations : $\hat{x}(t)$ et $\hat{r}(t)$ qui doivent, si possible, converger vers la vraie valeur.

1.5.2 Modélisation inverse, déconvolution et égalisation

Le signal $x(t)$ est déformé par un système. C'est le cas par exemple, dans les systèmes de transmission (distorsion par le canal de transmission). La déformation peut

toujours être modélisée comme étant le passage de $x(t)$ dans un filtre de fonction de transfert $H(z)$ (Figure 1.6).

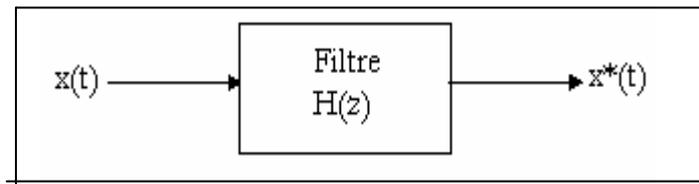


Figure 1.6 : Schéma synoptique d'un filtre de fonction de transfert $H(z)$

Le problème est simple à poser : il suffit de traiter $x^*(t)$ par le filtre de fonction de transfert inverse :

$$G(z)=1/H(z) \text{ (Figure 1.7).}$$

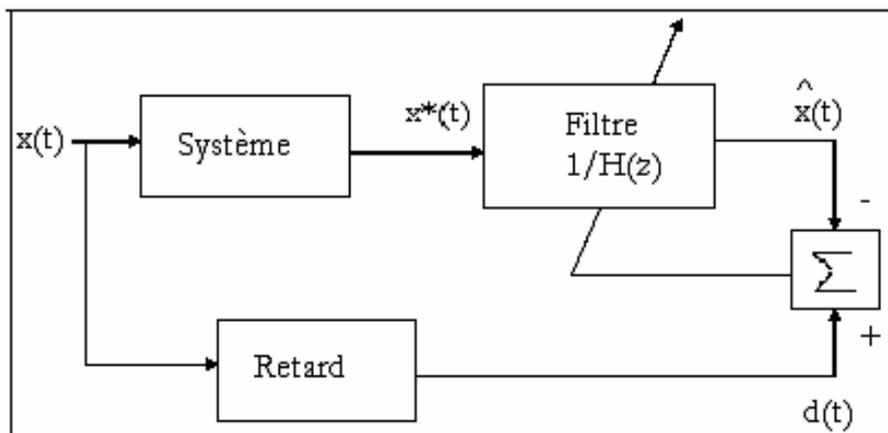


Figure 1.7 : Schéma d'égalisation d'un système

Le signal de référence $d(t)$ utilisé ici est une version retardée de $x(t)$, ceci sera justifié ultérieurement. $x^*(t)$ est bien le résultat d'une convolution et l'opération inverse est donc une déconvolution. Dans le cas des télécommunications où il s'agit d'une distorsion des formes d'onde de la modulation utilisée, on parle d'égalisation.

1.5.3. Identification

Un problème qui concerne en particulier les automaticiens : connaissant l'excitation $u(t)$ d'un système et sa sortie $y(t)$, est-il possible d'en déduire la fonction de transfert du système ? Cela correspond au schéma de principe suivant (Figure 1.8).

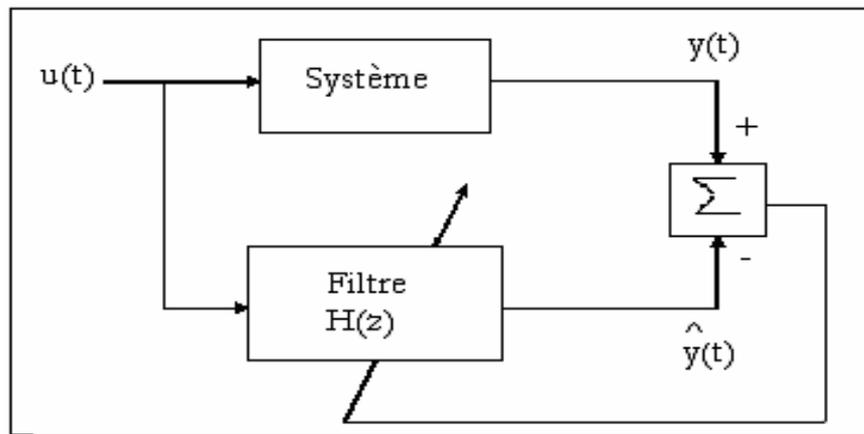


Figure 1.8 : Schéma d'Identification d'un système

1.5.4. Prédiction d'un système

Connaissant la mesure d'un signal à l'instant t , nous cherchons à prédire sa valeur à cet instant en utilisant ses valeurs aux instants $(t-kT, t-(k+1)T, \dots, t-(K+n)T)$.

Ce prédicteur correspond souvent à une estimation de $x(t)$ débarrassée des parasites éventuels. Elle se fait selon le schéma de principe (Figure 1.9).

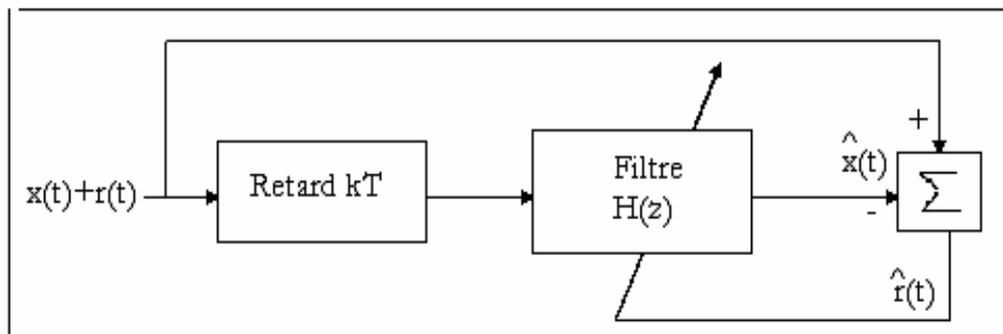


Figure 1.9 : Schéma de Prédiction d'un système

Nous voyons que ce prédicteur peut avoir deux applications : soit une estimation de $x(t)$ soit une estimation de $r(t)$.

1.6. Choix de l'algorithme d'adaptation

Le filtrage adaptatif est donc un problème de détermination du modèle d'un filtre. Il faudra déterminer les paramètres de ce modèle grâce à une méthode mathématique :

algorithme d'adaptation paramétrique. La différence avec le filtrage classique est que, dans certains cas, ces paramètres peuvent varier dans le temps (système non stationnaire). L'algorithme doit se préoccuper des facteurs suivants :

1. fournir un écart le plus faible possible entre la grandeur estimée par le filtre et sa valeur réelle (inaccessible à la mesure).
2. au départ, il n'y a aucun paramètre à déterminer, l'algorithme doit converger le plus rapidement possible vers la solution.
3. savoir s'adapter en cas de non stationnarité du système.
4. la plus grande simplicité possible ceci pour pouvoir l'implanter facilement.
5. une robustesse vis-à-vis du bruit éventuel.
6. des propriétés numériques les meilleures possibles. Il doit être stable avec une précision satisfaisante [24, 25, 26,27].

L'une des méthodes mathématiquement intéressante de la détermination d'un jeu de paramètres est la méthode des moindres carrés. C'est celle qui est utilisée avec plusieurs variantes dans le filtrage adaptatif.

1.7. Filtrage de Wiener classique

Nous allons introduire les grands principes du filtrage adaptatif en étudiant l'un des premiers systèmes conçus dans ce sens : le filtre de Wiener (Figure 1.10).

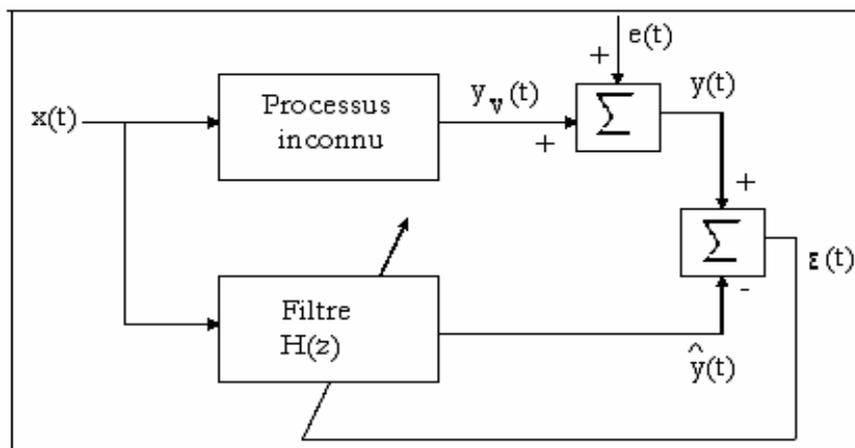


Figure 1.10 : Schéma du filtre de Wiener classique

Nous y trouvons :

1. un signal d'excitation $x(t)$ connu.
2. le signal de sortie du processus $y_v(t)$ inaccessible.
3. un signal de sortie mesuré $y(t)$ qui est le signal de sortie du processus auquel se superpose un bruit $e(t)$.
4. une estimation $\hat{y}(t)$ obtenue par modélisation grâce à un filtre de fonction de transfert $H(z)$.
5. un signal d'écart $\varepsilon(t)$ entre le modèle et la mesure.

1.7.1. Hypothèse du filtre de Wiener

Le filtre de fonction de transfert $H(z)$ est un filtre RIF (Réponse Impulsionnelle Finie) ou encore un filtre MA (Mobile Average) ce qui implique :

$$H(z) = \sum_{K=0}^{p-1} w_K z^{-K} \quad (1.36)$$

Ce qui exprime le signal estimé par :

$$\hat{y}_n = \sum_{K=0}^{p-1} w_K x_{n-K} \quad (1.37)$$

1.7.2. Détermination des coefficients du filtre

$y(t)$ doit être le plus proche possible de $y_v(t)$ et c'est dans ce sens que nous devons choisir le meilleur jeu de coefficients $\{w_k\}$. Ces coefficients vont être obtenus en minimisant un critère utilisant le signal d'écart : $\varepsilon(t) = y(t) - \hat{y}(t)$.

Le critère utilisé est le critère de Gauss qui consiste à minimiser la somme des carrés des écarts ce qui d'un point de vue expérimental minimise la puissance moyenne du signal $\varepsilon(t)$.

Soit avec N mesures à notre disposition :

$$J(\varepsilon) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \varepsilon_n^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (y_n - \hat{y}_n)^2 \quad (1.38)$$

Il faut remarquer que, si l'estimation est parfaite, l'écart $\varepsilon(t)$ est identique au bruit $e(t)$. Dans le cas d'une estimation imparfaite, l'écart comprend deux termes : $e(t)$ et un écart dû au fait que le filtre utilisé ne représente qu'approximativement le processus.

1.7.3 Equation de Wiener-Hopf

Pour déterminer les $\{w\}$, il nous faut donc minimiser le critère de Gauss soit :

$$J(\varepsilon) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \varepsilon_n^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} (y_n - \hat{y}_n)^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left(y_n - \sum_{K=0}^{p-1} w_K x_{n-K} \right)^2 \quad (1.38)$$

Pour $i \in [0, p-1]$

$$\frac{\partial J}{\partial w_i} = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left(y_n - \sum_{K=0}^{p-1} w_K x_{n-K} \right) x_{n-i} = 0 \quad (1.39)$$

$$\Rightarrow \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} y_n x_{n-i} = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \left(\sum_{K=0}^{p-1} w_K x_{n-K} \right) x_{n-i} = \sum_{K=0}^{p-1} w_K \left(\frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_{n-K} x_{n-i} \right) \quad (1.40)$$

$$R_{yx}(i) = \sum_{K=0}^{p-1} w_K R_{xx}(i-K) \quad (1.41)$$

$R_{yx}(n)$ et $R_{xx}(n)$ étant les fonctions de d'intercorrélation et d'autocorrélation des signaux concernés .

Ces p relations peuvent s'écrire :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} R_{xx}(0) & R_{xx}(1) & R_{xx}(2) & \dots & R_{xx}(p-1) \\ R_{xx}(1) & R_{xx}(0) & R_{xx}(1) & \dots & R_{xx}(p-2) \\ R_{xx}(2) & R_{xx}(1) & R_{xx}(0) & \dots & R_{xx}(p-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ R_{xx}(p-2) & R_{xx}(p-3) & R_{xx}(p-4) & \dots & R_{xx}(1) \\ R_{xx}(p-1) & R_{xx}(p-2) & R_{xx}(p-3) & \dots & R_{xx}(0) \end{bmatrix}}_{\text{matrice } R_{xx}} \underbrace{\begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_{p-2} \\ w_{p-1} \end{bmatrix}}_{\text{vecteur } w} = \underbrace{\begin{bmatrix} R_{yx}(0) \\ R_{yx}(1) \\ R_{yx}(2) \\ \vdots \\ R_{yx}(p-2) \\ R_{yx}(p-1) \end{bmatrix}}_{\text{vecteur } R_{yx}} \quad (1.42)$$

La solution de ce système est donnée par l'équation de Wiener-Hopf :

$$w = R_{xx}^{-1} \cdot R_{yx} \quad (1.43)$$

R_{xx} et R_{yx} sont des fonctions de corrélation approchées [28].

1.8. Conclusion

Compte tenu de la complexité des lois physiques qui régissent les phénomènes de propagation, d'absorption et de diffraction par des obstacles, l'étude de l'acoustique des salles ne peut être abordée qu'à partir de modèles simplifiés reposant, tantôt sur des lois analogues à celle de l'optique géométrique, tantôt sur des lois ondulatoires, tantôt sur des lois statistiques.

Dans les cas où la géométrie des salles devient trop complexe, il est nécessaire de faire appel à des théories mettant en jeu des bilans d'échange d'énergie.

L'étude complète d'une salle attribue une importance croissante aux effets perceptifs, sa description passe par l'introduction d'un certain nombre de critères susceptibles de traduire les différentes composantes entrant dans la définition de la qualité des salles.



*Description des algorithmes
utilisés pour l'identification
des Réponses Impulsionnelles
Acoustiques*

Dans ce chapitre nous donnons une description des algorithmes utilisés. Les algorithmes adaptatifs considérés dans notre travail sont destinés à atteindre en temps réel l'identification d'un certain filtre linéaire, ils travaillent dans un contexte déterminé et ils présentent les trois caractéristiques suivantes :

- l'identification du filtre est effectuée récursivement au cours du temps, une nouvelle estimation étant calculée à chaque instant (n) à partir des données observées dans le passé et des données nouvelles à l'instant (n) ;
- dans un contexte fixe ne présentant pas de variation temporelle, le filtre est capable d'atteindre l'optimalité, c'est la propriété dite d'acquisition ;
- dans un contexte non stationnaire le filtre fournit une optimisation qui s'adapte au contexte et varie au cours du temps, c'est la propriété de poursuite.

2.1 Techniques de traitement du signal appliquées à la prise de son

Il est possible d'agir sur deux plans pour combattre l'écho acoustique : la réduction du couplage acoustique et le traitement du signal capté par le microphone. Le couplage acoustique entre haut-parleur et microphone peut être réduit par le choix et la disposition des transducteurs (haut-parleur et microphone éloignés, microphone directionnel orienté vers le locuteur) et par le traitement acoustique de la salle (revêtement absorbant) ; ces actions sont toutefois limitées.

Quant au traitement du signal capté par les microphones, il devrait idéalement supprimer tout ce qui provient des haut-parleurs de diffusion [29,30].

2.1.1 Suppression d'écho

Un poste téléphonique est dit à mains libres lorsque le haut-parleur et le microphone sont disposés dans une même enceinte sans que l'utilisateur ait à se saisir du combiné. Le couplage acoustique entre haut-parleur et microphone pose des problèmes particuliers de stabilité dont la solution constitue la fonction mains libres.

Le procédé classique utilisé jusqu'à ce jour pour réaliser cette fonction était la commutation de gain. Ce principe bien connu consiste à atténuer alternativement l'un ou l'autre des sens de transmission (émission ou réception) en fonction des niveaux des signaux émis et reçus. Les amplificateurs et atténuateurs sont conçus de telle façon que le gain de boucle soit constant et inférieur au seuil d'amorçage (effet Larsen). La mise en oeuvre de ce procédé peut se faire sous forme analogique ou comporter des sous-ensembles numériques.

L'obtention d'une efficacité suffisante nécessite, dans ces réalisations, une grande amplitude de commutation de gain, ce qui peut constituer une gêne pour l'utilisateur. En effet, le signal reçu par le microphone a pour effet de placer l'appareil en émission et donc d'atténuer fortement la voix du correspondant distant. A l'extrême, ce principe peut donner l'impression d'un fonctionnement en alternatif, se traduisant par une inintelligibilité des débuts et fins de phrases.

Le procédé de suppression d'écho classiquement utilisé en téléphonie pour les liaisons à grandes distances s'avère d'une qualité insuffisante pour la téléconférence malgré des améliorations possibles de principe de base permettant le maintien de la transmission en permanence dans les deux sens. L'annulation d'écho apparaît, au contraire, bien adapté à la résolution de ce problème [29,30].

2.1.2 Annulation d'écho

Les microphones de la salle captent à la fois la parole du locuteur présent dans la salle et la parole du locuteur distant à cause du couplage acoustique. Un système d'annulation d'écho assure certaines fonctions :

Il estime l'écho acoustique entre l'entrée (signal envoyé dans le haut-parleur) de la salle et retranche cette estimation du signal microphonique réalisant ainsi idéalement l'annulation de l'écho sans affecter le signal local de parole.

Formellement, l'annulation de cet écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire (le couplage acoustique) avec comme entrée (la parole qui provient

du locuteur distant) et le bruit en sortie (la parole du locuteur situé dans la salle où agit le couplage acoustique).

Le problème est compliqué par le fait que les signaux de parole sont fortement non stationnaires et que le couplage acoustique varie dans le temps : mouvement des personnes présentes dans la salle déplacement d'objets variation plus lente de température et de pression. Le couplage acoustique est un phénomène complexe difficilement réductible à un petit nombre de paramètres.

L'approche la plus directe mais aussi la plus lourde pour le représenter est la RI mesurée entre l'accès électrique au haut-parleur et la sortie du microphone. L'aspect non stationnaire et la validité limitée de la connaissance a priori pour une salle donnée conduisent à des méthodes algorithmiques adaptatives. La réponse impulsionnelle estimée doit être suffisamment longue pour que l'écho estimé soit proche de l'écho vrai ceci conduit à une longueur de filtre de l'ordre de 100 ms, pour obtenir un écho résiduel atténué de 20 dB (ce qui est à peine suffisant) soit 800 coefficients à la fréquence d'échantillonnage de 8 kHz (parole téléphonique) et 1600 coefficients à 16 kHz (parole de qualité améliorée). Une telle taille de filtre conduit à des temps de convergence élevés d'autant que la parole n'est pas un «bon» signal pour l'identification (grande dynamique spectrale) et présente de longues périodes de silence. D'autres modèles du couplage ont été proposés dans le but de réduire le nombre de paramètres. Certains se révèlent insuffisants et difficiles à identifier, telle que la réponse de type (retard + écho) [29,30].

2.1.3 Modèles pour l'annulation d'écho acoustique

L'écho acoustique a pour origine, la propagation du son depuis le haut-parleur, vers le microphone d'un terminal. Cette propagation inclut les réflexions sur les parois de la salle et sur les obstacles présents dans cette salle, on la représente par un canal du couplage acoustique. Le microphone capte en plus, la parole locale provenant du locuteur présent dans la salle (c'est le signal utile qui doit être transmis) et le bruit ambiant (Figure 2.1). L'écho acoustique est gênant pour le correspondant distant dès que le retard de transmission dans le réseau de télécommunications dépasse 30 ms (communication longue distance, transmission par satellite).

L'annulation de l'écho acoustique représentée schématiquement ci-dessous consiste à retrancher au signal $y(n)$ provenant du micro un écho S_n estimé à partir du signal reçu $x(n)$ par filtrage à travers H_{N-1} .

Classiquement H est un filtre transverse représentant la partie utilisée, la réponse impulsionnelle. Il est obtenu par identification adaptative à partir du signal reçu comme entrée et du signal de sortie $y(n)$ [31].

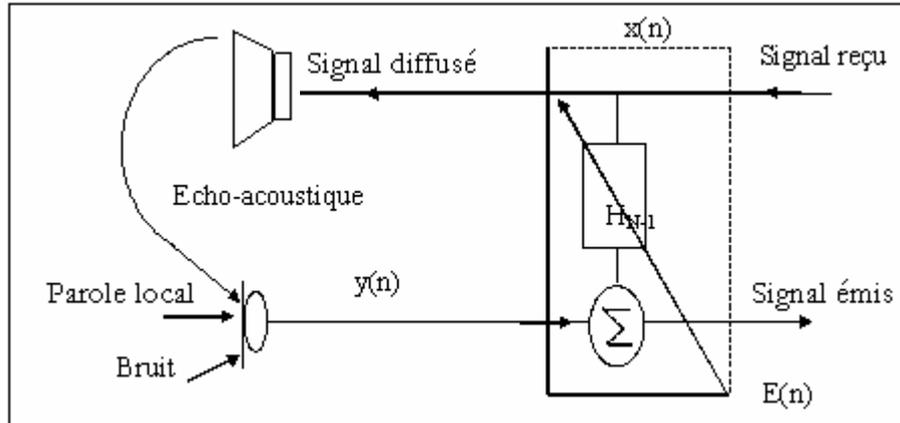


Figure 2.1 : Modèle de terminal audio avec écho acoustique

2.2. Principe de l'identification et du filtrage adaptatif

Parmi les applications possibles de tels algorithmes, l'identification d'un système dont le diagramme général est représentée sur la figure 2.2.

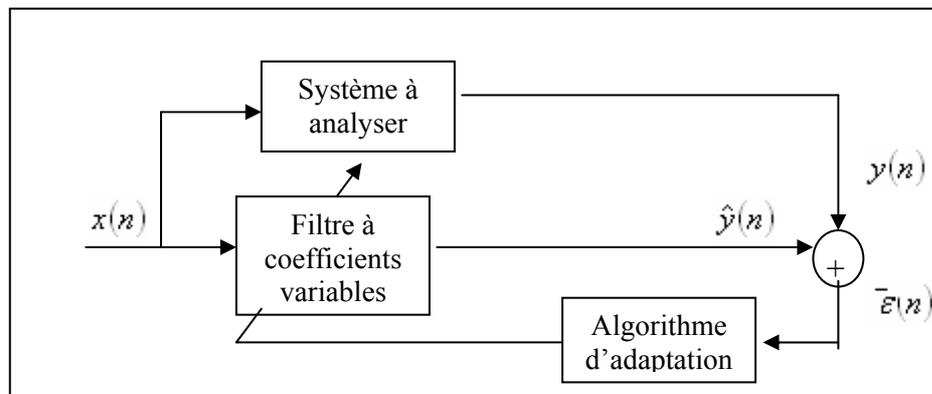


Figure 2.2 : Schéma de principe d'un système adaptatif

Ce type d'application est courant en automatique. Dans ce qui suit l'étude de l'algorithme est menée conjointement avec l'application qui nous intéresse, l'identification de la réponse impulsionnelle finie. D'après la figure 2.2 la sortie du système s'écrit sous la forme :

$$\hat{y}(n) = H_N^T \cdot x_N(n) \tag{2.01}$$

$$\bar{e}(n) = y(n) - \hat{y}(n) \tag{2.02}$$

Avec :

H_N : Un vecteur d'ordre N contenant les coefficients de la Réponse Impulsionnelle Finie

$x_N(n)$: Un vecteur qui résume le passé du signal $x(n)$ sur une durée de l'échantillon.

$$H_N = \{H_N^1, H_N^2, \dots, H_N^n\} \quad (2.03)$$

$$x_N(n) = \{x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)\} \quad (2.04)$$

La solution optimale du problème de l'estimation de $y(n)$ à partir d'une combinaison linéaire de $x(n)$ est fournie par la solution de l'équation de Wiener-Hopf qui exprime la nullité du gradient de l'erreur quadratique moyenne en sortie $E\{\bar{\varepsilon}_N^2(n)\}$ par rapport au paramètre H [32,33].

$$\nabla_H E\{\bar{\varepsilon}_N^2(n)\} = \nabla_H E\{(y(n) - H_N^T \cdot x_N(n))^2\} = 0 \quad (2.05)$$

$$\nabla_H E\{\bar{\varepsilon}_N^2(n)\} = 2R_{N,xx} H_{N,opt} - 2P_{N,xy} = 0 \quad (2.06)$$

$$H_{N,opt} = R_{N,xx}^{-1} \cdot P_{N,xy} \quad (2.07)$$

Où $E\{\}$ désigne la moyenne statistique et ∇_H l'opérateur gradient

$$R_{N,xx} = E\{x_N(n) \cdot x_N(n)^T\} \quad (2.08)$$

Où $R_{N,xx}$ désigne la matrice d'autocorrélation d'un signal de référence dans le filtre. Elle est définie positive. Cette dernière propriété assure l'existence et l'unicité de la solution optimale.

$$P_{N,xy} = E\{y(n) \cdot x_N(n)\} = E\{y(n) \cdot x_0(n) \dots y(n) \cdot x_N(n)\}^T \quad (2.09)$$

Ce vecteur désigne l'intercorrélacion entre l'observation $y(n)$ et le vecteur signal dans la mémoire du filtre.

2.3. Algorithme du Gradient Stochastique LMS (Least Mean Square)

Les algorithmes stochastiques font partie des techniques modernes de résolution numérique de nombreux problèmes pratiques, et sont à la base de diverses applications industrielles avancées : traitement du signal non linéaire, estimation de trajectoires, traitement d'images, optimisation globale de fonctions numériques, calcul d'intégrales, recherche de lignes de niveaux, et approximations numériques de mesures.

Ces algorithmes stochastiques se modélisent mathématiquement par des chaînes de Markov. Par contraste à leurs homologues déterministes.

Ces méthodes numériques contiennent une part d'aléatoire. Ces quantités aléatoires offrent ainsi à l'algorithme une meilleure capacité d'exploration de l'espace d'état. Elles améliorent souvent la vitesse de convergence de l'algorithme vers la solution recherchée ; tout en évitant certains pièges, tels les extrema locaux d'une fonction numérique, lorsque l'objectif est de trouver un extremum global.

L'algorithme du gradient stochastique puise ses sources des méthodes d'analyse numérique (Méthode de Newton) [32,33].

En premier lieu on s'intéressera à trouver le zéro de gradient du critère de l'erreur quadratique. Dans le cas où l'expression mathématique de la fonction dont on cherche le zéro est connue, la méthode de Newton donne :

$$H_N(n) = H_N(n-1) - f[H_N(n-1)]/f'[H_N(n-1)] \quad (2.10)$$

Où f désigne la fonction de critère qui n'a pas une expression spécifique.

L'algorithme du gradient stipule la relation itérative suivante :

$$H_N(n) = H_N(n-1) + \alpha [-\nabla_H E\{\bar{\varepsilon}_N^2(n)\}] \quad (2.11)$$

Où :

$$\nabla_H = \frac{\partial \varepsilon}{\partial H} / H = H_N(n-1) \quad (2.12)$$

α : Une constante qui contrôle la convergence du processus équivalent à : $1/f'[H_N(n-1)]$

D'après la relation (2.05), nous obtenons :

$$\nabla_H = 2R_{N,xx}H_{N,opt} - 2p_{N,xy} \quad (2.13)$$

Donc l'équation (2.11) devient :

$$H_N(n) = H_N(n-1) - \alpha [2R_{N,xx}H_{N,opt} - 2p_{N,xy}] = 0 \quad (2.14)$$

Une autre manière d'écrire cette expression est :

$$H_N(n) = H_N(n-1) + 2\alpha E[\bar{\varepsilon}_N(n).x_N(n)] \quad (2.15)$$

On peut rendre stochastique le vecteur $H_N(n)$ comme l'incrément de l'algorithme en supprimant la moyenne dans l'expression 2.15, car on constate que cette moyenne d'ensemble n'est pas indispensable, on obtient :

$$H_N(n) = H_N(n-1) + 2\alpha \bar{\varepsilon}_N(n) x_N(n) \quad (2.16)$$

Intuitivement ce sont les itérations successives qui réalisent dans l'algorithme la moyenne d'ensemble, la récursivité de l'algorithme faite par la seule addition de l'incrément, le filtrage adaptatif réalise asymptotiquement la moyenne d'ensemble et la minimisation.

L'algorithme stochastique prend donc des moyennes d'ensemble à sa charge d'après l'équation 2.16.

On voit apparaître deux phases :

$$F : \quad \bar{\varepsilon}_N(n) = y(n) - H_N^T(n-1) x_N(n) \quad (2.17)$$

$$G : \quad H_N(n) = H_N(n-1) + 2\alpha x_N(n) \bar{\varepsilon}_N(n) \quad (2.18)$$

Où F est la phase de filtrage et G est la phase d'adaptation

Cet algorithme est plus connu en traitement du signal sous le nom d'algorithme LMS: (Least-Mean-Square) [32, 33,34].

L'Algorithme du Gradient Stochastique LMS, de complexité $2N+1$, est listé comme suit :

1. choix convenable de α ;
2. acquisition de $x(n)$ et de $y(n)$;
3. filtrage de $y(n)$: $\bar{\varepsilon}_N(n) = y(n) - H_N^T(n-1) x_N(n)$
4. adaptation du filtre : $H_N(n) = H_N(n-1) + 2\alpha x_N(n) \bar{\varepsilon}_N(n)$

2.3.1 Condition de convergence de l'algorithme LMS

Le filtre transversal adaptatif par gradient se définit par les deux équations 2.17 et 2.18. La suite d'erreur calculée par l'équation 2.17 est appelée suite des erreurs *a priori* car elle utilise les coefficients avant la mise à jour.

La suite d'erreur calculée par l'équation 2.19 est appelée suite des erreurs *a posteriori* car elle utilise les coefficients après la mise à jour du filtre.

$$\varepsilon_N(n) = y(n) - H_N^T \cdot x_N(n) \quad (2.19)$$

$$H_N(n) = H_N(n-1) + 2\alpha \cdot x_N(n) \varepsilon_n(n) \quad (2.20)$$

L'erreur *a posteriori* est définie par :

$$\varepsilon_N(n) = \bar{\varepsilon}(n) E[1 - \alpha \cdot x_N^T(n) x_N(n)] \quad (2.21)$$

Le système peut être considéré comme stable si l'espérance de la valeur absolue de l'erreur *a posteriori* est plus petite que celle de l'erreur *a priori*, on a [32] :

$$|E[\varepsilon(n)/\bar{\varepsilon}(n)]| < 1 \quad (2.22)$$

$$\Leftrightarrow |E[1 - \alpha \cdot x_N^T(n+1) x(n+1)]| < 1 \quad (2.23)$$

$$\Leftrightarrow |1 - E[\alpha x_N^T(n) x_N(n)]| < 1 \quad (2.24)$$

$$\Leftrightarrow |1 - \alpha E[x_N^T(n) x_N(n)]| < 1 \quad (2.25)$$

$$\Rightarrow \begin{cases} 1 - \alpha E[x_N^T(n) x(n)] < 1 \\ -1 + \alpha E[x_N^T(n) x(n)] < 1 \end{cases} \quad (2.26)$$

A partir de l'équation 2.25, nous tirons :

$$\Rightarrow 0 < \alpha E[x_N^T(n) x(n)] < 2$$

Comme :
$$x_N^T(n) x(n) = \sum_{i=0}^{N-1} x^2(n+1-i) \quad (2.27)$$

Alors :
$$\Rightarrow E[x_N^T(n) x_N(n)] = N\sigma_x^2 \quad (2.28)$$

Où σ_x^2 est la puissance du signal d'entrée généralement connu ou bien facile à estimer.

D'où vient la condition de convergence :

$$0 < \alpha < \frac{2}{N\sigma_x^2} \quad (2.29)$$

Dans le cas des signaux Gaussiens on démontre que la convergence est obtenue par :

$$0 < \alpha < \frac{2}{3N\sigma_x^2} \quad (2.30)$$

2.4 Algorithme du Gradient Stochastique Normalisé NLMS (Normalised Least Mean Square)

Pour les signaux d'entrée non stationnaires, comme la parole par exemple, on choisit souvent une version de l'algorithme LMS facilitant le choix du pas d'adaptation constant. En effet la condition de convergence de l'algorithme LMS de Widrow dépend de la puissance du signal d'entrée $x(n)$. Pour rendre les performances de l'algorithme indépendantes de cette puissance, on normalise le gain scalaire α de l'algorithme LMS par une quantité dépendant de l'énergie du signal d'entrée [32].

$$\text{Si on pose :} \quad \alpha' = \alpha x_N^T(n)x_N(n) \quad (2.31)$$

$$\text{Il est facile de vérifier que : } E(\alpha') = \alpha E[x_N^T(n)x_N(n)] = \alpha N \sigma_x^2 \ll 2 \quad (2.32)$$

$$\text{Donc, pour assurer la convergence, il suffit de prendre : } \alpha = \frac{\alpha'}{x_N^T(n)x_N(n)} \quad (2.33)$$

En pratique, on substitue à l'énergie de $R_{N,xx}$ une estimée à court terme. Ceci peut se faire par exemple, par le calcul de l'énergie de $x(n)$ sur une fenêtre rectangulaire glissante de dimension N .

$$E(n) = x_N^T(n)x_N(n) + c \quad (2.34)$$

Où c , est une constante positive ou nulle qui évite des divisions, dans les zones de très faible énergie par de très faibles valeurs.

L'algorithme LMS à gain normalisé NLMS de complexité $3N$, ainsi obtenu est résumé comme suit :

1. choix convenable de α ;
2. acquisition de $x(n)$ et de $y(n)$ et mémorisation de $x(n)$;
3. calcul de l'énergie de normalisation : $E(n) = x_N^T(n)x_N(n)$ (2.35)

tel que : $(E(n) = c, \text{ si } E(n) \ll c)$

4. filtrage de $y(n)$: $\bar{\varepsilon}_N = y(n) - H_N^T(n)x(n)$ (2.36)

5. adaptation du filtre : $H_N(n) = H_N(n-1) + \frac{2\alpha}{E(n)}x(n)\bar{\varepsilon}_N(n)$ (2.37)

L'algorithme NLMS sera soumis au test de l'identification et de la poursuite d'un canal acoustique de couplage réel non stationnaire [32].

2.5 Identification par Algorithme du Gradient Stochastique à Pas Décroissant NLMS-DC (Normalised Least Mean Square Decreasing steps)

Le système d'identification de la réponse impulsionnelle est représenté par la figure 2.11. L'erreur en sortie de ce système est donnée par l'équation 2.17, où $H_N(n)$ est un vecteur colonne qui regroupe les N premières valeurs de la réponse impulsionnelle identifiée et $x(n)$, est un vecteur qui résume le passé du signal.

$$x_N^T(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)] \quad (2.38)$$

La réponse impulsionnelle se calcule en minimisant EQM : (l'Erreur Quadratique Moyenne)

$$EQM = E(\bar{\varepsilon}(n)^2) \quad (2.39)$$

Pour diminuer l'erreur quadratique moyenne du régime permanent de l'algorithme nous avons utilisé une version de l'algorithme NLMS à pas décroissant NLMS-DC vers 0.

L'algorithme NLMS à pas décroissant de complexité $3N$ est listé comme suit:

1. choix convenable de α :

$$\alpha = \begin{cases} 0,5 & \text{pour } n \leq \frac{n_x}{2} \\ \frac{0,5}{n - \frac{n_x}{2}} & \text{pour } n > \frac{n_x}{2} \end{cases}$$

2. acquisition de $x(n)$ et de $y(n)$ et mémorisation de $x(n)$;

3. calcul de l'énergie de normalisation : $E(n) = x_N^T(n).x(n)$

4. filtrage de $y(n)$: $\bar{\varepsilon}(n) = y(n) - H_N^T(n-1).x_N(n)$

5. adaptation du filtre : $H_N(n) = H_N(n-1) + \frac{2\alpha}{E(n)}.x_N(n).\bar{\varepsilon}_N(n)$

Où n_x désigne la taille totale de $x(n)$.

Pour $n \leq \frac{n_x}{2}$, le choix du pas d'adaptation $\alpha=0,5$ permet une convergence rapide de l'algorithme.

Après l'instant $\frac{n_x}{2}$, le pas décroissant vers zéro permet d'obtenir une Erreur Quadratique Moyenne faible en régime permanent, l'organigramme de cet Algorithme est listé dans la figure 2.3 [32].

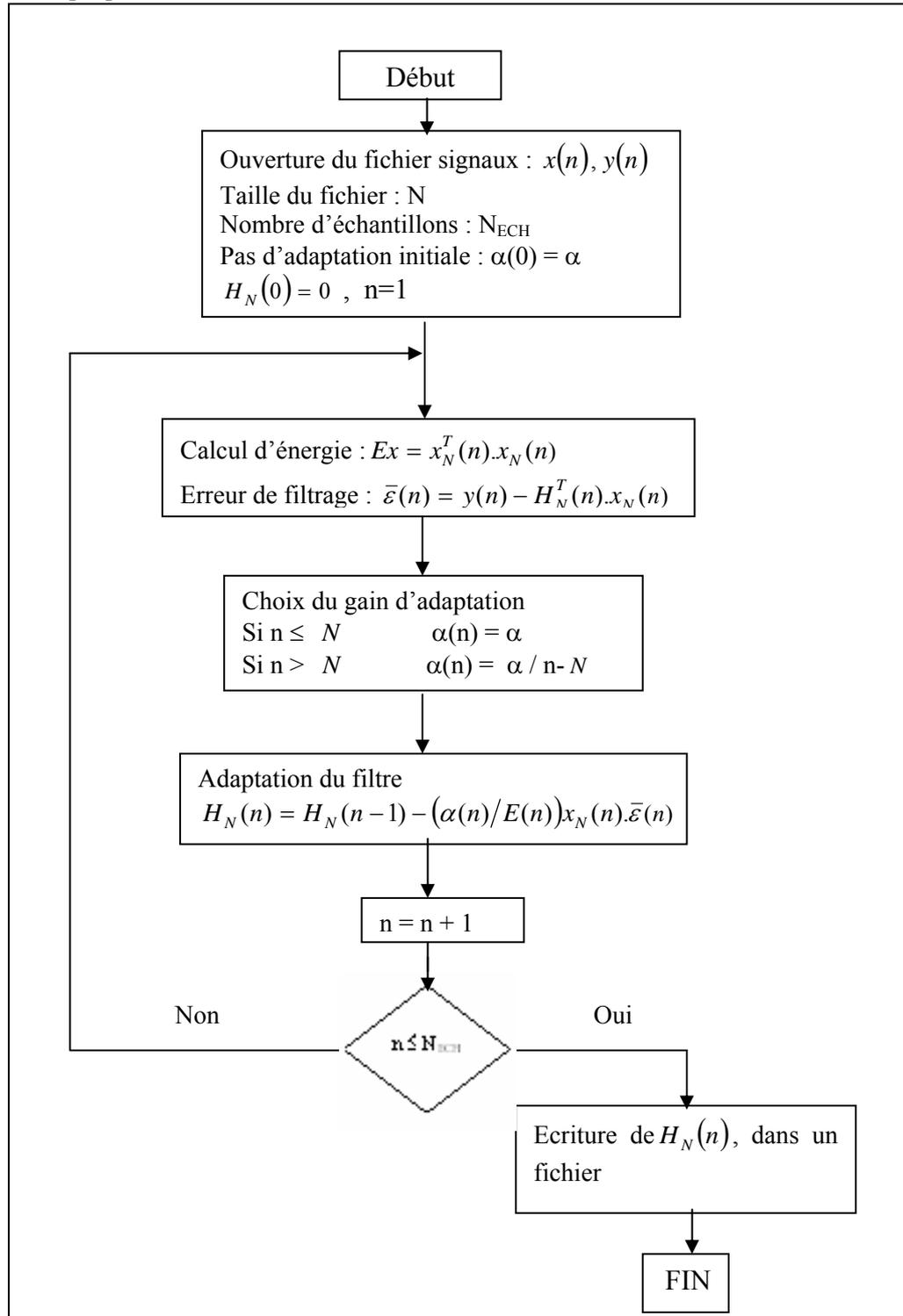


Figure 2.3 : Organigramme de l'algorithme LMS à pas décroissant

2.6 Applications des algorithmes de gradients

Les algorithmes adaptatifs sont un moyen puissant pour parvenir à optimiser un système de structure spécifié en fonction d'un environnement donné. Dans notre cas le système est un filtre linéaire. Ils ne sont pas tous destinés à résoudre le même problème. Il peut s'agir de l'identification directe d'un filtre inconnu dont on connaît l'entrée de référence et la sortie correspondante bruitée. Il peut s'agir d'identifier un modèle de filtre sans référence sur son entrée, ce qui se fait par prédiction. Il peut enfin s'agir de corriger l'effet de distorsion d'un filtre dont on connaît l'entrée de référence et la sortie associée bruitée. C'est un problème d'identification inverse [35,36].

Les domaines d'application privilégiés des algorithmes adaptatifs sont l'identification des systèmes (un des domaines importants de l'automatique), le traitement du signal, et la reconnaissance des formes.

En ce qui concerne l'identification des systèmes, la confrontation des nombreux exemples d'identification de système Auto Régressif (AR) et Auto Régressif à Moyenne Ajustée (ARMA), la pertinence des algorithmes adaptatifs pour ce qui concerne le traitement du signal est également bien établie. Signalons l'étude du protocole de communication par satellite qui constitue un exemple atypique dans le domaine des télécommunications.

Les domaines de reconnaissance des formes patentes, tels que la reconnaissance de la parole, utilisent des outils largement puisés dans l'arsenal du traitement du signal adaptatif les estimateurs de mouvements récursifs dans les séquences d'image sont, eux aussi, des algorithmes adaptatifs. Ils sont utilisés en codage de la télévision numérique.

La suppression adaptative d'écho ou de bruit avec voie de référence illustre le problème d'identification directe. Elle est traitée dans un contexte acoustique avec des applications en téléconférence et en téléphonie mains libres. Ce même problème est considéré dans un contexte mécanique pour l'élimination de vibrations dont on possède une référence. La restitution de signaux sinusoïdaux bruités et l'un des grands problèmes du traitement du signal, sans référence sur la raie à restituer, elle peut se faire par prédiction qui devient adaptative en contexte non stationnaire, avec des applications possibles en RADAR pour les signaux dont la fréquence dérive d'une application :

- en avionique pour un système d'aide à l'atterrissage ;
- à la transmission de données sur un canal sous-marin.

Il s'agit de propagation à trajets multiples, les non stationnarités agissant sur le radar, l'atténuation et le déphasage entre trajets [35,36].

Cependant les algorithmes étudiés et proposés dans cette thèse dépassent largement le cadre de ces applications. Ils peuvent être utilisés dans toutes les applications où apparaît la modélisation linéaire d'un signal à partir de ses propres échantillons (problème de la prédiction linéaire) ou à partir des échantillons d'un autre signal (problème de filtrage linéaire) [32].

2.7. Identification de la RI par la méthode d'intercorrélation

Le mode de fonctionnement et les performances des filtres adaptatifs sont étroitement liés aux caractéristiques statistiques des signaux traités. Dans l'ensemble de ces paramètres, les fonctions de corrélation occupent une place très importante, pour leurs qualités propres en analyse des signaux, mais aussi parce que leurs valeurs sont utilisées pour constituer les matrices de corrélation. Ces dernières sont exploitées directement dans certaines méthodes d'analyse. Par contre, dans les algorithmes les plus efficaces en filtrage adaptatif, elles n'apparaissent généralement pas directement mais sont sous-jacentes et, en fait, elles commandent le fonctionnement des systèmes et leurs performances. C'est pourquoi il faut bien connaître leurs propriétés. Mais, il n'est pas facile de se faire une idée sur leurs caractéristiques et de les relier à des paramètres du signal plus accessibles et plus familiers, comme le spectre par exemple [23,37].

Une des applications les plus fréquentes de l'inter corrélation est la détermination de la réponse impulsionnelle d'un système linéaire. Soit $h(n)$ la réponse impulsionnelle cherchée, si le système est excité par un bruit blanc $x(n)$, la réponse $y(n)$ est donnée par :

$$y(n) = x(n) * h(n) \quad (2.40)$$

Avec :

$$R_{xx}(n) = \sigma_x^2 \cdot \delta(n) * h(n) \quad (2.41)$$

$R_{xx}(n)$: est la fonction d'autocorrélation du bruit (signal d'excitation du système)

σ_x^2 : Variance du signal test $x(n)$.

La fonction d'intercorrélation du signal d'entrée et du signal de sortie est donnée par la relation suivante :

$$R_{xy}(n) = R_{xx}(n) * h(n) \quad (2.42)$$

En remplaçant R_{xx} par sa valeur nous avons :

$$R_{xy}(n) = R_{xx}\sigma_x^2(n)\delta(n) * h(n) = \sigma_x^2(n)h(n) \quad (2.43)$$

Car :

$$\delta(n) * h(n) = h(n) \quad (2.44)$$

D'où :

$$h(n) = \frac{R_{xy}(n)}{\sigma_x^2} \quad (2.45)$$

$R_{xy}(n)$: est la fonction d'inter corrélation entre le signal de test $x(n)$ et $y(n)$.

Par conséquent il suffit de connaître la fonction d'intercorrélation entre $x(n)$ et $y(n)$ et σ_x^2 pour identifier le système par sa réponse impulsionnelle qu'elle caractérise.

En pratique, on utilise les séquences binaires pseudo aléatoires comme signal $x(n)$, ces séquences possèdent une fonction d'autocorrélation qui s'approche d'une impulsion de Dirac. Les signaux seront périodiques de la même période que la séquence pseudo aléatoire utilisée [38].

L'estimation des corrélations doit se faire, alors, sur un certain nombre de périodes.

$$R_{yx}(K) = \frac{1}{pl} \sum_{n=1}^{p.l} y(n)x(n-K) \quad (2.46)$$

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{pl} \sum_{n=1}^{p.l} x^2(n) \quad (2.47)$$

$$K = 0, 1, \dots, N_{R-1}$$

N_R : Taille réelle de $h(n)$

l : Longueur de la Séquence Binaire Pseudo Aléatoire SBPA

p : Nombre de périodes.

$l=2^m-1$: où m est le nombre d'étages du registre à décalage qui génère la séquence.

Des réponses impulsionnelles acoustiques sont identifiées par l'intercorrélation dans l'organigramme est listé dans la figure 2.4.

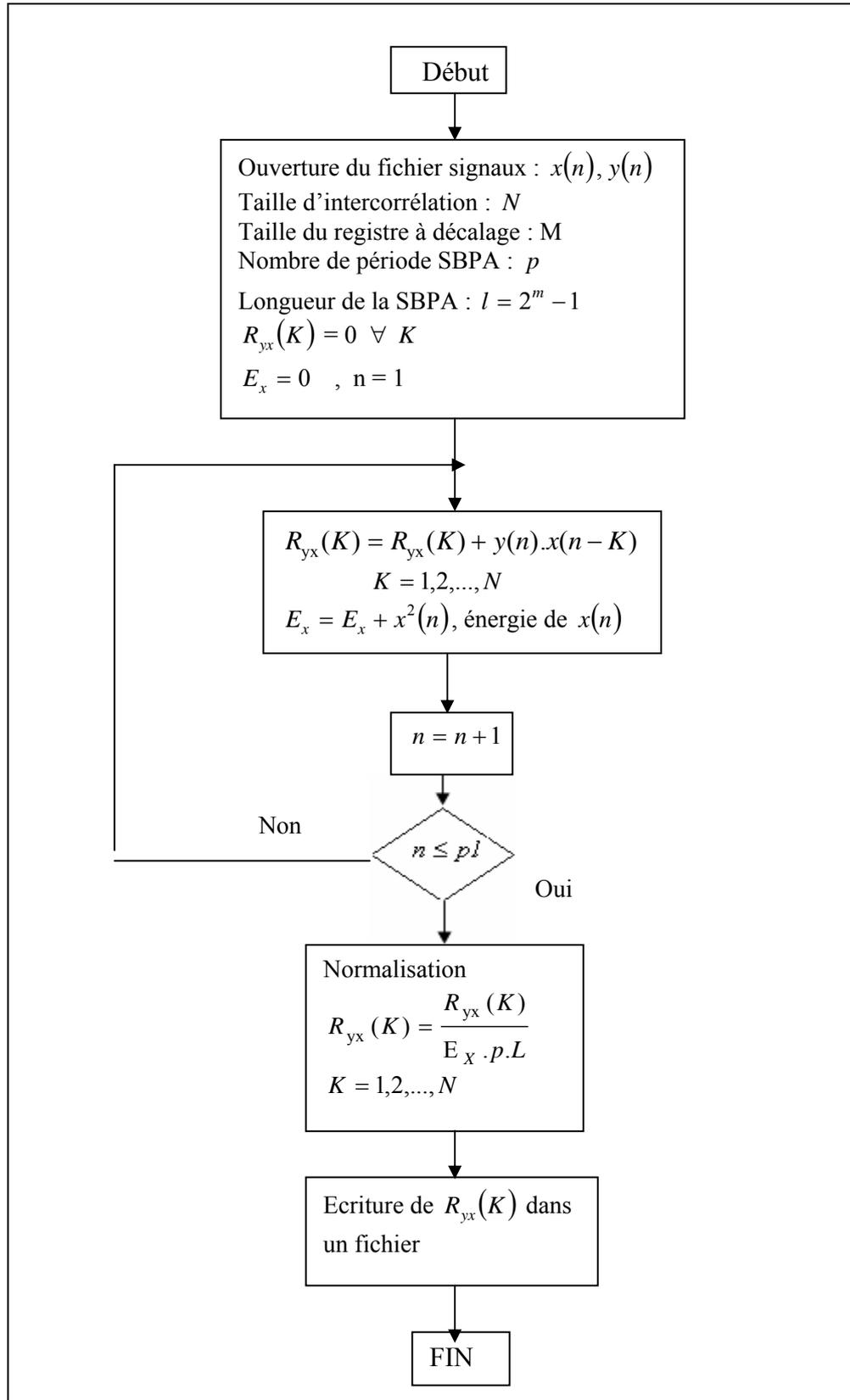


Figure 2.4 : Organigramme de la méthode d'intercorrélation

2.8. Conclusion

Deux propriétés essentielles caractérisent le traitement adaptatif du signal :

- il permet l'optimisation d'un système et son adaptation à l'environnement, lors des fluctuations de ce dernier, qui sont assurés automatiquement par une classe d'algorithmes d'optimisation. Les techniques adaptatives s'étendent à une variété de problèmes de détection, d'estimation et d'identification ;
- l'algorithme du gradient conduit à une évolution relativement lente des valeurs des coefficients du filtre de tous les algorithmes de filtrage adaptatif, c'est le plus répandu car il est le plus simple à mettre en œuvre.

Les filtres adaptatifs basés sur les techniques du gradient sont très utilisés en raison de leur simplicité et leur souplesse. Leur faiblesse majeure réside dans la dépendance des statistiques du signal qui peut conduire à des adaptations lentes et des erreurs résiduelles importantes. Ces algorithmes ont été programmés pour l'identification d'une réponse impulsionnelle acoustique, mesurée dans une salle réelle.



Mesure des Réponses Impulsionnelles Acoustiques

Dans ce chapitre nous allons présenter les résultats pratiques des Réponses Impulsionnelles Acoustiques (RIA). Les mesures ont été faites dans une salle dont la configuration est schématisée dans la figure 3.4, utilisant le matériel professionnel d'acoustique Bruel & Kjaer. Ces RIA sont identifiées par l'algorithme NLMS à pas décroissant et comparées à la méthode d'intercorrélation dans le cas stationnaire. Pour le cas non stationnaire nous avons identifié ces RIA par l'algorithme NLMS.

3.1 Simulation d'une méthode de mesure de Réponses Impulsionnelles Acoustiques (RIA)

En acoustique des salles, on mesure des Réponses Impulsionnelles (RI) qui ont une durée utile de l'ordre de la seconde et la dynamique souhaitée est de l'ordre de 60 dB. Les techniques de mesures classiques qui engendrent une impulsion (éclatement d'un ballon, coup de pistolet) et enregistrent la réponse impulsionnelle, ne permettent pas de répondre simultanément à ces exigences. De plus on augmente considérablement les risques de distorsion lorsque les transducteurs sont soumis à des impulsions.

La méthode de mesure décrite dans ce chapitre pallie ces inconvénients d'une part en supprimant la nature impulsionnelle du signal test de mesure, d'autre part, en apportant un gain important en dynamique de la RI mesurée.

Dans la première méthode de mesure en stationnaire, nous remarquons que si le signal d'entrée $x(n)$ est une masse de Dirac, alors on a le signal de sortie égal à la réponse impulsionnelle. Cette remarque a été utilisée par les acousticiens pour mesurer H en approchant le Dirac par des signaux formés d'impulsions à bases très étroites tels que des coups de pistolets ou des explosions de ballons en plastique. Une méthode plus robuste et

plus précise, utilisant des résultats développés par Schroeder, a été mise au point par Julien, on donne ici le principe.

A l'aide d'un système de registre à décalage, on génère une suite pseudo aléatoire de longueur N , prenant ces valeurs dans l'ensemble discret. Cette suite est ensuite convertie en créneaux de tension $\pm V$ volts à la fréquence d'échantillonnage F_e , réalisant ainsi un signal continu de période $T = 1/F_e$.

La principale caractéristique de cette suite résulte dans sa fonction d'autocorrélation. Le signal obtenu au microphone après excitation du haut-parleur par $x(n)$, est converti numériquement et stocké sur un micro-ordinateur. Lorsque N est très grand et que les valeurs de la réponse impulsionnelle sont de l'ordre du bruit de mesure au-delà de la période T , on peut approcher $H(n)$ par l'intercorrélation entre $y(n)$ et $x(n)$ en négligeant la composante continue de la réponse impulsionnelle. Le choix de N est réalisé en fonction du temps de réverbération de la salle. La méthode de la mesure est résumée dans le schéma de la figure 3.1.

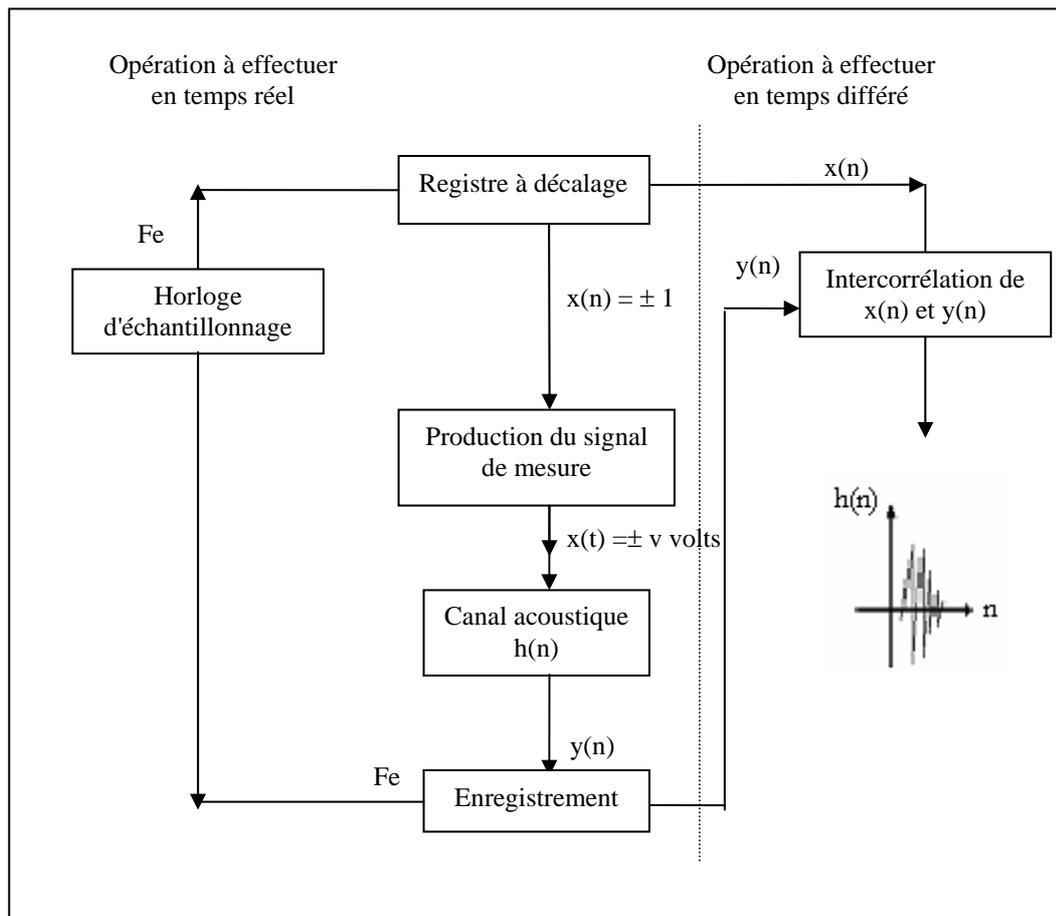


Figure 3.1: Schéma synoptique de la mesure des réponses impulsionnelles acoustiques

Il existe différents canaux acoustiques, celui qui nous intéresse est le canal acoustique de couplage entre le haut parleur de sonorisation et le microphone [39, 40,41].

3.2 Objectif de mesure de la réponse impulsionnelle (RI)

La réponse impulsionnelle est la seule mesure qui donne toutes les caractéristiques du lieu en un point. C'est la seule représentation qui contient tous les critères acoustiques dont les valeurs seront déduites par traitement du signal.

Prise à l'état brut, elle montre les réflexions importantes. Une RI de transducteur qui accompagne parfois les mesures d'enceinte dans les magazines ne sert pas à grand chose, elle est trop difficilement interprétable car elle est trop riche et parce que plusieurs phénomènes peuvent être la cause d'une variation. Nous utiliserons des représentations graphiques beaucoup plus interprétables.

Ramenée dans le domaine fréquentiel par une FFT (Fast Fourier Transform), elle permet d'obtenir la réponse en fréquence, phase, vitesse de groupe...

Nous visualiserons la décroissance énergétique d'une salle en fonction du temps et de la fréquence ou encore l'amortissement d'un transducteur.

Ceci montre une chose très importante, c'est que la réponse en fréquence d'une enceinte tout comme le temps de réverbération du local en fonction de la fréquence n'est pas une représentation exhaustive de la qualité du signal. Ceci explique pourquoi des enceintes ayant la même courbe de réponse sonnent différemment et pourquoi certaines salles ayant un même temps de réverbération peuvent être déclarées subjectivement totalement différentes. Par contre, des réponses temporelles similaires seront perçues comme des sensations sonores équivalentes.

Pour cette raison La RI est utilisée pour les convolutions temporelles fonctionnant en temps réel. La convolution consiste à mixer le son brut avec une RI de salle particulière pour obtenir la réverbération réelle d'un lieu [42, 43, 44]

Nous utilisons aussi la convolution dans une version plus lourde prenant en compte les RI de toutes les destinations associées à l'oreille. Elles sont alors convoluées avec les sons en provenance de la direction associée, observons une RI de salle (Figure 3.2).

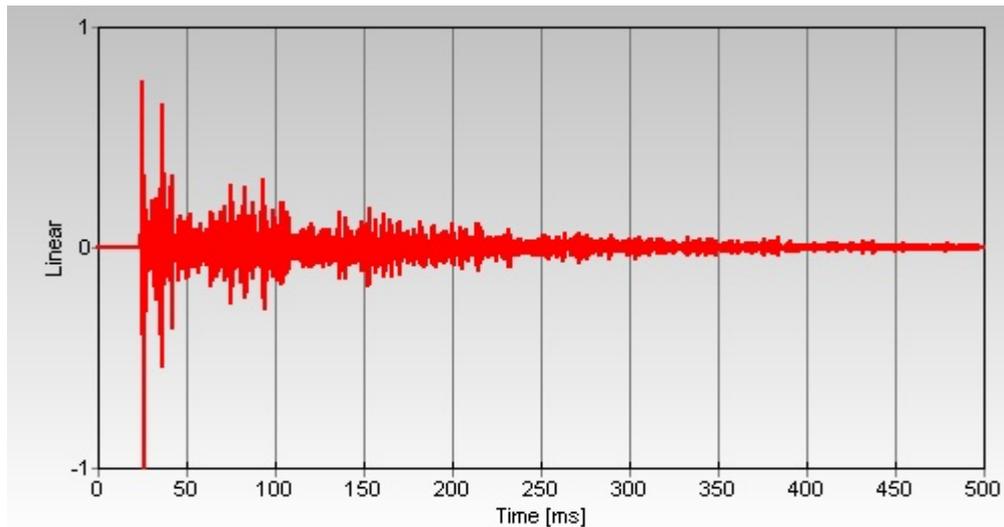


Figure 3.2: Schéma d'une réponse impulsionnelle d'une salle

La mesure des fonctions de transfert et de leurs réponses impulsionnelles associées est une tâche fondamentale dans beaucoup de domaines de l'acoustique. Pour les fabricants d'enceintes, elles permettent de valider la réponse en fréquence de leurs prototypes.

En acoustique des salles, la réponse impulsionnelle joue un rôle central étant donné que beaucoup de paramètres (temps de réverbération, etc.) sont calculés à partir de celle-ci. En vibroacoustique, beaucoup de simulations et de validations expérimentales sur le rayonnement de sources font appel à la mesure de réponses impulsionnelles.

Dans le cadre de cette thèse, un des objectifs est la correction de certains défauts introduits par le lieu d'écoute. Dans ce contexte, la mesure des réponses impulsionnelles joue un rôle déterminant sur la qualité de l'identification d'un système [45, 46,47].

3.3 Analyseur de fréquence bicanal temps réel type 2133

L'analyseur de fréquence bicanal temps réel type 2133 est conçu pour l'analyse fréquentielle à pourcentage de bande constant et en temps réel de signaux acoustiques et vibratoires, mesurage de la puissance acoustique, mesurage de l'intensité acoustique, essais électroacoustiques, essais acoustiques en bâtiments, transmission acoustique, absorption durée de réverbération, essais acoustiques en industrie automobile mesurage d'interspectre, avec une analyse en bande de 1/1, 1/3, 1/2, et 1/4 d'Octave. Sa gamme dynamique est de 80 dB et son entrée analogique accepte la gamme complète des microphones et préamplificateur de charge, Brüel & Kjaer (B&K). Son préamplificateur de charge intégré très sensible autorise le branchement direct des accéléromètres. La fonction temporelle enregistre les événements transitoires pour l'analyse ultérieure de

segments choisis. A toutes ces caractéristiques de mesurage s'ajoutent l'acquisition rapide des spectres et le moyennage de segments temporels fenêtre. Du fait de sa grande capacité de stockage et de traitement, l'analyseur type 2133 est utilisable en mode autonome pour un grand nombre d'application.

Le 2133 dispose d'une mémoire tampon intégrée de grande capacité. La qualité du spectre qu'elle peut contenir varie selon la gamme de fréquences, la fraction d'Octave utilisée pour l'analyse et selon la fréquence d'échantillonnage. Elle pourra recevoir 4500 spectres en bande d'octave ou 2200 spectres en 1/3 d'octave.

L'unité de disquette intégrée autorise le stockage permanent de spectres, de configuration de réglage et des données de mesurages. Les disquettes formatées sont compatibles PC/MS-DOS pour faciliter le transfert de données sur ordinateur [48,49].

3.3.1 Acquisition rapide des données

L'enregistrement de nombreux spectres consécutifs séparés par des intervalles très courts (5 ms) s'effectue sans perte de données. Les spectres mesurés sont automatiquement stockés dans un multi-spectre. Ce dernier peut aussi être constitué de résultats consécutifs moyennés. Cette caractéristique sert dans les applications, où l'analyse de bruits répétitifs émis par des machines à mouvement rotatif ou alternatif, lorsque les spectres seront mesurés à des intervalles constants correspondant au cycle de travail de la machine [48,49].

3.3.2 Fonction de traitement

La plupart des mesures courantes en acoustique sont effectuées en temps réel. La mémoire non-volatile dispose de 57 fonctions servant en outre, à déterminer la puissance acoustique, la durée de réverbération, l'absorption et l'isolement acoustique et à de nombreuses routines de calculs spectraux. L'utilisateur définit à son gré et stocke, dans la mémoire non volatile ou sur disquette, les fonctions supplémentaires dont il a besoin.

3.3.3 Principe de fonctionnement de l'analyseur

Le principe de base du fonctionnement de l'analyseur se commande de deux façons : soit par les touches situées sur la face avant ou sur le clavier, soit par les commandes affichées à l'écran (commandes programmables). Ces dernières dépendent du format d'écran choisi.

Les touches s'utilisent essentiellement pour effectuer des actions isolées ou des activités temporaires. Les commandes programmables permettent de définir des configurations plus permanentes. Par exemple nous pouvons mettre le générateur en hors service à l'aide d'une touche, mais les touches programmables nous permettront de le régler comme source de bruit blanc ou rose en mode continu ou impulsionnel [48, 49].

3.3.4 Fonctionnement en mode temporel

Le mode temporel de l'analyseur consiste en une configuration de mesurage qui permet à l'utilisateur d'effectuer un enregistrement d'un signal temporel sur disquette. Ce signal peut être envoyé dans les circuits d'analyse pour une analyse spectrale comme si l'on avait déjà un spectre au niveau de l'entrée de l'analyseur. Le mode temporel consiste également en une intensification du signal, c'est-à-dire qu'en utilisant la mémoire tampon, l'analyseur accumule et moyenne des séries d'événements. L'intensification des signaux est particulièrement utile lorsque les signaux étudiés sont répétitifs. Les données synchrones se trouvant parmi les événements enregistrés et moyennés sont intensifiées aux dépens des bruits aléatoires. Un affichage temporel nous permet d'examiner un événement temporel à l'écran de l'analyseur. Grâce au type de curseur disponible, nous pouvons mesurer sur n'importe quel point ou groupe de points faisant partie de l'enregistrement. Les événements enregistrés peuvent être sauvegardés dans la mémoire de l'analyseur ou sur disquette [48, 49].

3.4 Récupération des données d'enregistrement de la mesure $x(n)$ et $y(n)$

L'analyseur de fréquence bicanal type 2133 enregistre et sauvegarde les deux signaux $x(n)$ et $y(n)$ dans un fichier. Pour extraire les deux signaux de la mesure $x(n)$ et $y(n)$ de la mémoire, il faut enregistrer toutes ces données sur une disquette. L'analyseur de fréquence bicanal type 2133 a propre manière de répartir les données enregistrées dans un fichier. Cette répartition dépend du type de configuration choisie et les différents paramètres de mesurage choisis avant le lancement de la mesure.

Dans notre cas, nous avons utilisé la configuration de mesurage en mode temps non trigger et non enrichis. Les résultats d'enregistrement assignés à ce choix seront répartis dans un fichier selon le tableau 3.1.

Cette répartition peut être décrite comme suit :

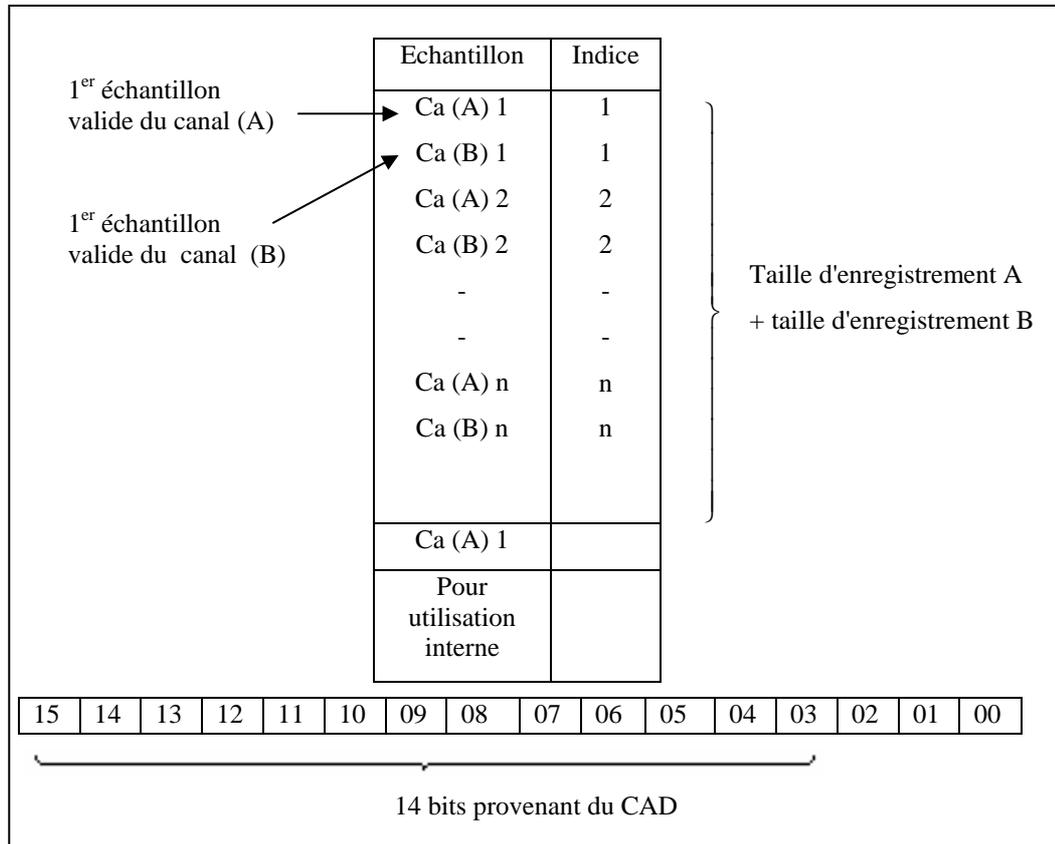
- les premiers "1600" Octets sont réservés à un préambule qui décrit le type d'analyseurs utilisé, la taille totale du fichier de ce type ;

- les " 90" octets qui suivent le préambule sont réservés à l'en tête " 46 " Octets pour spécifier les données en tête générale et les "44" Octets restants donnent des spécifications plus détaillées sur les données de l'en-tête générale ;
- le reste des octets est réservé pour les données des deux signaux x (n) et y (n) [50].

3.5 Séparation des signaux enregistrés x(n) et y(n)

Suivant la configuration de mesure, que nous avons choisie dans notre mesure, l'analyseur de fréquence bicanal type 2133, fait un enregistrement alterné entre les échantillons des canaux A et B. Concernant la forme des données enregistrées, chaque échantillon est codé sur 16 bits en complément à deux.

Tableau 3.1: Structure d'enregistrement possible pour l'analyseur de fréquence



Le bit numéro "0" nous informe sur l'un des paramètres de la configuration de mesure choisi avant le lancement de la mesure, ce dernier est bien «trigger».

Le bit numéro "1" nous informe sur la source canal A ou B de l'échantillon qui est en cours d'enregistrement. Si c'est " 0 ", il s'agit du canal A, si c'est " 1", il s'agit du canal B.

Le 15^{ème} bit nous informe sur le signe (+ ou -) de la valeur de l'échantillon issu du Convertisseur Analogique Digital (CAD). S'il est égal à "0", il s'agit de la valeur positive, s'il est égal à "1", il s'agit de la valeur négative.

Tous ces états sont résumés dans le tableau récapitulatif 3.2.

Tableau 3.2 : Signification des différents bits

Format des données enregistrées		
Numéro de bit	Etat du bit	Signification
0	0	Echantillon avant Trigger
	1	Echantillon après Trigger
1	0	Entrée canal 1 (A)
	1	Entrée canal 2 (B)
15	0	Valeur positive provenant du CAD
	1	Valeur négative provenant du CAD

Cette manière d'enregistrement, ainsi que la signification des bits caractérisant l'échantillon enregistré nous a obligés à corriger ces données avant de les utiliser. Pour cela nous avons développé un programme avec lequel nous avons fait la séparation des deux signaux $x(n)$ et $y(n)$ ainsi que l'annulation des deux bits (Figure 3.3).

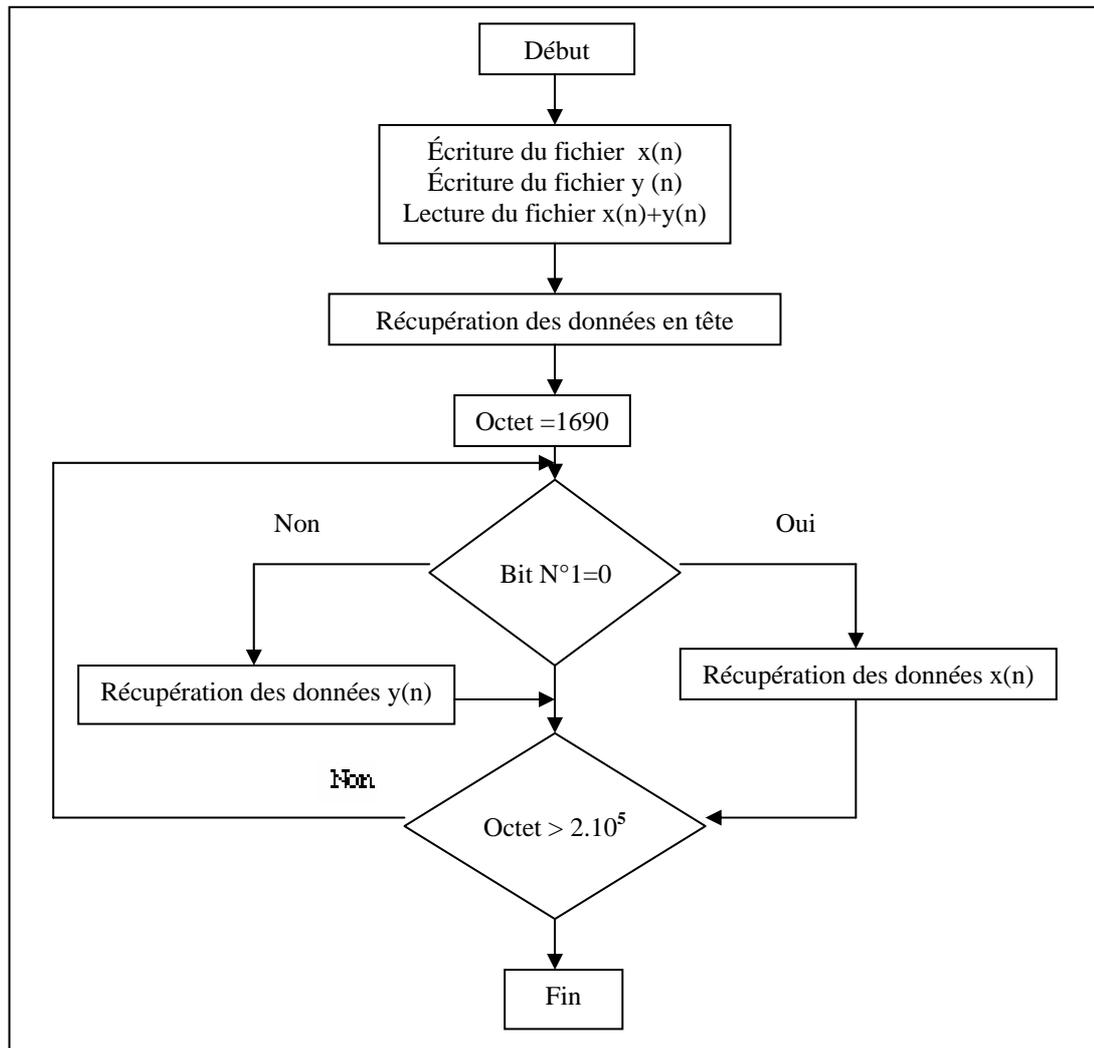


Figure 3.3 : Organigramme de séparation des signaux enregistrés

3.6 Résultats pratiques de mesure de la RI pour le cas stationnaire

La mesure de la réponse impulsionnelle du canal acoustique est effectuée en deux étapes :

- l'acquisition en synchronisme des signaux $x(n)$ et $y(n)$;
- l'identification en temps différée de la réponse impulsionnelle par les méthodes du gradient stochastique et la méthode d'intercorrélation.

Dans toutes les manipulations faites dans le laboratoire, nous avons utilisé le même analyseur de fréquences à deux canaux du type 2133 B & K, ainsi que le même milieu acoustique (salle de mesure). Mais nous avons testé plusieurs couples de microphones et de haut-parleurs.

Les dimensions de la salle utilisée sont de 8 m de largeur, 20 m de longueur et 3,5 m de hauteur. Le critère de performance utilisé pour la comparaison entre les différentes mesures est le RSB (Rapport Signal sur Bruit) qui se calcule comme suit, pour :

- la méthode d'intercorrélation : il est calculé par le rapport de l'énergie du début de la réponse impulsionnelle sur l'énergie de la fin de la réponse impulsionnelle ;
- l'algorithme NLMS-DC est calculé par le rapport de l'énergie du signal $y(n)$ sur l'énergie du signal de l'erreur [51,52].

3.6.1 Influence du type de haut-parleur sur la mesure

Dans cette manipulation nous avons évalué l'effet du type de haut-parleur sur la mesure. Pour cela, nous avons utilisé trois types de haut-parleurs, le premier est une source sonore professionnelle de type (4224 B & K) [42], le deuxième est de marque (MICDIS de puissance 100 W) et le troisième est de marque (TNGX de puissance 800W). Ces deux derniers sont des haut-parleurs vendus avec les cartes son des micro-ordinateurs.

Les paramètres de la mesure sont :

- $x(n)$ est une séquence de bruit blanc (six séquences d'une seconde) ;
- la distance qui sépare le haut-parleur et le microphone est de 3 m ;
- la sensibilité de l'analyseur de fréquence est égale à 50 mV/ Pa ;
- la réponse impulsionnelle identifiée est de taille 2500 points.

Les résultats de cette mesure sont résumés dans le tableau 3.3.

Tableau 3.3 : Influence du type de haut parleur sur la mesure

Type de haut-parleur utilisé	RSB (dB)	
	Intercorrélation	NLMS-DC
HP type 4224	47,67	45,00
HP MICDIS	46,40	34,50
HP TNGY	46,68	32,00

Cette manipulation montre que l'utilisation d'un haut-parleur professionnel type 4224 donne une identification de la réponse impulsionnelle meilleure, que l'utilisation des haut-parleurs grand public qui représentent mal les basses fréquences.

3.6.2 Influence de la distance qui sépare le HP et le MIC sur la mesure

Dans cette manipulation nous avons évalué l'effet de la distance "d" qui sépare le haut-parleur et le microphone sur la mesure.

Pour cela nous avons utilisé :

- un haut-parleur de type 4224 B & K ;
- une séquence de bruit blanc : six séquences pseudo aléatoires d'une seconde ;
- un microphone type 4165 B & K [53] ;
- une sensibilité de l'analyseur de fréquences de 50 mV/Pa ;
- une taille de la réponse impulsionnelle est $N=2500$.

Les résultats de cette manipulation sont donnés dans le tableau 3.4.

Tableau 3.4 : Influence de la distance sur la mesure

Distance en (m)	RSB (dB)	
	Intercorrélation	NLMS-DC
d = 1,5	47,07	48,00
d = 3,0	47,67	45,00
d = 6,0	46,92	45,00

Lors de cette manipulation nous avons obtenu des résultats qui montrent que l'intercorrélacion identifie la réponse impulsionnelle avec un RSB constant pour toutes les distances. Cela est dû à sa robustesse au bruit. Par contre, l'algorithme NLMS-DC identifie mieux la réponse impulsionnelle pour de petites distances où le microphone ne reçoit que les ondes directes (grandes puissances), ce qui montre que cet algorithme est sensible aux bruits.

3.6.3 Influence de la longueur de la séquence du bruit sur la mesure

Nous avons évalué l'effet de la longueur de la séquence du bruit du signal d'excitation sur la mesure en utilisant les paramètres suivants :

- un haut-parleur type 4224 ;
- un microphone type 4165 ;
- une distance $d = 3$ m ;
- une sensibilité de l'analyseur de fréquences de 50 mV/Pa ;
- une taille de la réponse impulsionnelle $N= 2500$.

Les résultats de cette manipulation sont donnés dans le tableau 3.5.

Tableau 3.5 : Influence de la longueur de la séquence sur la mesure

Séquence du bruit	RSB (dB)	
	Intercorrélation	NLMS-DC
6 séq de 1 s	47,67	45,00
3 séq de 2 s	47,70	40,27
6 séq aléatoires	34,32	37,00

Les résultats montrent qu'une meilleure mesure de la réponse impulsionnelle doit se faire avec un signal d'excitation $x(n)$ représenté par une séquence de bruit de durée importante (de l'ordre d'une seconde) et de plusieurs périodes pour la méthode d'intercorrélation. L'identification par gradient stochastique n'exige pas une périodicité du signal d'excitation $x(n)$.

3.6.4 Effet de la fréquence d'échantillonnage sur la mesure

Dans cette manipulation nous avons utilisé :

- un haut-parleur type 4224 ;
- un microphone MICI 4165 ;
- une distance de 3 m ;
- une séquence de bruit blanc (6 séquences de 1 s).

Lors de cette manipulation nous avons obtenu les valeurs expérimentales classées dans le tableau 3.6.

Tableau 3.6 : Influence de la fréquence d'échantillonnage sur la mesure

Fréquence d'échantillonnage en kHz	RSB (dB)	
	Intercorrélation	NLMS-DC
08,192	48,81	45,00
16,000	47,67	45,00
33,788	47,64	39,50

Le choix de la fréquence d'échantillonnage est directement lié à la fréquence maximale que l'analyseur peut accepter sans alternation, cette relation est illustrée par le tableau 3.7

Tableau 3.7 : Relation entre la fréquence maximale F_{\max} et la fréquence d'échantillonnage F_e

Fréquence maximale en Hz	Période d'échantillonnage	Fréquence d'échantillonnage en Hz
22400	0015	95539
11200	0031	32768
05630	0061	16384
02820	0122	08192
01410	0244	04096
00709	0488	02048
00355	0977	01024
00178	1953	00512
00892	3986	00256

Dans cette manipulation nous avons pris trois valeurs différentes de la fréquence d'échantillonnage (F_e) :

- $F_{\max} = 2,82$ kHz correspond à $F_e = 8,192$ kHz donc 12 séquences de bruit de 1s ;
- $F_{\max} = 5,63$ kHz correspond à $F_e = 16,384$ kHz donc 6 séquences de bruit de 1s ;
- $F_{\max} = 11,2$ kHz correspond à $F_e = 32,768$ kHz donc 3 séquences de bruit de 1s.

Nous concluons que lorsque le nombre de périodes est grand, l'intercorrélacion donne un RSB important. Le NLMS-DC donne des résultats comparables.

3.6.5 Effet du type de microphone utilisé sur la mesure

Dans cette manipulation nous avons utilisé :

- un haut-parleur type 4224 ;
- une $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- une $F_e = 16,354$ kHz ;
- une distance de 3 m ;
- un bruit blanc de 6 séquences de 1s.

Lors de cette manipulation nous avons obtenu les valeurs expérimentales classées dans le tableau 3.8.

Tableau 3.8 : Influence du type de microphone sur la mesure

Type de microphone	RSB (dB)	
	Intercorrélation	NLMS-DC
4133	48,40	47,00
4134	46,44	42,50
4165	47,67	45,00
4166	47,66	47,00

L'analyseur doit avoir une sensibilité égale au moins à celle du microphone utilisé. Pour toutes ces raisons nous réglons l'analyseur sur une sensibilité minimale qui est celle du microphone. Plus la sensibilité augmente, plus le RSB devient important. Si l'analyseur devient très sensible, il peut engendrer en plus de la réponse impulsionnelle d'autres signaux qui perturbent la mesure et dégradent sa dynamique, les deux méthodes d'identification donnent des résultats comparables.

3.6.6 Discussion

Nous avons réalisé un banc de mesure de réponses impulsionnelles acoustiques utilisant du matériel acoustique professionnel (matériel Bruel & Kjaer).

Les réponses impulsionnelles pratiques obtenues ont une dynamique moyenne de 48 dB. Les mêmes mesures ont été effectuées avec deux cartes (cartes SoundBlaster), la dynamique de la mesure dans ce cas ne dépasse pas 10 dB.

Les mesures faites avec un banc de mesure, nous ont permis de constater que la méthode d'intercorrélacion identifie mieux les réponses impulsionnelles acoustiques dans les milieux bruités que l'algorithme du gradient stochastique à pas décroissant. D'où l'utilité d'une méthode robuste au bruit.

Enfin, ces résultats pratiques peuvent être améliorés en prenant plus de précautions pour minimiser l'effet du bruit ambiant présent dans la salle durant la mesure.

3.7 Mesure de signaux acoustiques non stationnaires

Les signaux aléatoires à temps continu ne peuvent pas être traités simplement. On peut tout au plus leur appliquer un filtrage analogique ou un opérateur non linéaire simple en vue de la détection, par exemple. On ne peut guère leur appliquer des opérations

complexes. De plus, il est en général difficile d'établir un développement mathématique rigoureux pour justifier théoriquement les analyses sur ces signaux. L'échantillonnage et le traitement numérique ont permis d'appliquer une multitude de techniques élaborées et efficaces pour l'analyse de ces signaux aléatoires, tout en se fondant sur des bases mathématiques relativement simples: il est en général plus facile d'étudier les propriétés d'une suite de nombres que d'une suite de fonctions, ou d'étudier une série plutôt qu'une intégrale multiple. Dans ce chapitre, nous nous contenterons de transcrire au cas des signaux échantillonnés les propriétés essentielles des signaux aléatoires à temps continu. Ce sont les propriétés utilisées dans les applications les plus importantes. Ces propriétés sont pratiquement identiques, seule diffère l'écriture des expressions dans le domaine spectral. Dans le cas des signaux échantillonnés, on utilise la transformée en z .

L'analyse spectrale classique est basée sur la transformation de Fourier, c'est-à-dire sur une décomposition en ondes monochromatiques. Cette approche trouve une limitation naturelle dès lors que les signaux analysés sont non stationnaires (fréquences évolutives, transitoires, ruptures, modulations,...), ce qui est bien souvent le cas dans les applications. Dans de telles situations, une description plus pertinente consiste à représenter un signal à l'aide de deux variables conjointes : le temps et la fréquence [54, 55, 56, 57].

Elaborer des outils mathématiques qui permettent de transformer un signal temporel en une telle représentation temps fréquence pose des problèmes à la fois théoriques, de mise en oeuvre, d'interprétation et de post-traitements. En complément à de nombreuses voies d'étude déjà explorées, nous nous intéressons actuellement à deux directions principales :

- l'exploitation de méthodes pour l'analyse et la classification de signaux non stationnaires ;
- l'utilisation couplée du concept de réallocation (qui consiste à déplacer dans le plan les valeurs d'une représentation calculée, de façon à en accroître la localisation) et d'extensions non stationnaires des méthodes d'estimation spectrale multifenêtres.

Pour un grand nombre de phénomènes, on peut admettre (tout dépend de la précision requise) que les moyens, variances, fonctions et coefficients de corrélation ne dépendent pas de l'instant considéré. Ces paramètres une fois mesurés à l'instant t_0 peuvent être considérés valables en n'importe quel instant de la vie de processus.

Nous constatons donc une possibilité de prédiction portant sur certaines caractéristiques du processus. Bien qu'étant lui-même éminemment variable, ses caractéristiques statistiques ont une valeur constante donc prévisible. Les processus dont les caractéristiques statistiques sont indépendantes de l'instant des observations sont dits

stationnaires. Si le phénomène considéré est stationnaire, ses propriétés statistiques sont les mêmes, quelle que soit l'origine des temps considérée [58, 59, 60, 61].

Un signal est non stationnaire si ses caractéristiques évoluent dans le temps. Ces signaux non stationnaires peuvent être engendrés ou modélisés en utilisant les techniques développées pour les signaux stationnaires, mais en faisant varier les coefficients du système en fonction du temps [62].

3.8 Description des mesures effectuées

Nos mesures ont été réalisées dans une salle sourde à l'institut de physique de l'Université de Blida. L'installation de sonorisation durant les mesures consiste en un bras rotatif sur lequel est monté le microphone de prise de son d'un haut-parleur de sonorisation qui rayonne dans la direction du microphone (Figure 3.4).

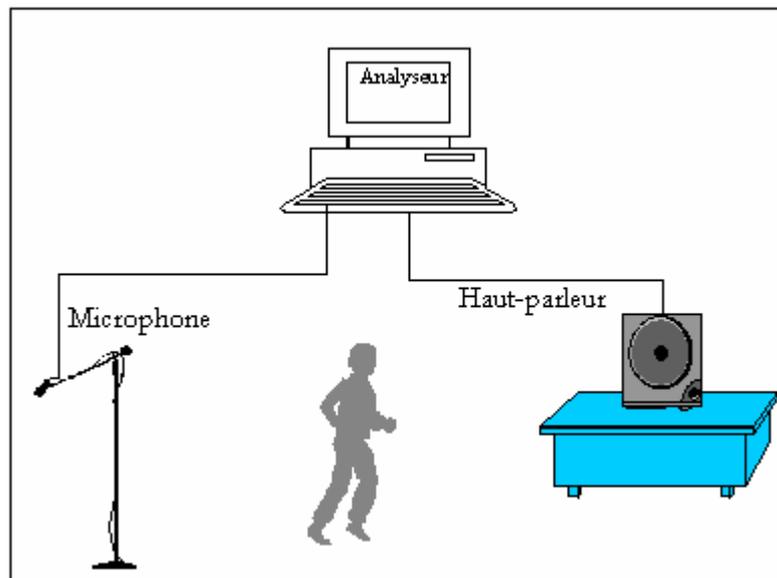


Figure 3.4 : Configuration de la salle durant les mesures

Les changements d'acoustiques de la salle ou les non stationnarités du canal acoustique du couplage sont provoqués de manière aléatoire par le déplacement d'une personne entre le microphone et le haut-parleur. Selon la vitesse de déplacement de la personne les changements d'acoustiques sont considérés au cours du temps comme : Lents, Moyens et Rapides.

Les mouvements de la personne entre le microphone et le haut-parleur introduisent des non stationnarités du canal acoustique qui peuvent être considérés comme forte par rapport à ceux que l'on rencontre en situation réelle.

Le signal d'excitation $x(n)$ du haut-parleur (type 4224) est un bruit rose stationnaire généré par l'analyseur de spectre type 2133 dont la $F_c = 16$ kHz. Les deux signaux $x(n)$ et $y(n)$ seront séparés et stockés sur disque dans des fichiers distincts pour des traitements ultérieurs.

La non stationnarité du canal acoustique se traduit par une non stationnarité dans le signal $y(n)$ capté par microphone de prise de son. Pour vérifier les non stationnarités provoquées par le déplacement d'une personne dans la salle, nous avons identifié le signal $y(n)$ à partir du signal $x(n)$ en utilisant l'Algorithme de Gradient Stochastique Normalisé NLMS.

L'erreur d'identification est donnée par :

$$\bar{\varepsilon}(n) = y(n) - H_N^T x(n) \quad (3.01)$$

Où l'adaptation de H est réalisée par algorithme NLMS avec un pas d'adaptation faible et une énergie initiale égale à 0,01 et une taille de la réponse impulsionnelle égale à 2500 points, permet à l'algorithme de poursuivre les non stationnarités du canal acoustique.

Le critère de performance utilisé est l'évolution temporelle de l'énergie de l'erreur $(y(n) - \hat{y}(n))$ normalisée par l'énergie du signal $y(n)$.

Ce critère est donné par :

$$J(n) = 10 \log_{10} \left\langle \bar{\varepsilon}_N^2 \right\rangle / \left\langle y(n)^2 \right\rangle \quad (3.02)$$

Où $\langle \rangle$ désigne une moyenne temporelle à court terme effectuée sur un certain nombre d'échantillons consécutifs (128, 256, ...) [63].

Cet indice de performance est largement utilisé en annulation adaptative de l'écho acoustique.

3.9 Résultats de simulation et commentaires

Les résultats obtenus dans le cas d'un canal acoustique non stationnaire sont présentés sur les figures 3.3 à 3.9. La taille de la réponse impulsionnelle du canal acoustique est $N=2500$. La distance "d" entre le microphone et le haut-parleur, la nature du signal d'excitation et le type de non stationnarité sont indiqués également.

Sur ces figures, les non stationnarités du canal acoustique apparaissent comme une augmentation de la valeur du critère $J(n)$.

Dans le cas stationnaire, le critère $J(n)$ décroît régulièrement vers une valeur minimale. Ici le signal $x(n)$ est stationnaire, par conséquent l'augmentation du critère $J(n)$ est due à une augmentation de l'énergie de l'erreur $\varepsilon_N(n)$. Cette augmentation de l'erreur est due à une incapacité de l'algorithme adaptatif à poursuivre parfaitement les non stationnarités dans le canal acoustique. Par conséquent, les lobes visibles sur les évolutions temporelles de $J(n)$ sont les non stationnarités provoquées par la personne mobile dans la salle. L'analyse de ces résultats fait apparaître que la notion de rapidité ou de lenteur temporelle de la non stationnarité de l'expérimentateur n'est pas la même à l'échelle de l'algorithme d'identification adaptatif. Cette rapidité ou lenteur de mobilité de l'expérimentateur se traduit par une augmentation ou une diminution du nombre de lobes d'énergies dans l'évolution du critère $J(n)$.

Pour l'algorithme adaptatif, tous ces résultats peuvent être considérés comme rapides dans la mesure où l'algorithme n'arrive pas à suivre parfaitement les non stationnarités dans le canal acoustique lentement ou rapidement variable à l'échelle de l'expérimentateur. Par conséquent, nous dirons qu'un algorithme adaptatif poursuit mieux les non stationnarités lorsqu'il donne des maximums dans $J(n)$ (maximums des lobes) les plus faibles possibles.

Pour l'utilisation des mesures réalisées dans les tests de la capacité de poursuite d'algorithmes adaptatifs nous proposons les signaux suivants selon le type de tests désiré de :

- la capacité de poursuite proches d'un état initial : les signaux ne laissent pas suffisamment de temps à l'algorithme pour converger à partir d'un état initial ;
- la capacité de poursuite à partir d'un état permanent : les signaux ne laissent pas suffisamment de temps à l'algorithme pour atteindre un état permanent acceptable;
- les non stationnarités proches dans le temps : les signaux expliquent que les lobes de la non stationnarité provoqués par la personne sont proches l'un de l'autre ;
- les non stationnarités lointaines dans le temps : les signaux expliquent que les lobes des non stationnarités provoqués par la personne sont loin l'un de l'autre ;

- les non stationnarités avec un état final stationnaire : ce type de signaux permet de donner une estimation de la dynamique de la non stationnarité par rapport à l'état stationnaire.

Les paramètres de la mesure sont :

- un haut-parleur type 4224 B & K ;
- une $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- une distance de 1,5 m ;
- $x(n)$ est une séquence de bruit rose .

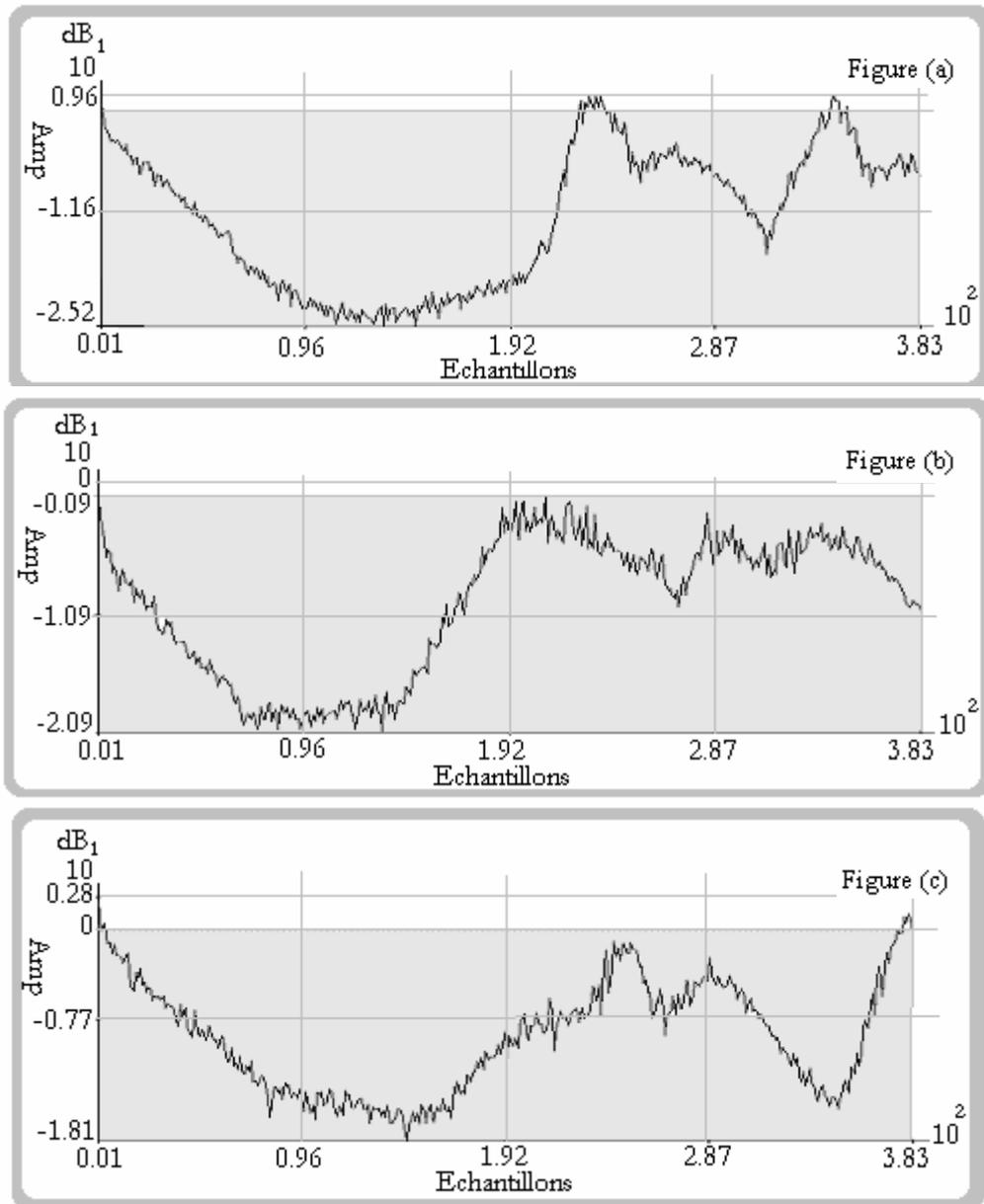
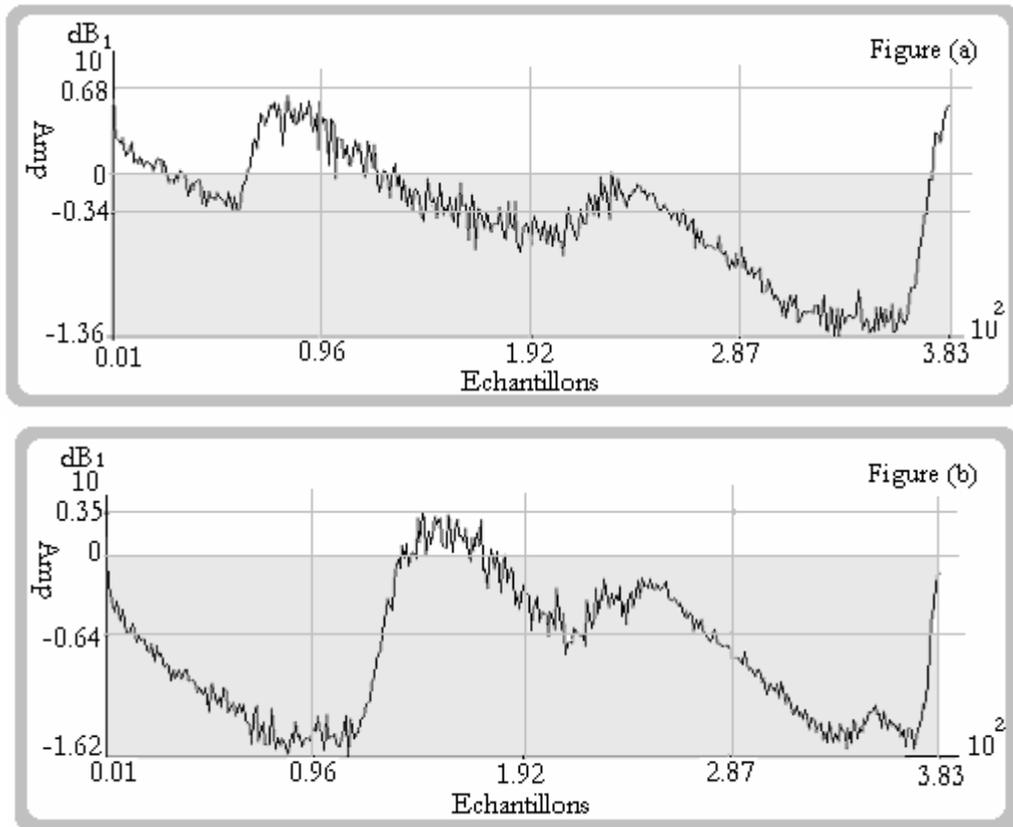


Figure 3.5 : a) Test de la capacité de poursuite à variations lentes
 b) Test de la capacité de poursuite à variations moyennes
 c) Test de la capacité de poursuite à variations rapides

Les courbes de convergence dans ce contexte réaliste montrent clairement que nous avons laissé le temps à l'algorithme pour converger et nous avons provoqué une non stationnarité pendant la phase asymptotique pour ce cas nous avons une bonne convergence et une meilleure poursuite. Nous déduisons que le matériel professionnel influe sur la poursuite de l'algorithme à poursuivre les non stationnarités du système (Figure 3.5).

Les paramètres de la mesure sont :

- un haut-parleur type MICDIS ;
- une $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- une distance de 1 m ;
- $x(n)$ est une séquence de bruit rose.



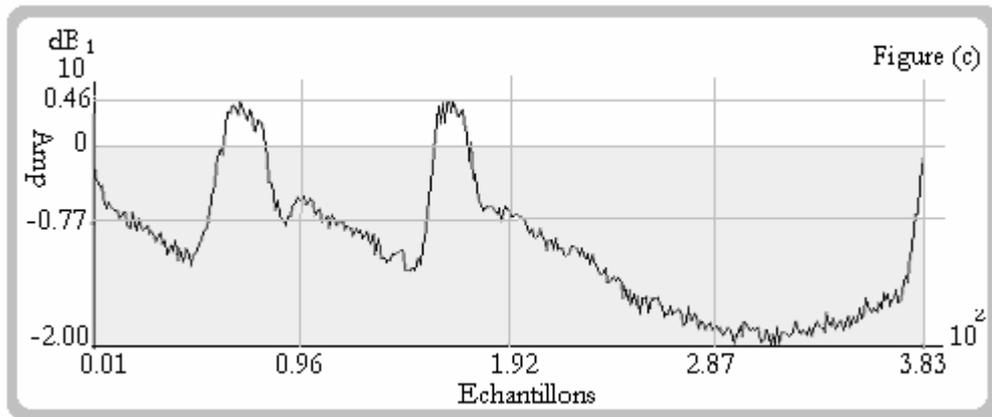
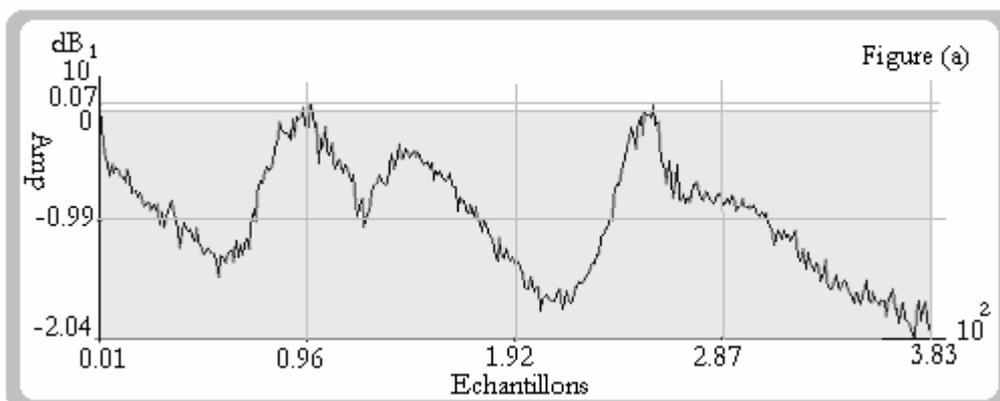


Figure 3.6 : a) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations lentes
 b) Test de la capacité de poursuite à partir d'un état permanent à variations moyennes
 c) Test des non stationnarités proches dans le temps à variations rapides

Les signaux des tests (a) et (c) ne laissent pas le temps à l'algorithme pour converger. Nous avons remarqué qu'il y a une mauvaise poursuite de l'algorithme à poursuivre les non stationnarités de système malgré les deux lobes de non stationnarité. Le signal du test (b), laisse suffisamment de temps à l'algorithme pour atteindre un état permanent acceptable (Figure 3.6).

Les paramètres de la mesure sont :

- un Haut-parleur type 4224 B & K ;
- une $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- une distance de 2 m ;
- $x(n)$ est une séquence de bruit rose.



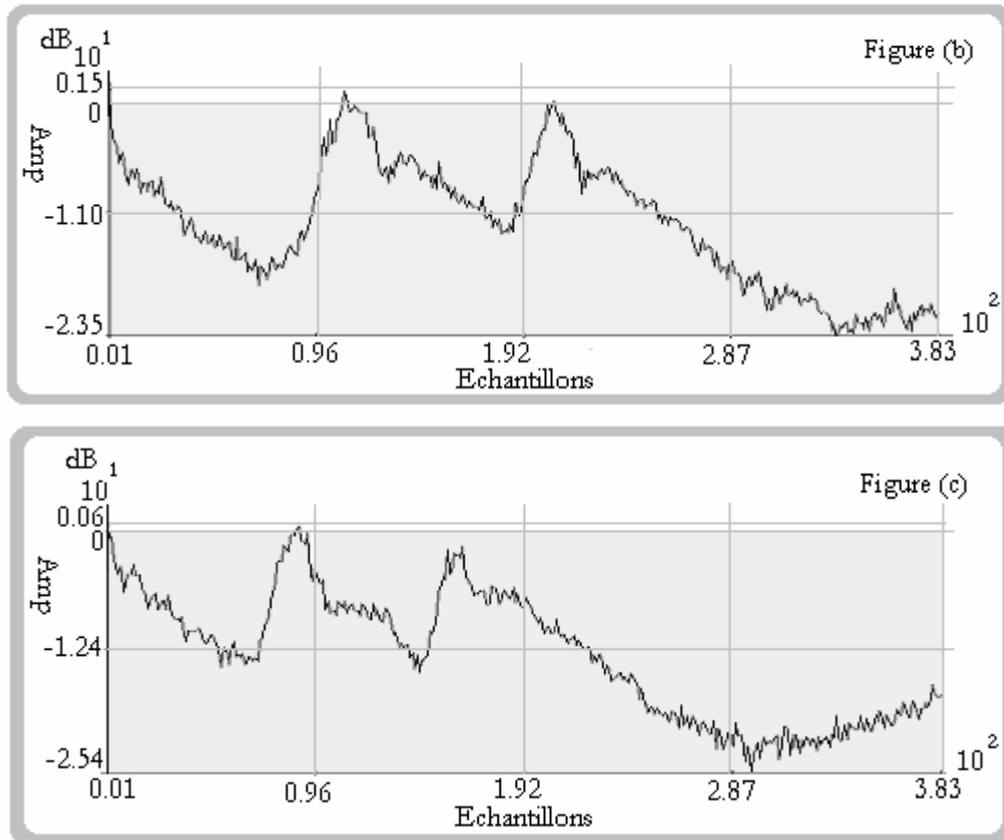


Figure 3.7 : a) Test des non stationnarités proches dans le temps à variations lentes
 b) Test des non stationnarités avec un état final stationnaire à variations moyennes
 c) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations rapides

Dans cette mesure nous avons une convergence suivie par deux lobes de non stationnarité terminés par une reconvergence. Nous remarquons une meilleure poursuite (Figure 3.7).

Les paramètres utilisés sont :

- un haut-parleur type MICDIS ;
- une $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- une distance de 1,5 m ;
- $x(n)$ est une séquence de bruit rose.

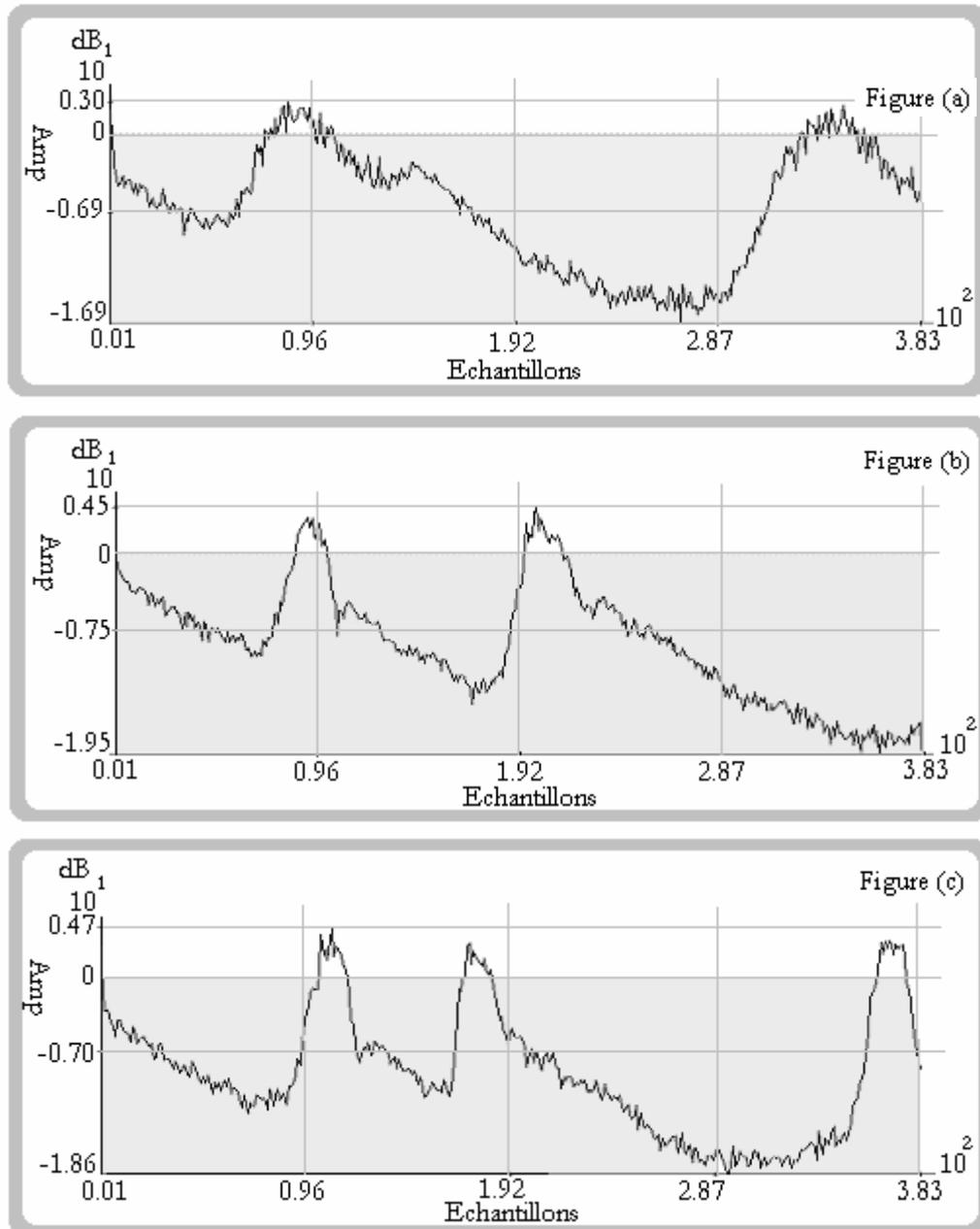


Figure 3.8 : a) Test de non stationnarités lointaines dans le temps à variations lentes
 b) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations moyennes
 c) Test de non stationnarités proche dans le temps à variations rapides

Dans cette mesure nous avons trois lobes de non stationnarité de système, nous avons obtenu une mauvaise poursuite cela est dû au matériel professionnel utilisé lors de la mesure (Figure 3.8).

Les paramètres utilisés sont :

- un haut-parleur type MICDIS ;
- une $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- une distance de 1,5 m ;

- $x(n)$ est une séquence de bruit rose.

Remarque : changement de transducteurs.

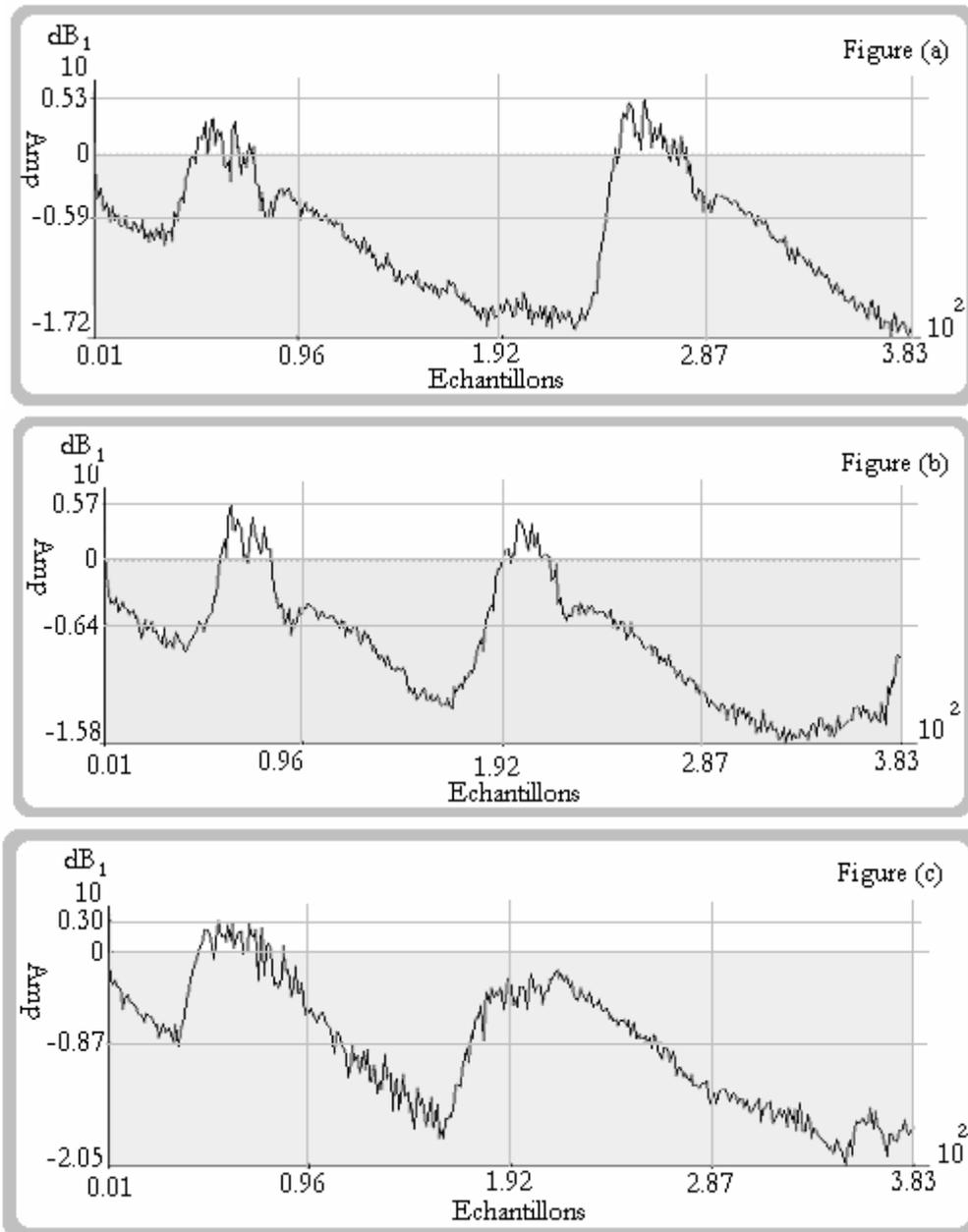


Figure 3.9 : a) Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations lentes
 b) Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations moyennes
 c) Test des non stationnarités avec un état final stationnaire à variations rapides

Dans ce test nous avons une bonne convergence finale mais une mauvaise poursuite (Figure 3.9).

Les paramètres utilisés sont :

- un haut-parleur type 4224 B & K ;

- une $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- une distance de 1 m ;
- $x(n)$ est une séquence de bruit rose.

Remarque : changement de forme de déplacement.

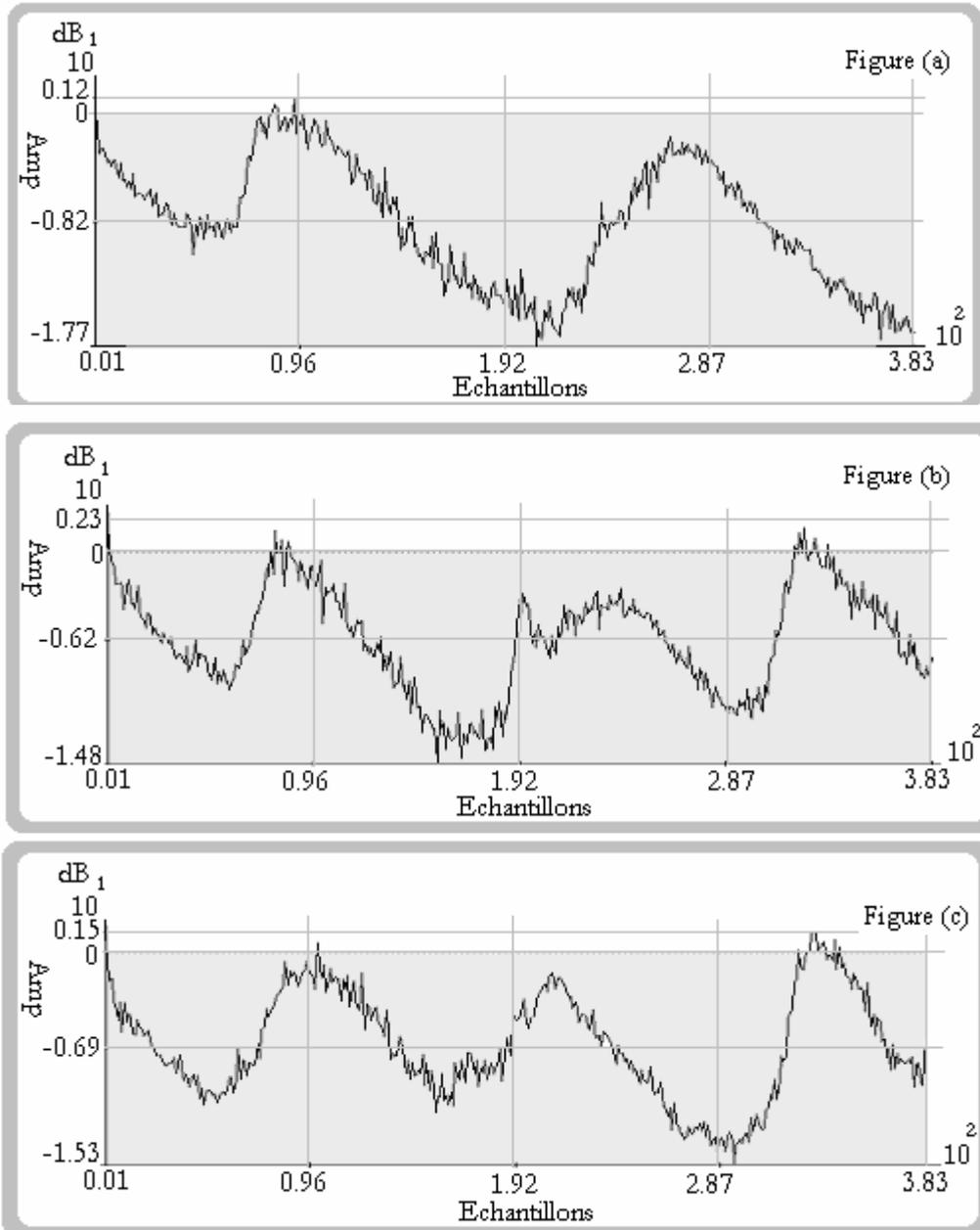


Figure 3.10 : Test des non stationnarités lointaines dans le temps à variations :
 a) lentes
 b) moyennes
 c) rapides

Selon le type de haut parleur et le signal d'excitation les résultats sont satisfaisants de point de vue poursuite et convergence (Figure 3.10).

Les paramètres utilisés sont :

- un haut-parleur type 4224 B & K ;
- une $F_{\max} = 5,63$ KHz ;
- une distance de 2 m ;
- $x(n)$ est une séquence aléatoire.

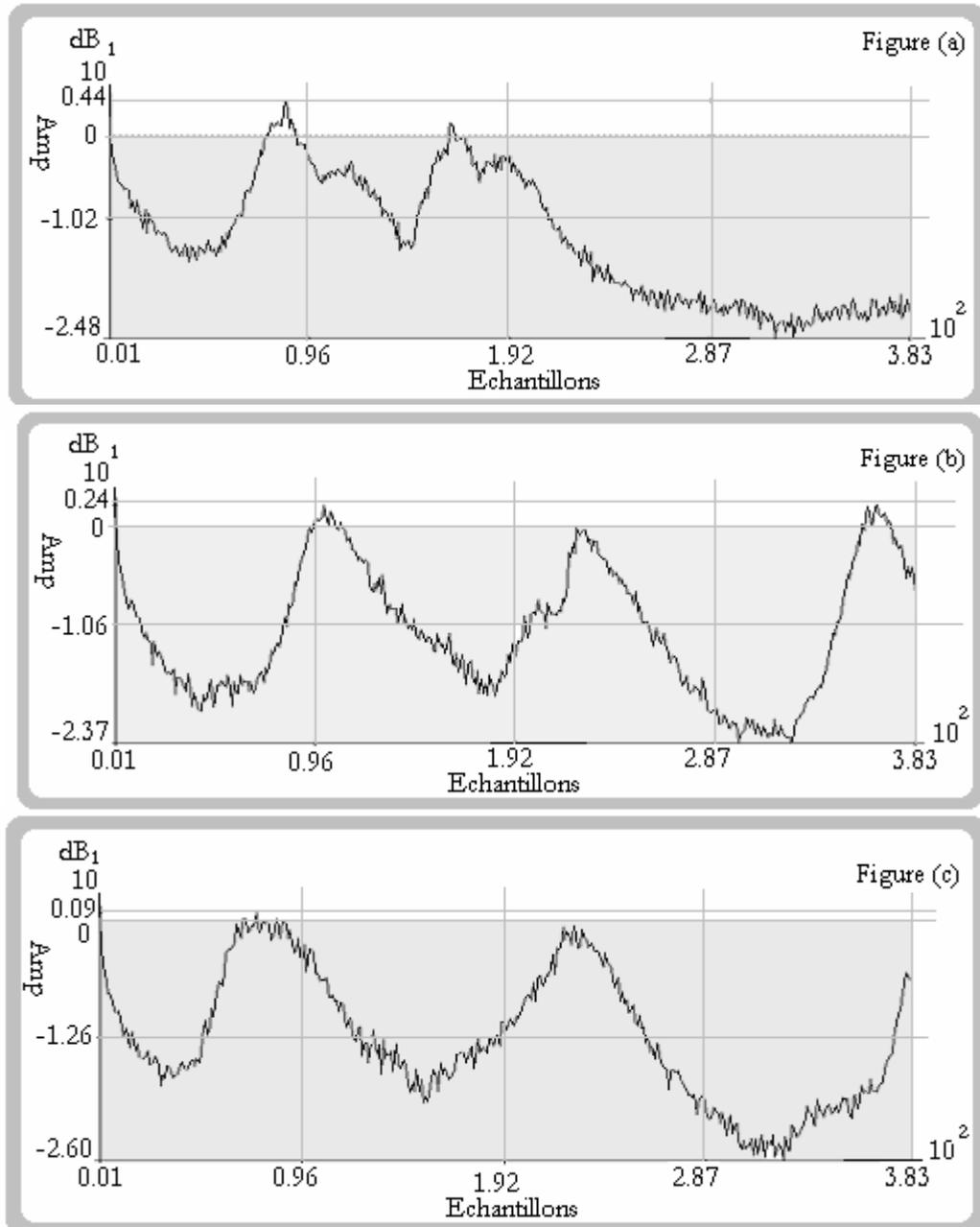


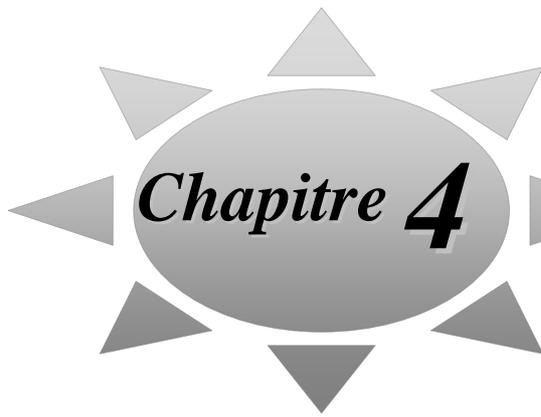
Figure 3.11 : a) Test des non stationnarités avec un état final stationnaire à variations lentes
 b) Test des non stationnarités proches dans le temps à variations moyennes
 c) Test de la capacité de poursuite proche d'un état initial à variations rapides

Dans cette mesure nous avons changé le signal d'excitation, nous avons obtenu une dégradation dans la poursuite de l'algorithme à poursuivre les non stationnarités de système (Figure 3.11).

3.10. Conclusion

L'analyse de ces résultats fait apparaître que la notion de rapidité ou de lenteur temporelle de la non stationnarité de l'expérimentateur n'est pas la même à l'échelle de l'algorithme d'identification adaptatif. Cette rapidité ou lenteur de mobilité de l'expérimentateur se traduit par une augmentation ou une diminution du nombre de lobes d'énergies dans l'évolution du critère $J(n)$.

Du côté de l'algorithme adaptatif, tous ces résultats peuvent être considérés comme rapides dans la mesure où l'algorithme n'arrive pas à suivre parfaitement les non stationnarités dans le canal acoustique lentement ou rapidement variable à l'échelle de l'expérimentateur. Par conséquent, nous dirons qu'un algorithme adaptatif poursuit mieux les non stationnarités lorsqu'il donne des maximums dans $J(n)$ (maximums des lobes) le plus faibles possibles.



Identification des Réponses Impulsionnelles Acoustiques par l'Algorithme NLMS

Nous abordons dans ce chapitre l'une des caractéristiques les plus recherchées dans l'utilisation d'un algorithme adaptatif : sa capacité à poursuivre les non stationnarités du vrai système à identifier.

Nous étudions la capacité de l'algorithme du gradient stochastique à poursuivre les variations d'un canal acoustique de couplage. Sachant qu'aucune information a priori sur les variations d'un canal acoustique ne nous permet de retenir cet algorithme ou d'optimiser au mieux le choix de certains paramètres, nous ne pouvons que comparer les performances de cet algorithme à partir de signaux entrées/sorties. L'indice de performance utilisé est l'évolution temporelle de l'énergie de l'erreur normalisée définie par $J(n)$. Cet indice de performance est largement utilisé en annulation adaptative de l'écho acoustique. Il représente l'atténuation en ligne du signal d'écho.

4.1 Objectif de l'algorithme NLMS

L'objectif d'un algorithme adaptatif est l'apprentissage d'un paramètre inconnu H_{opt} susceptible de caractériser le système auquel on s'intéresse. Par vitesse de convergence, on entend le problème suivant :

Sachant que $H(n)$ converge vers H_{opt} (supposé fixe), quelle est la vitesse de décroissance de $H(n) - H_{opt}$ vers 0. Nous retrouverons les mesures d'efficacité asymptotiques fréquemment utilisées par les statisticiens.

Ces résultats permettent de concevoir au mieux un algorithme adaptatif lorsque l'objectif est l'identification d'un paramètre fixe. Le problème qui intéresse vraiment l'ingénieur est en fait la capacité qu'aura l'algorithme adaptatif à poursuivre les variations lentes du vrai système représenté cette fois, par un paramètre H_{opt} variable dans le temps.

L'utilisateur sera en fait intéressé par les questions suivantes :

- ayant une certaine connaissance a priori, des variations du vrai système (par exemple sous la forme d'un modèle d'évolution), comment doit-on régler au mieux les divers paramètres de l'algorithme pour améliorer la qualité de la poursuite.

Il est bien connu que l'utilisateur d'un petit gain (constant) diminue l'amplitude des fluctuations sur H_n , mais, diminue également l'aptitude à poursuivre des variations du vrai système. La première question est de savoir quantifier ce compromis ;

- sans aucune connaissance a priori, sur les variations éventuelles du vrai système, comment peut-on évaluer d'emblée l'aptitude d'un algorithme à la poursuite de non stationnarités [64, 65].

4.2 Capacité de poursuite de l'algorithme NLMS

L'algorithme NLMS a été programmé pour l'identification d'une réponse impulsionnelle acoustique, mesurée dans une salle réelle (qui se situe à l'institut de physique de l'Université de BLIDA), avec un mouvement de personne qui se déplace entre le haut-parleur et le microphone durant l'expérience ce qui rend le système non stationnaire. Les courbes de convergence comportent donc une convergence initiale, suivie après environ 15000 échantillons d'une période de croissance d'une erreur due à la poursuite des variations du système. Après nous nous sommes intéressés à une deuxième convergence appelée convergence finale. Les résultats de simulation sont représentés dans les tableaux de (4.1), à (4.8) où J_{max} est une atténuation moyenne en dB pendant la phase stationnaire et J_{min} représente la même performance pendant la phase où l'activité du changement d'acoustique est maximale. Les performances J_{max} et J_{min} sont calculées, après le régime transitoire. Notons qu'en réalité, la performance J_{min} ne dure pas trop longtemps, mais permet de donner un ordre de grandeur de la dégradation maximale à court terme provoquée par la non stationnarité du canal acoustique de couplage.

4.3 Variations de la taille N

Parmi les expériences faites, nous avons choisi 4 tests. Nous avons fixé le pas d'adaptation $\alpha = 1$, la constante d'énergie initiale E_0 à 0,001 et nous avons varié la taille N de la réponse impulsionnelle. Les résultats obtenus sont représentés dans les tableaux de (4.1) à (4.4) :

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit blanc centré dont $F_e = 16,384$ kHz ;

- $d=1,5$ m ;
- haut-parleur 4224.

Tableau 4.1 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique :

(a) - pendant la phase stationnaire

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase stationnaire	-10,02	-13,88	-17,41	-19,45	-19,87	-20,16	-20,56	-20,74	-20,54

(b) - pendant la phase ou l'activité du changement acoustique est maximale

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase non stationnaire	+0,15	-1,79	-2,15	-0,43	-0,86	+0,97	+0,92	+1,26	+1,68

Une petite valeur de la taille N ($N = 256$) ne permet pas de suivre le mouvement, d'où une mauvaise poursuite et par conséquent, nous avons une mauvaise reconvergence ou bien dégradation dans la stationnarité.

En augmentant N nous voyons d'une part une amélioration pour les deux phases, la phase stationnaire et la phase où l'activité de changement d'acoustique est maximale, d'autre part, lorsque N est trop élevé dépassant 1024 nous avons une dégradation de la poursuite.

Le critère de performance utilisé est l'évolution temporelle de l'énergie de l'erreur normalisée par l'énergie du signal définie par $J(n)$. Cet indice de performance est largement utilisé en annulation adaptative de l'écho acoustique due au couplage acoustique entre microphone et haut parleur. Il représente l'atténuation en ligne de signal d'écho.

J_{max} : est une atténuation moyenne en dB pendant la phase stationnaire.

J_{min} : est une atténuation moyenne en dB pendant la phase où l'activité du changement d'acoustique est maximale (Figure 4.1).

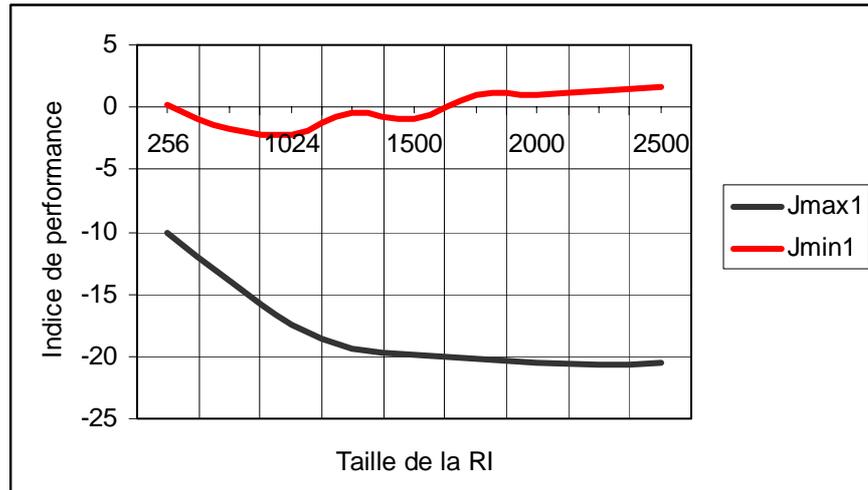


Figure 4.1: Courbe de convergence en présence d'une variation de système.

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit blanc, centré dont $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- haut-parleur 4224 ;
- $d=1$ m.

Tableau 4.2 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations moyennes :

(a) - pendant la phase stationnaire

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase stationnaire	-10,51	-14,55	-18,16	-19,83	-20,69	-21,48	-22,10	-22,07	-21,69

(b) - pendant la phase ou l'activité du changement acoustique est maximale

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase non stationnaire	-2,20	-4,00	-3,18	-0,27	-0,26	-0,18	+0,35	+0,51	+0,46

Les résultats du tableau 4.2 montrent que nous avons une meilleure poursuite et une bonne convergence par rapport aux résultats du tableau 4.1. Par conséquent, La distance influe sur la convergence et la poursuite.

Un algorithme est caractérisé par sa vitesse de convergence qui est caractérisée dans notre cas par J_{\max} et sa capacité à poursuivre les non stationnarités de système qui est caractérisé par J_{\min} .

Dans cette expérience nous avons une meilleure poursuite et une bonne convergence cela est due à la distance séparant le microphone et le haut parleur (Figure 4.2) et (Figure 4.3).

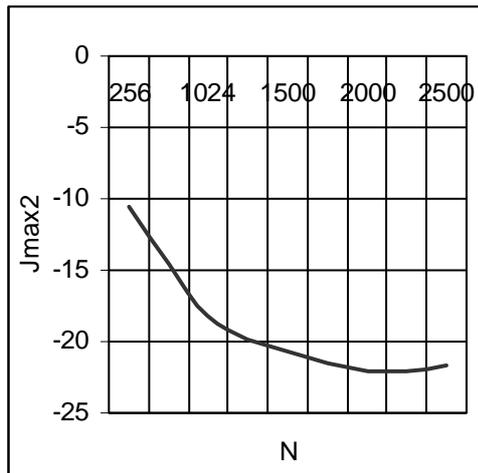


Figure 4.2 : Vitesse de convergence de l'algorithme NLMS à variations moyennes.

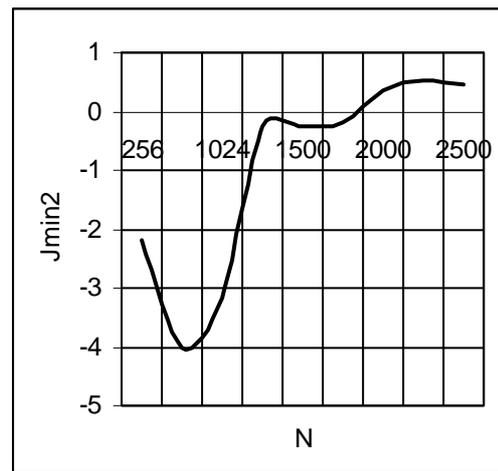


Figure 4.3 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations moyennes.

Nous remarquons nettement la différence entre l'expérience 1 et l'expérience 2. La vitesse de convergence de test 2 est supérieure à celle de test 1 cela est dû à la distance séparant les deux transducteurs (Figure 4.4).

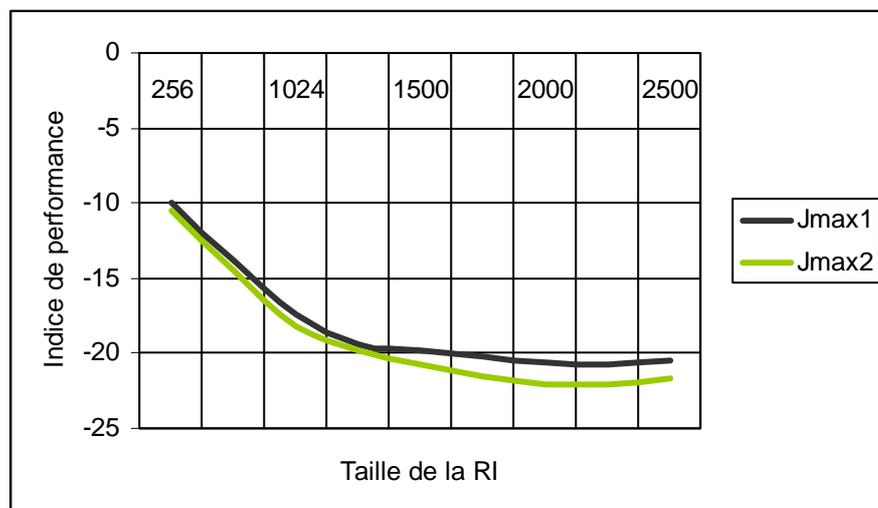


Figure 4.4 : Comparaison de la vitesse de convergence en régime asymptotique.

La capacité de poursuite de l'algorithme NLMS à poursuivre les non stationnarités d'un canal acoustique de test 2 est meilleur que le test 1 cela est dû à la distance séparant les deux transducteurs donc la distance influe sur la capacité de poursuite et la vitesse de convergence (Figure 4.5).

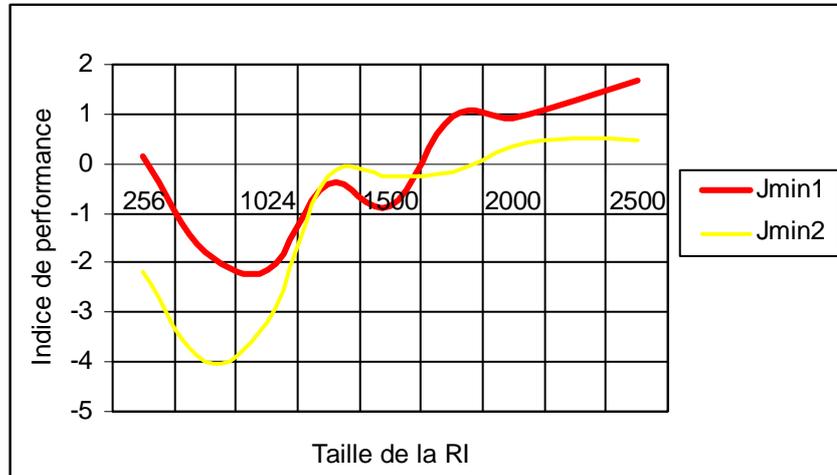


Figure 4.5 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique pour un signal d'entrée bruit blanc

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit rose centré , avec $F_e = 16,384$ kHz ;
- haut-parleur 4224 ;
- $d = 2$ m.

Tableau 4.3 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations lentes:

(a) - pendant la phase stationnaire

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase stationnaire	-10,50	-14,93	-18,38	-19,95	-20,23	-21,10	-19,03	-17,07	-15,97

(b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase non stationnaire	-4,75	-6,70	-4,35	-3,43	-2,92	-2,28	-1,96	-1,57	-0,65

En augmentant N , nous remarquons que nous avons une bonne convergence et une meilleure poursuite. Pour N trop élevé ($N=2200$), nous observons une dégradation de la poursuite. D'autre part, nous avons une légère supériorité concernant la poursuite par rapport aux deux tableaux (4.1) et (4.2) et une légère infériorité concernant la convergence. Cette différence est due au signal de référence.

L'analyse de ces résultats fait apparaître que la notion de rapidité ou de lenteur temporelle de la non stationnarité de l'opérateur n'est pas la même à l'échelle de l'algorithme d'identification adaptatif (Figures 4.6 et 4.7).

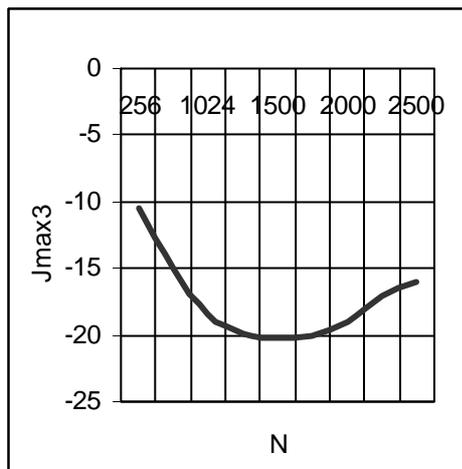


Figure 4.6 : Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations lentes

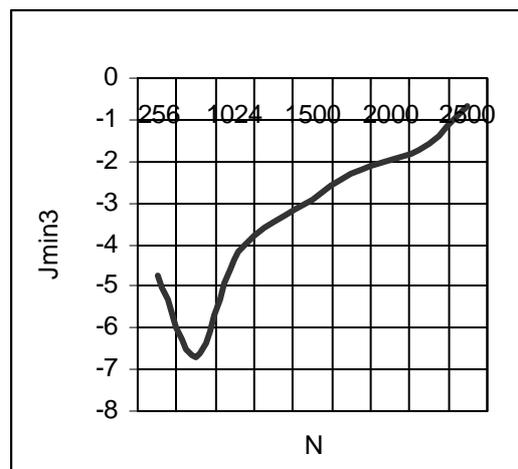


Figure 4.7 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations lentes

Selon ces résultats nous constatons une convergence initiale de test 3 supérieur aux test 1 et 2 cela est due au signal d'excitation. Par contre, dans le régime permanent le test 2 est meilleur par rapport aux tests 1 et 3 ce dernier diverge dans cette phase c'est un inconvénient majeur (Figure 4.8).

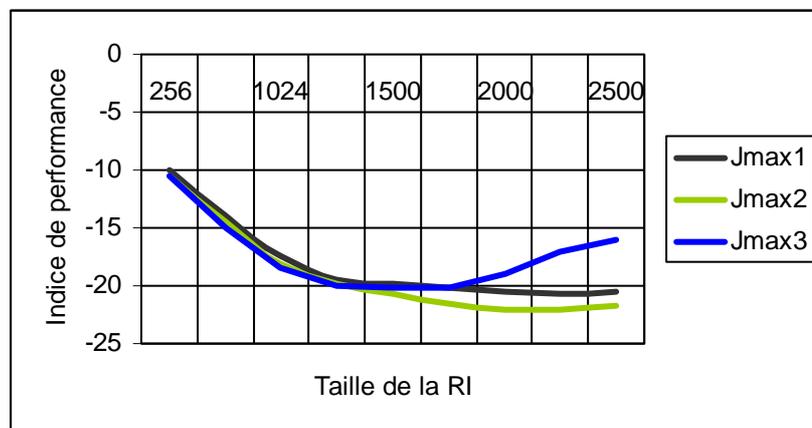


Figure 4.8 : Comparaison de la vitesse de convergence pour les deux régimes

La capacité de poursuite de l'algorithme NLMS à poursuivre les non stationnarités d'un canal acoustique de l'expérience 3 est meilleure que les test 1 et 2 donc le signal d'excitation influe sur la poursuite (Figure 4.9).

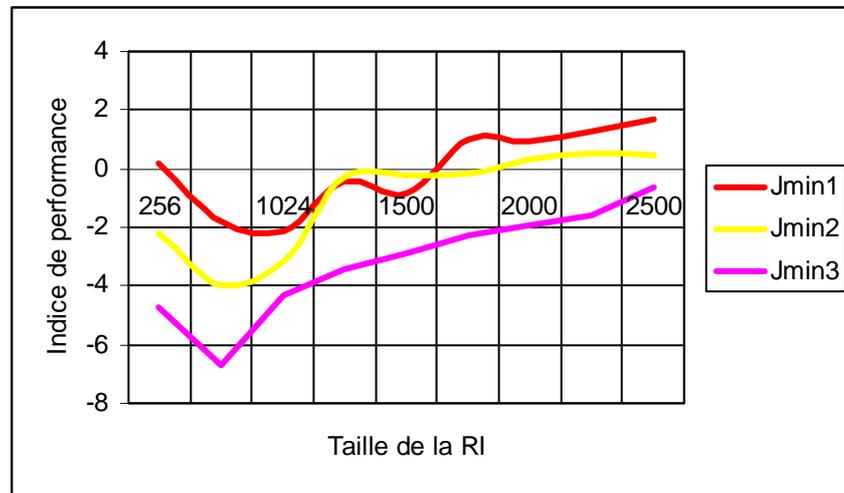


Figure 4.9 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit rose centré, avec $F_c = 16,384$ kHz ;
- $d=1$ m ;
- haut-parleur MICDIS.

Tableau 4.4 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations rapides:

(a) - pendant la phase stationnaire

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase stationnaire	-14,50	-18,14	-20,32	-19,41	-18,49	-17,58	-16,20	-16,02	-14,52

(b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale

Taille de la RI	256	512	1024	1300	1500	1800	2000	2200	2500
Atténuation pendant la phase non stationnaire	-6,96	-6,03	-4,17	-3,40	-3,17	-2,13	-1,50	-0,94	-0,73

Les résultats du tableau 4.4 montrent que nous avons une meilleure poursuite et une mauvaise convergence par rapport aux résultats du tableau 4.3.

L'analyse de ces résultats fait apparaître que la notion de rapidité ou de lenteur temporelle de la non stationnarité de l'expérimentateur n'est pas la même à l'échelle de l'algorithme d'identification adaptatif (Figures 4.10 et 4.11).

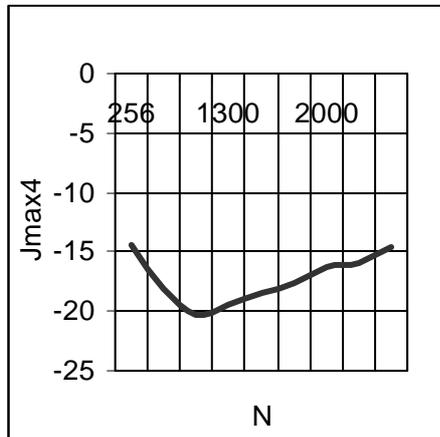


Figure 4 .10: Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations rapides

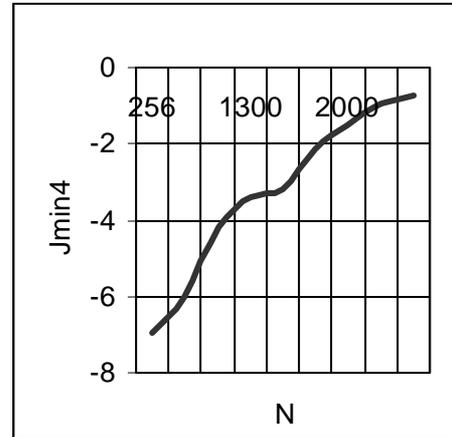


Figure 4 .11: Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations rapides

La convergence initiale de l'expérience 4 est meilleure par rapport aux expériences 1, 2, 3, Cela est dû au signal d'excitation et la distance séparant les deux transducteurs. Par contre, dans le régime permanent seuls les tests 1 et 2 conviennent à l'application (Figure 4.12).

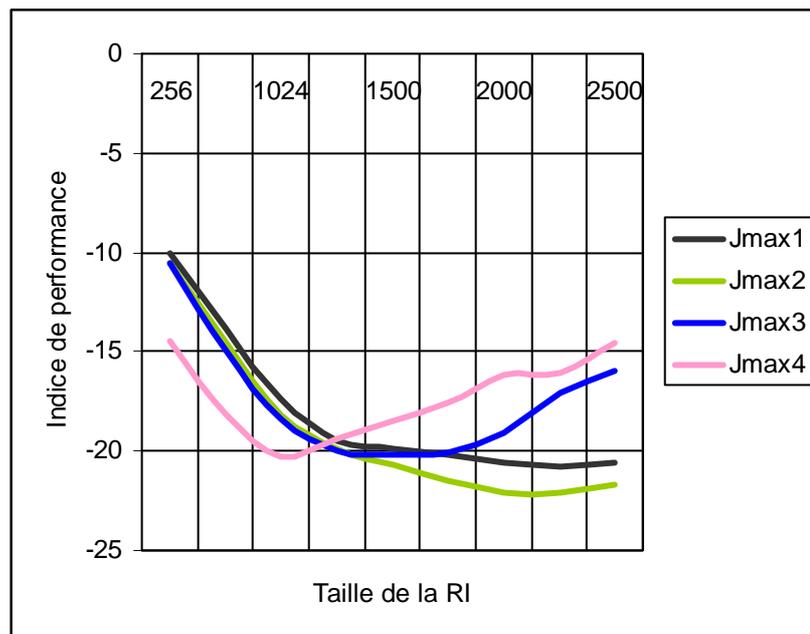


Figure 4 .12 : Comparaison de la vitesse de convergence avec la variation de la taille de la RI

La capacité de poursuite de l'algorithme NLMS à poursuivre les non stationnarités d'un canal acoustique de l'expérience 3 et 4 est meilleure que les tests 1 et 2 (Figure 4.13).

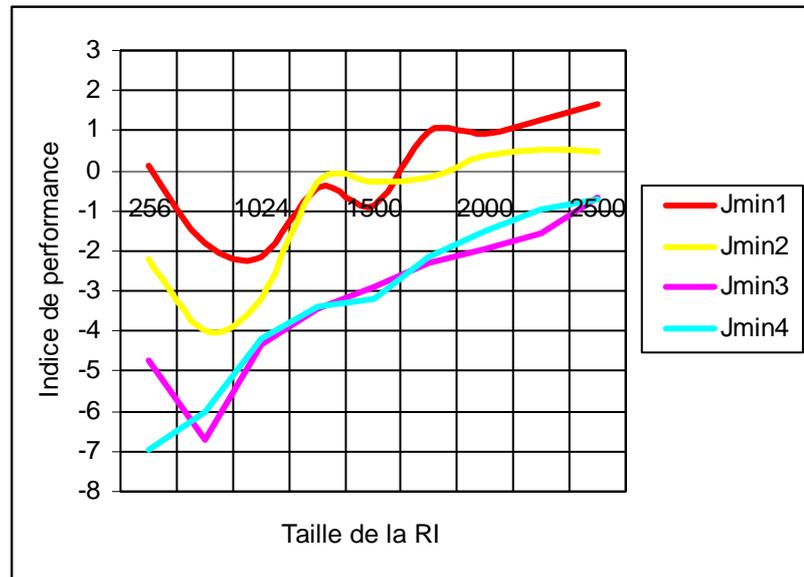


Figure 4.13 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique avec variations de la taille de la réponse impulsionnelle

4.4 Variations du pas d'adaptation

Nous avons fixé la constante d'énergie initiale $E_0 = 0,001$ et la taille de la réponse impulsionnelle $N = 1500$, en variant le pas d'adaptation α de 0,25 à 1,75 (par pas de 0,25). Les résultats obtenus sont représentés dans les tableaux 4.5, 4.6, 4.7 et 4.8.

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit blanc centré dont $F_e = 16,384$ kHz ;
- $d=1,5$ m ;
- haut-parleur 4224.

Tableau 4.5 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique :

(a) - pendant la phase stationnaire

Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase stationnaire	-18,3	-19,49	-19,89	-19,87	-19,03	-17,55	-14,55

(b) - pendant la phase ou l'activité du changement acoustique est maximale

Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase non stationnaire	+4,45	+1,52	+0,25	-0,86	-0,42	+0,12	+1,76

Une valeur très petite du pas d'adaptation ($\alpha = 0,25$) ne permet pas de suivre le mouvement, d'une part, l'algorithme décroche complètement en dessous d'un certain seuil et met très longtemps à reconverger dans la phase stationnaire ce qui est catastrophique pour l'annulation d'écho. D'autre part, le choix d'une valeur très grande du pas d'adaptation ($\alpha = 1,75$) dégrade la poursuite de l'algorithme.

L'algorithme NLMS est apprécié par la mise en œuvre plus simple et la meilleure stabilité numérique. Cet algorithme est caractérisé par son pas d'adaptation (Alpha) c'est la constante qui contrôle la convergence et la poursuite de cet algorithme. Dans cette expérience nous avons une convergence et une poursuite de l'algorithme NLMS avec variation du pas d'adaptation (Figure 4.14).

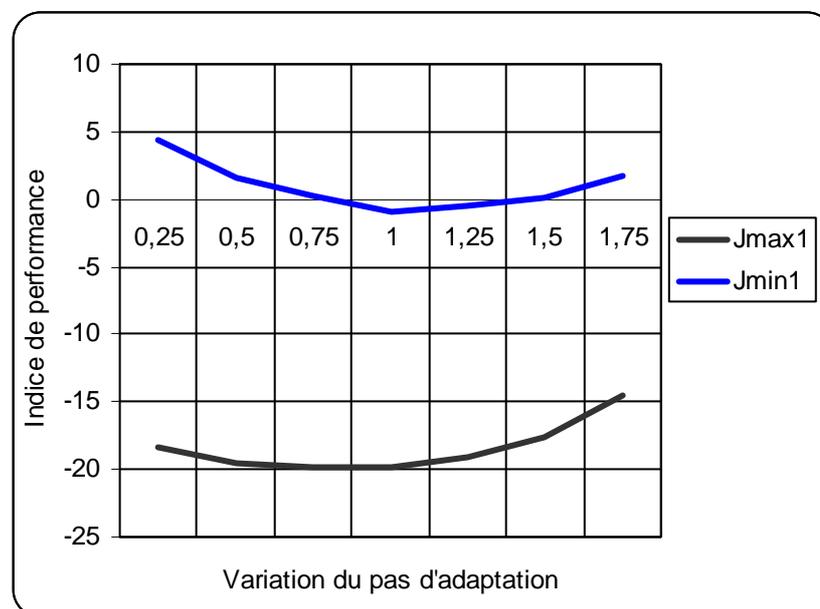


Figure 4.14 : Courbe de convergence en présence d'une variation de système

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit blanc, centré dont $F_{\max} = 5,63$ kHz ;
- haut-parleur 4224 ;
- $d = 1$ m.

Tableau 4.6 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations moyennes:

(a) - pendant la phase stationnaire

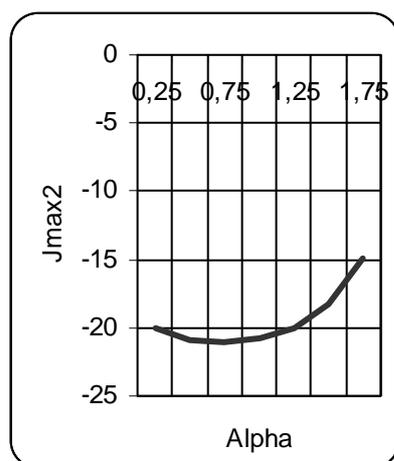
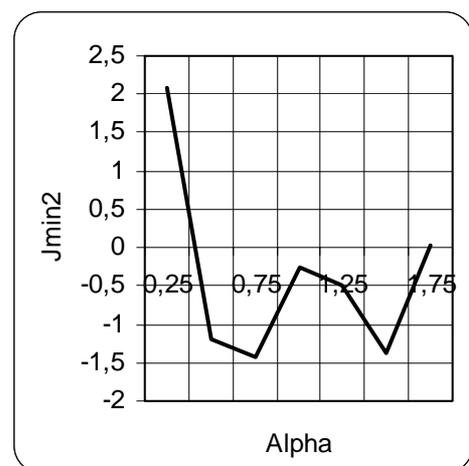
Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase stationnaire	-20,06	-20,89	-21,04	-20,69	-20,10	-18,25	-14,89

(b) - pendant la phase ou l'activité du changement acoustique est maximale

Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase non stationnaire	+2,08	-1,20	-1,44	-0,26	-0,49	-1,37	+0,04

Les résultats de simulations présentés dans le tableau 4.6 sont supérieurs par rapport aux résultats du tableau 4.5. Cette légère supériorité est due à la distance séparant le haut-parleur et le microphone.

Nous avons fixé la constante d'énergie initiale et la taille de la RIA ($N=1500$), ensuite nous avons varié le pas d'adaptation alors les résultats obtenus font apparaître que la notion de rapidité ou de lenteur temporelle de la non stationnarité de l'expérimentateur n'est pas la même à l'échelle de l'algorithme d'identification adaptatif (Figures 4.15 et 4.16).

**Figure 4.15 :** Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations moyennes**Figure 4.16 :** Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations moyennes

La vitesse de convergence de l'expérience 2 est meilleure par rapport à l'expérience 1 (Figure 4.17).

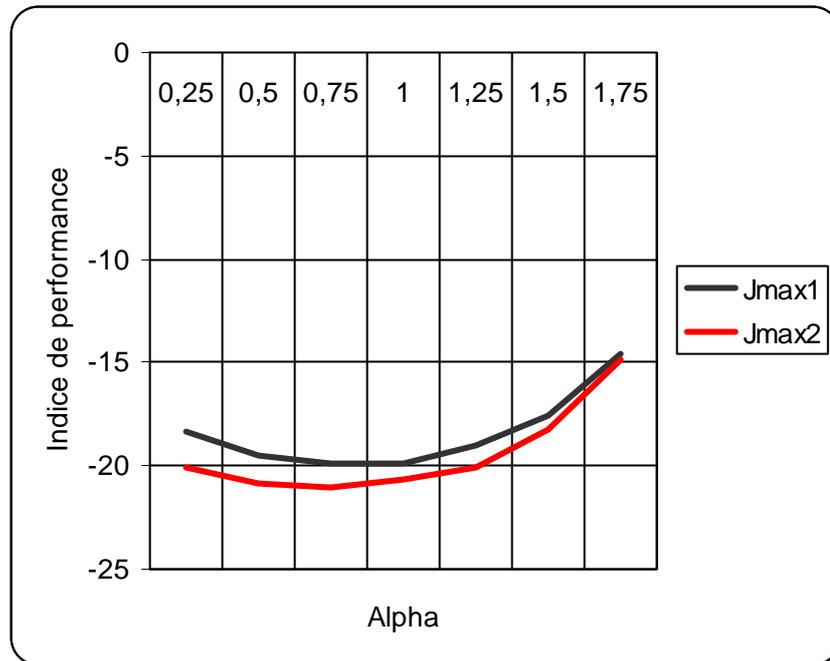


Figure 4.17 : Comparaison de la vitesse de convergence pour un signal d'entrée bruit blanc

La capacité de poursuite de l'algorithme NLMS à poursuivre les non stationnarités d'un canal acoustique de l'expérience 2 est meilleure que le test 1 (Figure 4.18).

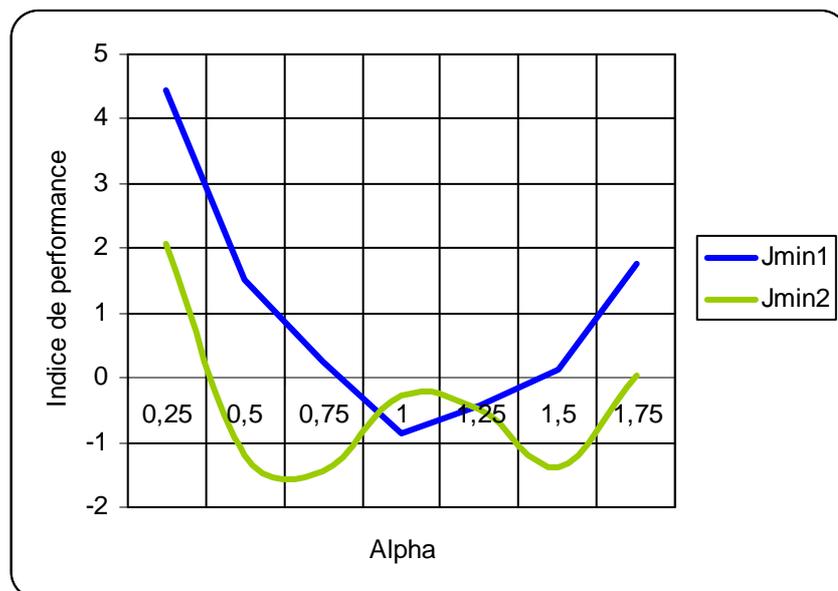


Figure 4.18 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique pour un signal d'entrée bruit blanc

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit rose centré, avec une $F_c = 16,384$ kHz ;
- haut-parleur 4224 ;
- $d = 2$ m.

Tableau 4.7 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations lentes:

(a) - pendant la phase stationnaire

Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase stationnaire	-26,06	-18,97	-19,56	-20,23	-18,45	-15,55	-9,26

(b) - pendant la phase ou l'activité du changement acoustique est maximale

Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase non stationnaire	+0,13	-1,35	-2,28	-2,92	-3,38	-3,00	+5,70

Une petite valeur de ($\alpha=0,25$) induit de mauvaises poursuite et convergence. En augmentant le pas d'adaptation α , nous observons une amélioration pour la poursuite et la convergence.

Pour α trop élevé ($\alpha=1,75$) cela entraîne une dégradation de la poursuite et de la convergence. Nous étions donc amenés à prendre pour α une valeur moyenne qui permet de reconverger assez rapidement après le mouvement, d'autre part, nous avons une légère supériorité concernant la poursuite et une infériorité concernant la convergence par rapport aux résultats des tableaux (4.5) et (4.6), cela est dû au signal de référence.

La poursuite des variations linéaires et la convergence d'un système pour n'importe quel signal d'entrée sont liées au pas d'adaptation et ce dernier est limité par un intervalle bien précis (Figures 4.19 et 4.20).

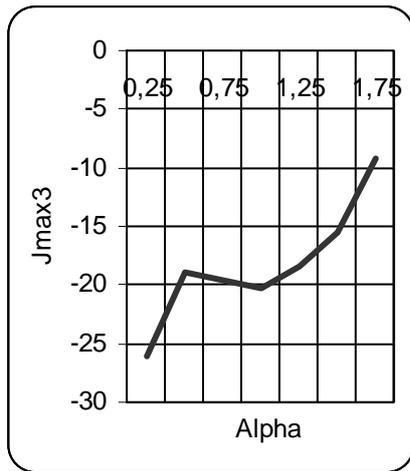


Figure 4.19: Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations lentes pour un signal d'entrée rose

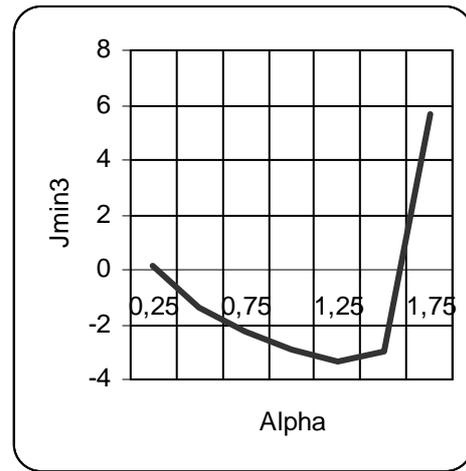


Figure 4.20 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations lentes pour un signal d'entrée rose

Selon ces résultats le test 2 est meilleur par rapport aux tests 1 et 3, d'autre part, il faut bien choisir le pas d'adaptation pour avoir une bonne convergence (Figure 4.21).

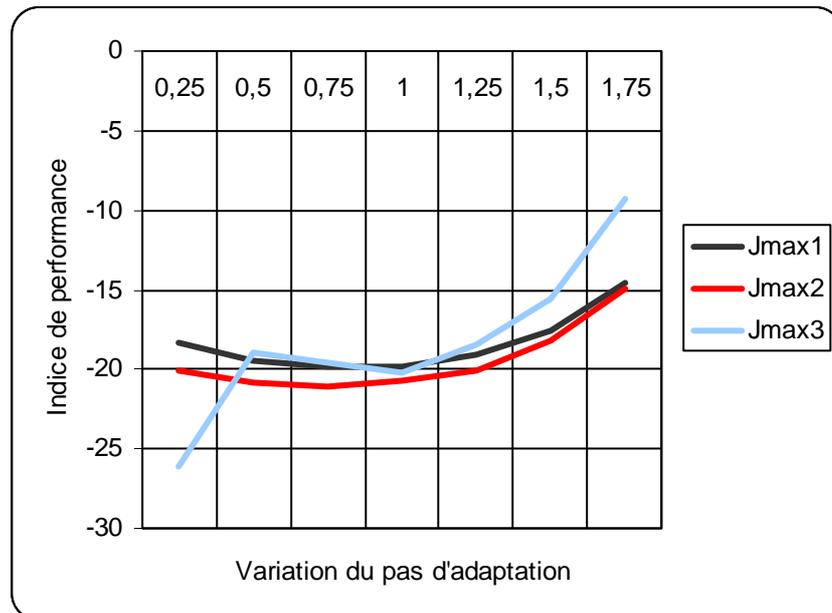


Figure 4.21: Comparaison de la vitesse de convergence avec variations du pas d'adaptation

La capacité de poursuite de l'algorithme NLMS à poursuivre les non stationnarités d'un canal acoustique de l'expérience 3 est meilleure que les tests 1 et 2. D'autre part à partir de $\alpha = 1,5$ l'algorithme ne poursuit pas les non stationnarités (Figure 4.22).

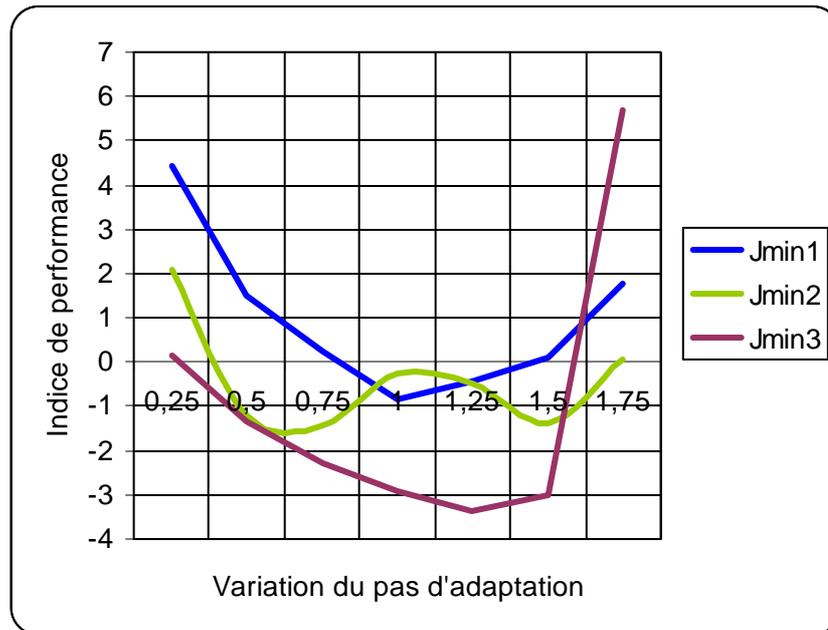


Figure 4.22 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique

Les paramètres utilisés sont :

- $x(n)$ est un bruit rose centré, avec $F_e = 16,384$ kHz ;
- $d=1$ m ;
- haut-parleur MICDIS.

Tableau 4.8 : Performances de l'algorithme NLMS pour la poursuite d'un canal acoustique à variations rapides :

(a) - pendant la phase stationnaire

Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase stationnaire	-13,24	-18,06	-19,57	-18,49	-16,72	-13,80	-10,78

(b) - pendant la phase où l'activité du changement acoustique est maximale

Pas d'adaptation	0,25	0,5	0,75	1	1,25	1,5	1,75
Atténuation pendant la phase non stationnaire	+0,09	-1,11	-2,48	-3,17	-3,07	-3,07	-1,82

Les résultats des simulations systématiques présentés dans le tableau 4.8 sont supérieurs à ceux du tableau (4.7). Cette supériorité est due à la distance séparant les 2 transducteurs.

Nous avons fixé la constante d'énergie initiale et la taille de la RIA, ensuite nous avons varié le pas d'adaptation et nous avons obtenu des résultats qui font apparaître que la notion de rapidité ou de lenteur temporelle de la non stationnarité de l'expérimentateur n'est pas la même à l'échelle de l'algorithme d'identification adaptatif (Figures 4.23 et 4.24).

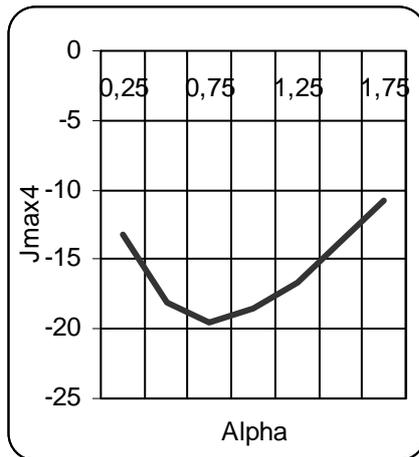


Figure 4.23 : Vitesse de convergence d'un canal acoustique à variations rapides

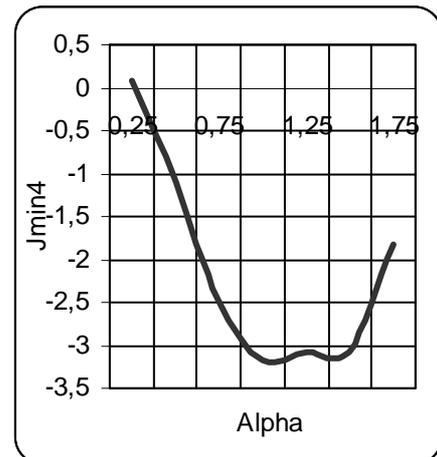


Figure 4.24 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique à variations rapides

Selon ces résultats nous remarquons que la vitesse de convergence de l'expérience 4 est meilleure par rapport aux tests 1, 2 et 3 (Figure 4.25).

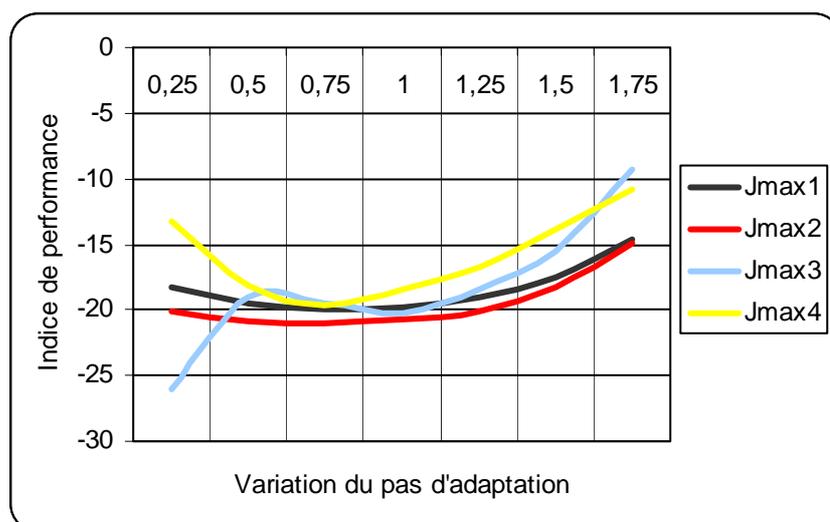


Figure 4.25 : Comparaison de la vitesse de convergence avec variations du pas d'adaptation

La capacité de poursuite de l'algorithme NLMS à poursuivre les non stationnarités d'un canal acoustique de l'expérience 4 est meilleure que les tests 1, 2 et 3 (Figure 4.26).

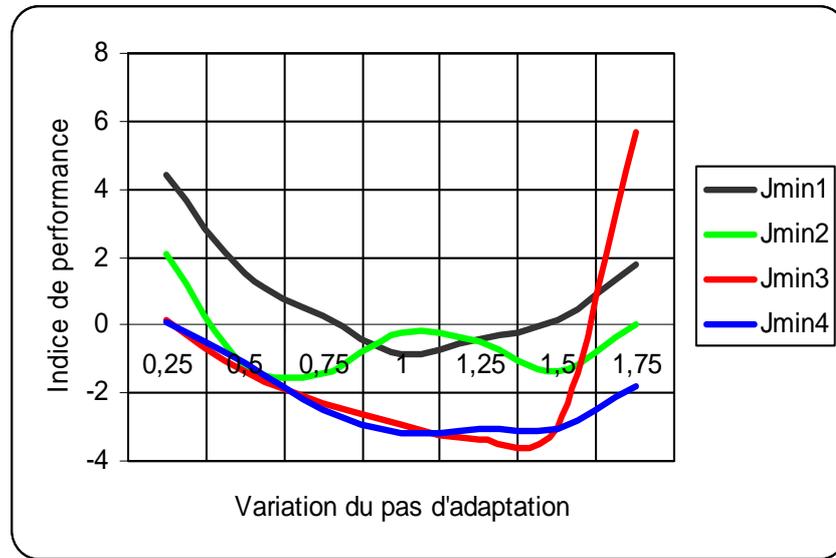


Figure 4.26 : Poursuite des non stationnarités d'un canal acoustique avec variations du pas d'adaptation

4.5 Conclusion

Une valeur trop petite du pas d'adaptation ne permet pas de suivre le mouvement. L'algorithme décroche même complètement au-dessous d'un certain seuil et met ensuite très longtemps à reconverger dans la phase stationnaire. D'un autre côté, le choix d'une valeur trop élevée pour le pas d'adaptation peut dégrader la poursuite. Nous sommes donc amenés à prendre pour le pas une valeur moyenne qui permet d'obtenir une bonne convergence et une meilleure poursuite, par conséquent une bonne gestion du gain d'adaptation de l'algorithme du gradient stochastique entre les N coefficients des réponses impulsionnelles du canal acoustique à identifier permet d'améliorer nettement les performances en capacité de poursuite.

La poursuite et la convergence de l'algorithme NLMS dépendent du pas d'adaptation et la taille de la réponse impulsionnelle.



Ce travail de thèse contribue au développement et à l'analyse de performances des algorithmes adaptatifs du type gradient stochastique dont le but est l'identification de paramètres inconnus, relevant du traitement du signal.

La présente approche d'identification adaptative s'applique bien aux annuleurs d'écho. L'identification adaptative de systèmes linéaires caractérisés par leurs RI (Réponse Impulsionnelle) a été largement étudiée et de nombreuses solutions algorithmiques ont été proposées par divers auteurs.

L'identification directe par filtrage adaptatif transverse, est l'application la plus répandue, ont été proposés pour déterminer de façon automatique les coefficients du filtre adaptatif. La mise en oeuvre de ces dispositifs amène généralement leurs concepteurs à rechercher un compromis entre la rapidité de convergence de l'algorithme, la simplicité de contrôle, la mise en oeuvre, et la stabilité numérique.

L'algorithme LMS (Least Mean Square) est l'algorithme le plus utilisé pour adapter de façon continue au cours du temps la réponse impulsionnelle d'un filtre d'identification de type FIR. Un tel algorithme permet d'implémenter de manière particulièrement efficace le filtre de Wiener à L coefficients, qui minimise, selon l'approximation stochastique, la valeur moyenne de la puissance de l'erreur de filtrage.

L'analyse de performances de l'algorithme du gradient stochastique fait l'objet de nombreux travaux :

- un algorithme d'identification de réponses impulsionnelles longues, reposant sur un découpage en blocs de ces dernières et s'appuyant sur la structure de convolution rapide en transformées de Fourier à court terme. Après adaptation

de cette structure à l'identification d'une réponse impulsionnelle, le problème est résolu à l'aide d'un algorithme de gradient stochastique. Certains auteurs mettent en évidence, la réduction de complexité significative que permet cet algorithme, pour l'identification de longs filtres, par rapport au LMS. Des simulations illustrent les propriétés de convergence de cet algorithme, notamment pour des signaux d'entrée fortement corrélés ;

- la mise en oeuvre du GS (Gradient Stochastique) sur un exemple quadratique gaussien a été comparée selon : GS normal, GS moyenne et l'estimateur optimal. Cette comparaison se fait, d'une part sur les statistiques portant sur plusieurs exécutions des algorithmes, et d'autre part sur l'analyse des matrices de covariance ;
- la poursuite adaptative du vecteur de filtrage optimal par l'algorithme du gradient stochastique à pas d'incrément μ constant, dans le cas non stationnaire et pour des observations successives corrélées. Ils montrent que l'erreur quadratique moyenne de poursuite est la somme de deux termes. Le premier terme, proportionnel à μ est l'erreur en régime stationnaire. Quant à l'erreur en régime transitoire due à la non stationnarité, elle n'est pas, comme l'ont indiqué des auteurs antérieurs, proportionnels à $1/\mu$;
- l'application rigoureuse de la méthode du gradient au domaine du filtrage récursif adaptatif est irréalisable en pratique. Ils introduisent donc une simplification de cette méthode, consistant à estimer par un filtrage sur horizon temporel fixe donc transverse, des quantités l'erreur et ses gradients, théoriquement récurrentes. Ils aboutissent à une famille d'algorithmes intégrant certains algorithmes classiques. Puis ils montrent expérimentalement que plus l'estimation de ces variables est précise, meilleur est le comportement de l'algorithme en termes de stabilité et de rapidité de convergence.

Les principaux atouts de cet algorithme sont sa faible complexité numérique, sa simplicité d'implémentation et sa robustesse aux erreurs. Malheureusement, lorsque des signaux fortement corrélés (tels que des signaux de parole) sont utilisés pour exciter le système inconnu, cet algorithme possède une vitesse de convergence qui se dégrade rapidement.

Pour s'affranchir de ces inconvénients, on utilise souvent une version spécifique de l'algorithme LMS intégrant un pas d'adaptation paramétré. Cet algorithme correspond alors

à une version normalisée du LMS, ou NLMS (Normalized Least Mean Square) dans laquelle les coefficients du filtre adaptatif sont mis à jour.

Afin d'apporter de nouveaux algorithmes offrant une rapidité de convergence supérieure à celle de l'algorithme NLMS, plusieurs approches ont été proposées dans la littérature :

- implémentation dans le domaine fréquentiel ;
- filtrage en sous bandes ;
- algorithmes de projection affine, ou APA (Affine Projection Algorithm) qui sont basés sur une projection d'ordre multiple. Ces algorithmes possèdent de ce fait de meilleures convergences sur des signaux corrélés en comparaison avec l'algorithme NLMS.

Tous les algorithmes ci-dessus ont un pas d'adaptation fixe, les algorithmes que nous avons utilisé ont un pas d'adaptation variable.

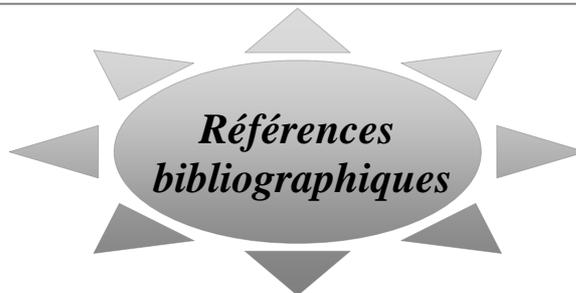
En première partie nous avons testé et comparé deux méthodes différentes d'identification de ces réponses impulsionnelles à partir des signaux mesurés : la méthode d'intercorrélacion et l'algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS à pas décroissant.

Dans la deuxième partie, une méthode d'analyse de performance des algorithmes de type gradient Stochastique, en deux régimes transitoire et permanent, est présentée. Cette méthode, dénommée capacité de poursuite de l'algorithme de gradient stochastique à poursuivre les non stationnarités de système. Enfin, le comportement de ces algorithmes est étudié en contexte de poursuite quand le paramètre inconnu varie suivant un modèle aléatoire

En perspectives nous suggérons d'introduire dans cet algorithme, des paramètres qui ont un sens acoustique en tenant compte des caractéristiques du milieu pour améliorer les performances en vitesse de convergence et la capacité de poursuite afin de contrôler l'efficacité de cet algorithme pour :

- mesurer des réponses impulsionnelles de la tête individuelle qui permettent d'obtenir une meilleure restitution spatiale du son pour l'aide non invasif de substitution sensorielle pour personnes non voyantes en utilisant la voie auditive pour la représentation de la scène visuelle frontale en temps réel. En tenant compte : synthèse des échos afin de restituer la distance et analyse de temps minimal entre deux sons ;

- Suppression de source sonore parasite dans un environnement pour la Santé. Cette étude pourra faire l'objet consacré à l'identification plus générale de séquences temporelles s'appuyant sur l'analyse de la parole et des sons de la vie courante dans un espace perceptif. Cette identification sera appliquée au suivi automatique du scénario de vie du patient dans un contexte de dialogue.



- [1] R. Josse, Notions d'Acoustique à l'Usage des Architectes Ingénieurs urbanistes, Edition Eyrolles, 1972.
- [2] J. Quillet, Encyclopédie Pratique de la construction et du bâtiment, Tome1 pages 211-243, 1968.
- [3] D. Middleton, An introduction to statistical theory of communications, Mc Graw- Hill, N.Y, 1960.
- [4] E. Baghdady, Lectures on communication System Theory, Mc Graw – Hill, N.Y, 1961
- [5] M.Teshnchlab, K. Watanabe Intelligent control based on flexible Neural, NetWorks juillet, 1999.
- [6] R. Klemm, Principes of Space time adaptive Processing, Radar series Vol.3 2002.
- [7] J. Max, Méthodes et techniques de traitement du signal, Tome 1, Edition Masson, 1985.
- [8] J. Max, Méthodes et techniques de traitement du signal, Tome 2, Edition Masson, 1986.
- [9] M. Kunt, Traitement numériques des signaux, Presses polytechniques romandes 1980.
- [10] F. Merdrignac et J.Duffner Influence de la quantification des coefficients des filtres numériques de fréquence sur leur fonction de transfert, Note technique LETI MCTE/1436. Laboratoire d'électronique et de technologie de l'informatique, Grenoble, France.
- [11] M. Bellanger, Traitement numérique du signal, Edition Masson, 1985.
- [12] J. Jacques Matras, Technique de l'ingénieur, Acoustique des salles, année 1981.
- [13] P. Lorand, Technique de l'ingénieur, Etude de son, année 1981.
- [14] R. Boite et H. Lech, Les filtres numériques, Edition Masson. 1980.

- [15] J. Monge, Etude et réalisation d'un modèle du second ordre à réglages automatiques pour l'identification de processus, Thèse de docteur Ingénieur, Université de Grenoble, France, 1987.
- [16] J. Benesty, P. Duhamel Un algorithme de type LMS à capacité de poursuite et vitesse de convergence accrues 13^{ème} colloque Gresti-Juan-les pins, France 1991.
- [17] H. Garnier, M. Gilson and W. Zheng, Abias eliminated least squares method for continuous-time model identification of closed loop systems, International Journal of control, 2000.
- [18] M. Metivier et P. Priouret, Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques théorie et applications. Edition Masson, 1987.
- [19] M. Bellanger, Analyse des signaux et filtrage numérique adaptatif, Edition Masson 1989.
- [20] M. Bellanger, Traitement numérique du signal, théorie et pratique, Edition Masson 1987.
- [21] J. Max, Méthodes et techniques du traitement du signal et application aux mesures Physiques, Edition Masson 1989.
- [22] S. Haykin, Adaptive filter theory, 4th ed, Prentice Hall, 2002.
- [23] M. Bellanger, Traitement numérique du signal, 8^{ème} Edition Masson, Paris, 2006.
- [24] R. Besson, Sono et prise de son, Edition Dunod, 2000.
- [25] A. Perrier et J. Prado, Identification adaptative en blocs à structure prédictive application à l'annulation d'écho acoustique 14^{ème} colloque, Gresti Juan les Pins, France 1993.
- [26] O. Lartillot, Implantation de méthodes de mesures asynchrones de réponses impulsionnelles. Rapport technique, Ecole Supérieure d'Electricité & Renault, Section signaux, images et formes, Metz, France, juillet 1999.

- [27] R. Bruno, Implantation d'un algorithme de convolution rapide sans retard perceptible dans un environnement de programmation temps réel, Rapport technique, IRCAM, Acoustique des salles, juin 2000.
- [28] M. Bellanger, Traitement numérique du signal, 8^{ème} Edition Masson, Paris, 2006.
- [29] A. Gilloire et J. Jullien, L'acoustique des salles dans les télécommunications, L'écho des recherches, N°127, 1^{er} trimestre, Rennes France, 1987.
- [30] J. Jullien, Acoustique des salles prise et restitution du son, analysés à partir de la notion du canal acoustique, Note technique, NT/ LAA/ TSS/ 128, France, 1992.
- [31] J. Prado et E. Moulines, Filtrage adaptatif dans le domaine fréquentiel: Application à l'Annulation d'Echo Acoustique, Telecom Paris, France, 1999.
- [32] M. Mekrazi, Mesure et identification des Réponses Impulsionnelles acoustiques non stationnaires, Magister à l'institut d'Aéronautique de Blida, Algérie, 2000.
- [33] A. Benallal, Etude des algorithmes MCR rapides et application à l'identification des Réponses impulsionnelles acoustiques, Thèse de Docteur, Rennes, France, 1988.
- [34] S. Makino and Y. Kanido, A new RLS algorithm Based on the variation characteristic of a room impulse response, IEEE. 1994.
- [35] O. Macchi, Adaptatif et non stationnaire, Revue Traitement du signal, volume 6 N°5, France, année 1989.
- [36] P. Flandrin, Représentations temps fréquence des signaux non stationnaires, Thèse de Doctorat INPG, Grenoble, France, Mai 1987.
- [37] S. Ben Jebara and M. Jaidane, Best Input for Optimal Tracking Randomly Time-Varying Systems Justification of Adaptive Predictive Structure, ICASSP, Avril 1997.
- [38] J. Sikorav, Identification et modélisation des phénomènes non stationnaires en acoustiques. Thèse de Doctorat, Université Paris IX Dauphine, France, 1988.

- [39] A. Farina, Simultaneous measurement of impulse response and distortion with a swept-sine technique. Convention 108^{ème}, No 5093, dans Audio measurement and instrumentation, Paris, France, février 2000.
- [40] J. Daniel, Représentation de champs acoustiques, application à la transmission et à la reproduction de scènes sonores complexes dans un contexte multimédia. Thèse de doctorat, Université Pierre & Marie Curie, Paris, France, juin 2000.
- [41] O. Cappe, Techniques de réduction de bruit pour la restauration d'enregistrements musicaux Thèse de doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, France, 2000.
- [42] A. Miloevic and All, Transient noise influence in MLS measurement of room impulse response, Acta Acustica United with Acustica, Volume 91, N° 1, 2005.
- [43] C. Dunn and M. Hawksford, Distortion immunity of MLS derived impulse measurements, Journal of the Audio Engineering Society, Volume 41, N° 5, 1993.
- [44] S. Müller and P. Massarani, Transfer-function measurement with sweeps, Journal of The Audio Engineering Society, Volume 49, N° 6, 2001.
- [45] J. Vanderkooy and all, Transfer-function measurement with maximum-length sequences, Journal of the Audio Engineering Society, Volume 37, N° 6, 1989.
- [46] G. Stan, J. Embrechts, and D. Archambeau, Comparison of different impulse response measurement techniques, Journal of the Audio Engineering Society, Volume 50, N°4, 2002.
- [47] J. Vanderkooy, Aspects of MLS measuring systems, Journal of the Audio Engineering Society, Volume 42, N°4, pp 219 – 231, 1994.
- [48] Haut-parleur 4224, Data Brüel & Kjaer, Utilisation Brüel & Kjaer 1991.
- [49] Analyseur des fréquences temps réel 2123/2133 instruction, vol 2. Utilisation Brüel & Kjaer 1991.

- [50] M. Mekrazi et A. Benallal, Mesure et identification des Réponses Impulsionnelles acoustiques, 2^{ème} Conférence Internationale d'Electronique sur les Signaux, Systèmes et Automatique. Blida, Algérie, pp 222-226. Mai 1999.
- [51] M. Mekarzia, M. Guerti, and A. Guessoum, Measurement and identification of acoustic impulse responses by NLMS-DC method. Journal ultra scientist of physical sciences. Volume 19, N° 2, pp 279-284. 2007. ISSN 0970 -9150.
www.ultrascientist.org.
- [52] M. Mekarzia, M. Guerti, Measurement and identification of an acoustic impulse responses“. Journal Building Acoustics, Volume 15, Number 1, pp 73-78, 2008. ISSN 1351-010X, Online ISSN: 1351-010X.
www.multi-science.co.uk.
- [53] Condenser Microphone and Microphone preamplifier for acoustics measurement Brüel & Kjaer 1991.
- [54] I. Vincent, Classification de Signaux Non Stationnaires. Thèse de doctorat, Ecole Centrale de Nantes. Université de Nantes, France, 1995.
- [55] O. Lemoine, Détection de signaux non stationnaires par représentation temps fréquence. Thèse de Doctorat, Université de Nice Sophia Antipolis, France, septembre 1995.
- [56] N.Gac, Classification Parole/Sons environnementaux, Master 2, Recherche SIPT, Ecole Doctorale EEATS, Grenoble, France, juin 2004.
- [57] B. Tacer and P. Loughlin, Nonstationary signal classification using the joint moments of time-frequency distributions. Pattern Recognition, 1998.
- [58] V. Barreaud, Reconnaissance automatique de la parole continue : compensation des bruits par transformation de la parole, Thèse de l'Université Henri Poincaré, Spécialité Informatique, Nancy, France, 9 Novembre 2004.
- [59] D. Istrate, Détection et reconnaissance de sons pour la surveillance médicale, Thèse INPG, spécialité SIPT de l'Ecole Doctorale EEATS, Grenoble, France, 16 Décembre 2003.

- [60] P. Menendez, Plate-forme de démonstration pour la surveillance sonore d'un espace perceptif, stage de dernière année ENSIMAG, Grenoble, France, 20 juin 2005.
- [61] A. Baskind, Etude de la puissance acoustique rayonnée en champ diffus. Rapport de stage du DEA ATIAM, Université Pierre & Marie Curie, Laboratoire d'acoustique musicale, Paris, France, juin 1999.
- [62] A. Baskind and J. Polak, Sound power radiated by sources in diffuse field Control room and concert hall acoustics, Paris, février 2000.
- [63] Z. Wu and N. Huang, A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, The Royal Society, juin 2004.
- [64] C. De Luigi and E. Moreau, An iterative algorithm for estimation of linear frequency modulated signal parameters, IEEE Signal Processing Letters, 2002.
- [65] G. Vandernoot, Caractérisation et optimisation de la restitution haute-fidélité en Véhicule, Thèse de Doctorat de l'Université de Paris 6, France, spécialité Acoustique, 2001.