

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Projet de Fin d'Études

présenté par

Meddahi somia

pour l'obtention du diplôme de Master en Électronique spécialité Réseaux et
Télécommunication

Thème

Réduction de bruit par un nouvel algorithme bi-capteur

Proposé par : Dr DJENDI MOHAMED

Année Universitaire 2013-2014

Remerciements

Tout d'abord Je tiens à remercier DIEU tout puissant et miséricordieux, qui ma donné la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

*Ensuite, mes sincères remerciements et son appréciation s'adresse à Monsieur **Djendi Mohamed** mon Directeur de mémoire qui m'encadré avec persévérance et dynamisme et m'a guidé dans ce parcours avec pertinence et pragmatisme. Cette thèse n'aurait pas pu voir le jour sans ses encouragements et son soutien.*

Mes remerciements les plus vifs s'adressent aussi à monsieur le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer mon travail.

Je tiens à exprimé ma reconnaissance à tous les enseignants de la faculté des Sciences de l'ingénieur plus particulièrement le département d'électronique qui ont attribués.

Sans omettre bien sur de remercier profondément tous ceux qui ont contribué de prés ou de loin à la réalisation du présent travail.

ملخص:

بسبب الأهمية المتزايدة للاتصالات المتنقلة والحاجة لتحسين إتقاط الصوت بما في ذلك الحد من الانزعاج الناتج عن الضوضاء, قد تم إقتراح عدة أساليب لإلغاء الضوضاء باستخدام خوارزميات التكيف في مجال معالجة الإشارة مع الهيكلة المبنية على إستقلالية الصوت والضوضاء مشروعا يهدف إلى تحسين إشارة الصوت بواسطة الطرق التكيفية و قد ركزنا على هياكل نزع الضوضاء ثنائي الإلتقاط (مستشعر مزدوج) و استعملنا خوارزمية جديدة للمربعات الموحدة ذات التقارب السريع مع تطبيقها على هيكل نحو الأمام.

كلمات المفاتيح: الصوت, الضوضاء, مستشعر مزدوج, خوارزمية المربعات الموحدة, هيكل نحو الأمام.

Résumé :

Avec l'avènement des télécommunications mobiles grand public, le besoin d'améliorer la prise de son, notamment en réduisant la gêne due au bruit, s'est fait de plus en plus présent. Il existe plusieurs techniques d'annulation de bruit utilisant des algorithmes adaptatifs dans le domaine du traitement du signal. Avec une structure basée sur l'indépendance de la parole et le bruit.

Notre projet a pour but de rehausser un signal de parole par les méthodes adaptatives. Nous basons sur la structure d'annulation du bruit bi-capteurs, nous utilisant un nouvel algorithme de moindre carré normalisé à convergence rapide appliqué à la structure Forward.

Mots clés : Parole ; bruit ; bi-capteur ; algorithme de moindre carré normalisé ; direct.

Abstract :

With the advent of mobile telecommunications public, the need to improve the sound, including reducing noise annoyance, became increasingly present. There are several techniques for noise cancellation using adaptive algorithms in the field of signal processing. With a structure based on independent speech and noise.

The aim of our project is to enhance the speech signal by adaptive methods. We rely on the structure noise cancellation two-sensors; we use a new algorithm normalized least-mean square with fast convergence applied to the Forward structure.

Keywords: Speech; noise; two-sensor; normalized least-mean square algorithm; Forward.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 Généralité sur le traitement de signal	3
1.1 Introduction	3
1.2 Notion de signal	3
1.3 Présentation du traitement de signal	4
1.3.1 Théorie du signal	4
1.3.2 Traitement du signal	4
1.3.3 Traitement de l'information.....	4
1.4 Transmission et le traitement du signal	4
1.4.1 Elaboration des signaux.....	5
1.5 Représentation des signaux	5
1.6 Classe des signaux	5
1.6.1 Les signaux analogiques	5
1.6.2 Les signaux numériques	6
1.7 Notion de système.....	7
1.7.1 Système analogique	7
1.7.2 Système numérique	7
1.8 Les principales fonctions de traitement de signal	7
1.8.1 Echantillonnage	7
1.8.2 Reconstruction	9
1.8.3 Quantification	9
1.8.4 Codage	9
1.8.5 L'analyse de Fourier	9
1.8.6 Convolution	10
1.8.7 Corrélation	10
1.8.8 Filtrage numérique	11
1.9 Généralité sur le signal parole et le bruit	12
1.9.1 La parole, vecteur de communication	13
1.9.2 Classification des sons de la parole	13

1.9.3	Propriétés statistique du signal de parole	14
1.9.4	Production de signal parole	14
1.9.5	Perception de la parole	15
1.9.6	Analyse et modélisation de signal parole	15
1.9.7	Le bruit	16
1.10	Rapport Signal sur Bruit (RSB)	17
1.11	Conclusion	18
Chapitre 2 Réduction de bruit par le filtre adaptatif		19
2.1	Introduction	20
2.2	Filtrage adaptatif	20
2.3	Le rôle du filtrage adaptatif	21
2.4	Application du filtrage adaptatif	21
2.4.1	Identification de systèmes	21
2.4.2	Prédiction	22
2.4.3	Modélisation inverse	22
2.4.4	Annulation d'interférences	22
2.5	Filtrage de Wiener	23
2.5.1	Principe général	23
2.5.2	Principe d'orthogonalité	25
2.5.3	Equation de Wiener-Hopf	26
2.5.4	La matrice d'autocorrélation	26
2.6	Filtre de KALMEN	27
2.6.1	La prédiction	27
2.7	Définition d'un algorithme	28
2.7.1	Choix des algorithmes adaptatifs	28
2.8	Les algorithmes du gradient stochastique LMS	29
2.8.1	Définition de base	29
2.8.2	Convergence de l'algorithme LMS	30
2.8.3	Caractéristique de l'algorithme LMS	31
2.8.4	Algorithme LMS Normalisé (NLMS)	31
2.8.5	Algorithme NLMS à convergence rapide(FNLMS)	32
2.9	La réduction de bruit par les méthodes mono et bi-capteurs	36

2.9.1	Méthode mono-capteur	37
2.9.2	Soustraction spectrale	37
2.9.3	Méthode bi-capteurs	38
2.10	Conclusion	43
Chapitre 3 Représentation d'un nouvel algorithme de réduction de bruit Bi-capteur de type BRNLMS.....		44
3.1	Introduction	44
3.2	Principe	44
3.3	la réduction de bruit par l'algorithme RNLMS	46
3.3.1	Notation	46
3.3.2	Structure Forward	47
3.4	Condition de stabilité	49
3.5	Conclusion	49
Chapitre 4 Résultats des simulations		50
4.1	Introduction	50
4.2	Modèle expérimental de mélange convolutif	50
4.2.1	Simulation de réponses impulsionnelles	50
4.2.2	Signaux utilisés en simulation	51
4.2.3	Détection d'activité vocale (DAV)	52
4.3	Le critère du désajustement	53
4.4	Simulation de la structure du mélange convolutif	53
4.5	Résultats de simulation de l'algorithme BRNLMS	54
4.5.1	Effet de la taille du filtre adaptatif	54
4.5.2	Effet du pas d'adaptation	58
4.6	Effet du RSB du mélange	62
4.7	Conclusion.....	66
Conclusion générale		67
Bibliographie.....		68

Liste des figures

Figure 1.1 Numérisation des signaux de calculateur numérique.....	6
Figure 1.2 le principe de système.....	7
Figure 1.3 Echantillonnage d'un signal.....	8
Figure 1.4 modèle simple de production de la parole.....	14
Figure 1.5 fonction d'autocorrélation (à gauche) et densité spectrale de puissance (à droite) d'un bruit blanc.....	16
Figure 2.1 principe d'un filtre adaptatif.....	20
Figure 2.2 Schéma du principe de l'identification d'un système.....	21
Figure 2.3 schéma de la prédiction.....	22
Figure 2.4 schéma de principe de modélisation inverse.....	22
Figure 2.5 schéma de principe d'annulation d'interférence.....	22
Figure 2.6 le schéma principal du filtrage de Wiener.....	23
Figure 2.7 Principe de débrouillage.....	36
Figure 2.8 structure de mélange convolutif complète.....	39
Figure 2.9 structure de mélange convolutif.....	40
Figure 2.10 Structure Symétrique Direct « Forward ».....	41
Figure 2.11 structure Symétrique Réursive « Backward ».....	41
Figure 3.1.a modèle de mélange simple (entre le signal de la parole et le bruit).....	44
Figure 3.1.b modèle de mélange complexe (entre le signal de la parole et le bruit).....	44
Figure 3.2 Le réducteur adaptatif classique de bruit.....	44
Figure 3.3 Le réducteur de la réduction bruit bi-capteur.....	45
Figure 3.4 Implémentation de la structure Forward.....	46
Figure 4.1 exemple de deux réponse impulsionnelles simulée h_{12} et h_{21} respectivement.....	50
Figure 4.2 signal de parole utilisé ($F_e = 8\text{KHz}$).....	50
Figure 4.3 Bruit blanc.....	51
Figure 4.4 signal de parole utilisé avec la segmentation manuelle.....	52
Figure 4.5 le signal du mélange m_1	53
Figure 4.6 le signal du mélange m_2	53
Figure 4.7 Evaluation temporelle du signal original (haut) et spectrale (bas).....	54

Figure 4.8	Evaluation temporelle d'un signal bruit blanc (haut) et spectrale (bas).....	54
Figure 4.9	Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_1 (haut) et spectral (bas).....	55
Figure 4.10	Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_2 (haut) et spectrale (bas).....	55
Figure 4.11	Evaluation temporelle du signal de sortie (haut) et spectrale (bas).....	56
Figure 4.12	comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle h_{12} et estimée w_{21}	56
Figure 4.13	Effet de la taille du filtre de la structure Forward, $\mu = 0.3$, $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB.....	57
Figure 4.14	Evaluation temporelle du signal original (haut) et spectrale (bas).....	58
Figure 4.15	Evaluation temporelle d'un signal bruit blanc (haut) et spectrale (bas).....	58
Figure 4.16	Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_1 (haut) et spectral (bas).....	59
Figure 4.17	Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_2 (haut) et spectrale (bas).....	59
Figure 4.18	Evaluation temporelle du signal de sortie (haut) et spectrale (bas).....	60
Figure 4.19	comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle h_{12} et estimée w_{21}	60
Figure 4.20	effet du pas d'adaptation sur la structure Forward pour $L=64$, $RSB_1=RSB_2=3$ dB...61	61
Figure 4.21	Evaluation temporelle du signal original (haut) et spectrale (bas).....	62
Figure 4.22	Evaluation temporelle d'un signal bruit blanc (haut) et spectrale (bas).....	62
Figure 4.23	Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_1 (haut) et spectral (bas).....	63
Figure 4.24	Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_2 (haut) et spectrale (bas).....	63
Figure 4.25	Evaluation temporelle du signal de sortie (haut) et spectrale (bas).....	64
Figure 4.26	comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle h_{12} et estimée w_{21}	64
Figure 4.27	effet de RSB sur la structure FNLMS Forward pour $L=64$ et $\mu=0.3$	65

Conclusion générale

L'étude que nous présentons dans ce mémoire concerne la réduction du bruit et le rehaussement du signal de la parole par un algorithme employant deux capteurs de prise de son, bi-capteur.

Dans un premier volet, nous avons présenté les différentes méthodes de réduction de bruit et le rehaussement du signal de la parole par les algorithmes du filtrage adaptatif.

Dans ce document, nous avons proposé lors de ce projet de master un nouvel algorithme à convergence rapide adapté à une structure Forward.

D'après l'étude des performances de cet algorithme bi-capteur rapide NLMS (BRNLMS), nous avons remarqué que cet algorithme donne de bons résultats pour la réduction de bruit et le rehaussement du signal parole sans aucun problème d'instabilité dans son fonctionnement à long terme. On a aussi montré, à travers les résultats de simulations réalisés dans le cadre de ce projet de fin d'étude, que la vitesse de convergence de cet algorithme est inversement proportionnelle à la taille du filtre et le rapport signal à bruit sur la voie de référence. Nous avons remarqué également que les performances de la vitesse de convergence de ce nouvel algorithme est directement proportionnelles au pas d'adaptation.

Chapitre 1 Généralité sur le traitement de signal

1.1 Introduction

Le traitement du signal est l'ensemble des méthodes et des algorithmes qui permet d'élaborer ou d'interpréter les signaux porteurs d'information représenté par une suite ou un ensemble de nombres, en vue de fournir une autre suite ou un autre ensemble de nombres, qui représentent le signal traité. Les fonctions les plus variées sont réalisables de cette manière, comme l'analyse spectrale, le filtrage linéaire ou non linéaire, le transcodage, la modulation, la détection, l'estimation et l'extraction de paramètres.

1.2 Notion de signal

On appelle signal toute grandeur physique tensorielle qui varie soit continument (signaux analogiques) soit discrètement (signaux numériques) au cours du temps. L'évolution dans le temps de la grandeur considérée est régie par la dynamique spécifique du signal. Quelque fois la loi temporelle régissant le phénomène est bien connue (signaux déterministes) et d'autre fois il est difficile de voir impossible de le décrire (signaux aléatoire). [1]

Le signal est le support de l'information transmise de sa source à sa destination. En fonction de la nature du support, on parle par exemple de :

- signal électrique (téléphonie),
- onde électromagnétique (télécommunication),
- onde acoustique (sonar),
- onde lumineuse (fibre optique),
- signal binaire (ordinateur). [2]

1.3 Présentation du traitement de signal

1.3.1 Théorie du signal

C'est la description mathématique des signaux quelque soit leur nature et quelque soit le support physique. L'objectif est d'établir une représentation d'un signal en fonction du temps ou de l'espace contenant une information à stocker, à transformer, à transmettre ou à recevoir. La théorie du signal ne préjuge pas de la nature physique du signal. [2]

1.3.2 Traitement du signal

C'est la discipline technique qui, s'appuyant sur les ressources de l'électronique, de l'information et de la physique appliquée, a pour objet l'élaboration ou l'interprétation Des signaux. Son champ d'application se situe donc dans tous les domaines concernés par la perception, la transmission ou l'exploitation des informations véhiculées par ces signaux.

1.3.3 Traitement de l'information

Le traitement de l'information fournit un ensemble de concepts permettant d'évaluer les performances des systèmes de transfert d'information, en particulier lorsque le signal porteur de message est bruité, Cela inclut les méthodes de codage de l'information dans le but de la réduction de redondance, de la correction des erreurs, de la confidentialité (cryptage). L'ensemble des concepts et méthodes développés dans le traitement de l'information et du signal forme la théorie de la communication. [3]

1.4 Transmission et le traitement du signal

Le traitement du signal est l'ensemble des méthodes et des algorithmes qui permet d'élaborer ou d'interpréter les signaux porteurs d'information. Plus précisément :

1.4.1 Elaboration des signaux :

- **Codage** : Traduire le signal en langage numérique, réduire les redondances d'informations et lutter contre l'influence du bruit.

- **modulation, changement de fréquence** : moyen permettent d'adapter un signal aux caractéristique fréquentielles d'une voie de transmission.
- **Synthétiser** : Créer un signal de forme appropriée.

1.4.2 Interprétation des signaux :

- **Filtrer** : éliminer d'un signal des composantes indésirables,
- **Détecter** : Extraire une composante utile d'un signal et/ou du bruit de fond (corrélation).
- **Identifier** : Classer un signal observé.
- **Analyser** : Isoler les composantes et les caractéristiques essentielles d'un signal de forme complexe (transformé de Fourier).
- **Mesurer** : Estimer la valeur d'une grandeur caractéristique associée au signal.
- **Régénérer** : Redonner à un signal qui a été distordu sa forme initiale.

Actuellement, les méthodes de traitement sont presque en totalité numériques, ce qui suppose : un échantillonnage temporel, et une représentation des signaux en temps discret.

1.5 Représentation des signaux

Les représentations des signaux qui peuvent être envisagées sont :

- Représentation temporelle des signaux,
- Représentation spectrale,
- Caractéristique morphologique (signal continu ou discret).

1.6 Classe des signaux

Les signaux peuvent être repartis en deux classes analogique et numérique :

1.6.1 Les signaux analogiques

Le signal analogique tout signal continu (au sens mathématique du terme) dont la valeur est fonction du temps. Analogique vient du fait que la mesure de la valeur varie de façon analogue à la source. A tout instant, on pourra ainsi évaluer sa valeur par la mesure de la variation de la grandeur physique (température, tension, niveau d'un liquide, courant...).

La grandeur analogique possède souvent une unité de mesure (exemple: tension en volts, intensité en mA...). C'est le cas par exemple de la voix, dont on pourra enregistrer les évolutions en continue à l'aide d'un microphone et les visualiser sur un oscilloscope. La plupart des phénomènes qui nous entourent sont analogiques (évolution d'une température, variation de pression atmosphérique, tension électrique...). [4]

1.6.2 Les signaux numériques

Un signal est dit numérique s'il est discontinu c'est à dire lorsqu'il ne peut prendre qu'un nombre fini de valeurs à des instants précis pour de raison De simplicité, de précision, de stockage d'information.

Un signal numérique est obtenu par la conversion d'un signal analogique par les opérations qui sont représentées dans la figure (1.1).

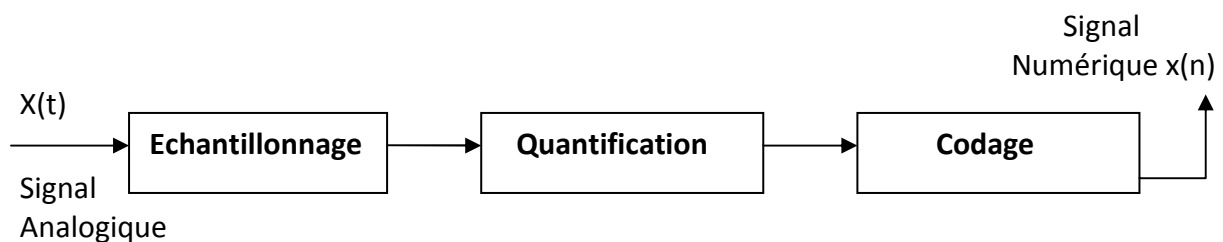


Figure1 .1 Numérisation des signaux de calculateur numérique.

1.7 Notion de système

Un système est une fonction ou un algorithme prédéfini qui opère sur un signal (appelé l'entrée ou l'excitation) et qui produit un autre signal nommé la sortie ou réponse du système.

Un système est défini mathématiquement comme un opérateur ou une transformation qui modifie une séquence d'entrée $x[n]$ en une séquence de sortie $y[n]$. on peut représenter cette transformation par un opérateur T tel que : $Y=T\{X\}$

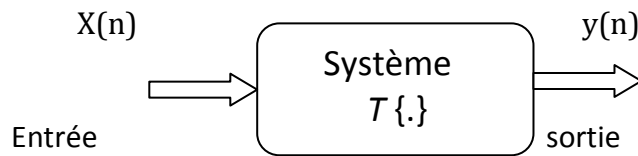


Figure 1.2 le principe de système.

1.7.1 Système analogique

Un système est dit analogique si les signaux traités par ce système sont analogiques (exemple : circuit RLC).

1.7.2 Système numérique

Un système est dit numérique si les signaux traités par ce système sont numériques (exemple : porte logique, unité arithmétique et logique).

1.8 Les principales fonctions de traitement de signal

- échantillonnage, reconstruction d'un signal,
- quantification, codage, décodage,
- représentation spectrale (transformée de fourrier),
- convolution,
- corrélation,
- modulation, démodulation,
- détection, estimation, décision,
- filtrage numérique.

1.8.1 Echantillonnage

Un système numérique reçoit et délivre uniquement des signaux numériques (ou échantillonnés). Or les signaux observés sont, la plupart du temps, analogiques (température, tension, courant, ...). Donc pour pouvoir les traiter avec un système numérique, il faut les échantillonner (et parfois les quantifier).

Un échantillonnage du signal à transmettre. Seule la valeur du signal à certains instants nous intéresse, par multiplication de ce signal analogique par un train d'impulsions, périodique et de période T . [5]

On appelle période d'échantillonnage T la durée entre la prise de deux échantillons successifs, son inverse est appelée cadence d'échantillonnage ou fréquence d'échantillonnage et sera noté $f_e = 1/T$.

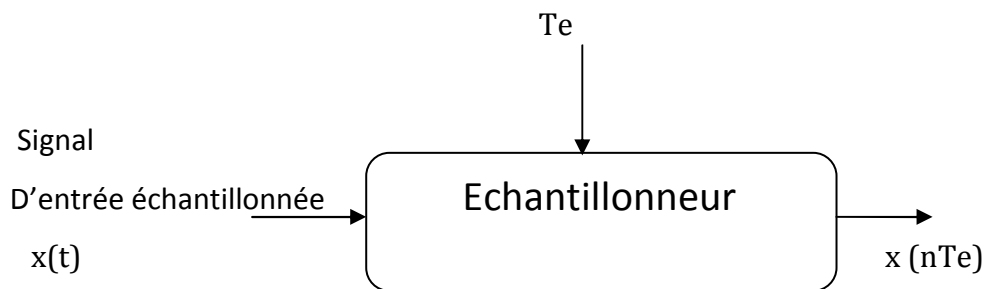


Figure 1.3 Echantillonnage d'un signal.

Pour échantillonner un signal avec une période d'échantillonnage régulière T , il est pratique de définir une suite d'impulsions de Dirac (peigne de Dirac), de période T . Cette distribution, notée $\delta_T(t)$, est définie par :

$$\delta_T(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta(t - kT)$$

Pour échantillonner une fonction $x(t)$, c'est-à-dire prélever des échantillons infiniment brefs, avec une période T , il suffit donc d'effectuer le produit de $x(t)$ par un peigne de Dirac :

$$\begin{aligned} x_e(t) &= x(t) \delta_T(t) \\ &= x(t) \left(\sum_{k=-\infty}^{+\infty} \delta(t - kT) \right) \\ &= \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(t) \delta(t - kT) \end{aligned}$$

En vertu de la propriété qui veut que $f(t) \delta(t) = f(0) \delta(t)$, on a encore :

$$x_e(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(kT) \delta(t - kT) \quad (1.1)$$

1.8.2 Reconstruction

La reconstruction d'un signal a pour but de récupérer un signal continu temporellement à partir des valeurs discrètes connues à des instants discrets KT_0 . Pour reconstituer la continuité du signal, il faut effectuer une interpolation entre deux instants de discrétisation. Pour reconstituer un signal continu à partir d'un train d'échantillons de période T , il faut que la fréquence d'échantillonnage F_e , soit au moins deux fois plus grande que la plus grande des fréquences dans le signal continu $F_e \geq 2 F_{\max}$.

C'est le théorème de **SHANNON** qui précise les conditions dans lesquelles un signal analogique peut être reconstruit de façon unique à partir de sa version échantillonnée. [6]

1.8.3 Quantification

Pour effectuer un traitement de signal numérique, il est nécessaire que les signaux soient représentés par un nombre fini de données binaires, une contrainte impose non seulement l'échantillonnage des signaux, mais aussi la quantification des valeurs mesurées après échantillonnage.

La quantification d'un signal $x(t)$ est l'approximation de chaque valeur de ce signal par un multiple entier d'une quantité élémentaire q , appelée « pas de quantification ». Si q est constant, la quantification est dite « uniforme » sinon elle est dite « non uniforme ».

1.8.4 Codage

Le codage consiste à associer à un ensemble de valeurs discrètes un code composé d'éléments binaire. Les code les plus connus : code binaire naturel, code binaire décalé, code complément à 2, code Gray, code DCB (Binary Coded Decimal).

1.8.5 L'analyse de Fourier

La représentation temporelle peut être suffisante dans tous les cas ou la forme du signal et la nature du traitement restent simples. Dans la réalité, les signaux n'ont pas toujours une forme simple soit en raison de la nature de l'information qu'ils portent, soit en raison du

traitement qu'ils doivent subir. L'unique représentation du signal en fonction du temps s'avère insuffisante, elle ne permet plus d'interpréter correctement l'information. Dans de tels cas, la représentation du signal en fonction de la fréquence est très utile.

La transformée de Fourier est un outil mathématique qui permet d'établir une dualité entre deux représentations différentes d'un signal mais complémentaires au niveau de l'interprétation des résultats. Elle effectue le passage du domaine temporel au domaine spectral (fréquentiel). Son résultat est appelé spectre d'un signal.

La transformée de Fourier discrète (TFD ou DTF : Discrete Fourier Transformer) à N-points est une transformation qui s'applique aux échantillons d'un signal à temps discret $\{x[0], \dots, x[N-1]\}$ pour donner une séquence périodique $X[k]$, définie par :

$$X[K] = \text{TFD}_N \{x[n]\} = \sum_{n=0}^{N-1} x[n] \exp\left(-\frac{j2\pi kn}{N}\right) \quad (1.2)$$

1.8.6 Convolution

L'opérateur de convolution est aussi très courant, La convolution exprime généralement la réponse à un signal quelconque. On définit le produit de convolution discrète des deux signaux $x(n)$ et $y(n)$ par la relation suivante :

$$Z(n) = x(n) * y(n) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(m)y(n - m) \quad (1.3)$$

1.8.7 Corrélation

La fonction de corrélation est l'une des méthodes les plus appréciées pour comparer deux signaux. Son principe se base sur le décalage d'un des signaux par rapport à l'autre et de mesurer, à l'aide d'un produit scalaire, leur similitude en fonction du décalage. [7]

On distingue deux opérations :

a Auto-corrélation

Elle consiste à comparer une fonction $x(n)$ avec elle-même durant un intervalle de temps, dont l'une est décalée d'une certaine valeur τ , elle est définie par :

$$R_{xx}(\tau) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x(i) \cdot y^*(i - \tau) \quad (1.4)$$

b Inter-corrélation

Elle consiste à comparer deux fonction différente $x(n)$ et $y(n)$ dont l'une est décalée d'une certaine valeur τ , telle que :

$$R_{xy}(\tau) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x(i) \cdot y^*(i - \tau) \quad (1.5)$$

1.8.8 Filtrage numérique

On appelle filtre numérique un système utilisé pour modifier la distribution fréquentielle d'un signal numérique d'entrée en le transformant en un signal numérique désiré en sortie.

Avec le progrès en informatique les filtres numériques sont caractérisés par leur : précision, fiabilité, stabilité, adaptabilité et facilité de commande.

D'une manière générale, les filtres numériques se caractérisent par le traitement entièrement numérique du signal. Typiquement, les filtres numériques sont représentés par : la fonction de transfert $H(z)$ qui représente la réponse fréquentielle.

Les filtre numérique se divisent en deux classes importantes selon la durée de la réponse impulsionnelle.

a Filtre non récursif

Un filtre à réponse impulsionnelle finie est un système linéaire discret invariant dans le temps régi par une équation aux différences pour lequel l'échantillon de sortie $y(n)$ ne dépend que d'un certain nombre d'échantillons d'entrée $x(n)$:

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)x(n - i) \quad (1.6)$$

Et sa transformé en Z est donnée par :

$$H(z) = \frac{y(z)}{x(z)} = \sum_{n=0}^{N-1} h(n)z^{-n} \quad (1.7)$$

De cette relation on a $h(n) = 0$ pour $n > N - 1$ avec N est le nombre de coefficients du filtre. Ce type de filtre ne tient pas compte des réponses précédentes, d'où l'absence de bouclage de la sortie avec l'entrée, pour cela on l'appelle non récursif.

b Filtre récursif

Ce sont des systèmes linéaires invariants dans le temps, leur fonctionnement est régi par une équation de convolution portant sur infinité de termes :

$$y(n) = \sum_{i=0}^M b_i x(n-i) - \sum_{i=0}^L a_i y(n-i) \quad (1.8)$$

En appliquant la transformée en Z à $y(n)$ on obtient :

$$Y(z) = \sum_{i=0}^M b_i X(z) z^{-i} - \sum_{i=1}^L a_i Y(z) z^{-i} \quad (1.9)$$

$$\Rightarrow Y(z) = [1 + \sum_{i=1}^L a_i z^{-i}]^{-1} \sum_{i=0}^M b_i X(z) z^{-i}$$

D'où la réponse impulsionnelle de $H(z)$ devient :

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{i=0}^M b_i z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^L a_i z^{-i}} \quad ; \quad \text{tel que } M \leq L \quad (1.10)$$

Ce filtre garde une trace des réponses précédentes durant une durée infinie, ce sont des filtres à mémoire, pour cela on les appelle filtres récursifs.

1.9 Généralité sur le signal de la parole et le bruit

Notre environnement est souvent bruyant, le système auditif humain audio se trouve ainsi confronté au bruit ambiant, qui est surtout sensible dans une gamme de fréquence située entre 800 Hz à 8.000 Hz, les limites extrêmes sont respectivement 20 et 20.000 Hz.

Par contre, le système vocal est encore plus limité, en résumé, pour sons vocalique à des fréquences au-dessous de 4 kHz, les hautes fréquences sont plus de 40 dB en dessous du sommet du spectre.

1.9.1 La parole, vecteur de communication

La parole est un système structuré qui permet aux êtres humains de communiquer entre eux. L'information d'un message parlé est transmise par les fluctuations de la pression de l'air qui sont émises par l'appareil phonatoire.

La parole est un signal réel, continu, d'énergie finie et non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps. [8]

1.9.2 Classification des sons de la parole

Une décomposition simplifiée d'un signal de parole fait ressortir généralement deux principaux types :

a Les sons voisés (ou sons sonores)

Les sons voisés, tels que des voyelles, sont produits par le passage de l'air qui met en vibration les cordes vocales. Ce mode, qui représente 80% du temps de phonation, est caractérisé en général par une quasi-périodicité très riche en harmonique d'une fréquence fondamentale, appelée pitch et une énergie élevée.

b Les sons non-voisés (ou sons sourds)

Les sons non-voisés, comme des consonnes, sont obtenus par resserrement du conduit vocal, et sont habituellement d'énergie inférieure aux sons voisés. Les cordes vocales sont écartées et n'entrent pas en vibration. Les consonnes sont un exemple de son non voisé,

apériodique. Ces sons sont considérés comme ayant les mêmes caractéristiques que le bruit, donc le signal considère comme aléatoire. [9]

***c* Le silence**

Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique il s'agit de bruit, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile.

Il est important de remarquer que le signal vocal n'est pas stationnaire, son évolution suit les déformations du conduit vocal. Cependant, ces déformations sont suffisamment lentes pour que le signal vocal puisse être considéré comme stationnaire sur des périodes allant de 20 à 40ms. On considère donc ce signal comme quasi-stationnaire sur de tels intervalles ce qui motive le choix du traitement par trame (de 20 à 40ms) du signal vocal pour de nombreuses applications, notamment pour la réduction de bruit et le codage parole.

1.9.3 Propriétés statistique du signal de parole

À court terme, le signal vocal peut être considéré comme la réalisation particulière d'un processus aléatoire non-stationnaire. Ses statistiques moyennes doivent être estimées à long terme (au moins plusieurs secondes) et moyennées pour plusieurs locuteurs afin d'être fiables. Le signal de parole étant quasi-stationnaire on peut aussi définir des statistiques à court terme sur la durée d'une trame. Ces deux types de statistiques sont couramment utilisés dans les techniques de réduction de bruit, les statistiques à court et long terme portant des informations complémentaires. [9]

1.9.4 Production du signal de la parole

Le signal de parole est le résultat de l'excitation du conduit vocal par un train d'impulsions ou un bruit donnant lieu respectivement aux sons voisés et non voisés. Dans le cas des sons voisés, l'excitation est une vibration périodique des cordes vocales suite à la pression exercée par l'air provenant de l'appareil respiratoire. Ce mouvement vibratoire correspond à une succession de cycles d'ouverture et de fermeture de la glotte. Le nombre de ces cycles par seconde correspond à la fréquence fondamentale F_0 . Dans le cas des signaux non-voisés,

l'air passe librement à travers la glotte (du moins pas dans tout le conduit vocal) sans provoquer de vibration des cordes vocales. [10]

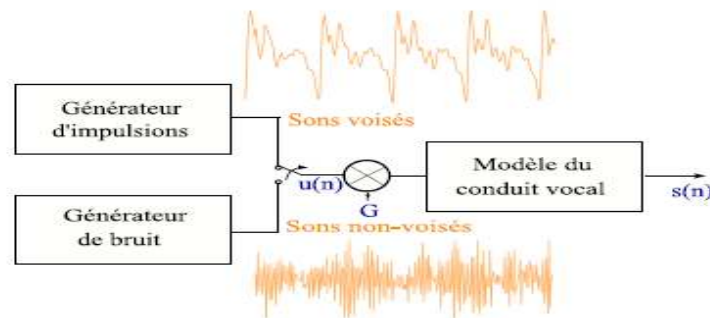


Figure 1.4 modèle simple de production de la parole.

1.9.5 Perception de la parole

Le signal de parole est un vecteur acoustique porteur d'informations d'une grande complexité, variabilité et redondance. Les caractéristiques de ce signal sont appelées traits acoustiques. Chaque trait acoustique a une signification sur le plan perceptuel. Le premier trait est la fréquence fondamentale, fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur (où les sons s'ordonnent de grave à aigu). Seuls les sons quasi-périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie. Le deuxième trait est le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix. Le timbre est une caractéristique permettant d'identifier une personne à la simple écoute de sa voix. Le timbre dépend de la corrélation entre la fréquence fondamentale et les harmoniques qui sont les multiples de cette fréquence. Le dernier trait acoustique est l'énergie correspondant à l'intensité sonore. Elle est habituellement plus forte pour les segments voisés de la parole que pour les segments non voisés. [10]

1.9.6 Analyse et modélisation du signal de la parole

L'étude de l'évolution temporelle et fréquentielle d'un signal de parole permet de mettre en évidence les caractéristiques de ce signal. Cet objectif est atteint grâce aux méthodes modernes de traitement du signal qui permettent de calculer par exemple, la transformée de Fourier d'un signal de parole pour déduire son spectre de puissance à court terme, et le spectrogramme qui représente l'évolution temporelle de ce spectre.

Un signal de parole peut être caractérisé par un ensemble de grandeurs caractéristiques que sont la fréquence fondamentale, l'énergie et le spectre fréquentiel.

La fréquence fondamentale, comme nous l'avons précédemment définie, est la fréquence de vibration des cordes vocales. L'énergie caractérise l'intensité sonore d'un segment de parole. Lorsqu'un signal de parole est observé dans une fenêtre temporelle de taille supérieure approximativement à 100 ms, ce signal peut être perçu comme une réalisation d'un processus aléatoire non-stationnaire.

Par contre, lorsque ce signal est observé dans une fenêtre temporelle de taille approximativement comprise entre 10 et 30ms, il peut être considéré comme un signal lentement variable dans le temps compte tenu de l'inertie propre aux muscles articulatoires de l'appareil vocal. Autrement dit, les caractéristiques statistiques (fréquentielles) à court terme du signal de parole sont quasi-stationnaires. [11]

1.9.7 Le bruit

Le bruit est les perturbations indésirables qui se superposent au signal et aux données utiles, dans un canal de transmission ou dans un système de traitement de l'information. Il peut être de deux origines :

- Externe au système : c'est le cas des perturbations électromagnétiques (50Hz Phénomène d'antenne, de diaphonie...). Il est toujours possible de minimiser leur effet par des blindages appropriés ou des filtrages appropriés.
- Interne au système : Ce bruit est généré par les composants eux-mêmes. Il ne peut être éliminé. [12]

a Le bruit blanc

Un bruit blanc est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences :

$$S_{xx}(f) = \sigma_x^2 \quad (1.11)$$

Un bruit blanc est donc physiquement un signal composé en proportions égales de composantes toutes les fréquences (tout comme la lumière blanche est composé d'ondes lumineuses dans tout le spectre visible).

La fonction d'auto-corrélation d'un bruit blanc représenté dans la figure :

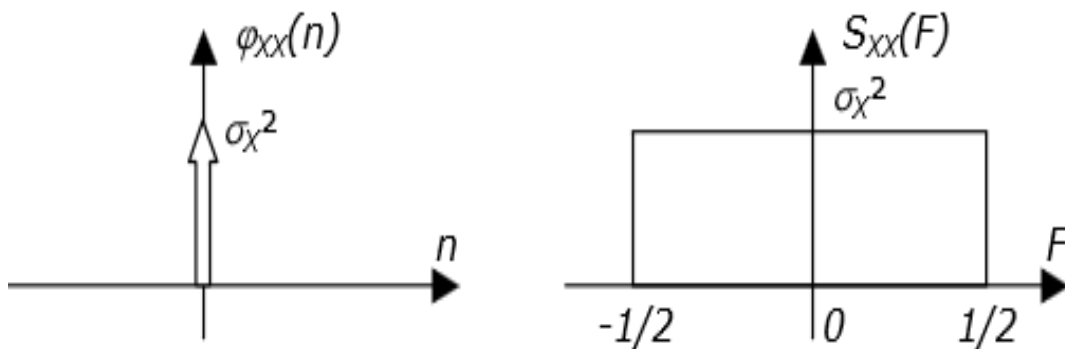


Figure 1.5 fonction d'autocorrélation (à gauche) et densité spectrale de puissance (à droite) d'un bruit blanc.

b Les bruits colorés

Dans le cas où la DSP n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré. Pour cette représentation spectrale, les principaux types de bruit colorés se distinguent : le bruit rose, le bruit brun...etc.

c Le bruit musical

Le bruit musical est un bruit résiduel perceptuellement gênant qui apparaît suite au débruitage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme tels que la soustraction spectrale ou le filtrage de Wiener.

D'où le caractère musical. Son énergie moyenne est plus faible que celle du bruit initial, parmi les raisons d'apparition de ce type on cite :

- le traitement non linéaire des composantes négatives du signal débruité.
- l'estimée non précise de la densité spectrale de bruit.
- la variabilité de la fonction de gain appliquée au signal bruité.
- la variance des estimateurs locaux de la densité spectrale des signaux.

1.10 Rapport Signal sur Bruit (RSB)

Le rapport signal à bruit est le rapport des puissances du signal P_S , et du bruit P_B défini par :

$$RSB = \frac{P_S}{P_B}$$

Où, en dB :

$$RSB_{dB} = 10 \log \left(\frac{P_S}{P_B} \right) \quad (1.12)$$

Où log est le logarithme décimal.

Le RSB mesure donc la qualité du signal. C'est une mesure objective. Cependant, dans de nombreux cas, en particulier ceux où l'opérateur humain intervient dans la chaîne de traitement, cette mesure n'est pas très significative. Ceci est particulièrement vrai pour les signaux audio ou les images et les vidéos. Des mesures subjectives, ou des mesures plus fines, prenant en compte les propriétés de la perception humaine doivent être mises en œuvre.

1.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions de base du traitement du signal, et quelques définitions sur la parole, ces propriétés et caractéristiques. Nous avons également étudié les différents types de bruit qui interviennent dans un traitement numérique du signal.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter le filtrage et les algorithmes adaptatifs.

Chapitre 2 Réduction de bruit par le filtre adaptatif

2.1 Introduction

La communication peut être considérablement altérée par le bruit ambiant ainsi que par le phénomène de l'écho acoustique. Aussi des traitements de réduction de bruit s'avèrent indispensables pour assurer une communication de bonne qualité. L'objectif dans ce cas, est de minimiser pour l'utilisateur la puissance des signaux perturbateurs (bruit) sans dégrader le signal utile (parole). La base théorique de la réduction de bruit est le filtrage adaptatif.

Dans ce chapitre, nous allons présenter dans la première partie Le filtrage adaptatif, qui intervient quand il faut réaliser, simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps. Il conduit à la mise en œuvre de filtres à coefficients variables dans le temps. Les variations des coefficients sont définies par un critère d'optimisation et réalisées suivant un algorithme d'adaptation, qui est déterminé en fonction de l'application. Il existe une grande variété de critères et d'algorithmes possibles.

Dans le présent chapitre, on considère le cas simple mais d'une grande importance pratique du critère de minimisation de l'erreur quadratique moyenne associé à l'algorithme du gradient stochastique.

Pour la deuxième partie nous allons présenter les différentes techniques de réduction du bruit d'une acquisition mono-capteur, bi-capteurs.

2.2 Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un filtre 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 des fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire. [13]

Les différents signaux qui sont utilisés dans le filtre adaptatif qui est représenté à dans la figure (2.1) sont :

$x(n)$ est le signal de l'entrée du filtre,

$w(n)$ sont les coefficients du filtre,

$y(n)$ est le signal de la sortie du filtre,

$d(n)$ est le signal de référence,

$e(n)$ est le signal d'erreur (c'est la différence entre $d(n)$ et $y(n)$).

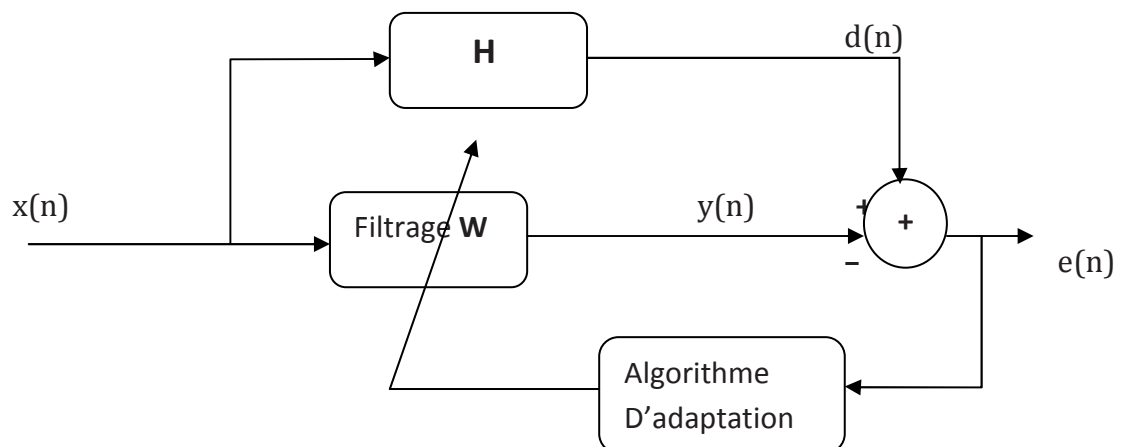


Figure 2.1 principe d'un filtre adaptatif.

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants:

- le critère d'optimisation,
- l'algorithme de mise à jour des coefficients,
- la structure du filtre programmable,
- le type de signal traité, mono ou multidimensionnel.

Il existe deux classes importantes de filtres linéaires optimaux:

- filtrage de Wiener (où les signaux considérés $d(n)$ et $x(n)$ sont stationnaires),
- filtrage de Kalman (qui est une généralisation du filtre de Wiener valable aussi dans le cas de processus (ou de signaux) non stationnaires).[14]

2.3 Le rôle du filtrage adaptatif

Le rôle primordial d'un filtre adaptatif est ajuster le paramètre w pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM : erreur quadratique moyenne).

2.4 Application du filtrage adaptatif

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

- Identification de système,
- Prédiction,
- Modélisation inverse,
- Annulation d'interférences.

2.4.1 Identification de systèmes

$d(n)$ est la sortie du système que l'on souhaite identifier (figure (2.2)).

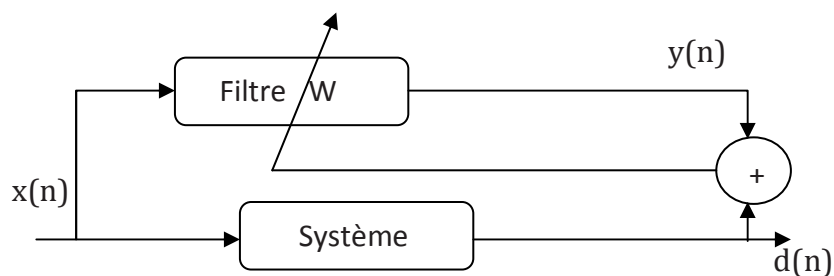


Figure 2.2 Schéma du principe de l'identification d'un système.

2.4.2 Prédiction

$d(n)$ est le signal à l'instant n et $y(n)$ le signal prédit à partir du signal aux instants précédents [$d(n - 1)$, $d(n - 2)$, ...](figure (2.3)).

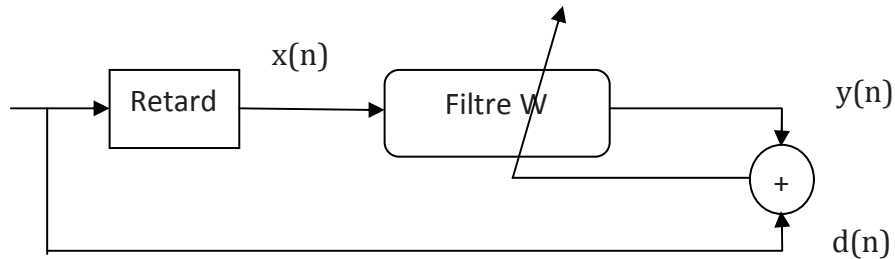


Figure 2.3 schéma de la prédiction.

2.4.3 Modélisation inverse

$d(n)$ est l'entrée (retardée) du système que l'on cherche à inverser (figure (2.3)).

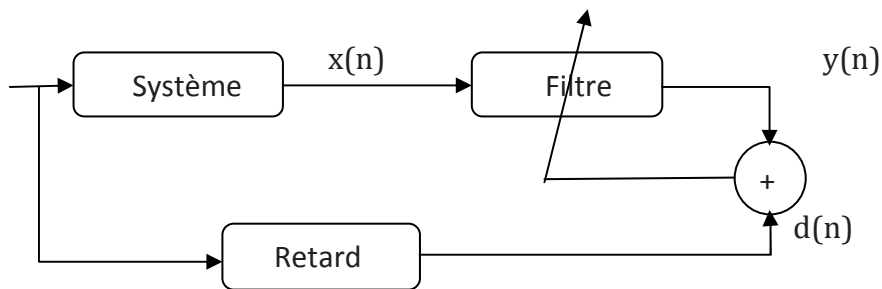


Figure 2.4 schéma de principe de modélisation inverse.

2.4.4 Annulation d'interférences

$d(n)$ est un signal contenant le signal utile et les interférences à annuler. $x(n)$ est un signal dénué d'information et obtenu par un capteur proche des interférences.

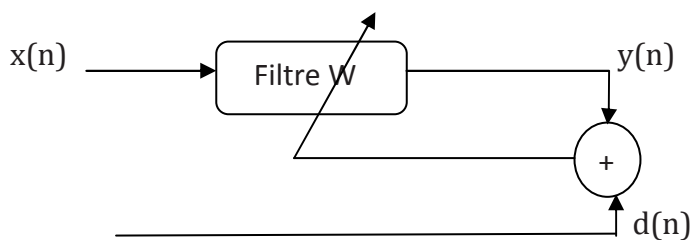


Figure 2.5 schéma de principe d'annulation d'interférence.

2.5 Filtrage de Wiener

Le filtre de Wiener développé à partir de concepts temporels plutôt que fréquentiels, ce filtre sont conçus pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre leur signal en sortie et un signal désiré. Ils sont optimaux au sens du critère de l'erreur quadratique moyenne dans ce cas les coefficients du filtre sont liés à la fonction d'autocorrélation du signal d'entrée et à l'intercorrélacion entre les signaux d'entrée et de sortie désirée. [15]

Le filtrage de Wiener est adéquat pour les situations dans la quelles le signal ou le bruit sont Stationnaires (figure (2.6)).

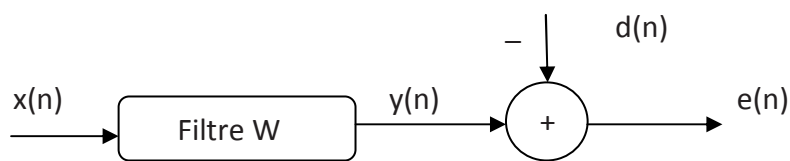


Figure 2.6 le schéma principal du filtrage de Wiener.

2.5.1 Principe général

Le principe du filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque l'entrée $x(n)$ est perturbée par un bruit.

On note :

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

Avec $e(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$; $w(n)$ le vecteur des coefficients ajustables du filtre.

Pour optimiser la séparation d'un signal et d'un bruit et atténuer la distorsion apportée par un filtre à un signal, on doit minimiser l'erreur quadratique moyenne selon le principe du filtre de Wiener :

$$J = E (| e(n) | ^2) \quad (2.1)$$

J : Erreur Quadratique Moyenne (EQM).

E : Espérance mathématique.

Le signal estimé $y(n)$ est :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{L-1} w_i x(n-i) \quad (2.2)$$

C'est plus pratique d'utiliser une notation matricielle pour la sortie du filtre:

$$y(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T \mathbf{w}(n) \quad (2.3)$$

Avec

$$\mathbf{w} = [w_0 \quad w_1 \dots w_{L-1}]^T$$

Est un vecteur de longueur L contenant les coefficients du filtre RIF.

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \dots x(n-L+1)]^T \quad (2.4)$$

Est le vecteur des L données d'entrée les plus récentes.

Le signal d'erreur est :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \sum_{i=0}^{L-1} w_i x(n-i) \quad (2.5)$$

A partir des coefficients du filtre $\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_L\}$ on peut minimiser l'erreur quadratique moyenne « EQM »

$$J = E[e(n) e^*(n)] = E[e(n)^2] \quad (2.6)$$

D'où :

$$J = E[(d(n) - \mathbf{w}_n^H \mathbf{x}_n)(d^*(n) - \mathbf{w}_n^H \mathbf{x}_n^*)]$$

$$J = E[d_n^2] - \mathbf{w}_n^H E[\mathbf{x}_n d_n^*] - \mathbf{w}_n^T E[\mathbf{x}_n^* d_n] + \mathbf{w}_n^H E[\mathbf{x}_n \mathbf{x}_n^H] \mathbf{w}_n$$

$$J = \sigma_d^2 - \mathbf{w}_n^H \mathbf{r} - \mathbf{w}_n^T \mathbf{r}^* + \mathbf{w}_n^H \mathbf{R} \mathbf{w}_n \quad (2.7)$$

Avec:

\mathbf{r} : le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée \mathbf{x}_n .

\mathbf{R} : la matrice d'auto-corrélation de l'entrée \mathbf{x}_n . Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et à symétrie hermitienne ($\mathbf{R} = \mathbf{R}^H$).

2.5.2 Principe d'orthogonalité

Le vecteur optimum \mathbf{w}_{opt} est celui qui annule le gradient du critère :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.8)$$

On a :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{h}} \right\} \\ \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= - 2E \{ e(n)x(n) \} \end{aligned} \quad (2.9)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E\{e_{min}(n) x(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.10)$$

Avec $e_{min}(n)$ est l'erreur pour laquelle J est minimisée (c.à.d pour le filtrage optimal).

C'est le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $x(n-l)$, $0 \leq l \leq L-1$, sont décorrélés de l'erreur $e_{min}(n)$.

En d'autres termes, le critère J atteint son minimum si et seulement si l'erreur $e(n)$ est orthogonale aux échantillons du signal d'entrée $x(n-l)$.

A l'optimum, on a aussi:

$$\begin{aligned} E\{e_{min}(n) y(n)\} &= E\{e_{min}(n) \sum_{l=0}^{L-1} w_{opt,l} x(n-l)\} \\ E\{e_{min}(n) y(n)\} &= \sum_{l=0}^{L-1} w_{opt,l} E\{e_{min}(n) x(n-l)\} \\ E\{e_{min}(n) y(n)\} &= 0 \end{aligned} \quad (2.11)$$

C'est le corollaire du principe d'orthogonalité. $w_{opt,l}$ sont les coefficients du filtre optimal \mathbf{w}_{opt} :

$$\mathbf{w} = [w_{opt,0} \quad w_{opt,1} \quad \dots \quad w_{opt,L-1}]^T$$

En d'autres termes, quand le critère J atteint son minimum alors l'erreur $e_{min}(n)$ est orthogonale à la sortie du filtre $y(n)$.

2.5.3 Equation de Wiener-Hopf

Nous savons que pour le filtre optimum \mathbf{w}_{opt} , nous avons $E\{e_{min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1}$. En développant cette équation, nous obtenons :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt}]\} = \mathbf{0}_{L \times 1}$$

Avec

$$E\{\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{opt} = E\{(n)d(n)\} \quad (2.12)$$

Ou encore

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{r} \quad \text{avec} \quad \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r} \quad (2.13)$$

$\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)\}$ est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$. Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.

$\mathbf{r} = E\{x(n)d(n)\}$ est le vecteur d'intercorrélacion entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

La dernière équation $\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}$ est appelé de Weiner-Hopf.

2.5.4 La matrice d'autocorrélation

Soit une série temporelle stationnaire réelle $x(n)$, le vecteur correspondant aux L données les plus récentes est :

$$\mathbf{x}_L = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L+1)]^T,$$

Et la matrice d'autocorrélation de dimension $L \times L$ est :

$$\mathbf{R}_L = \{ \mathbf{x}_L(n) \quad \mathbf{x}_L^T(n) \} \quad (2.14)$$

$$\mathbf{R}_L = \begin{bmatrix} r(0) & \dots r(1) & \dots r(L-1) \\ \vdots & r(0) & \vdots \\ r(L-1) & \dots r(L-1) & \dots r(0) \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Pour un vecteur de longueur $L + 1$:

$$\mathbf{x}_{L+1}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L)]$$

La matrice d'autocorrélation de dimension $(L+1) \times (L+1)$ est :

$$\mathbf{R}_{L+1} = \{ \mathbf{x}_L(n) \quad \mathbf{x}_{L+1}^T(n) \} \quad (2.16)$$

$$R_{L+1} = \begin{bmatrix} r(0) & r^T \\ r & R_L \end{bmatrix} \quad (2.17)$$

$$R_{L+1} = \begin{bmatrix} R_L & r_b \\ r_b & r(0) \end{bmatrix} \quad (2.18)$$

$$r = [r(1) \ r(2) \ \dots \ r(L)]^T \quad (2.19)$$

Est un vecteur d'autocorrélation à L éléments et :

$$r_b = [r(L) \ r(L-1) \ \dots \ r(1)]^T \quad (2.20)$$

On voit bien donc comment les deux matrices R_{L+1} et R_L sont reliées. [16]

2.6 Filtre de KALMEN

Le filtre de Kalman est un filtre à réponse impulsionnelle infinie qui estime les états d'un système dynamique à partir d'une série de mesures incomplètes ou bruitées.

Le filtrage de Kalman peut être vu comme une estimation récursive de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM).

Le filtre de Kalman en contexte discret est un estimateur récursif. Cela signifie que pour estimer l'état courant, seule l'estimation de l'état précédent et les mesures actuelles sont nécessaires. L'historique des observations et des estimations n'est ainsi pas requis.

L'état du filtre est représenté par deux variables :

- $\hat{\mathbf{X}}_{k|k}$ l'estimation de l'état à l'instant k ;
- $\mathbf{P}_{k|k}$ La matrice de covariance de l'erreur (une mesure de la précision de l'état estimé).

Le filtre de Kalman a deux phases distinctes : Prédiction et Mise à jour. La phase de prédiction utilise l'état estimé de l'instant précédent pour produire une estimation de l'état courant. Dans l'étape de mise à jour, les observations de l'instant courant sont utilisées pour corriger l'état prédit dans le but d'obtenir une estimation plus précise.

2.6.1 La prédiction

L'état prédit :

$$\hat{\mathbf{X}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{X}}_{k-1|k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{U}_{k-1} \quad (2.21)$$

L'estimation prédite de la covariance :

$$\mathbf{P}_{K|K-1} = \mathbf{F}_K \mathbf{P}_{K-1|K-1} + \mathbf{F}_K \mathbf{Q}_{K-1} \quad (2.22)$$

Avec

- \mathbf{F}_k : matrice qui relie l'état précédent $k-1$ à l'état actuel k ,
- \mathbf{U}_k : entrée de commande,
- \mathbf{B}_k : matrice qui relie l'entrée de commande u à l'état x ,
- $\mathbf{P}_{k|k-1}$: matrice d'estimation a priori de la covariance de l'erreur,
- \mathbf{Q}_k : matrice de covariance du bruit.

2.7 Définition d'un algorithme

Un algorithme est un énoncé d'une suite d'opération permettant de donner la réponse à un problème. Un algorithme est une spécification d'un schéma de calcul sous forme d'une suite finie d'opérations élémentaires obéissant à un enchaînement déterminé.

2.7.1 Choix des algorithmes adaptatifs

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants :

- La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger « assez près » de la solution optimale de Wiener dans le cas stationnaire,
- La mesure de la proximité entre cette solution optimale et la solution obtenue,
- La capacité de poursuite (tracking) des variations (non stationnarités) du processus on examinera quels sont les algorithmes vraiment adaptatifs,
- La robustesse au bruit ou mauvais conditionnement des données,
- La complexité ou le nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme de données),
- La structure ou aspect hardware, complexité de l'implantation matérielle,
- Les propriétés numériques (stabilité –précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients.

2.8 Les algorithmes du gradient stochastique LMS

2.8.1 Définition de base

L'algorithme du gradient stochastique est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe.

L'algorithme LMS est certainement l'algorithme adaptatif le plus populaire qui existe en raison de sa simplicité.

Puisque $\mathbf{R} = E\{x(n) x(n)\}$ et $\mathbf{r} = E\{x(n) d(n)\}$ sont inconnus, on approchera ces grandeurs déterministes par des estimées $\tilde{\mathbf{R}}(n)$ et $\tilde{\mathbf{r}}(n)$ à l'instant n . Dans le cas du LMS, on choisit les estimées les plus simples possibles, à savoir:

$$\tilde{\mathbf{R}}(n) = x(n) x^T(n) \quad (2.23)$$

$$\tilde{\mathbf{r}}(n) = x(n) d(n) \quad (2.24)$$

Ce sont simplement les estimées instantanées des corrélations.

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu [\tilde{\mathbf{r}}(n) - \tilde{\mathbf{R}}(n) \mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu x(n) [d(n) - x^T(n) \mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu x(n) e(n) \end{aligned} \quad (2.25)$$

Qui est l'algorithme LMS. On remarquera que $\mathbf{w}(n)$ est maintenant une variable aléatoire [puisqu'à chaque nouvelle itération n , $\mathbf{w}(n)$ dépend des processus aléatoires $x(n)$ et $d(n)$].

Avec, Calcul du signal d'erreur:

$$e(n) = d(n) - y(n)$$

Et, Calcul de la sortie du filtre:

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) x(n)$$

Mise à jour du filtre:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu x(n) e(n). \quad (2.26)$$

μ est le pas d'adaptation de l'algorithme qui démarre avec une initialisation quelconque $\mathbf{w}(0)$. L'algorithme LMS est très simple: il nécessite seulement $2L + 1$ multiplications et $2L$ additions par itération, où L est le nombre de coefficients du filtre.[17]

2.8.2 Convergence de l'algorithme LMS

L'analyse de la convergence du LMS se fait en utilisant les deux critères suivants:

- Convergence en moyenne du filtre $\mathbf{w}(n)$, c.à.d :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} E\{\mathbf{w}(n)\} = \mathbf{w}_{\text{opt}} \quad (2.27)$$

- Convergence du critère $J(n)$ (en moyenne quadratique), c.à.d:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} J(n) = J(\infty) = \text{constante} \quad (2.28)$$

a Convergence en moyenne

L'équation du LMS est:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \\ \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n+1) &= [\mathbf{1} - \mu \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]\mathbf{w}(n) + \mu d(n)\mathbf{x}(n), \end{aligned} \quad (2.29)$$

En prenant l'espérance mathématique et en supposant l'indépendance entre les données $\mathbf{x}(n)$ et les coefficients du filtre $\mathbf{h}(n)$, on a:

$$E\{\mathbf{w}(n+1)\} = [\mathbf{1} - \mu \mathbf{R}] E\{\mathbf{w}(n)\} + \mu \mathbf{r}. \quad (2.30)$$

Posons le vecteur misalignment:

$$\mathbf{c}(n) = \mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{\text{opt}},$$

La condition nécessaire est suffisante de convergence en moyenne de l'algorithme LMS est :

$$0 < \mu < 1/\lambda_{\text{max}} \quad (2.31)$$

Où λ_{max} est la plus grande valeur propre de la matrice \mathbf{R} . En pratique souvent, pour le choix de la constante μ .

***b* Convergence en moyenne quadratique**

Le signal d'erreur produit par l'algorithme LMS est:

$$\begin{aligned}e(n) &= d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n), \\e(n) &= d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt} - \mathbf{x}^T(n)[\mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{opt}], \\e(n) &= e_{min}(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{c}(n).\end{aligned}\tag{2.32}$$

Où $e_{min}(n)$ est le signal d'erreur obtenu avec le filtre optimal de Wiener. Reprenons l'équation du LMS:

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}(n)e(n), \\ \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}(n)e_{min}(n) - \mu\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{c}(n).\end{aligned}\tag{2.33}$$

2.8.3 Caractéristique de l'algorithme LMS

- L'algorithme LMS est très simple,
- Les performances du LMS dépendent de trois facteurs :
 - 1- le pas d'adaptation μ ,
 - 2- les valeurs de la matrice \mathbf{R} ,
 - 3- la longueur L du filtre \mathbf{w} .
- Avec un pas d'adaptation petit, le LMS converge lentement mais l'EQM excédentaire est petite.
- Avec un pas d'adaptation grand, le LMS converge rapidement mais l'EQM excédentaire est grande.

2.8.4 Algorithme LMS Normalisé (NLMS)

L'algorithme NLMS (Normalized least mean square) consiste à normaliser le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par l'énergie du signal d'entrée pour réduire au minimum l'effet de la variation de la puissance du signal d'entrée et de rendre ainsi la convergence est plus ou moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre.

Le pas d'adaptation μ est remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par :

$$\mu_n = \frac{\mu}{x^T(n)x(n)} \quad (2.34)$$

La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation $0 < \mu \leq 2$.

La mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme NLMS est alors donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{x^T(n)x(n) + \beta} \mathbf{x}(n) e(n). \quad (2.35)$$

Où β est un facteur permettant de suivre plus ou moins rapidement les variations d'énergie dans le signal d'entrée $\{x\}$. [17]

2.8.5 Algorithme NLMS à convergence rapide (FNLMS)

C'est un algorithme adaptatif à convergence rapide et à faible complexité par rapport à l'algorithme NLMS, utilisant la structure de calcul des coefficients de l'algorithme de filtre de Kalman et une technique de décorrélation simple pour le signal d'entrée.

L'erreur de filtre adaptatif est donnée par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}_N^T(n-1) \mathbf{x}(n) \quad (2.36)$$

où :

$\mathbf{w}_N(n) = [w_1(n), w_2(n), \dots, w_N(n)]^T$ est le vecteur de coefficients de filtre estimé.

Et $\mathbf{x}_N(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-N+1)]^T$ est le vecteur qui contient les N derniers échantillons de signal d'entrée.

L'ajustement adaptatif de $w(n)$ est connu par la formule qui suit :

$$w_N(n) = w_N(n-1) - c_N(n) e_N(n) \quad (2.37)$$

Où $c_N(n)$ est nommé vecteur de gain d'adaptation [18], est donné par :

$$c_N(n) = \Upsilon_N(n) \tilde{c}_N(n) \quad (2.38)$$

Où $\tilde{c}_N(n)$ et $\Upsilon_N(n)$ sont le gain de Kalman et variable de probabilité, respectivement, mise à jour en propageant deux vecteurs appelé $a_N(n)$ et $b_N(n)$, respectivement, forward et backward prédicteurs :

$$\begin{bmatrix} \tilde{c}_N(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{c}_N(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\bar{e}_N(n)}{\lambda \alpha_N(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -a_N(n-1) \end{bmatrix} + \frac{\tilde{r}_N(n)}{\lambda \beta_N(n-1)} \begin{bmatrix} -b_N(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2.39)$$

Où $\bar{e}_N(n)$ et $\tilde{r}_N(n)$ sont, respectivement, forward et backward prédicteurs d'erreurs, et $\alpha_N(n)$ et $\beta_N(n)$ conçu, respectivement, la variance d'erreur de forward et backward prédicteurs, le variable $\Upsilon_N(n)$ est défini par formule suivante :

$$\Upsilon_N(n) = \frac{1}{1 - \tilde{c}_N^T(n)x(n)} \quad (2.40)$$

Les algorithmes sont numériquement instable lorsqu'ils sont implémentés en précision fini la solution numérique de stabilisation et avec des signaux stationnaires.

D'après [19,20] On suppose que $a_N(n) = b_N(n) = 0$, le gain de Kalman devient :

$$\begin{bmatrix} \tilde{c}_N(n) \\ c(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{x(n)}{\lambda \alpha_N(n-1)} \\ \tilde{c}_N(n-1) \end{bmatrix} \quad (2.41)$$

Où $c(n)$ Indique la quantité $-\frac{\bar{e}_N(n)}{\lambda \alpha_N(n-1)}$ et l'erreur forward prédicteur est maintenant le signal d'entrée $x(n)$.

Après les N premières itérations, à l'état d'équilibre le gain d'adaptation peut être approximer par :

$$c_N(n) = \Upsilon_N(n) \tilde{c}_N(n) \approx -\frac{x_N(n)}{M \sigma_x^2} \quad (2.42)$$

Où M une constante positive.

L'approximation (2.42) est un de très similaire à la prise de l'adaptation de l'algorithme des moindres carrés normalisés (NLMS). Cette observation montre que même avec aucune partie de prédiction, l'algorithme FNLMS doit travailler, mais peut-être avec un comportement proche d'un algorithme NLMS

Si on élimine forward et backward prédicteur de (2.39) et on utilise que l'erreur de signal d'entrée $x(n)$, noté $e(n)$ plutôt $\bar{e}_N(n)$, pour évaluer le gain de Kalman :

$$\begin{bmatrix} \tilde{c}_N(n) \\ c(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{e(n)}{\lambda\alpha_N(n-1)+c_0} \\ \tilde{c}_N(n-1) \end{bmatrix} \quad (2.43)$$

Où c_0 est petite constante positive utiliser pour éviter les divisions par des petits valeurs en absence de signal d'entrée, et la variance d'erreur de forward prédicteur est donné par :

$$\alpha(n) = \lambda \alpha(n-1) + e^2(n) \quad (2.44)$$

D'où l'erreur de prédiction $e(n)$ dans (2.43) peut être calculée de indépendamment de gain de kalman par n'importe quel algorithme adaptatif. L'opération de prédiction produit l'erreur $e(n)$ depuis la séquence de signal d'entrée $x(n)$ et également connu en tant que filtre de blanchissement ou décorrélation [21], cette technique est réussite pour prouver la rapidité de convergence de l'algorithme LMS [22].

Pour obtenir le calcul efficace d'algorithme, on propose de calculer l'erreur de prédiction utilisant le model du premier ordre :

$$e(n) = x(n) - a x(n-1) \quad (2.45)$$

Où a est un paramètre de prédiction, ce paramètre peut être fixé si on a des informations suffisantes à propos le signal d'entrée. Pour un bruit blanc $a = 0$, dans le cas générale, les statistiques d'entrée sont inconnus ou variables et le coefficient a il faut qu'il soit estimer de signal d'entrée. On considère le coefficient a où on minimise la valeur de la fonction $(E(e^2(n)))$ par remettre à 0, la dérivée de cette dernière fonction par rapport à un rendement a .

$$a = \frac{E[x(n)x(n-1)]}{E[x^2(n-1)]} = \frac{r_1}{r_0} \quad (2.46)$$

Où r_1 et r_0 représente, respectivement, la puissance du signal d'entrée et le 1^{er} premier décalage de fonction d'autocorrélation pour la stationnarité de signal d'entrée. Une estimation de coefficient de prédiction est donné par :

$$a(n) = \frac{r_1(n)}{r_0(n)+c_a} \quad (2.47)$$

Où $r_1(n)$ et $r_0(n)$ peut être estimé en suite par la relation :

$$r_1(n) = \lambda_a r_1(n-1) + x(n) x(n-1) \quad (2.48a)$$

$$r_0(n) = \lambda_a r_0(n-1) + x^2(n) \quad (2.48b)$$

Où λ_a est un facteur exponentiel, et c_a un nombre positif constant.

Différentes façons possibles pour calculer $\Upsilon_N(n)$:

a La première méthode

La première méthode est d'utiliser l'équation (2.40) La complexité de calcul totale avec cette méthode est 3 N multiplication par seconde.

b La deuxième méthode

La deuxième méthode exploite les propriétés de transformé après le premier composant $\tilde{c}_N^1(n)$ de gain de Kalman (2.43) pour calculer $\Upsilon_N(n)$ avec un minimum d'opérations par échantillons.

$$\Upsilon_N(n) = \frac{1}{1 - \sum_{i=1}^N \tilde{c}_N^1(n)(n-i+1)x(n-i+1)} \quad (2.49)$$

Cette équation peut être réécrite comme suite :

$$\Upsilon_N(n) = \frac{1}{1 - \sum_{i=1}^N v(n-i+1)} \quad (2.50)$$

Où $v(n) = \tilde{c}_N^1(n) x(n)$ est le signal utilisé dans le processus de transformation, la complexité de calcul de cette version est proportionnel de 2N multiplication.

c La troisième méthode

La troisième méthode obtenue par l'exploitation de certain intervalle de temps invariant propriétés de vecteur de signal d'entrée étendu d'ordre N+1 :

$$x_{N+1}^T(n) = [x_N^T(n) \quad x(n-N)] \quad (2.51a)$$

Et

$$x_{N+1}^T(n) = [x(n) \quad x_N^T(n-1)] \quad (2.51b)$$

Par multiplier, à gauche les nombres à gauche et à droite de l'expression (2.40) par l'équation (2.51a) et (2.51b), respectivement, l'égalité devient :

$$x_N^T(n) \tilde{c}_N(n) + c(n) x(n - N) = x_N^T(n - 1) \tilde{c}_N(n - 1) - \frac{x(n)}{\lambda \cdot \alpha_N(n - 1) + c_0} \quad (2.52)$$

Par remplacement de $x_N^T(n) \tilde{c}_N(n) = 1 - \Upsilon_N^{-1}(n)$ dans la relation (2.52), on obtient une équation à mise a jour récursive :

$$\Upsilon_N^{-1}(n) = \Upsilon_N^{-1}(n - 1) + c(n) x(n - N) + \frac{x(n)c(n)}{\lambda \cdot \alpha_N(n - 1) + c_0} \quad (2.53)$$

Cette dernière équation peut être écrite comme suite :

$$\Upsilon_N(n) = \frac{\Upsilon_N(n - 1)}{1 + \Upsilon_N(n - 1)\delta(n)} \quad (2.54)$$

Où

$$\delta(n) = c(n) x(n - N) + \frac{x(n)e(n)}{\lambda \cdot \alpha_N(n - 1) + c_0} \quad (2.55)$$

La complexité de calcul total utilisé dans (2.54) et (2.55) est $2N$ multiplication. [18]

Le résultat total de calcul de cet algorithme noté (FNLMS) est donné par des formules ajusté dans le chapitre prochain.

2.9 La réduction de bruit par les méthodes mono et bi-capteurs

Les méthodes les plus utilisées dans le rehaussement de signal de parole sont les méthodes mono-capteur, bi-capteurs et multi-capteurs, dans notre travail nous allons utiliser les applications bi-capteurs.

2.9.1 Méthode mono-capteur

Deux situations sont considérées, celle où le filtrage est appliqué aux deux observations (microphone et haut-parleur) et celle où le filtrage est appliqué à l'observation microphonique. On considère le problème de débruitage schématisé par la figure ci-dessous.

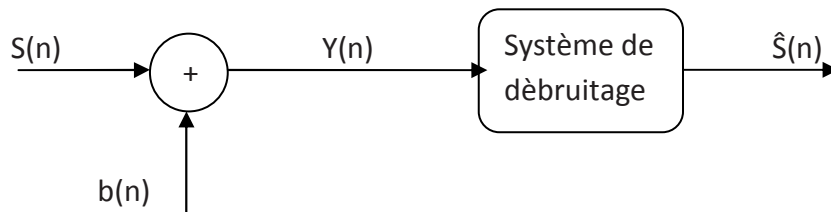


Figure 2.7 Principe de débruitage.

Soit $y(t)$ un signal de parole bruité et échantillonné. Ce signal est divisé en trames successives, d'indice k , qui comportent le même nombre d'échantillons noté N . Ce nombre d'échantillons est choisi de manière à ce que la durée d'une trame soit de l'ordre de 20 à 30 ms. On construit ainsi des trames où la parole est supposée stationnaire.

A partir du modèle

$$y_m(n) = s_m(n) + b_m(n) \quad (2.56)$$

On cherche à restituer le signal propre $s_m(n)$ à partir du signal observé $y_m(k)$, $k = 0, 1, \dots, N-1$. Les Transformées de Fourier Discrètes (TFD) de ces signaux sont respectivement notées $Y_m(k)$, $S_m(k)$ et $B_m(k)$, $k = 0, 1, \dots, N-1$ et nous avons donc :

$$Y_m(k) = S_m(k) + B_m(k). \quad (2.57)$$

Cette dernière notation est justifiée sous l'hypothèse de la non-corrélation entre le bruit et le signal. Pour alléger les notations, on se contentera d'écrire par exemple $S(k)$ au lieu de $S_m(k)$ en supposant toujours que les traitements sont faits trame par trame et en considérant une trame quelconque du signal. Aussi, on peut définir les densités spectrales de puissance des signaux par la relation suivante :

$$Y_y(f) = Y_s(f) + Y_b(f) \quad (2.58)$$

Où $\Upsilon_y(f)$, $\Upsilon_s(f)$ et $\Upsilon_b(f)$ représentent les densités spectrales de puissance (DSP) respectives des signaux $y(n)$, $s(n)$ et $b(n)$. Cette représentation sous forme de DSP n'est malheureusement pas exploitable en raison de la non-stationnarité du signal de parole.

Chaque signal temporel $y(n)$ peut donc être représenté dans le domaine fréquentiel par son module $|y(k)|$ et sa phase $\varphi_y(k)$, ou k l'indice fréquentiel.

Dans le domaine fréquentiel, l'équation (2.57) peut donc s'exprimer ainsi :

$$|Y(k)| = e^{j\varphi_y(k)} = |S(k)| e^{j\varphi_s(k)} + |B(k)| e^{j\varphi_b(k)} \quad (2.59)$$

Et alors, le spectre du signal rehaussé $\hat{S}(n)$, s'exprime par la relation suivante :

$$\hat{S}(k) = |\hat{S}(k)| e^{j\varphi_s(k)} \quad (2.60)$$

2.9.2 Soustraction spectrale

La soustraction spectrale est la méthode de débruitage la plus ancienne. Elle est introduite dans « Bool 1979 ». Elle opère dans le domaine fréquentiel et a pour principe de soustraire une estimée du bruit à partir du signal observé. Le bruit est supposé additif, stationnaire ou légèrement variant ce qui nous permet de l'estimer pendant les périodes de silence. Il existe deux versions de base de la soustraction spectrale se différenciant l'une de l'autre par l'utilisation soit de la puissance soit de l'amplitude, Si :

$$|\hat{S}(k)| = |Y(k)| - |B(k)| \quad (2.61)$$

Il s'agit de la soustraction spectrale d'amplitude (SSA). Si, par contre, le bruit estimé est donné par son spectre de puissance, on aura la soustraction spectrale de puissance (SSP) :

$$|\hat{S}(k)|^2 = |Y(k)|^2 - |\hat{B}(k)|^2 \quad (2.62)$$

Des premières améliorations apportées à la soustraction spectrale sont :

$$|\hat{S}(k)|^2 = \begin{cases} |Y(k)|^2 - |\hat{B}(k)|^2 & \text{si } |Y(k)|^2 > |\hat{B}(k)|^2 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.63)$$

Le passage dans le domaine temporel est réalisé par la transformée de Fourier inverse en gardant la phase du signal bruité. On se permet de procéder ainsi, d'une part, parce que notre oreille est peu sensible aux variations de la phase et, d'autre part, parce qu'une estimation de la phase est une tâche très compliquée.

$$\hat{S}(n) = \text{IFFT} [|\hat{S}(k)| e^{j\varphi_S(k)}] \quad (2.64)$$

Les algorithmes de soustraction spectrale peuvent être étudiés sous un autre angle, celui du filtrage du signal observé en se basant toujours sur une estimation du bruit.

La suppression devient donc une multiplication par un gain $G(k)$ comme ci-dessous :

$$|\hat{S}(k)| = G(k) \cdot |Y(k)| \quad 0 \leq G(k) \leq 1 \quad (2.65)$$

Pour la SSP, G est donné par :

$$|\hat{S}(k)|^2 = \begin{cases} \sqrt{1 - \frac{|\hat{B}(k)|^2}{|Y(k)|^2}} & \text{si } |Y(k)|^2 > |\hat{B}(k)|^2 \\ 0 & \text{si non} \end{cases} \quad (2.66)$$

2.9.3 Méthode bi-capteurs

Dans cette partie, nous allons définir le modèle de mélange convolutif puis répertorions les différents types de critères d'abord utilisée pour la séparation de mélange linéaires instantanés.

a Mélange convolutif des signaux

La classe générale des mélanges convolutifs tient compte de la déformation du signal propagé et la modélise par un filtrage entre la source et l'observation, ce qui s'écrit mathématiquement sous la forme d'une convolution.

On prend comme exemple le cas le plus simple, deux microphones, une source de parole (locuteur) se situe près du 1^{er} microphone, l'autre source de perturbation (un bruit) est près du 2^{ème} microphone. A la sortie des microphones, on observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu figure (2.8). En général c'est un mélange convolutif des signaux à large bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le

milieu, de la position des microphones et des sources, et de la caractéristique de la salle. Les équations du mélange s'écrivent donc :

$$m_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.67)$$

$$m_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.68)$$

Où : h_{11} et h_{22} représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage, h_{21} et h_{12} représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux,

$S(n)$ est le signal parole,

$b(n)$ est le signal du bruit,

$m_1(n)$ et $m_2(n)$ représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

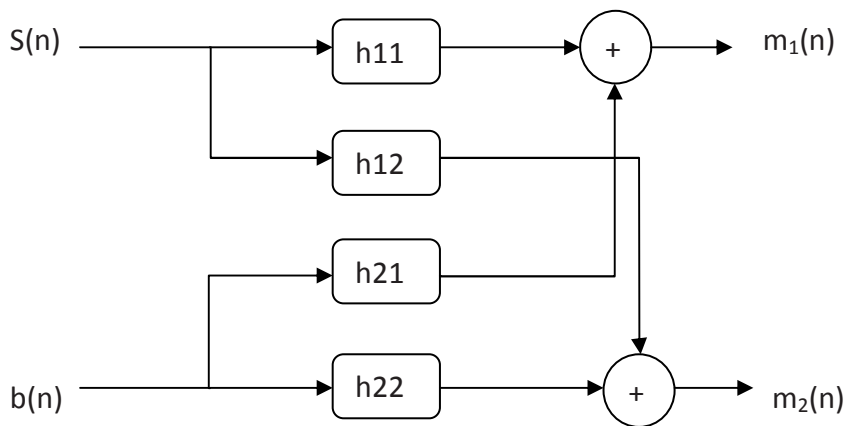


Figure 2.8 structure de mélange convolutif complète.

On suppose que la source $s(n)$ plus proche de la sortie $p_2(n)$ c.à.d que h_{11} n'existe pas (h_{11} c'est une impulsion $\delta(n)$), pour h_{22} c'est la même chose ($h_{22} = h_{11} = \delta(n)$), donc la structure devient comme suite figure (2.9).

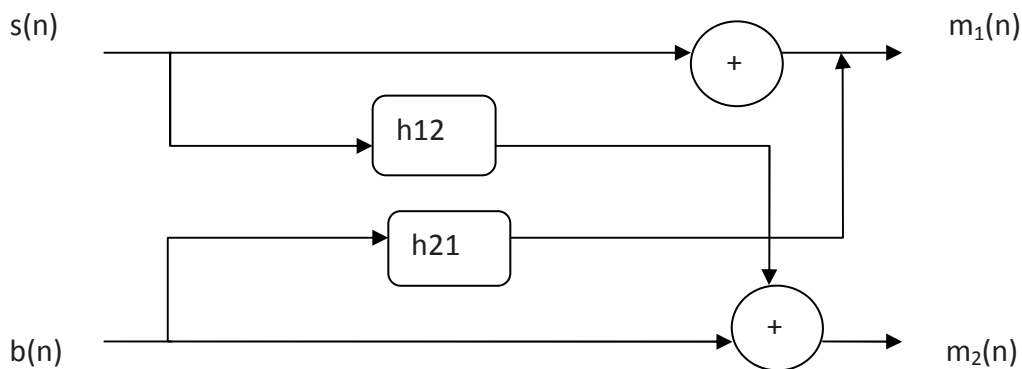


Figure 2.9 structure de mélange convolutif.

b Séparation aveugle de sources

La séparation aveugle de mélanges convolutifs est un domaine de recherche récent et très promoteur. Elle étudie la séparation des mélanges linéaires généraux, les mélanges linéaires instantanés et à atténuations et retards étant des cas particuliers réalistes pour certaines applications uniquement. En effet, le temps de propagation entre une source et un capteur n'est jamais parfaitement nul, même s'il peut parfois être négligé.

La sous-classe des mélanges atténuations et retards modélise ces retards de propagation mais suppose que le signal n'est pas déformé par le milieu, ce qui peut ne pas être conforme à la réalité.

La séparation aveugle de sources cherche à estimer les sources $p_j(n)$. dans le cas d'un mélange convolutif, cette estimation n'est possible qu'à une indétermination de filtrage près.

En fait, il est parfois suffisant d'estimer un jeu de filtres de séparation $W(n)$ qui suppriment les interférences des autres sources introduites par le processus de mélange. Ces filtres peuvent être à réponses impulsionnelles finies (RIF) ou à réponses impulsionnelles infinies (RII).[24]

Le système de séparation devra réaliser une combinaison linéaire convolutive à partir de deux structures bien connues se représentent respectivement dans les figures (2.10) et (2.11).

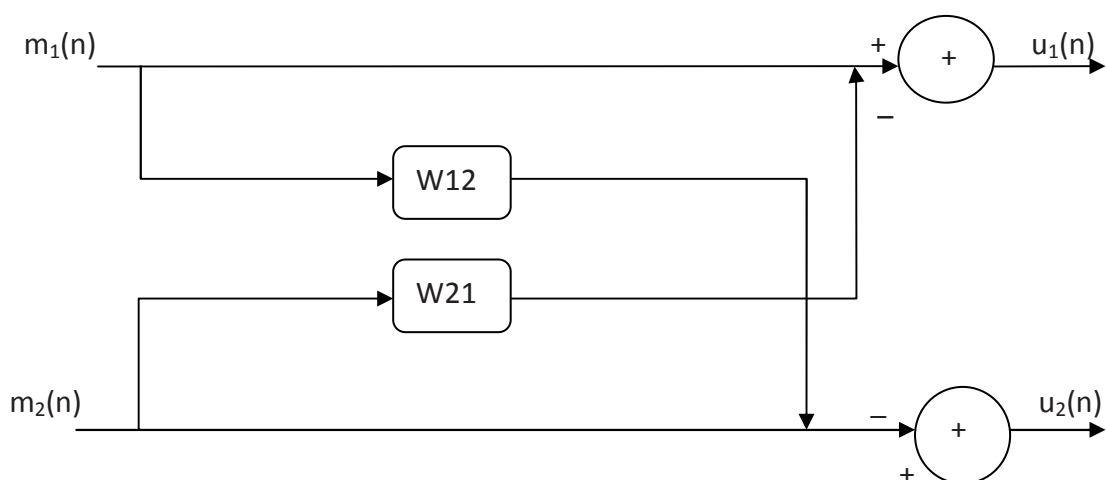


Figure 2.10 Structure Symétrique Direct « Forward ».

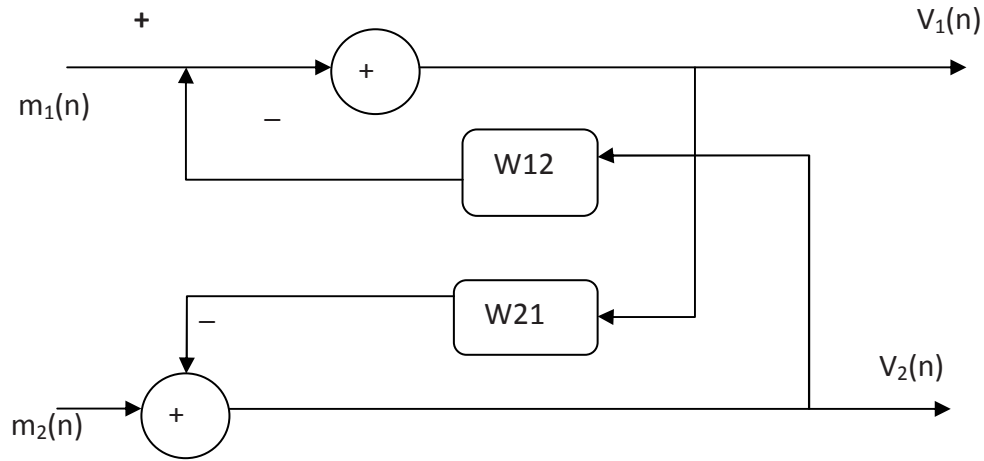


Figure 2.11 structure Symétrique Réursive « Backward ».

Les sorties de la structure du mélange direct de la figure (2.9) sont données par :

$$m_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.69)$$

$$m_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.70)$$

Et les sorties $u_1(n)$ et $u_2(n)$ de la structure de séparation de sources directe qui s'est présentée par la figure (2.11) sont donnée par les équations (2.71) et (2.72) :

$$u_1(n) = m_1(n) - m_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.71)$$

$$u_2(n) = m_2(n) - m_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.72)$$

En remplaçant les expressions $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans les expressions de $u_1(n)$ et $u_2(n)$ nous trouvons :

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.73)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.74)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs ($W_{21}^{opt} = h_{21}$ et $W_{12}^{opt} = h_{12}$), on obtient les sorties $u_1(n)$ et $u_2(n)$ selon les deux expressions suivantes :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.75)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.75)$$

Nous notons que les solutions optimales des filtres adaptatifs sont obtenues en utilisant les critères du minimum de l'erreur quadratique moyenne (MMSE ou bien EQMM).

2.10 Conclusion

Ce chapitre est composé de deux parties, dans la première nous avons présenté le principe du filtre adaptatif, filtre de Wiener, filtre de Kalman, et les différents types d'algorithmes des moindres carrés (LMS, NLMS, FNLMS) qui sont utilisées dans la réduction de bruit.

Pour la deuxième partie nous avons détaillé les différentes méthodes de réduction de bruit avec acquisition mono-capteur, bi-capteurs.

Chapitre 3 Représentation d'un nouvel algorithme de réduction de bruit Bi-capteur de type BRNLMS

3.1 Introduction

Les filtres transversaux adaptatifs ont été étudiés intensivement pendant une longue période, et un grand nombre d'algorithmes adaptatifs ont été proposés pour résoudre le problème de la réduction de bruit. Les algorithmes de moindres carrés (LMS, NLMS) sont les plus populaires pour les applications de filtrage adaptatif. Leur simplicité et leur faible complexité de calcul font de ces algorithmes une solution intéressante pour de nombreux problèmes pratiques. Le principal inconvénient de ces algorithmes est leur faible taux de convergence.

Dans ce chapitre on présente un nouvel algorithme de réduction de bruit nommé RNLMS, basé sur l'algorithme FNLMS détaillé dans le chapitre précédent et avec une acquisition bi-capteur.

On utilise une structure Forward, afin de discuter la réduction de bruit d'un mélange convolutif, par l'étude théorique de ce nouvel algorithme.

3.2 Principe

Ce nouvel algorithme permet une structure de calcul des coefficients de filtre avec une technique de décorrélation simple pour le signal d'entrée.

L'algorithme est un réducteur de bruit. Il est désigné sous le nom d'algorithme bi-capteur rapide NLMS.

Son principe est illustré sur la figure (3.3). Le rapport de problème doit être clair en ce moment. Nous nous limiterons au problème à deux voies comme présenté dans la figure (3.1.b) et étudierons une solution basée sur l'architecture qui se présente dans la figure (3.3). On a développé l'algorithme BRNLMS pour la réduction de bruit de la parole dans un mélange convolutif.

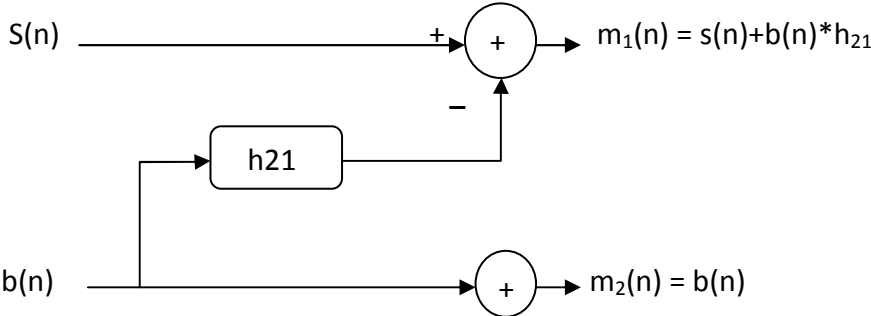


Figure 3.1.a modèle de mélange simple (entre le signal de la parole et le bruit).

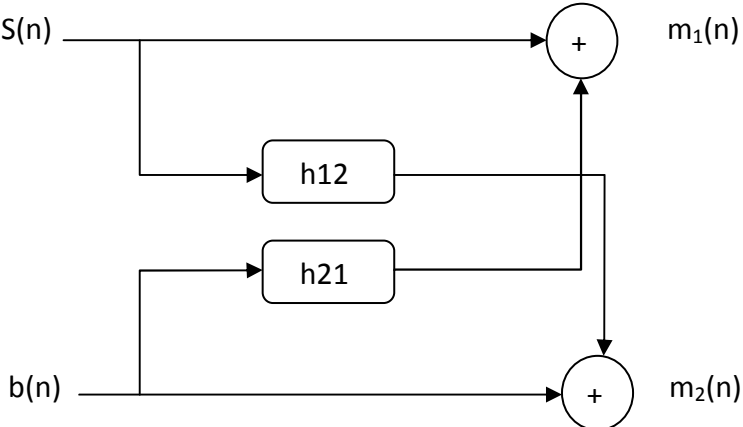


Figure 3.1.b modèle de mélange complexe (entre le signal de la parole et le bruit).

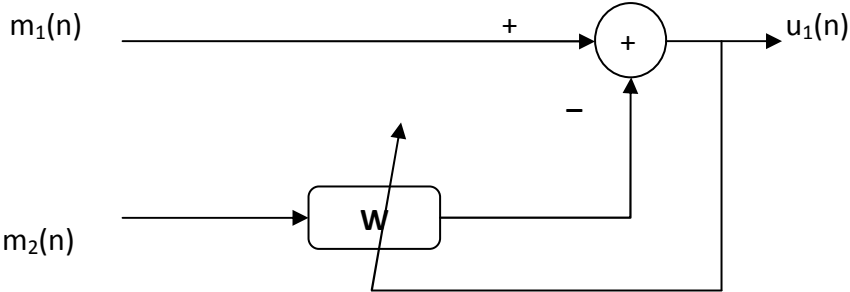


Figure 3.2 Le réducteur adaptatif classique de bruit.

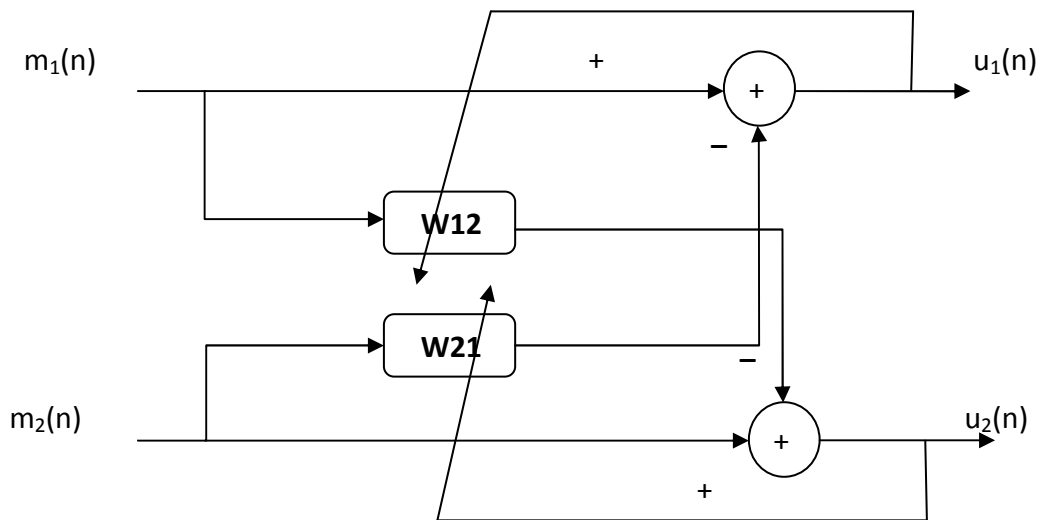


Figure 3.3 Le réducteur de la réduction de bruit bi-capteur.

3.3 la réduction de bruit par l’algorithme RNLMS

3.3.1 Notation

Les notations nécessaires pour l’étude de l’algorithme (RNLMS) sont les suivantes :

- le mélange convolutif $m_1(n)$:

$$m_1(n) = s(n) + \beta_1 (b(n)*h_{21}) \quad (3.1)$$

Avec :

$$\beta_1 = \sqrt{\frac{ES}{EB} \cdot 10^{-RSB1/10}} \quad (3.2)$$

- le mélange convolutif $m_2(n)$:

$$m_2(n) = b(n) + \beta_2 (s(n)*h_{12}) \quad (3.3)$$

Avec:

$$\beta_2 = \sqrt{\frac{ES}{EB} \cdot 10^{-RSB2/10}} \quad (3.4)$$

-vecteur de coefficients du filtre :

$$W_i^{(n)} = [w_i^{(n)}(0) \quad w_i^{(n)}(1) \quad \dots \quad w_i^{(n)}(L_i)]^T$$

3.3.2 Structure Forward

Dans notre travail nous étudions l'algorithme BRNLMS avec une structure Forward (voir la figure (3.4)) :

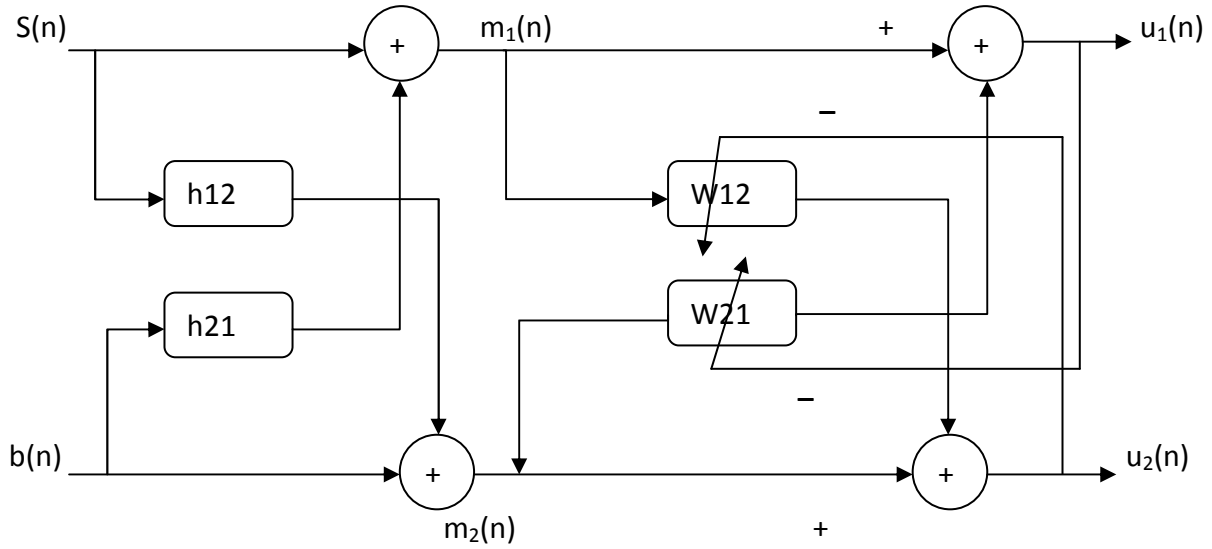


Figure 3.4 Implémentation de la structure Forward.

En adaptant l'équation de mise à jour de l'algorithme BRNLMS à la structure Forward, nous obtenons les deux équations de mise à jour de deux filtres $w_{21}(n)$ et $w_{12}(n)$ son données comme suite :

$$w_{21}^{(n+1)}(m) = w_{21}^{(n)}(m) - \mu_1 (u_1(n) Y(n) \tilde{c}_N(n)) \quad m = 0 \dots L_1 \quad (3.5)$$

$$w_{12}^{(n+1)}(k) = w_{12}^{(n)}(k) - \mu_2 (u_2(n) Y(n) \tilde{c}_N(n)) \quad k = 0 \dots L_2 \quad (3.6)$$

a Le calcul de la sortie $u_1(n)$

Le résultat de calcul total de la sortie $u_1(n)$ par l'algorithme proposé BRNLMS, afin d'effectuer la convergence rapide du bruit, et d'après les formules d'algorithme FNLMS qui sont détaillées dans le chapitre précédent, on trouve :

$$U_1(n) = m_1(n) - w_{21}^T m_2(n) \quad (3.7)$$

Le premier décalage de la fonction d'autocorrélation, et la puissance du signal d'entrée, respectivement données par :

$$r_1(n) = \lambda_a r_1(n-1) + m_2(n) m_2(n-1) \quad (3.8)$$

$$r_2(n) = \lambda_a r_0(n-1) + m_2^2(n) \quad (3.9)$$

L'erreur de prédiction :

$$ep_1(n) = m_2(n) - a m_2(n-1) \quad (3.10)$$

La variance d'erreur de prédicteur Foward :

$$\alpha_1(n) = \lambda \alpha(n-1) + ep_1^2(n) \quad (3.11)$$

Le gain d'adaptation :

$$\begin{bmatrix} \tilde{c}_{N1}(n) \\ c_1(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{ep_1(n)}{\lambda \alpha_{N(n-1)} + c_0} \\ \tilde{c}_{N1}(n-1) \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Avec :

$$Y_{N1}(n) = \frac{Y_N(n-1)}{1 + Y_N(n-1)\delta(n)} \quad (3.13)$$

$$\delta_1(n) = c(n) m_2(n-1) + \frac{m_2(n)ep_1(n)}{\lambda \alpha_{N(n-1)} + c_0} \quad (3.14)$$

b Le calcul de la sortie $u_2(n)$

Pour la sortie $u_2(n)$, on trouve :

$$U_2(n) = m_2(n) - w_{12}^T m_1(n) \quad (3.15)$$

Le premier décalage de la fonction d'autocorrélation, et la puissance du signal d'entrée, respectivement données par :

$$r_3(n) = \lambda_a r_1(n-1) + m_1(n) m_1(n-1) \quad (3.16)$$

$$r_4(n) = \lambda_a r_0(n-1) + m_1^2(n) \quad (3.17)$$

L'erreur de prédiction :

$$ep_2(n) = m_1(n) - a_1 m_1(n-1) \quad (3.18)$$

La variance d'erreur de prédicteur Foward :

$$a_2(n) = \lambda \alpha(n-1) + ep_2^2(n) \quad (3.19)$$

Le gain d'adaptation :

$$\begin{bmatrix} \tilde{c}_{N2}(n) \\ c_2(n) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{ep_2(n)}{\lambda \alpha_{N(n-1)} + c_0} \\ \tilde{c}_{N2}(n-1) \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

Avec :

$$Y_{N2}(n) = \frac{Y_N(n-1)}{1 + Y_N(n-1)\delta(n)} \quad (3.21)$$

$$\delta_2(n) = c(n) m_2(n-1) + \frac{m_2(n)ep_1(n)}{\lambda \alpha_{N(n-1)} + c_0} \quad (3.22)$$

3.4 Condition de stabilité

La condition de stabilité dépend du pas d'adaptation μ :

$$0 < \mu_{\text{FNLMS}} = \frac{\mu}{1 + \frac{\lambda}{(1-\lambda)N} + \frac{c_0}{N\sigma_X^2}} < 2$$

Cette inégalité est toujours vraie pour $0 < \mu_{\text{FNLMS}} < 2$, pour des valeurs fixes de σ_X^2 , c_0 , et différents valeurs de N . comme on peut avoir une convergence rapide lorsque λ approche de 1.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la théorie de l'algorithme BRNLMS pour la réduction de bruit, comme nous avons vu la technique Forward.

Nous avons détaillé le critère de stabilité pour le bon fonctionnement de cet algorithme.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les résultats de simulation du (BRNLMS) pour la technique que nous avons présentée.

Chapitre 4 Résultats des simulations

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de la réduction de bruit dans la parole utilisant l'algorithme du gradient stochastique normalisé à convergence rapide et d'acquisition bi-capteur (BRNLMS) avec la structure Forward.

Nous commençons par la présentation de la structure du mélange convolutif, les différentes sources des signaux (parole et bruit) qui sont utilisés dans les simulations, et les réponses impulsionnelles. Puis nous présentons les résultats de la simulation de structure Forward.

Nous présentons également l'influence des paramètres (la taille du filtre L , le pas d'adaptation μ et le rapport signal à bruit RSB) sur la structure que nous avons réalisée.

4.2 Modèle expérimental de mélange convolutif

Dans cette partie, nous utilisons une implémentation spécifique du modèle de mélange convolutif (la figure (3.4) du chapitre précédent), ce modèle étant utilisé dans toutes nos simulations qui seront présenté dans ce chapitre. L'idée que nous poursuivons vise à utiliser un modèle conforme à la physique du problème.

4.2.1 Simulation de réponses impulsionnelles

La figure (4.1) représente un exemple typique de réponses impulsionnelles acoustiques. La majeure partie de l'énergie contenue dans une réponse impulsionnelle correspond à un support temporel d'environ $L = 64$ échantillons à la fréquence d'échantillonnage $F_e = 8$ KHz.

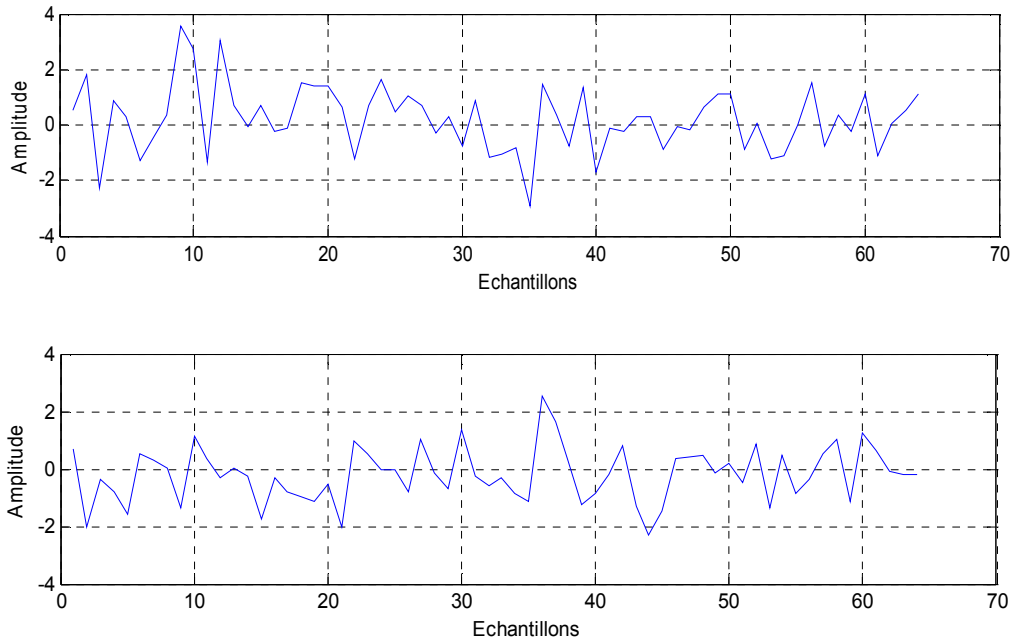


Figure 4.1 exemple de deux réponses impulsionnelles simulée h_{12} et h_{21} respectivement.

4.2.2 Signaux utilisés en simulation

Notons tout d'abord qu'une fréquence d'échantillonnage de $F_e = 8\text{KHz}$ a été utilisée pour obtenir l'ensemble des simulations présentées dans ce chapitre. De plus, Les résultats présentés sont obtenus à partir du signal de parole de durée 17 secondes (locuteur masculin) représenté ci-dessous.

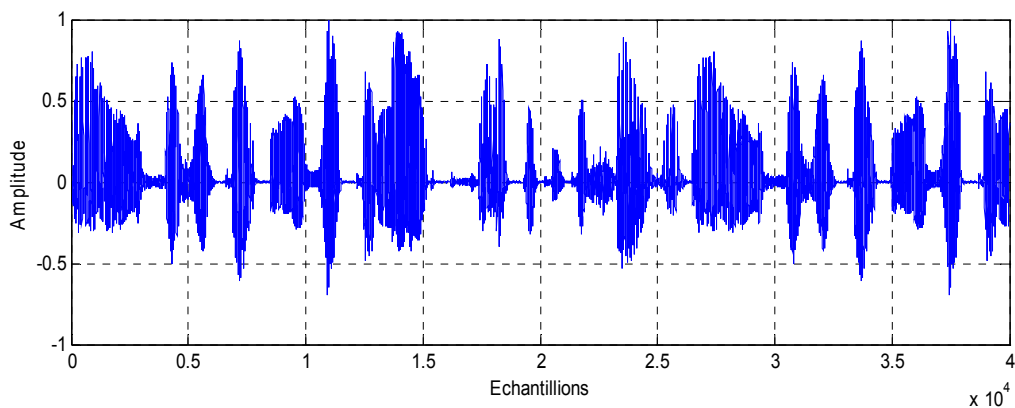


Figure 4.2 signal de parole utilisé ($F_e = 8\text{KHz}$).

En ce qui concerne la seconde source, elle correspond à un bruit stationnaire. Un bruit blanc gaussien qui est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences est surtout à vérifier la stabilité numérique de l'algorithme utilisé.

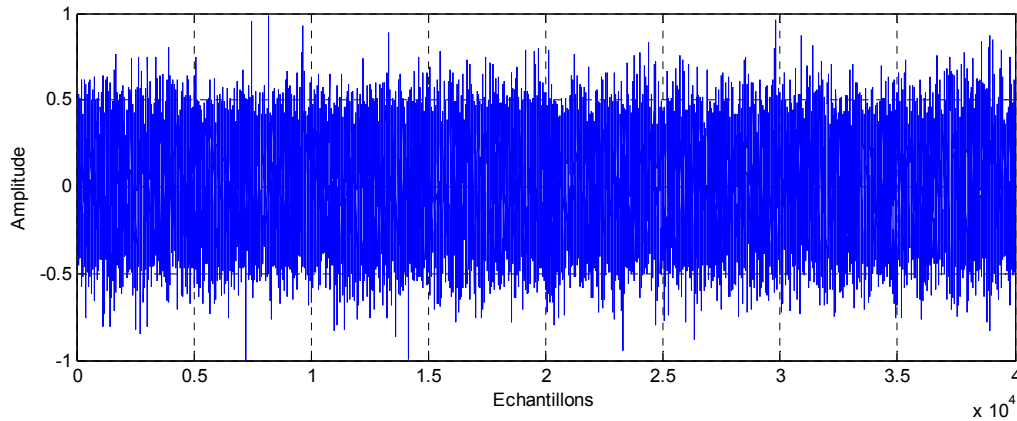


Figure 4.3 Bruit blanc.

4.2.3 Détection d'activité vocale (DAV)

Il est déjà été noté que les signaux en sortie de la structure de séparation symétrique de sources de type direct sont obtenus à partir d'un système d'aiguillage (c'est-à-dire que, selon la configuration souhaitée par l'utilisateur, il est possible de maîtriser le fait que l'estimée d'un signal source soit disponible sur la sortie primaire ou secondaire de cette structure).

Nous utilisons dans la structure forward avec l'algorithme (BRNLMS) un mécanisme de Détection d'Activité Vocale (DAV) manuel pour contrôler l'adaptation des filtres w_{12} et w_{21} .

Cette adaptation est contrôlée de manière suivante : le filtre w_{21} est adapté uniquement en période de bruit seul, alors que le filtre w_{12} est adapté uniquement pendant les périodes d'activité vocale (période de présence de signal de parole utile). La figure (4.4) présente un exemple de DAV manuelle sur le même signal de parole que celui décrit précédemment.

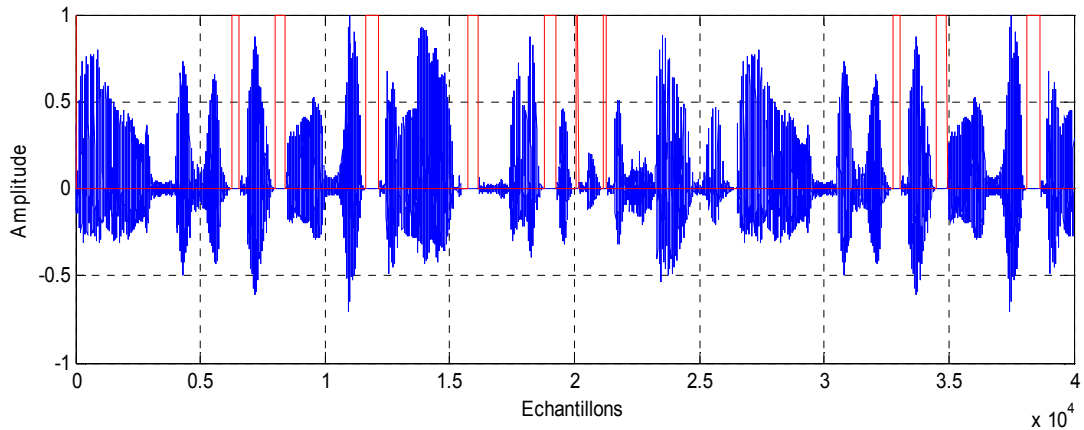


Figure 4.4 signal de parole utilisé avec la segmentation manuelle.

4.3 Le critère du désajustement

Le critère du désajustement est un critère robuste dans l'évaluation des performances. Ce critère se calcul à partir de la distance euclidienne entre les coefficients des réponses impulsionnelles réelles et mesurées (estimée). Ce critère, noté SM pour « Système Mismatch », est défini par l'expression suivante :

$$(SM)_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{\|\hat{w}_{ij} - h_{ij}\|^2}{\|h_{ij}\|^2} \right) \quad \text{où } i \neq j \in \{1,2\} \quad (4.1)$$

Où h_{ij} représente les coefficients du filtre réel (utilisé dans la convolution h_{12} , h_{21}), et \hat{w}_{ij} représente la valeur moyenne des coefficients estimés (coefficients du filtre adaptatif w_{21} , w_{12}).

4.4 Simulation de la structure du mélange convolutif

Dans cette partie, nous présentons les signaux de sortie de la structure de mélange convolutif (voir la figure 3.1.b), les signaux de source sont la parole et le bruit, dans les deux figures ci-dessous, nous représentons un exemple de signaux d mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ avec un RSB = 3 dB sur les deux voies.

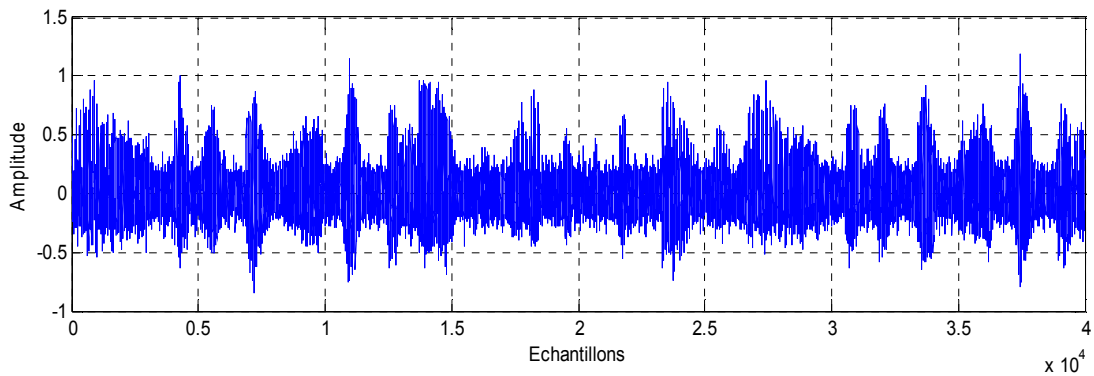


Figure 4.5 le signal du mélange m_1 .

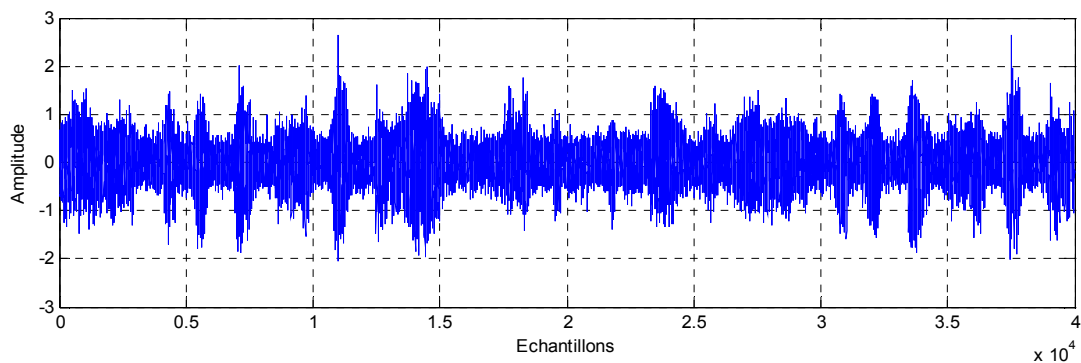


Figure 4.6 le signal du mélange m_2 .

4.5 Résultats de simulation de l'algorithme BRNLMS

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de simulation de l'algorithme BRNLMS avec la structure de réduction de bruit Forward.

Pour cela nous allons commencer par présenter les résultats de simulation d'algorithme BRNLMS avec la structure Forward et ceci par différents type da paramètres.

4.5.1 Effet de la taille du filtre adaptatif

Lors de cette simulation, nous avons évalué l'effet de la taille des deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ sur les performances d'algorithme BRNLMS avec la structure Forward.

a Les signaux de cette simulation

Les paramètres de cette simulation sont :

Le nombre des coefficients des filtres (w_{21} et w_{12}) : $L = 64$.

Les pas d'adaptation sont : $\mu = 0.03$.

Nous notons que, dans les simulations ci-après, le signal à bruit RSB sur les deux entrées de la structure est de 3 dB.

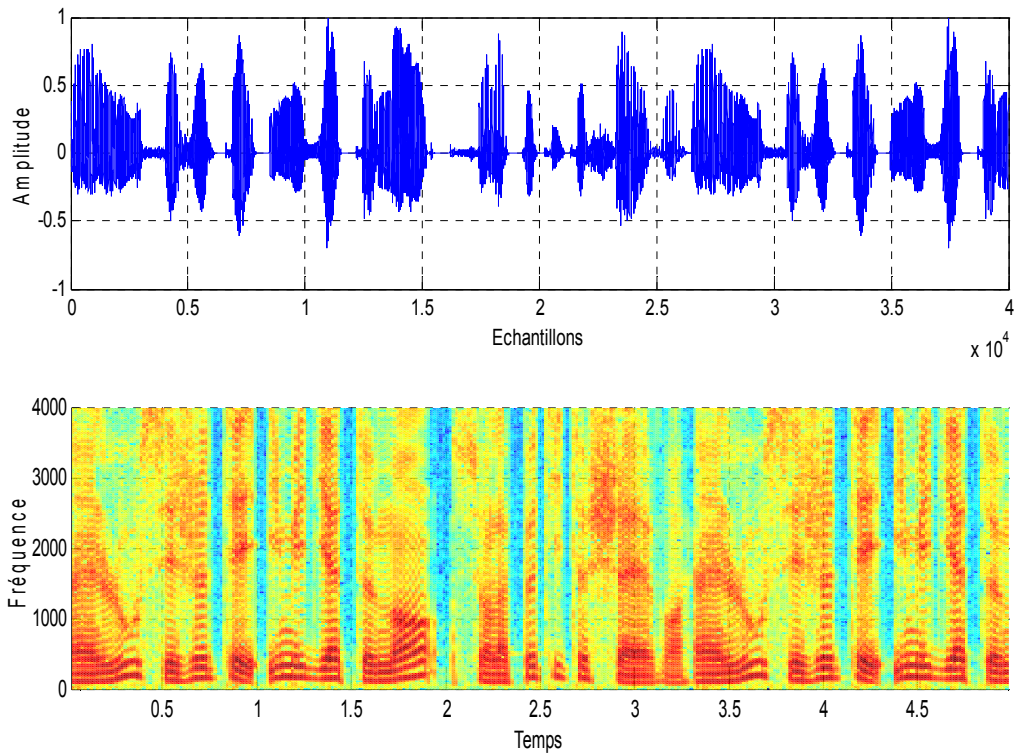


Figure 4.7 Evaluation temporelle du signal original (haut) et spectrale (bas).

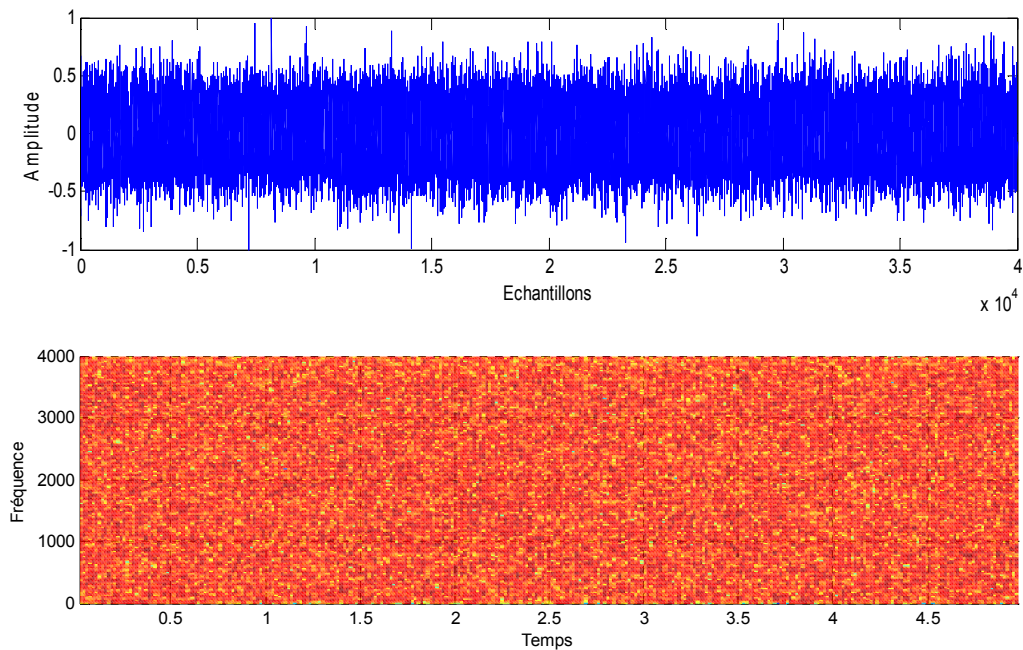


Figure 4.8 Evaluation temporelle d'un signal bruit blanc (haut) et spectrale (bas).

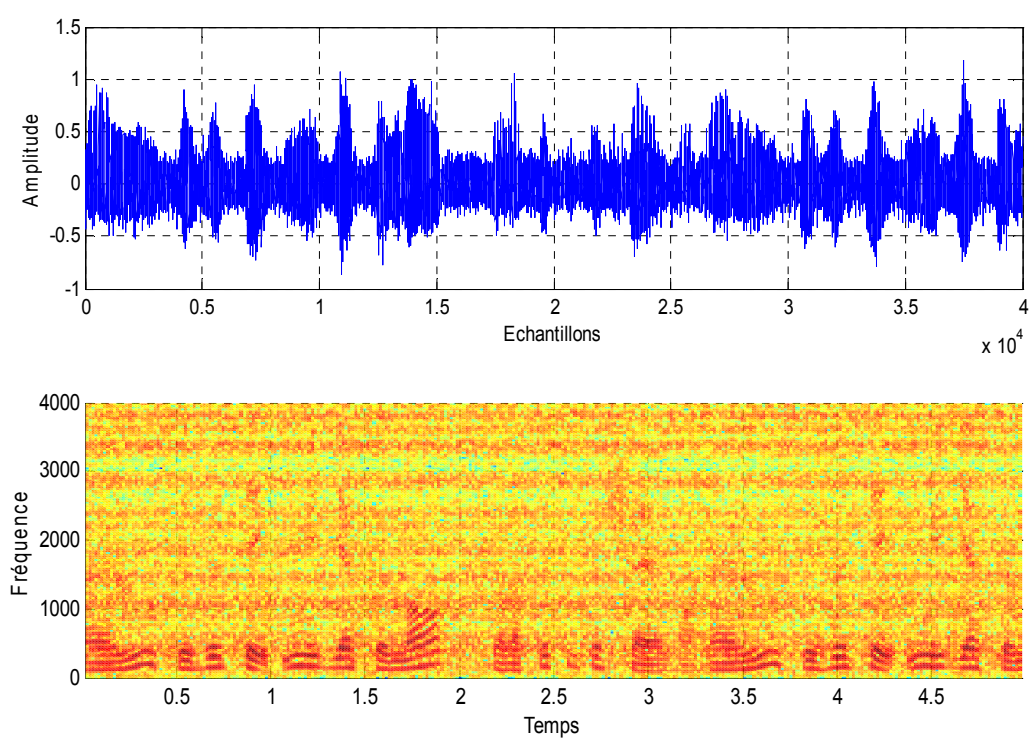


Figure 4.9 Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_1 (haut) et spectral (bas).

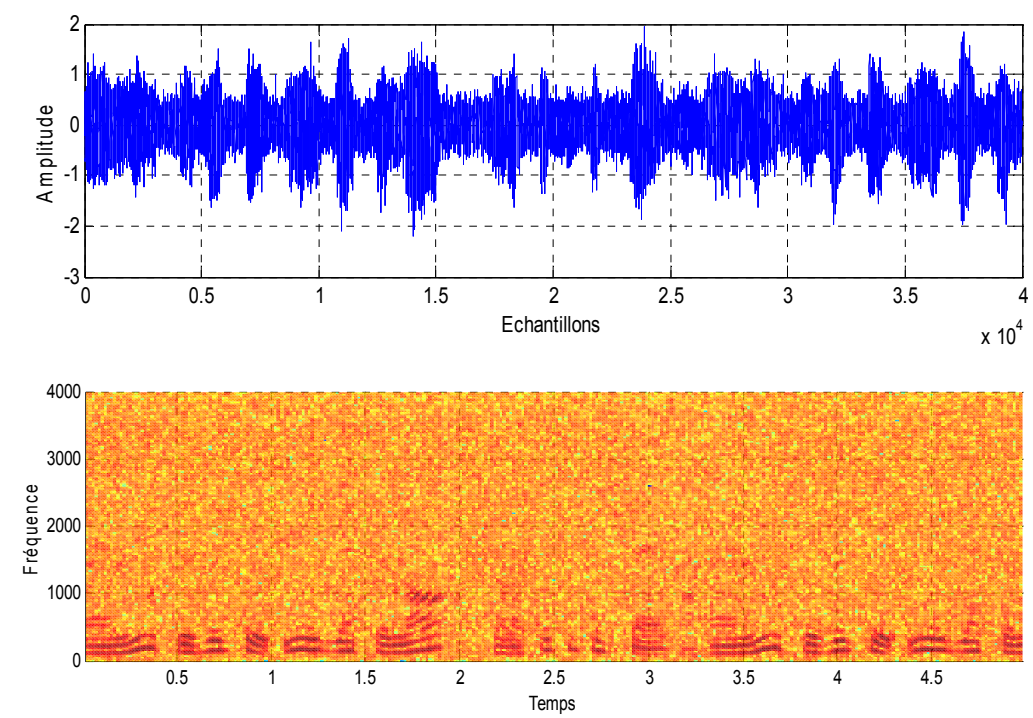


Figure 4.10 Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_2 (haut) et spectrale (bas).

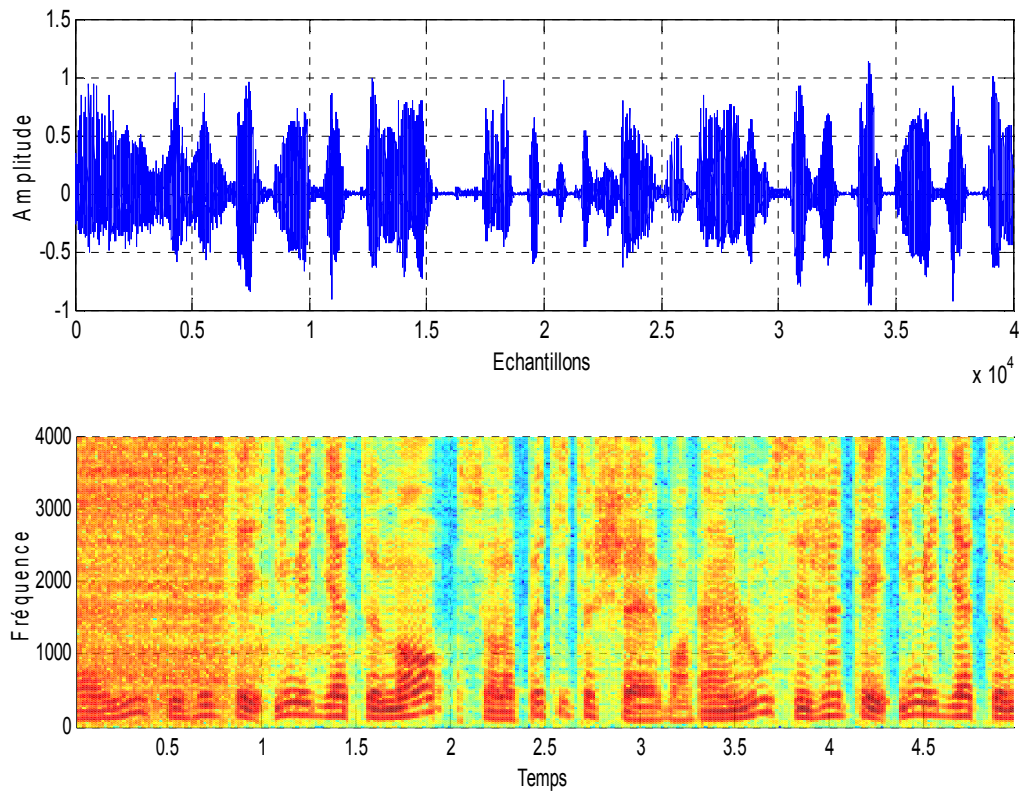


Figure 4.11 Evaluation temporelle du signal de sortie (haut) et spectrale (bas).

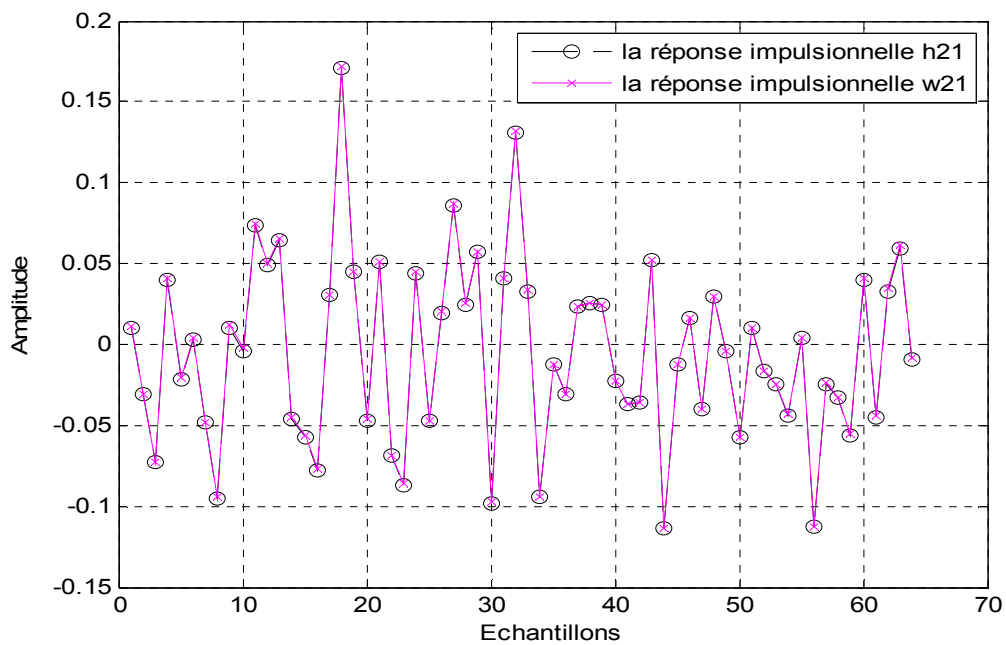


Figure 4.12 comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle h_{12} et estimée w_{21} .

b Effet de la taille du filtre

Pour voir l'effet de la taille du filtre L sur cette structure, nous avons choisis les paramètres $\mu=0.3$ et $RSB_1=RSB_2=3$ dB. Et nous avons varié la taille du filtre ($L=32$; $L=64$; $L=128$).

Pour réaliser cette comparaison, nous avons tracé l'évolution temporelle du système Mismatch pour les trois tailles et nous obtenons le résultat montré sur la figure (4.13).

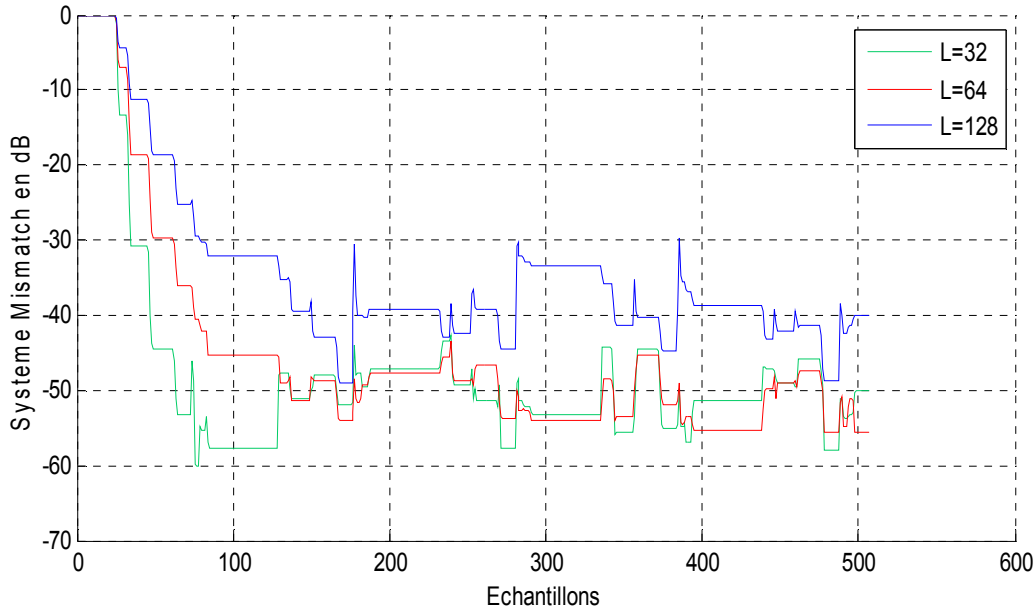


Figure 4.13 Effet de la taille du filtre de la structure Forward, $\mu = 0.3$,
 $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB

D'après cette figure, nous remarquons que l'algorithme BRNLMS combiné avec la structure Forward converge mieux lorsque la taille du filtre L est faible, ce qui montre que la vitesse de convergence de cet algorithme est inversement proportionnelle à la taille du filtre adaptatif.

4.5.2 Effet du pas d'adaptation

Dans cette simulation, nous avons évalué l'effet du pas d'adaptation de deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ sur les performances d'algorithmes BRNLMS avec la structure Forward.

a Les signaux de cette simulation

Les paramètres de cette simulation sont :

Le nombre des coefficients des filtres (w_{21} et w_{12}) : $L = 64$.

Les pas d'adaptation sont : $\mu = 0.03$.

Nous notons que, dans les simulations ci-après, le signal à bruit RSB sur les deux entrées de la structure est de 3 dB.

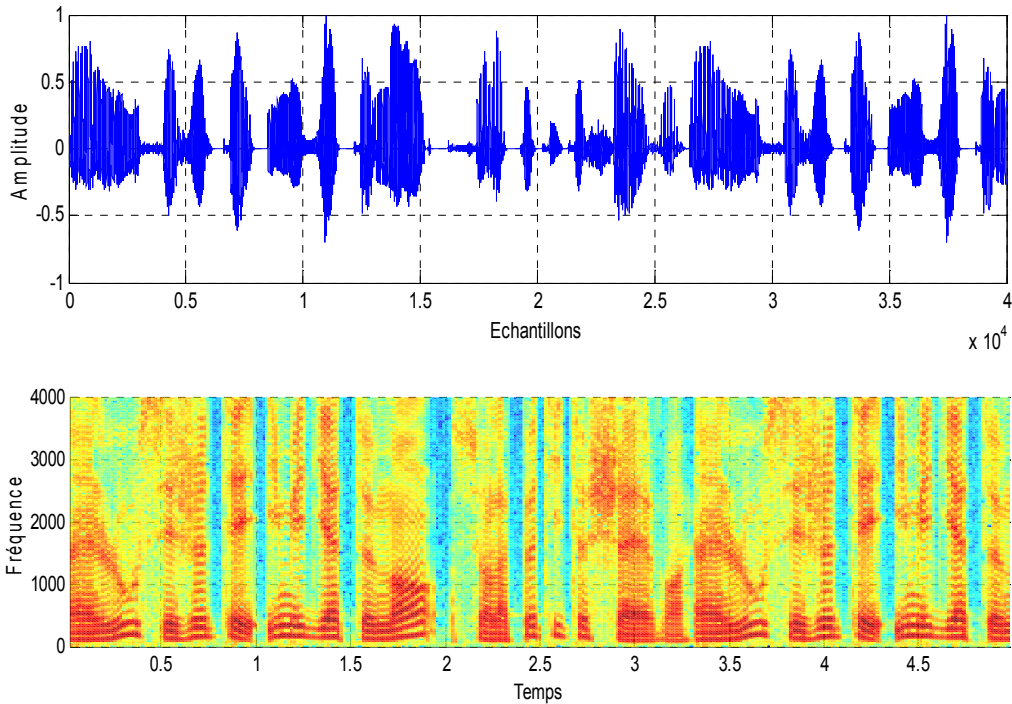


Figure 4.14 Evaluation temporelle du signal original (haut) et spectrale (bas).

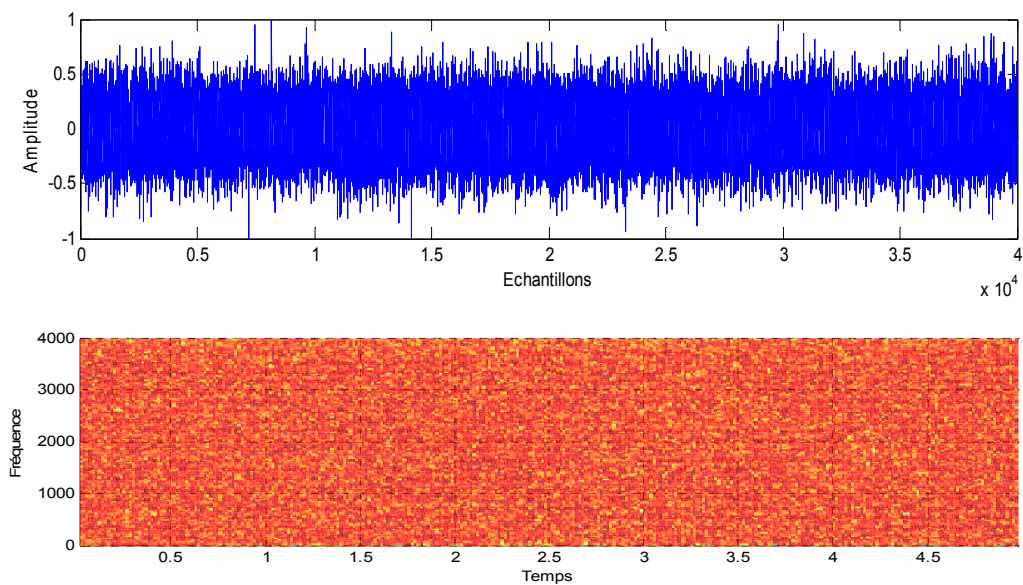


Figure 4.15 Evaluation temporelle d'un signal bruit blanc (haut) et spectrale (bas).

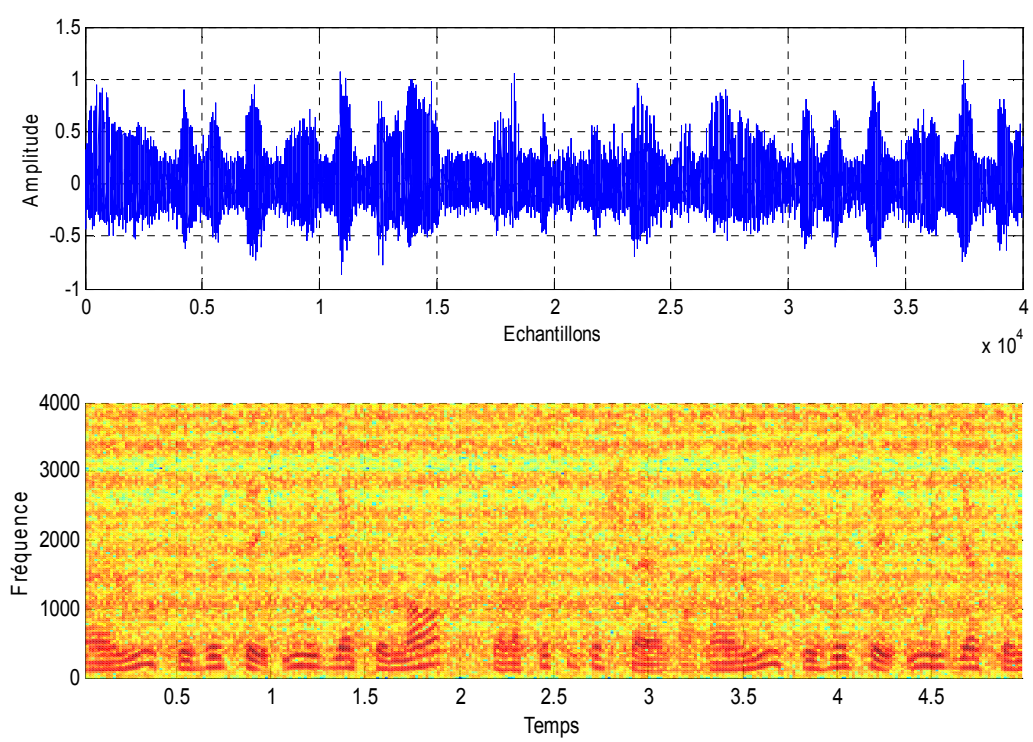


Figure 4.16 Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_1 (haut) et spectral (bas).

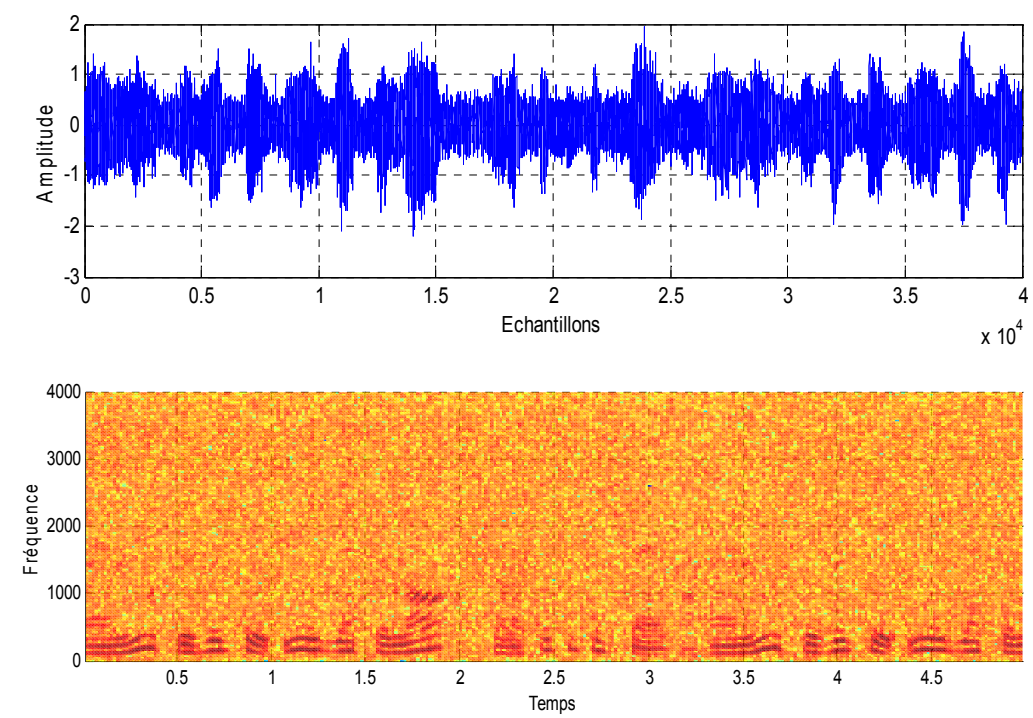


Figure 4.17 Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_2 (haut) et spectrale (bas).

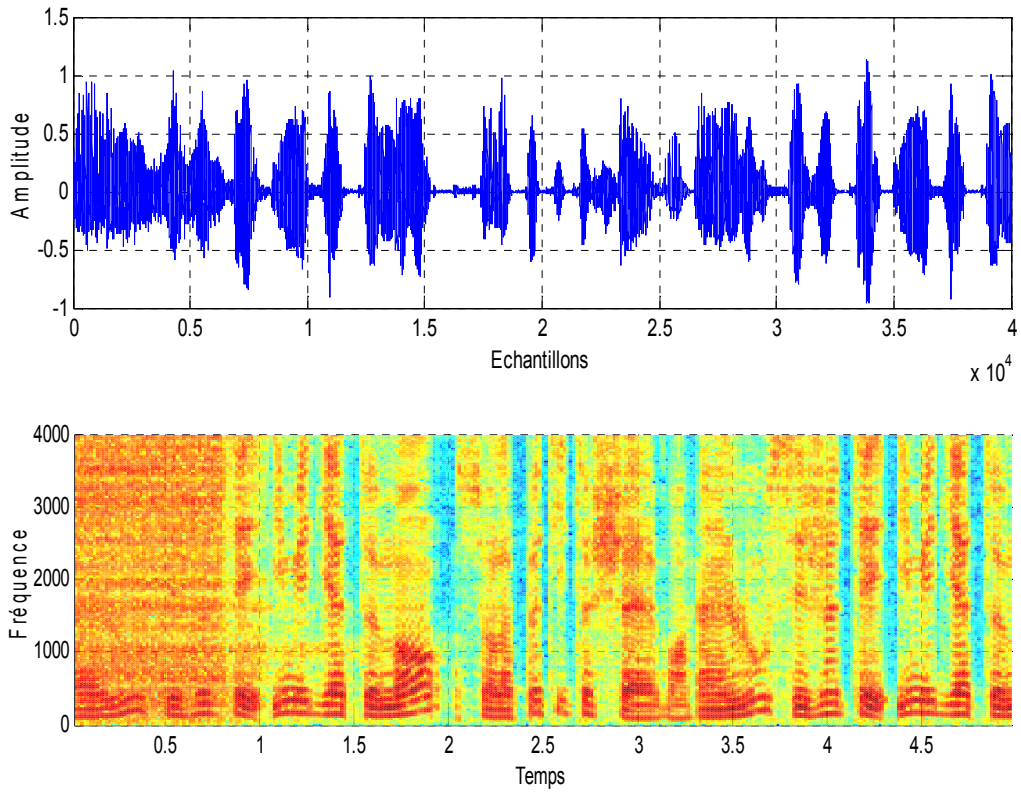


Figure 4.18 Evaluation temporelle du signal de sortie (haut) et spectrale (bas).

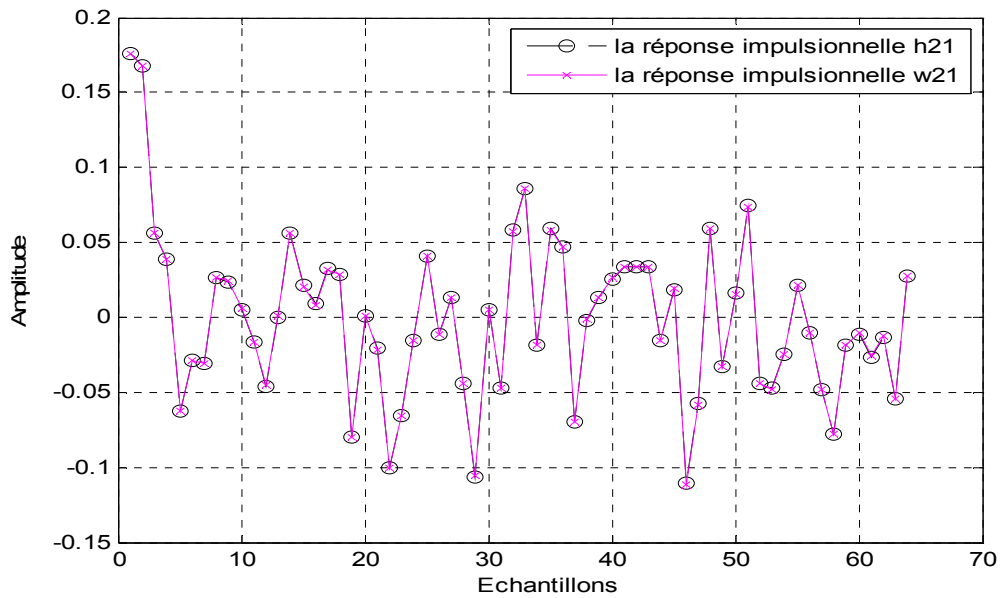


Figure 4.19 comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle h_{12} et estimée w_{21} .

***b* Effet du pas d'adaptation**

Pour voir l'effet du pas d'adaptation sur cet algorithme, nous avons choisis les paramètres $L=64$ et $RSB1=RSB2=3$ dB. Et nous avons varié le pas d'adaptation de deux filtres w_{21} et w_{12} ($\mu=0.3, \mu=1, \mu=2$).

Pour réaliser cette comparaison, nous avons tracé l'évolution temporelle du système Mismatch pour les différents pas d'adaptation et nous obtenons le résultat montré sur la figure ci-dessous.

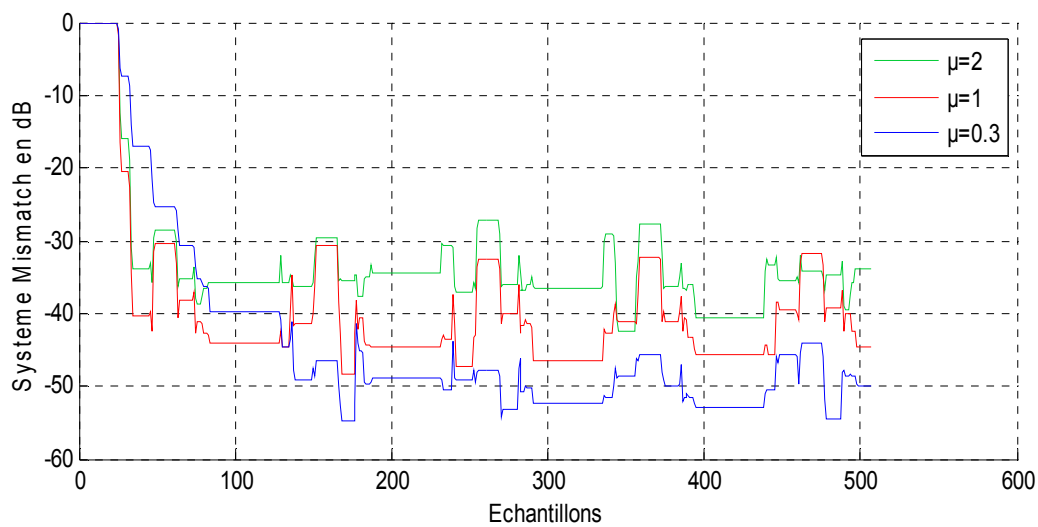


Figure 4.20 effet du pas d'adaptation sur la structure Forward pour $L=64$

$RSB1=RSB2=3$ dB.

D'après la figure (4.15), nous remarquons que l'algorithme BRNLMS converge rapidement lorsque le pas d'adaptation μ est grand, ce qui montre que la vitesse de convergence de la structure Forward est proportionnelle au pas d'adaptation.

4.6 Effet du RSB du mélange

Dans cette simulation, nous avons évalué l'effet du RSB sur les performances de l'algorithme BRNLMS avec la structure Forward.

***a* Les signaux de cette simulation**

Les paramètres de cette simulation sont :

Le nombre des coefficients des filtres (w_{21} et w_{12}) : $L = 64$.

Les pas d'adaptation sont : $\mu = 0.03$.

Nous notons que, dans les simulations ci-après, le signal à bruit RSB sur les deux entrées de la structure est de 3 dB.

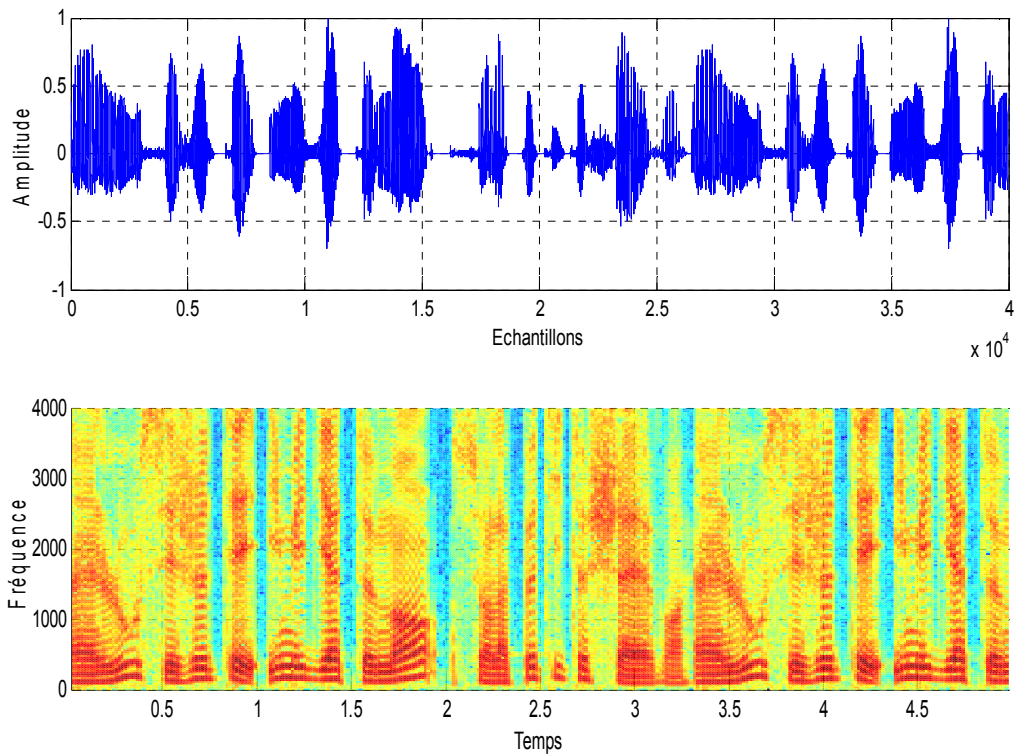


Figure 4.21 Evaluation temporelle du signal original (haut) et spectrale (bas).

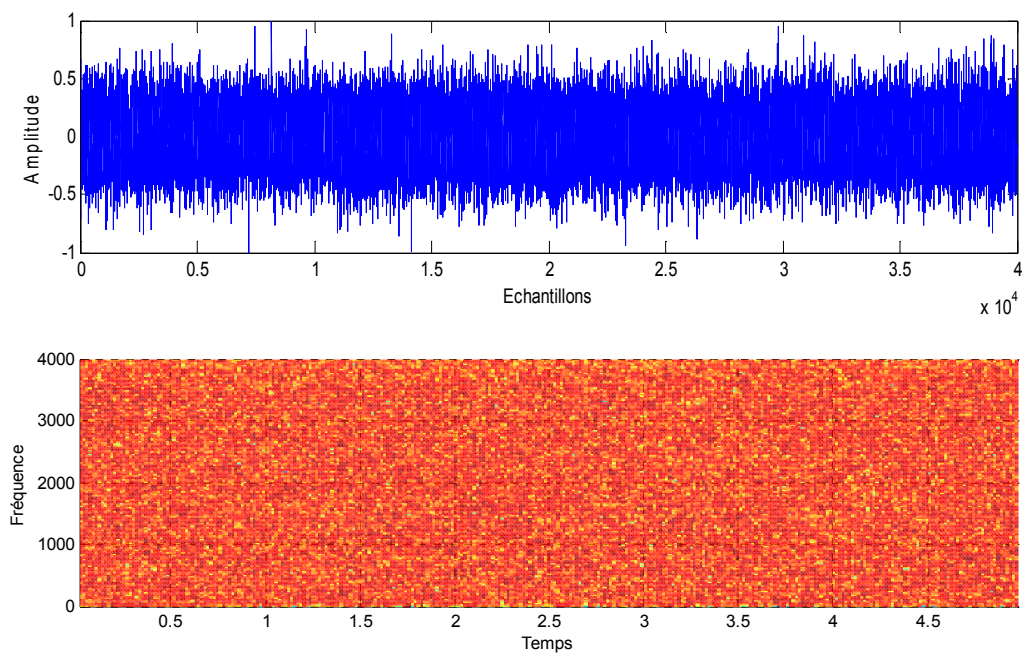


Figure 4.22 Evaluation temporelle d'un signal bruit blanc (haut) et spectrale (bas).

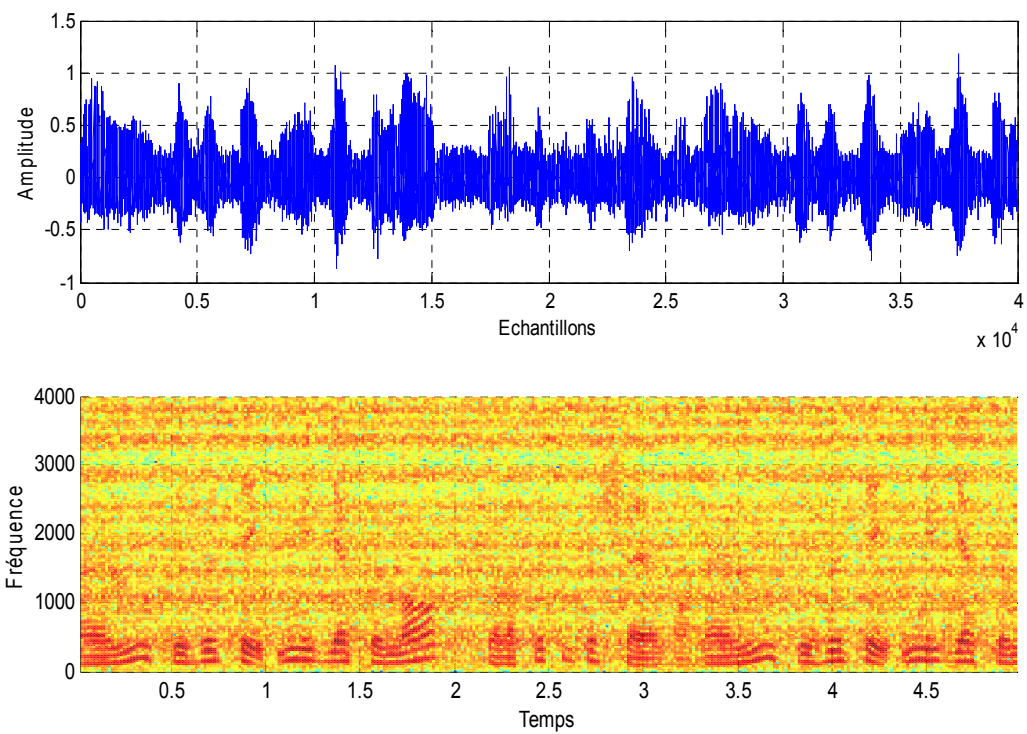


Figure 4.23 Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_1 (haut) et spectral (bas).

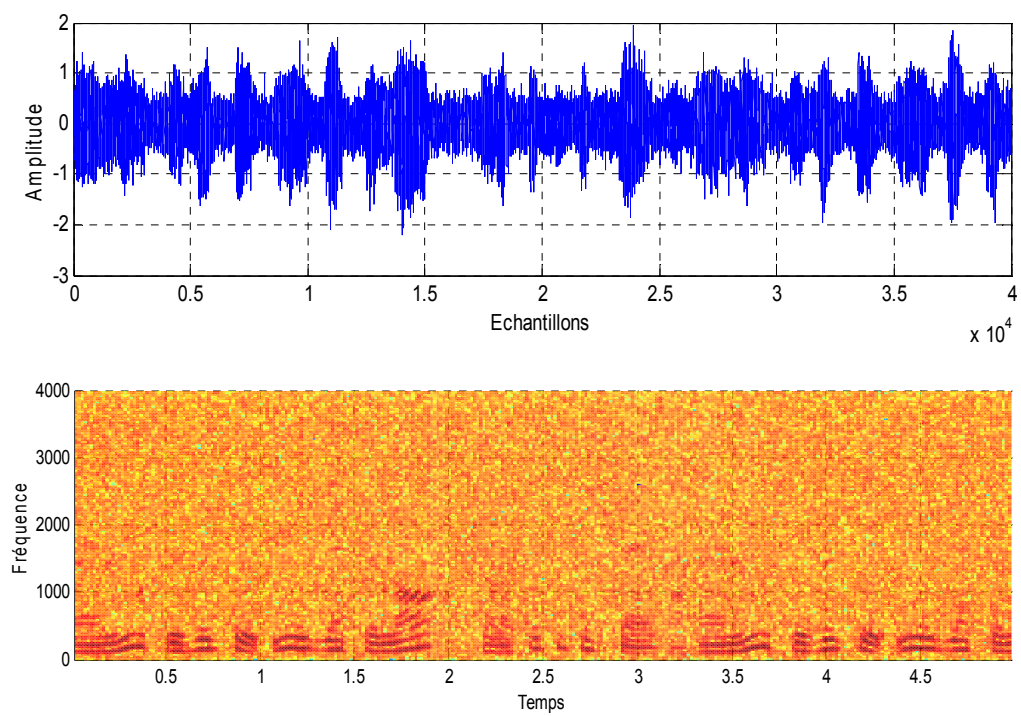


Figure 4.24 Evaluation temporelle d'un signal de mélange m_2 (haut) et spectrale (bas).

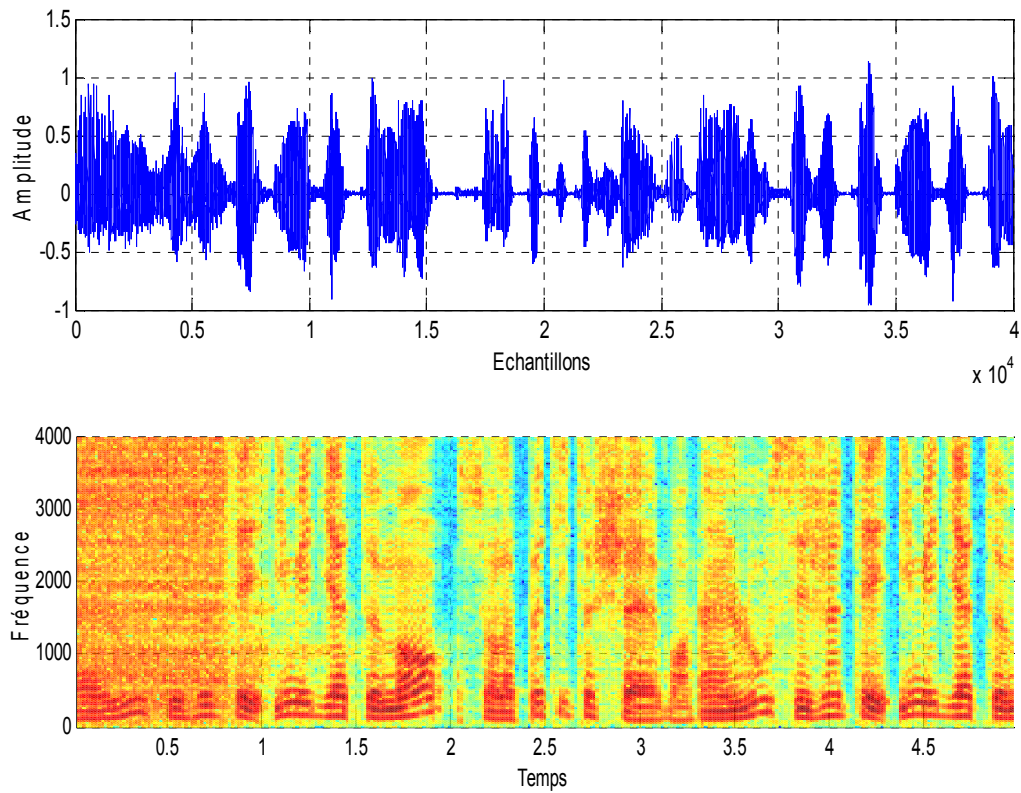


Figure 4.25 Evaluation temporelle du signal de sortie (haut) et spectrale (bas).

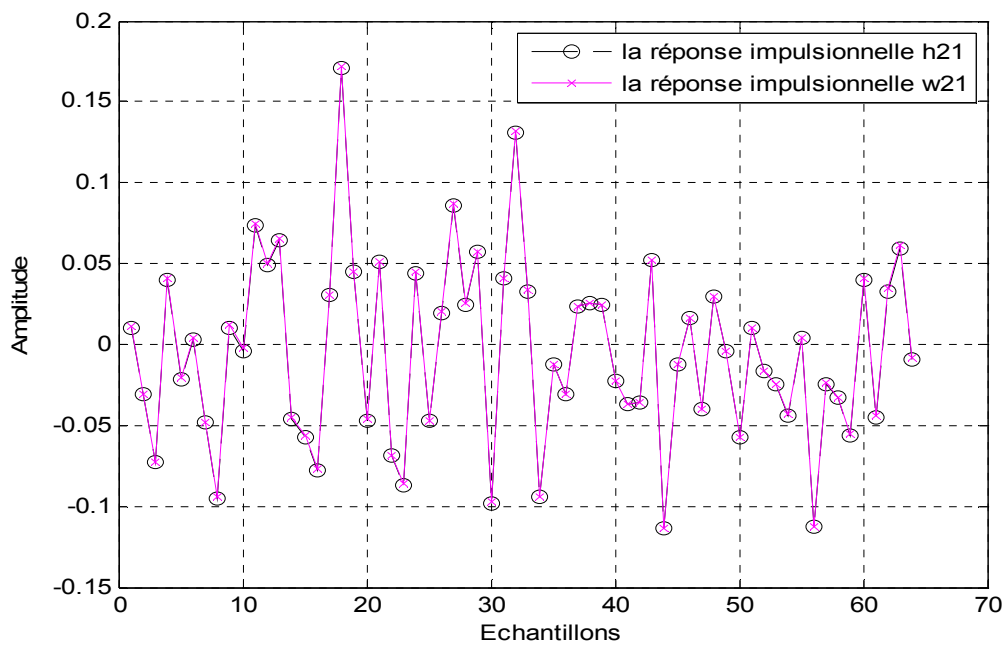


Figure 4.26 comparaison entre la réponse impulsionnelle réelle h_{12} et estimée w_{21} .

***b* Effet du RSB du mélange**

Dans cette simulation, nous avons étudié l'influence du rapport signal à bruit avec les paramètres $L = 64$, $\mu = 0.3$. Et on varié le RSB (RSB=10, RSB=5, RSB=-3).

Les résultats de simulation du système Mismatch sont représentés sur la figure (4.16).

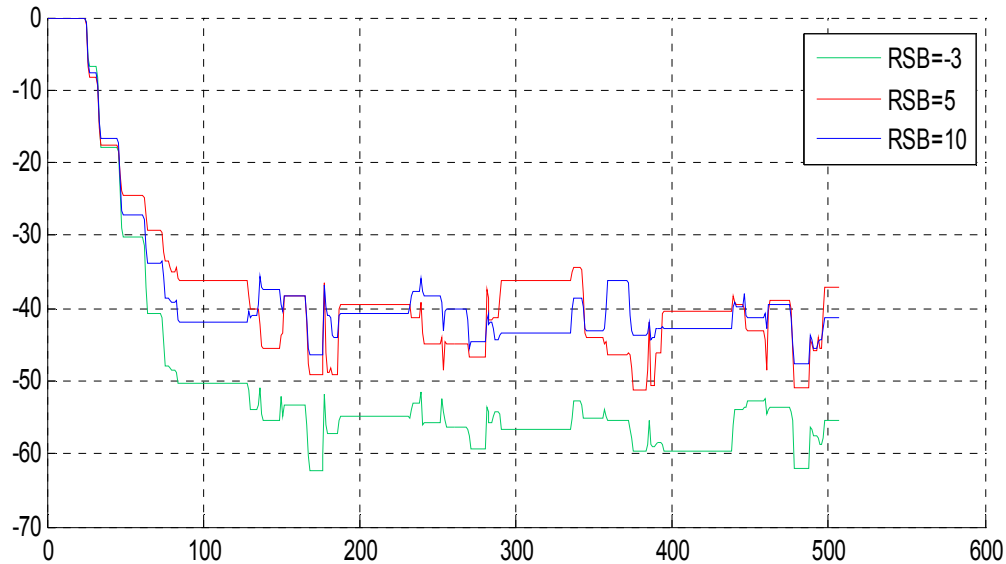


Figure 4.27 effet de RSB sur la structure FNLMS Forward pour $L=64$, $\mu=0.3$.

D'après la figure (4.16), nous avons remarqué que la vitesse de convergence de l'algorithme BRNLMS (Forward) est très semblable pour les trois valeurs du RSB. Une très faible valeur de l'EQM finale est obtenue lorsque le RSB est négatif, cela prouve que ces conditions très bruitées sont favorables au fonctionnement du filtre w_{21} .

4.7 Conclusion

D'après les résultats de simulations obtenus avec l'algorithme du gradient stochastique normalisé à convergence rapide combiné avec la structure Forward, on peut conclure que cet algorithme donne des meilleurs résultats de la réduction de bruit et améliore la qualité du signal de la parole. Ceci montre que l'algorithme BRNLMS converge vers la solution souhaitée d'une manière stable.

Liste des symboles

- \cdot^T Transposé d'une matrice ou d'un vecteur.
- \cdot^* Conjugué d'un vecteur, matrice, ou nombre complexe.
- \cdot^H Hermitien d'une matrice.
- $E[\cdot]$ Espérance mathématique.
- w Réponse impulsionnelle du filtre.
- $d(n)$ Réponse désirée.
- $y(n)$ Sortie du filtre adaptatif.
- $x(n)$ Signal d'entrée.
- $e(n)$ Erreur de sortie du filtre.
- μ Pas d'adaptation.
- R Matrice de corrélation.
- r Vecteur d'inter-corrélation.
- $H(z)$ Fonction de transfert.
- $x * y$ Convolution de x et y .
- δ Distribution de Dirac.
- $X(n)$ Signal temporelle discret.
- F_e la fréquence d'échantillonnage.
- F_0 fréquence fondamentale.

Listes des acronymes et abréviations

BRNLMS : Bi-capteur Rapide NLMS.

DAV : Détection d'Activité Vocale.

dB : décibel.

DSP : Densité Spectrale de Puissance.

EQMM : Erreur Quadratique Moyenne Minimum.

EQM : Erreur Quadratique Moyenne

FIR : Finite Impulse Reponse.

FNLMS : Fast Normalized Least Mean Square.

LMS : Least-Mean Square.

NLMS : Normalized Least Mean Square.

RIF : Réponse impulsionnelle Finie.

RII : Réponse impulsionnelle Infinie.

RSB : Rapport Signal à Bruit.

SM : System Mismatch.

SSP : Soustraction Spectrale de Puissance.

SSA : Soustraction Spectrale d'Amplitude.

TFD : Transformée de Fourier Discrète (ou DFT : Discrete Fourier Transform).

Introduction générale

La parole est un moyen de communication privilégié entre les humains, constitue une grande partie des messages transmis en télécommunications. Avec l'avènement des télécommunications mobiles grand public, le besoin d'améliorer la prise de son, notamment en réduisant la gêne due au bruit, s'est fait de plus en plus présent. Les techniques de réduction du bruit sont soumises à un compromis entre le niveau effectif de réduction et la distorsion qui affecte le signal de parole. Au vu des performances actuelles, il est souhaitable de supprimer plus de bruit tout en conservant un niveau de dégradation acceptable du signal restauré, ceci en particulier lorsque le niveau de bruit est important.

Dans le contexte de la radio téléphonie mobile et main libre en véhicule. L'insonorisation de l'habitacle (plusieurs sources de bruit) et le phénomène d'écho relié à la réflexion du son sur les parois de la voiture étaient et sont encore les grands problèmes techniques à résoudre.

S'ajoute à ceci, le problème du gain du haut parleur (H.P) du système mobile et le problème de retard lié au canal de transmission.

Généralement, les systèmes intègrent différents algorithmes relativement efficaces pour séparer les signaux, supprimer l'écho et annuler le bruit. Malheureusement, la performance de ces algorithmes est très dépendante de la façon dont on détecte l'activité vocale entre le locuteur lointain (le signal vocal provenant du haut-parleur) et le locuteur installé en véhicule (le signal à transmettre par le système). Dans les systèmes actuels, l'activité vocale pour chaque locuteur est évaluée par des algorithmes qui fonctionnent à base d'énergie.

Le problème de débruitage de la parole a été très largement abordé dans la littérature et se base généralement sur un système simple constitué d'un microphone. À partir d'une seule et unique observation constituée d'un mélange de parole et de bruit, le système doit être en mesure de réduire le bruit en vue de restaurer un signal moins bruité. Ceci est rendu réalisable par la formulation d'hypothèses sur les signaux : le bruit est généralement supposé stationnaire, ce qui permet de distinguer des composants dynamiques de la parole.

La réduction de bruit par les méthodes bi-capteurs est une technique relativement récente dans le domaine du traitement de signal. Elle vise à extraire des sources statiquement indépendantes à partir d'un mélange de ces sources.

Dans notre travail, nous étudions un nouvel algorithme de réduction de bruit avec une acquisition bi-capteur qui s'appelle NLMS bi-capteur rapide (BRNLMS), basé sur l'algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS), Et combiné avec une structure forward.

Nous représentons ci-après les différents chapitres de ce mémoire :

Chapitre 1 est divisé en deux parties : la première partie présente les principaux outils mathématiques du traitement numérique du signal. Dans la deuxième partie. Nous présentons une généralité sur la parole, le bruit et leurs caractéristiques.

Chapitre 2 présente en premier lieu, le filtrage adaptatif et les algorithmes de gradient stochastique (LMS, NLMS et FNLMS). En deuxième lieu, nous présentons différentes techniques de réduction de bruit mono/bi-capteur(s) pour le rehaussement du signal de parole.

Chapitre 3 présente la théorie d'un nouvel algorithme (BRNLMS) pour la réduction de bruit combiné avec la structure Forward.

Chapitre 4 présente les simulations de la technique de réduction de bruit par l'algorithme (BRNLMS) avec la structure Forward présentées dans le chapitre 3, et par les différents paramètres.

Ce présent document sera terminé par une conclusion générale.

Bibliographie

- [1] G. Blanchet et M. Charbit, 'traitement numérique du signal', Technique de l'Ingénieur. Collection pédagogique de Télécommunication, Hermès, 1998.
- [2] Christophe Doignon : 'traitement numérique du signal déterministe', Université de Louis Pasteur, 2008-2009.
- [3] F.Cottet, 'traitement du signal' Livre, 2005 Dunod, Paris.
- [4] Christophe Alleu, 'signal analogique et numérique', Académie de Poitiers, 2011.
- [5] Christian Juten, 'théorie du signal', Université de Joseph Fourier Grenoble, 2009.
- [6] A.Jutard et M.Betemps, 'Echantillonnage et reconstitution du signal', INSA de Lyon, 1998.
- [7] G. Dimitris Manolakis, K. Vinary Ingle, M. Stephen Kogon 'Statistical and Adaptive Signal Processing' article, 2005
- [8] Cyril Palpous, 'traitements pour la réduction de bruit, application à la communication parlée', Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, Décembre 2005.
- [9] A.sadaui, 'codage linéaire prédictif du signal parole', Thèse de Master, Université de Hassiba ben bouali de Chlef, juin 2013.
- [10] Assma Amehraye, 'débruitage perceptuel de la parole', Thèse de Doctorat, l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, mai 2009.
- [11] Samir Nefti, 'Segmentation automatique de parole en phones', Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, Décembre 2004.
- [12] P.Loizou, Speech enhancement : Theory and practice, CRC ;1 edition, 2007.

- [13]** Jamal EL MHAMDI1, Fakhita REGRAGUI et Mimoun HARNABI, 'Traitement adaptatif appliqué au signal sismique', Bulletin de l'Institut Scientifique, Rabat, 2008.
- [14]** Jacob Benesty, 'Filtrage adaptatif et analyse spectrale', INRS-EMT.2007.
- [15]** Thomas FILLON, 'Traitement Numérique du Signal Acoustique pour une Aide aux Malentendants', Thèse de Doctorat, École Doctorale d'Informatique Télécommunication et Électronique de Paris, Décembre 2004.
- [16]** C.Palpous, C.Marron, L.Mauury, et P.Scalart, 'Two-step Noise Reduction Technique,'IEEE Intl, Conf. Acoust, Speech, Signal Processing, Montréal, Canada, Vol. 1, PP.289-292, Mai 2004.
- [17]** Jacob Benesty, 'Algorithm du gradient stochastique (least-mean-square – LMS)', INRS-EMT, 2005.
- [18]** Cioffi J. kailath T. 'Fast recursive least squares transversal filtering. IEEE Transactions on Acoustics', Speech and Signal Processing 1984; ASSP-32:304-337.
- [19]** Benallal A, Benkrid A, 'A simplified FTF-type algorithm for adaptive filtering. Signal processing ', 2007; 87(5):904-917.
- [20]** Arezki M, Benallal A, Meyrueis P, Berkani D, 'A new algorithm with low complexity for adaptive filtering', IAENG Journal, Engineering Letters 2010; 18(3):205-211.
- [21]** Gazor S, Liu T, 'A family of adaptive algorithms with decorrelating proprieties', IEEE Transactions Signal Processing 1998; 46(3).
- [22]** Gazor S, Liu T, 'Adaptive filtering with decorrelating for coloured AR environment', IEE Processing – Vision, Image and Signal Processing, vol,152, Issue 6, IET, England, December 2005.
- [23]** A.Benallal et M.Arezki, 'A fast convergence normalized least-mean-square type algorithm for adaptive filtering', INTERNATIONAL JOURNAL OF ADAPTIVE CONTROL AND PROCESSING, Int. J.Adapt. Control Signal Process, 2013.

[24] S.F.BOLL,'suppression of acoustic Noise in Speech Using Spectral Subtraction',
IEEE Trans. Acoust, Speech, Signal Processing, Vol. ASSP-27, No.2, pp. 113-120, Avril
1979.