

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البلدية
Université SAAD DAHLAB DE BLIDA

قسم الإلكترونيك
Département d'électronique



Mémoire de master

Filière télécommunication

Spécialité réseaux et télécommunications

Présenté par

CHAIB Aziza

Et

AIT GHERBI Nesrine

Nouvelle version de l'algorithme adaptatif bi-capteurs en sous-bandes à pas d'adaptation variables

Proposé par : M. BENDOUMIA Rédha.

Année universitaire 2020-2021

Remerciements

Nous remercions tout d'abord Allah de nous avoir donné les capacités de faire ce travail jusqu'au bout et avoir guidé nos pas vers son élaboration.

Nous tenons ensuite à remercier notre encadreur Mr. BENDOUMJA REDHA pour avoir accepté de nous encadrer, nous le remercions énormément pour ses précieux conseils qu'il nous a prodigué tout au long de ce projet, pour sa disponibilité sa patience et son soutien, et surtout pour ses qualités professionnelles et humaines.

Un grand remerciement aux membres du jury chacun par son propre nom pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer notre mémoire.

Nous exprimons également notre gratitude à tous les professeurs qui ont collaboré à notre formation depuis notre premier cycle d'étude jusqu'à notre cycle universitaire, les enseignants de la faculté d'électronique de manière générale et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.

On ne saurait oublier de remercier nos chères parents, qui étaient toujours à nos cotés et qui nous ont aidé et soutenu, Nous leurs souhaitons la bonne santé et la longue vie, Incha Allah

On vous dit tous, MERCI

Dédicace

Je dédie ce travail : à DIEU le tout puissant de m'avoir donné le courage et la volonté pour accomplir ce modeste travail.

A Mon très cher Père Ali : Aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour et le respect que j'ai toujours pour vous. Rien au monde ne vaut les efforts fournis jour et nuit pour mon éducation et mon bien être. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation le long de ces années.

A Ma chère Mère Khadidja : Tu représente pour moi la source de tendresse et l'exemple de dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager. Tu as fait plus qu'une mère puisse faire pour que ses enfants suivent le bon chemin dans leur vie et leurs études.

A toute la famille Chaïb est spécialement Soumaya

A tous mes enseignants et spécialement mon encadreur MR. BENDOUMJA

Rédha

A tous mes amis qui m'ont aidé et encouragé,

Aziza

Dédicace

Je dédie ce travail avant tout à mes parents et le moins que je puisse faire aujourd'hui est de les remercier pour tous les efforts qu'ils ont fournis afin de toujours m'offrir le meilleur, que ce soit une bonne éducation, des moyens matériels et moraux, beaucoup de choses qui ne peuvent être compté ou même retourné.

Tout mon respect et mon amour pour vous, mes parents.

Sans oublier mes deux frères qui m'ont soutenu toute ma vie et aussi ma grand-mère.

Je remercie également tous mes amis et tous mes collègues à l'intérieur et à l'extérieur de l'université.

Nesrine

ملخص

لا تزال إشارة الكلام المرسل من أي جهاز حساسة للغاية لظروف الصوت في البيئة. هاته الحساسية لضوضاء، هي إحدى العقبات الرئيسية أمام الاستخدام العادي لإشارة الكلام في العديد من التطبيقات. هاته المشكلة تدفع الباحثين و المتخصصين إلى إيجاد حلول مثل استخدام عدة تقنيات لتعرف على أي مكبر صوت، بغض النظر عن الظروف المحددة لبيئة الصوت. في الوقت الحاضر، هناك عدد معتبر من التقنيات التي تسمح بتعزيز إشارة الكلام و حتى إلغاء الضوضاء مثل: فصل المصدر الأعمى. و هدفنا من خلال هاته الأطروحة: تحقيق هذا التحسين استنادا الى الهياكل و إلغاء ضوضاء مستشعر مزدوج، باستخدام خوارزمية الزخرفة الخلفية مع الفرعية متغيرة -خطوة التكيف مع النطاق. **الكلمات المفتاحية:** أنظمة الاتصالات السلكية و لا سلكية، تقليل الضوضاء، هياكل ثنائية.

Résumé

Toujours le signal de parole transmis par n'importe quel appareil est assez sensible aux conditions sonores de l'environnement. Cette sensibilité au bruit est un des freins majeurs à l'emploi normal du signal de la parole dans pas mal d'applications.

Ce grand problème, mène les chercheurs et les spécialistes à trouver des solutions qui reposent sur l'emploi de plusieurs techniques permettant de reconnaître tout locuteur, quelques soient les conditions spécifiques de l'environnement sonore.

De nos jours, il existe pas mal de techniques permettant le rehaussement du signal de parole et même l'annulation du bruit telle que la séparation aveugle de sources et notre objectif à travers ce mémoire est d'atteindre ce rehaussement en se basant sur les structures d'annulation du bruit bi-capteurs, en utilisant l'algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bande.

Mots clés: systèmes de télécommunication, réduire le bruit acoustique, les structures bi-capteurs.

Abstract

Still the speech signal transmitted by any device is quite sensitive to the sound conditions of the environment. This sensitivity to noise is one of the major obstacles to the normal use of the speech signal in many applications.

This major problem is leading researchers and specialists to find solutions that rely on the use of several techniques to recognize any speaker, regardless of the specific conditions of the sound environment.

Nowadays, there are quite a few techniques allowing speech signal enhancement and even noise cancellations such as blind source separation and our goal through this thesis is to achieve this enhancement based on structures. Dual-sensor noise cancellation, using the backward decorrelation algorithm with variable sub-band adaptation step.

Keywords : telecommunication systems, reduce acoustic noise, bi-sensor structures.

Liste des abréviations

- **LMS** : Least-Mean Square.
- **NLMS**: Normalized Least-Mean Square.
- **EQM** : Erreur Quadratique Moyenne.
- **RIF** : Réponse impulsionnelle fin.
- **SAF** : Subband Adaptive Filter.
- **NSAF** : Normalise de Subband Adaptive Filtering
- **SAS** : Separation Aveugle de sources.
- **USASI** : United States of American Standard Institute.
- **RSB** : Rapport Signal a Bruit.
- **SAD** : Symmetric Adaptive Decorrelation.
- **AD** : Adaptive decorrelation.
- **BSAD** : BackwardSymmetric Adaptive Decorrelation.
- **FSAD** : ForwardSymmetric Adaptive Decorrelation.
- **DAV** : Détecteur d'activité vocale.
- **NB-SAD** : NormalizedBackwardSymmetric Adaptive Decorrelation.
- **dB** : Decibel.

Table des matières

Introduction générale	1
------------------------------------	----------

Chapitre 01 : Filtrage adaptatif

1.1 Introduction.....	3
1.2 Filtre adaptatif.....	3
1.2.1 principe	3
1.2.2 Classification de filtre adaptatif.....	4
1.2.3 Choix de l'algorithme.....	5
1.2.4 Application de filtre adaptatif	5
a) Identification des systèmes	5
b) Prédiction.....	6
c) Modélisation inverse, égalisation, déconvolution	6
d) Annulation d'interférence (annulation d'écho, de bruit).....	7
1.3 Algorithme LMS	7
1.4 Algorithme NLMS	10
1.5 Filtre adaptatif en sous-bandes.....	10
1.5.1 Identification en sous-bandes par des filtres séparés.....	13
1.5.2 Identification en sous-bandes par un seul filtre.....	15
1.6 Réduction du bruit.....	16
1.6.1 Méthode mono-capteur	16
1.6.2 Structure bi-capteurs.....	17
1.6.3 Structure récursive (Backward)	19
1.6.4 Structure directe (Forward).....	20
1.6.4.1 Avantages de la structure directe (Forward).....	22
1.6.4.2 Inconvénient de la structure directe (Forward)	22

1.7 conclusion.....	22
---------------------	----

Chapitre 02: Présentation de l'algorithme proposé

2.1 Introduction.....	23
2.2 Parole.....	23
2.2.1 Classification du son de la parole	23
2.2.2 Son voisés	24
2.2.3 Sons non-voisés	25
2.2.4 Silences	26
2.3 Bruit acoustique	26
2.3.1 Définition	26
2.3.2 Types de bruit.....	26
a) Bruit blanc.....	26
b) Bruit coloré	27
c) Bruit USASI.....	27
2.4 Rapport signal sur bruit RSB.....	27
2.5 Mélange linéaire convolutif	28
2.6 Algorithme de décorrélation symétrique adaptatif en pleine bande (SAD)	29
2.6.1 Principe	29
2.7 Algorithme SAD récursif (B-SAD).....	31
2.8 Algorithme SAD en sous-bandes	32
2.8.1 Algorithme de décorrélation symétrique adaptative backward BSAD :.....	32
2.8.3 Algorithme BNSAD avec pas d'adaptation variable	35
2.8 Conclusion	38

Chapitre 03: Résultats de simulations.

3.1 Introduction.....	39
3.2 Signaux générés en simulation.....	39

3. 2.1 Signaux de test.....	39
3.2.2 Signal du bruit.....	40
3.2.3 Réponses impulsionnelles	40
3.2.4 Signaux des mélanges convolutif.....	41
3.3 Filtre d'analyse et de synthèse.....	42
3.4 Mesure de performance	43
3.4.1 Erreur Quadratique Moyenne (EQM).....	45
3.5 Conclusion	47
Conclusion générale.....	50
Bibliographie.....	51

Liste des figures

Chapitre 01 : Filtrage adaptatif.

Figure 1.1 : Schéma de principe de base d'un filtre adaptatif.

Figure 1.2: Identification d'un système.

Figure 1.3: Principe de la prédiction.

Figure 1.4 : Principe de la modélisation inverse.

Figure 1.5 : Annulation d'interférence.

Figure 1.6 : Structure typique d'un filtre adaptatif utilisant le signal d'entrée et le signal d'erreur pour l'adaptation de ses coefficients.

Figure 1.7 : Banc de filtre.

Figure 1.8 : Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes.

Figure 1.9 : Opération de décimation par un facteur $D[7]$.

Figure 1.10: Opération d'interpolation par un facteur I .

Figure 1.11 : Principe du filtrage adaptatif en sous bande.

Figure 1.12 : La structure du filtrage adaptatif en sous-bandes.

Figure 1.13: Principe de débruitage mono-capteur.

Figure 1.14 : Structure complète d'un mélange convolutif M -capteurs.

Figure 1.15 : Structure simplifiée d'un mélange convolutif M -capteurs.

Figure 1.16 : Structure de séparation de source récursive (backward).

Figure 1.17 : Structure de séparation de source directe (forward).

Chapitre 02 :

Figure 2.1 : Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude.

Figure 2.2 : Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude.

Figure 2.3 : Illustration d'un mélange convolutif.

Figure 2.4 : Structure de l'algorithme de decorrelation adaptatif.

Figure 2.5 : Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward.

Figure 2.6 : Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Bakward.

Figure 2.7 : Structure de l'algorithme BNSAD Avec pas adaptation fixe.

Figure 2.8 : Structure de l'algorithme de BNSAD avec pas adaptation variable VS-BNSAD.

Chapitre 03 :Résultats de simulations.

Figure 3.1. Signal de parole $s(n)$.

Figure 3.2. Signal de bruit USASI $b(n)$.

Figure 3.3. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$.

Figure 3.4. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$.

Figure 3.5. Signal de mélange convolutif $p_1(n)$.

Figure 3.6. Signal de mélange convolutif $p_2(n)$.

Figure 4.8. Les réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes.

Figure 3.9. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes 4SB.

Figure 3.10. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour huit sous-bandes 8SB.

Figure 3.11. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes en pleine bande, et en sous-bandes (4SB) et algorithmes proposé quand $\mu_1 = \mu_2 = 0.2$, $\mu = 0.9$.

Figure 3.12. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes en pleine bande, et en sous-bandes (4SB) et algorithmes proposé quand $\mu_1 = \mu_2 = 0.5$, $\mu = 0.9$.

Figure 3.13. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes en pleine bande, et en sous-bandes (4SB) et algorithmes proposé quand $\mu_1 = \mu_2 = 0.9$, $\mu = 0.9$.

Figure 3.14 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ en pleine bande

Figure 3.15 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ en pleine bande.

Figure 3.16 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ en sous-bande.

Figure 3.16 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ proposé.

Introduction général

Il est désormais devenu possible et courant pour le grand public de bénéficier d'outils de communication mobiles et de téléphoner de partout dans des environnements aussi divers et variés que la rue, comme la voiture mais malheureusement ces lieux ne bénéficient pas du calme. La gêne provoquée par la perturbation qualifiée de bruit qui est un phénomène aléatoire et acoustique et qui possède plusieurs caractéristiques comme l'intensité et la fréquence, produisant une sensation auditive considérée comme désagréable.

Ce bruit existe dans de nombreux domaines tels que : La téléconférence et visioconférence, la téléphonie, les terminaux mains-libres, la restauration d'enregistrements anciens... etc.

La gêne pour le locuteur et pour celui qui subit les perturbations via le téléphone c'est-à-dire l'auditeur n'est pas du tout de même nature. L'auditeur est le plus gêné à cause de l'absence du contrôle sur le milieu acoustique. Ce bruit peut altérer la qualité de la communication qui est un processus complexe qui dépend de plusieurs éléments, dénaturer le message communiqué, rendre difficilement perceptible l'information ou causer sa perte partielle ou totale.

Puisque l'homme a besoin de bien communiquer et cela par le bon raisonnement du signal de parole, donc il est indispensable de bien extraire l'information utile en mettant en place des méthodes adaptatives bi-capteurs pour le rehaussement de la parole et l'annulation du bruit.

Notre travail qui viendra par la suite, a pour but de développer un algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bandes après avoir détaillé trois chapitres qui posséderont les éléments suivants :

Chapitre 1: Ce chapitre va contenir une explication du filtrage adaptatif en générale comme va parler de ce dernier en sous-bandes.

Ensuite, on va parler de l'algorithme LMS et sa version normalisée NLMS.

Puis, on va parler de la réduction du bruit par différentes méthodes telles que : la méthode mono-capteur, bi-capteurs et Backward sur laquelle on va appliquer notre algorithme.

Chapitre 2 : Dans ce chapitre on va citer les différents types de son et de bruit et leurs caractéristiques, du silence, du rapport signal sur bruit, comme on va présenter notre algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bandes

Chapitre 3 : Dans ce chapitre on va présenter les différents résultats obtenus après la simulation de notre algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bandes et ces performances.

Chapitre 01 : filtrage adaptatif

1.1 Introduction

Notre travail dans ce chapitre sera un extrait explicatif tout d'abord de ce qu'on appelle le filtrage adaptatif, pour lequel on utilise un filtre numérique dont les coefficients évoluent en fonction des signaux reçus qui seront estimés par des algorithmes récursifs, au sens d'un certain critère.

Par la suite, on va parler de ce filtrage adaptatif mais cette fois-ci en sous-bandes, ce qui consiste à diviser le spectre d'un signal en certain nombre de bandes fréquentielles en raison d'avoir plus d'avantages puisqu'on transforme un problème de traitement global du signal d'origine en un ensemble de sous-problèmes, chacun plus simple que lui et facile à résoudre. Encore, il y a l'algorithme LMS et sa version normalisée NLMS qui vont occuper une place dans ce chapitre, ils sont très simples, la raison pour laquelle ils sont très populaires. Ce sont des structures moins complexes mais très efficaces qui conduisent à un résultat très efficace. Comme on a vu les différentes méthodes de réduction du bruit telle que : la méthode mono-capteur, bi-capteur et backward.

1.2 Filtre adaptatif

Vers la fin des années 1950, il y avait eu des premiers travaux sur les filtres adaptatifs qui ont pour principe de déterminer un ensemble de coefficients d'un système qui évolue dans le temps. Quand on modifie les paramètres et les coefficients d'un filtre, selon un critère donné ainsi que l'évolution du système, il devient adaptatif, dès l'apparitions d'une nouvelle valeur du signal.

L'adaptation dans le filtre numérique est généralement associée à un fonctionnement en temps réel, ce qui conduit à la mise en œuvre de filtre à coefficients variables où ces derniers sont modifiés selon un critère d'optimisation donné, dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible, comme il est réalisé suivant un algorithme d'adaptation qui est déterminé en fonction de l'application [1].

1.2.1 Principe

La figure suivante éclaircie ce principe-là :

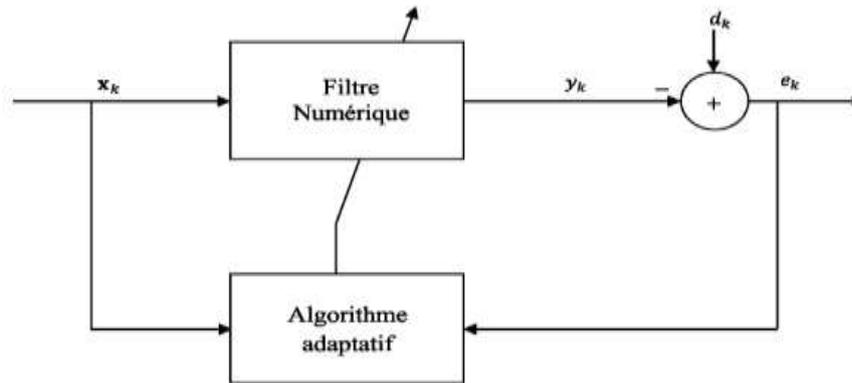


Figure 1.1 : Schéma de principe de base d'un filtre adaptatif.

Le signal d'entrée $x(n)$ est convolué avec le filtre $\mathbf{w}(n)$, ce qui donne $\mathbf{y}(n)$ qui est un signal à la sortie du filtre et sera comparé avec le signal désiré $d(n)$.

Après avoir faire la différence entre $d(n)$ et $\mathbf{y}(n)$, on obtiendra un signal d'erreur $\mathbf{e}(n)$, pour faire la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif $\mathbf{W}(n)$

Pour faire diminuer la différence entre la sortie du filtre $\mathbf{y}(n)$ et le signal désiré $d(n)$, il faut que les coefficients du filtre variaient en fonction du signal d'erreur $\mathbf{e}(n)$ à chaque itération [2].

Il faut diminuer $\mathbf{e}(n)$ jusqu'à l'obtention d'une valeur nulle dans certain cas.

A ce moment, les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter.

- Pour minimiser l'EQM : erreur quadratique moyenne, le filtre adaptatif sert à ajuster le paramètre w .

1.2.2 Classification des filtres adaptatifs

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
- filtrage de Kalman

1.2.3 Choix de l'algorithme

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [1] :

- 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 cette « 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
- La complexité (en nombre de MIPS)
- La structure (se prêtant plus ou moins à l'implémentation en VLSI)
- Les propriétés numériques (stabilité –précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients (problèmes d'implémentation en virgule fixe).

1.2.4 Application de filtre adaptatif

a-Identification des systèmes

Le problème qui concerne en particulier les automaticiens, est de déduire la fonction de transfert et le comportement d'un système inconnu à partir de la connaissance de son excitation $x(n)$ et de sa sortie $y(n)$. Le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du système et son estimation à la sortie du filtre. La figure ci-dessous représente le principe de l'identification, dont $d(n)$ est la sortie du système que l'on souhaite identifier [3].

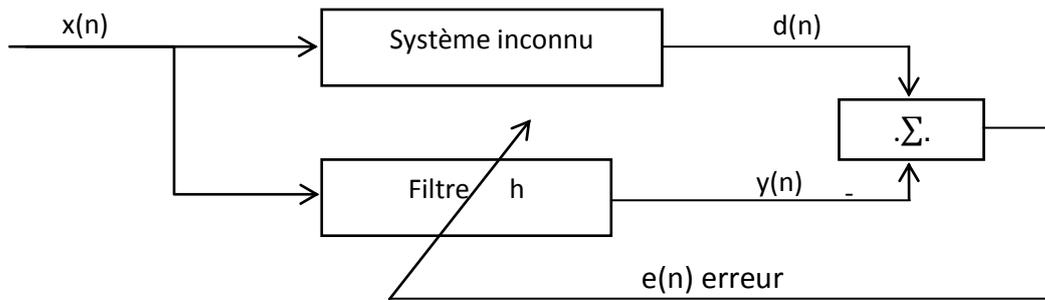


Figure 1.2: Identification d'un système.

b-Prédiction

Connaissant la mesure d'un signal à l'instant n , nous cherchons à prédire sa valeur à cet instant en utilisant ses valeurs aux instants précédents. Ce prédicteur correspond souvent à une estimation de $x(n)$ débarrassée des parasites éventuels. Elle se fait selon le schéma de principe ci-dessous.

$x(n)$ est le signal à l'instant k et $y(n)$ le signal prédit à partir du signal aux instants précédents

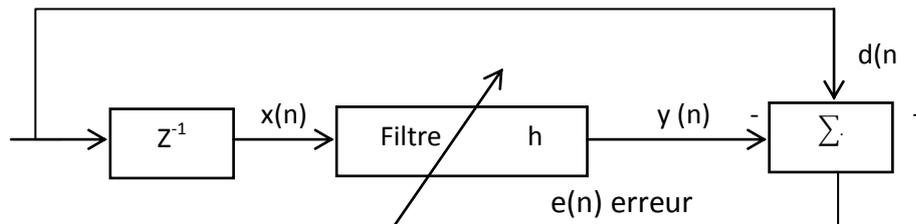


Figure 1.3:Principe de la prédiction.

c)Modélisation inverse, égalisation, deconvolution

Le signal $x(n)$ est déformé par un système. C'est le cas par exemple dans les systèmes de transmission (distorsion par le canal de transmission). La déformation peut toujours être modélisée comme étant le passage de $x(n)$ dans un filtre de fonction de transfert $H(n)$.

Puis traiter $x^*(n)$ par le filtre de fonction de transfert inverse $G(z)=1/H(z)$.

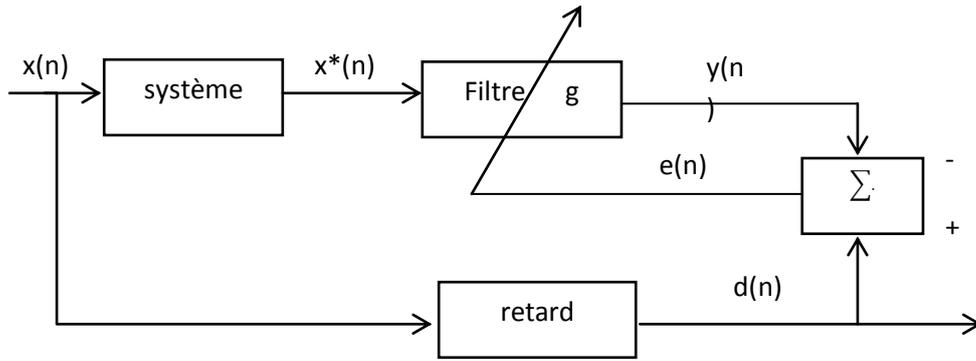


Figure 1.4 :Principe de la modélisation inverse.

d) Annulation d'interférence (annulation d'écho, de bruit)

L'opération d'annulation d'interférence est illustrée par le schéma de la figure ci-dessous.

Elle a comme objectif la restitution du signal utile sans ne lui causer aucune distorsion.

En fait, il s'agit d'estimer le bruit qui entache notre signal utile via un filtre, puis par la suite le soustraire du signal reçu pour acquérir à la fin le signal utile tout seul.

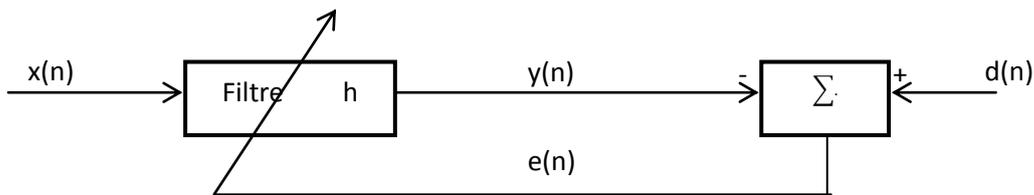


Figure 1.5 :Annulation d'interférences.

1.3 Algorithme LMS

L'algorithme LMS a été développé par Widrow pour étudier la machine de reconnaissance des formes. C'est l'algorithme du filtrage adaptatif le plus utilisé grâce à sa simplicité et de sa robustesse. Il est basé sur une équation récursive qui permet d'ajuster les coefficients du filtre d'une façon automatique afin que l'erreur e_n

soit minimisée et les coefficients du vecteur du filtre $\mathbf{w}(k)$ convergent d'une façon itérative vers la solution optimale $\mathbf{w}[4]$.

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}(n)$$

1.1

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}_n^T \mathbf{x}(n) \quad 1.2$$

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{x}_n^T \mathbf{x}(n) \quad 1.3$$

où

μ : paramètre constant appelé pas d'adaptation, qui détermine la stabilité et la convergence de l'algorithme.

$\mathbf{x}(n)$: le signal d'entrée.

$\mathbf{y}(n)$: le signal à la sortie du filtre.

$\mathbf{w}(n)$: le vecteur du filtre.

$\mathbf{d}(n)$: le signal désiré.

$\mathbf{e}(n)$: le signal d'erreur.

la stabilité de l'algorithme est assurée par le choix du paramètre μ dans l'intervalle

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$$

λ_{\max} : la plus grande valeur propre de la matrice de l'autocorrélation R du signal d'entrée x_k

$$\lambda_{\max} = \text{trace}(R)$$

$$\text{trace}(R) = N P_x$$

R : matrice de signal de l'autocorrélation.

Trace : la trace de la matrice.

N : la longueur du filtre.

P_x : la puissance moyenne du signal d'entrée.

Le pas d'adaptation μ dépend de l'énergie du signal d'entrée, il est inversement proportionnel à cette dernière.

Pour assurer la stabilité de l'algorithme LMS, il faut faire un choix minutieux de la limite maximale de μ . un signal fort doit utiliser un petit pas d'adaptation, tandis qu'un faible signal peut utiliser un pas d'adaptation de grande valeur.

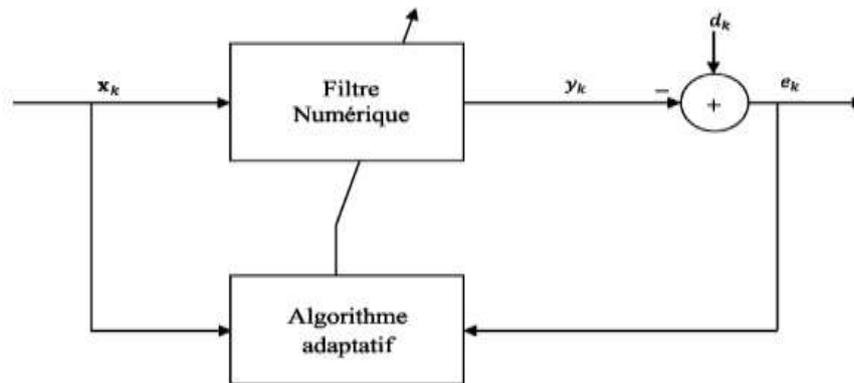


Figure1.6 : Structure typique d'un filtre adaptatif utilisant le signal d'entrée et le signal d'erreur pour l'adaptation de ses coefficients.

Le problème de stabilité lié à puissance du signal d'entrée est résolu par la normalisation de ce dernier par sa puissance. Cette opération a mené à une nouvelle variante de l'algorithme LMS appelée algorithme LMS normalisé (NLMS)

☞ **Caractéristiques de l'algorithme LMS**

- L'algorithme LMS est très simple
- Les performances du LMS dépendent de trois facteurs :
 - Le pas d'adaptation μ
 - Les valeurs propres et λ de la matrice R
 - La longueur L du filtre h
- 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
- Le temps de convergence de l'algorithme LMS dépend du conditionnement $\lambda(R)$ de la matrice d'autocorrélation R plus $\lambda(R)$ est grand et plus le LMS met du temps à converger

1.4 Algorithme NLMS

L'algorithme NLMS est une variante améliorée de l'algorithme LMS, il est obtenu par la normalisation du signal d'entrée, dans l'équation récursive de l'adaptation des coefficients du filtre, par son énergie l'équation d'adaptation résultante est donnée par [5] :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{e}(n) \frac{\mathbf{x}(n)}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \quad 1.4$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n) + \mu_k \mathbf{e}(n) \mathbf{x}(n) \quad 1.5$$

$$\mu_k = \frac{\mu}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \quad 1.6$$

Le pas d'adaptation résultant μ_k est à temps variable, il est indépendant de l'énergie du signal d'entrée. Cette normalisation a permis d'améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme NLMS comparativement à celle de l'algorithme LMS. Le pas d'adaptation est limité dans l'intervalle

$$0 < \mu < 2$$

1.5 Filtre adaptatif en sous-bandes

Pour faciliter les applications du filtrage adaptatif et pour fixer une ou plusieurs bandes de fréquence là où se trouve l'information, il est très nécessaire de décomposer le signal d'entrée en plusieurs composantes en sous-bandes.

Tout ça est pour obtenir une série de signaux représentatifs d'une bande de fréquence du signal original.

Quand un ensemble de filtres numériques travaille en parallèle et découpe la bande de fréquence en N sous-bandes, forme ce qu'on appelle un banc de filtres, voir la figure (1.7) qui représente une analyse/synthèse en sous-bandes par banc de filtres [6].

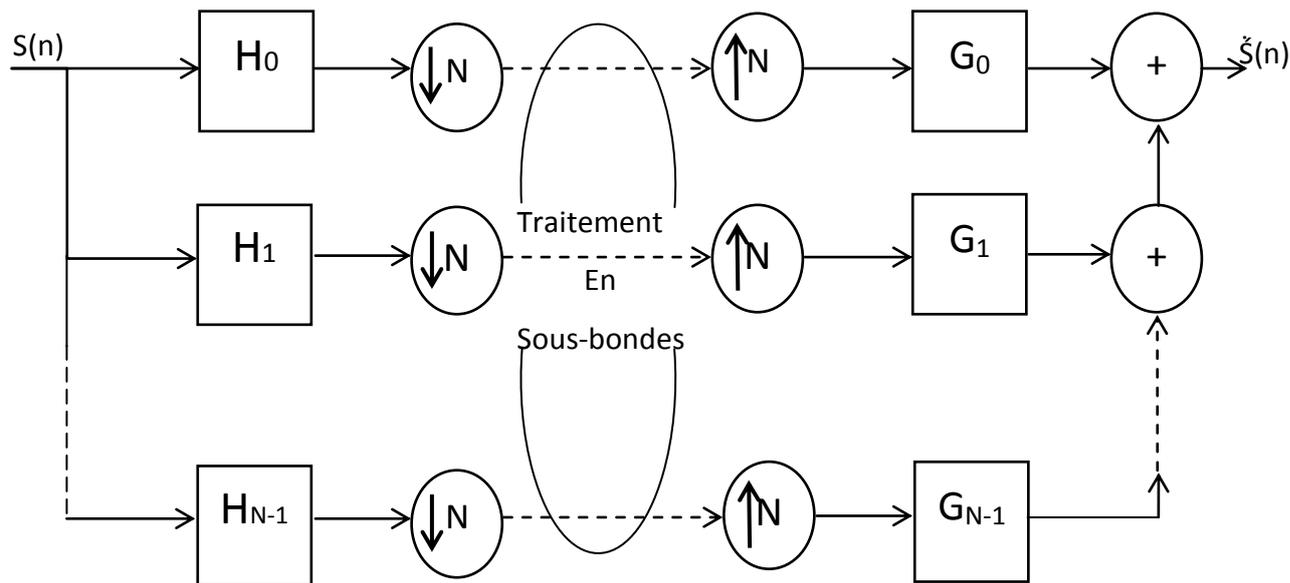


Figure 1.7 Banc de filtres.

Avec :

H_i : Sont des éléments du banc de filtre d'analyse qui sont suivis de décimateurs par facteur entier N .

G_i : Sont les éléments du banc de filtre de synthèse qui sont précédés par des interpolateurs par facteur entier t .

On obtient un signal filtré par un ensemble de N filtres passe-bande à supports disjoints (exemple avec 4 bandes qui sera représenté par la figure qui viendra par la suite), après avoir simplifié et supposé l'existence du filtre idéal. Donc, on obtiendra N sous-signaux correspondants chacun à une partie du spectre du signal original [6].

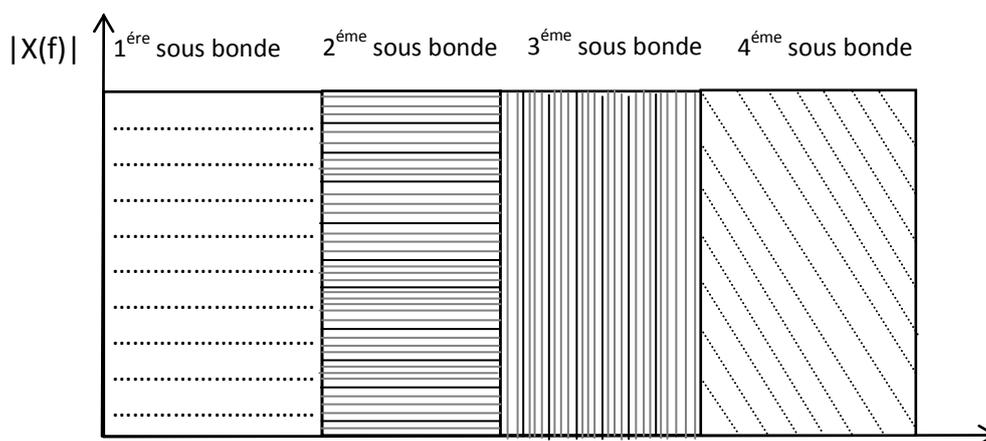


Figure 1.8 : exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes

- **Décimation**

Le décimateur est un opérateur de sous-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret et il ne retient que les échantillons de $s(n)$ qui se produisent à des instants aux multiples de D . Tout ça est montré par la figure qui vient par la suite [7].

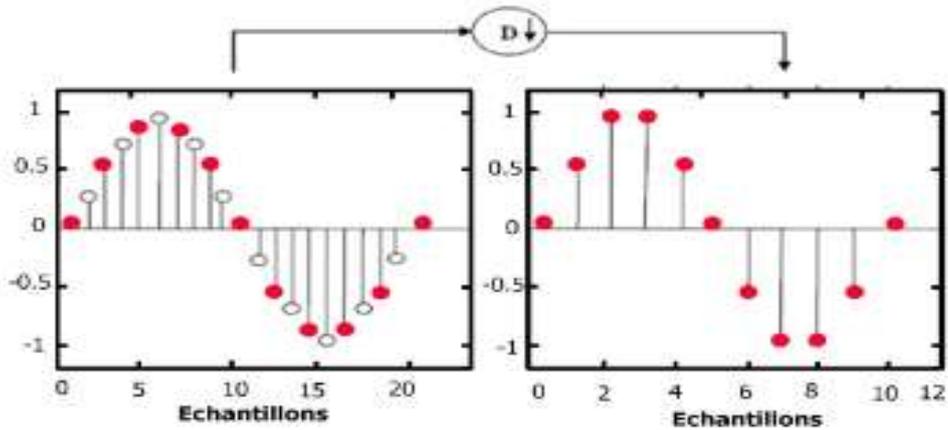


Figure 1.9 :Opération de décimation par un facteur D [7].

On exprime la sortie de la décimation par :

$$S_d(K) = S(KD) \tag{1.7}$$

Avec :

D : Facteur de décimation.

K : Indice de temps décimé.

L'entrée et la sortie du décimateur D dans le domaine de la transformé en Z sont reliées par :

$$S_D(z) = \frac{1}{D} \sum_{l=0}^{D-1} s(z^{1/D} e^{-j2\pi l/D}) \tag{1.8}$$

- **Interpolation**

L'interpolateur est un opérateur de sur-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret qui augmente le taux d'échantillonnage du signal d'entrée $s(n)$. Pour cela il insert $(I-1)$ échantillons nuls entre chaque paire adjacente d'échantillons d'entrée [6], en utilisant la relation suivante :

$$S_l = \begin{cases} s(N/l), & N=0, \pm l, \pm 2l, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Avec :

l : Facteur d'interpolation.

N : Indice temporel de la séquence interpolée $s_l(n)$.

L'entrée et la sortie de l'interpolateur l dans le domaine de la transformée en Z sont reliées par :

$$S_l(z) = S(z^l)$$

1.9

On donne le graphe de cet opérateur par :

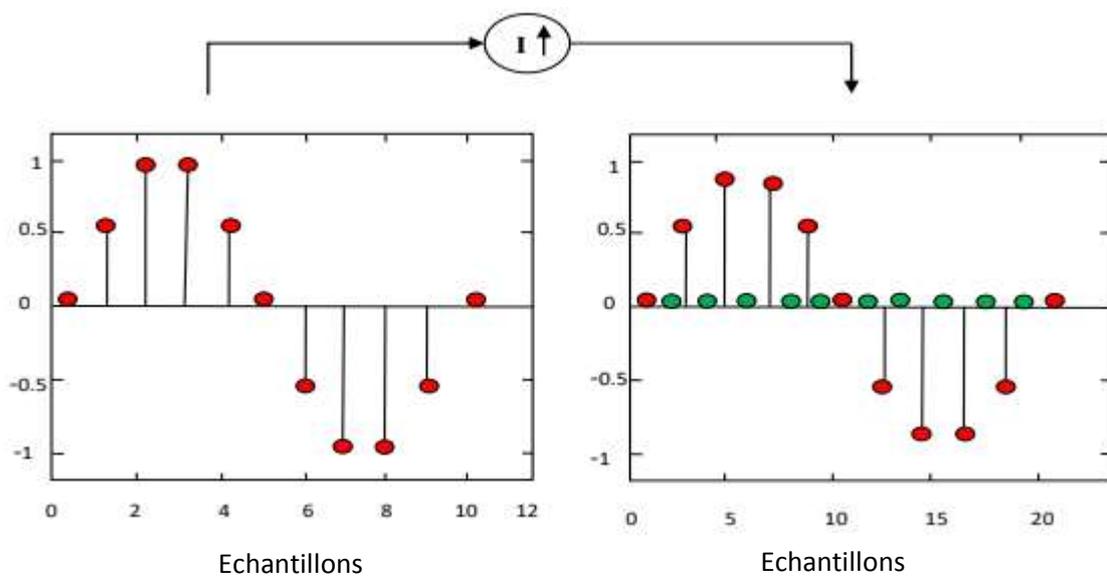


Figure 1.10: Opération d'interpolation par un facteur l [7].

On peut citer pas mal d'applications telles que :

- L'analyse en sous-bandes des signaux.
- Le codage en sous-bandes des signaux en vue de leur transmission ou de leur stockage.
- Le filtrage adaptatif en sous-bandes.

1.5.1 Identification en sous-bandes par des filtres séparés

En raison d'augmenter la vitesse de convergence sans avoir changer la complexité des calculs par rapport aux algorithmes en plein bande, le filtrage adaptatif en sous-bandes a été mis en jeu.

Il sert à partitionner le signal d'entrée en ensemble de sous-signaux préalables pour faciliter le traitement ainsi pour faciliter la manipulation de l'information. Ce principe est expliqué par la figure qui vient par la suite.

Derrière toute identification d'une réponse impulsionnelle par le filtrage adaptatif en sous-bandes, il y a un but qui est de décomposer le signal désiré $d(n)$ en sous-bandes par le filtre d'analyse, ainsi que pour le signal d'entrée $x(n)$.

On donne l'équation de la mise à jour des filtres $W_i(n)$ par la relation suivante :

$$w_i = w_i(n-1) + \mu_i e_{i,D}(n) x_{i,D}(n)$$

1.10

$$Ou=1,2,\dots,N \text{ et } 0 < \mu_i < \frac{2}{\lambda_{max}}$$

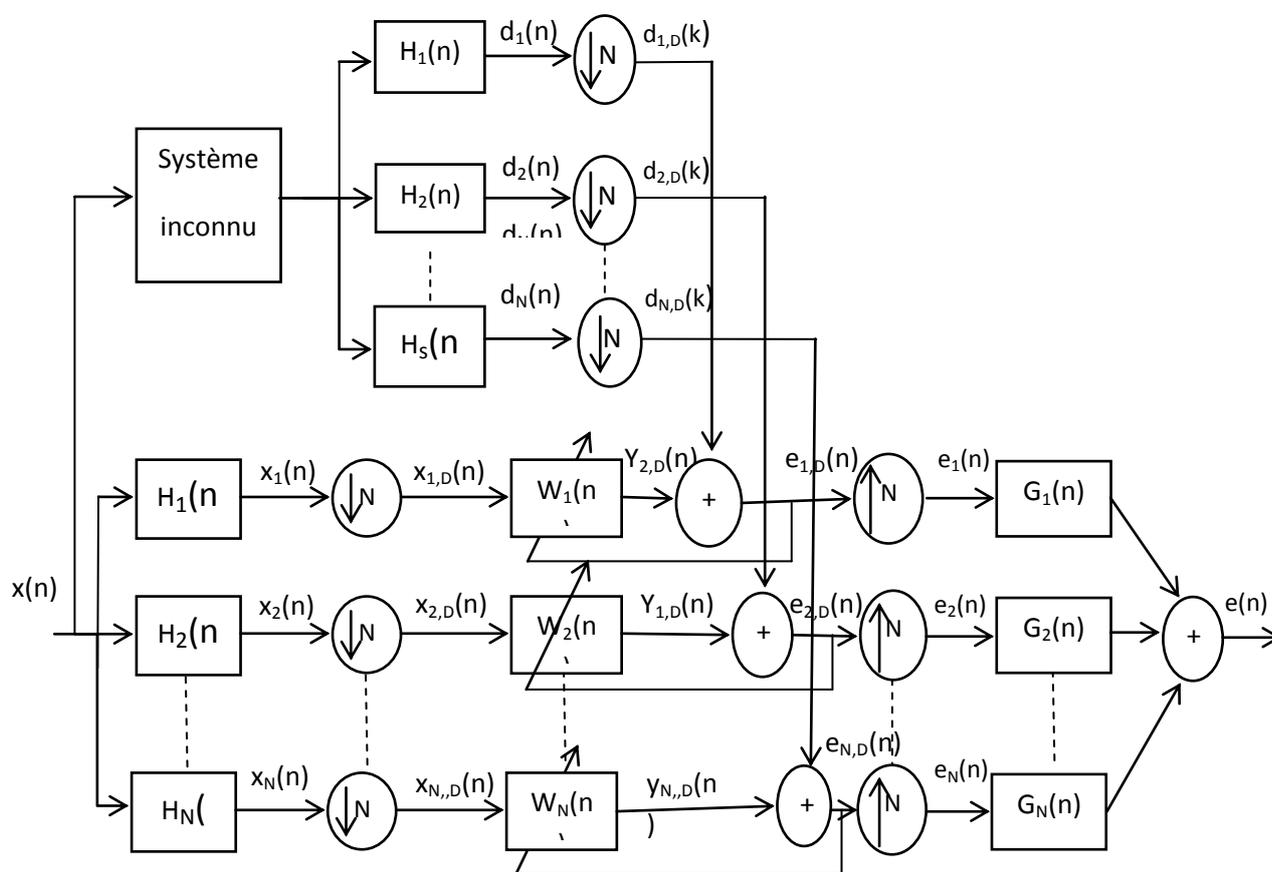


Figure 1.11 : Principe du filtrage adaptatif en sous bandes.

1.5.2 Identification en sous-bandes par un seul filtre

On représente la structure du filtrage adaptatif en sous-bandes par la figure suivante :

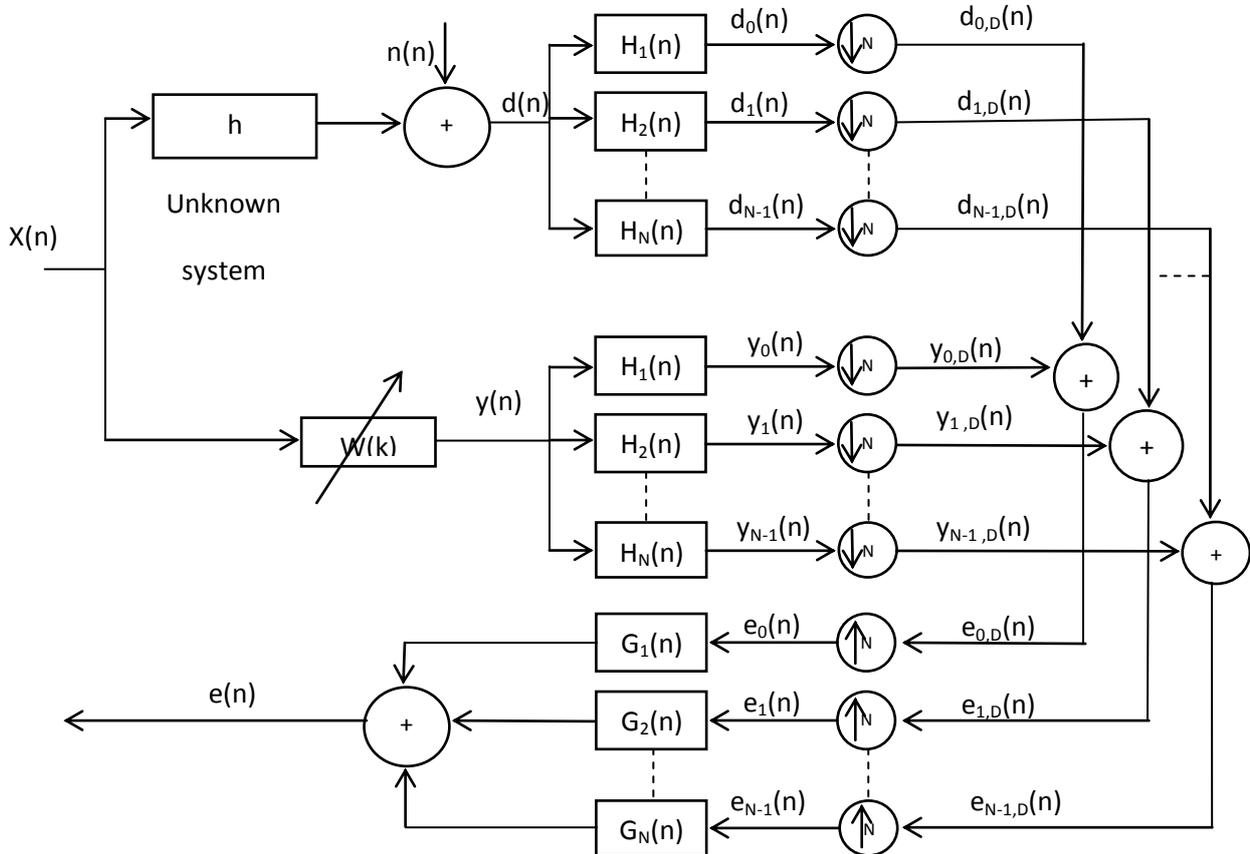


Figure 1.12 : La structure du filtrage adaptatif en sous-bandes.

Avec :

- $d(n)$: La réponse désirée.
- $Y(n)$: Le signal à la sortie filtre.
- $H_1(n), \dots, H_N(n)$: Filtre d'analyse.
- $d_i(n)$ et $y_i(n)$: Signaux sous-bandes. Pour $i=1, \dots, N$; qui sont décimés par le facteur D .

Après ça on obtiendra $d^i, D(n)$ et $y_i, D(n)$.

D'abord, on donne le signal à la sortie du filtre pour chaque sous-bande par :

$$\mathbf{y}_{i,D}(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}_i(n) \quad 1.11$$

Avec $\mathbf{x}_i(n)=[x_i(nN),x_i(nN-M),\dots ,x_i(nN-M+1)]$

$X_i(n)$ est l'entrée de $i^{\text{ème}}$ sous bande

Ensuite, on a le signal d'erreur décimé de chaque sous-bande à la sortie du filtre qui est le suivant :

$$\mathbf{e}_{i,D}(n)=\mathbf{d}_{i,D}(n) -\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}_i(n) \quad 1.12$$

avec $i=0,\dots,N$

En minimisant la fonction cout suivante :

$$f[\mathbf{w}^T(n+1)]=\|\mathbf{w}^T(n+1)-\mathbf{w}^T(n)\|^2 \quad 1.13$$

pour l'ensemble des bandes, on peut écrire donc :

$$\mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}_i(n)=\mathbf{d}_{i,D}(n) \quad 1.14$$

Avec $i= 0,\dots,N-1$

On donne l'équation de la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif en fonction des signaux d'entrée de toutes les sous-bandes de l'algorithme NSAF (Normalise Subband Adaptive Filtering) comme suit :

$$\mathbf{w}(n)=\mathbf{w}(n-1)+\mu\sum_{l=0}^{N-1} \frac{X_l(n)}{\delta+\|\mathbf{x}_l(n)\|^2} e_l(n) \quad 1.15$$

Cette dernière a la même forme que l'algorithme NLMS.

Pour la convergence de l'équation de NSAF, la condition est : $0<\mu<2$

Avec μ : est le pas d'adaptation

1.6 Réduction du bruit

1.6.1 Méthode mono-capteur

Dans cette partie, nous allons analyser la technique la plus ancienne pour la réduction du bruit, où un seul capteur est utilisé [7].

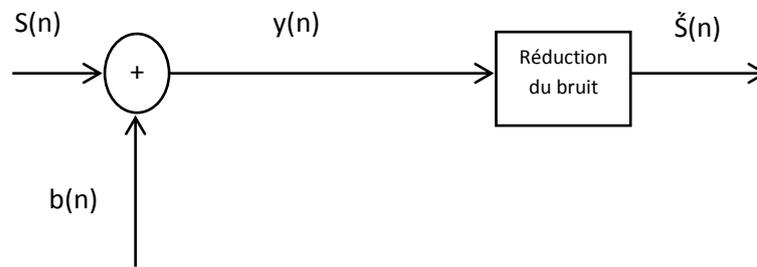


Figure 1.13: Principe de débruitage mono-capteur.

Avec :

s(n) : signal d'entrée.

b(n) : signal de bruit.

y(n) : signal de parole bruité et échantillonné.

1.6.2 Structure bi-capteurs

Afin d'annuler le bruit, on utilise ce qu'on appelle la structure bi-capteurs, qui exige l'utilisation de deux microphones : une source de parole (locuteur) et une autre source de perturbation (un bruit)[8].

Juste après, on va définir le modèle de mélange convolutif.

Le rôle des mélanges convolutifs est de faire la déformation du signal propagé ensuite la modéliser par un filtrage entre la source et l'observation ;

Tout ça nous mène à une formule mathématique sous forme d'une convolution.

Ma figure suivante représente le modèle complet du mélange convolutif linéaire entre le signal de parole et le bruit.

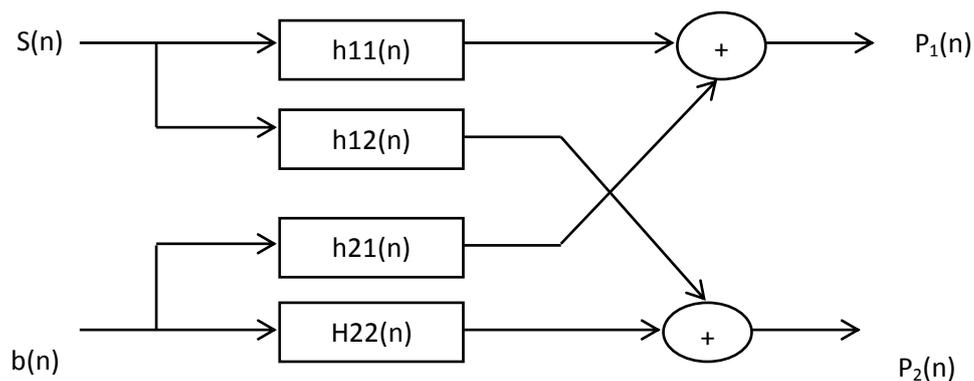


Figure 1. 14 : Structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs.

Avec :

$S(n)$: Le signal parole.

$b(n)$: Le bruit.

$p_1(n)$ et $p_2(n)$: Représentent respectivement les deux signaux bruités obtenus à la sortie du mélange convolutif bi-capteurs.

$h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: Sont les réponses impulsionnelles directes de chaque canal.

$h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$: Représentent le couplage croisé entre les sources et les microphones.

On donne les équations des signaux observés à la sortie de ce mélange comme suit :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad 1.16$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad 1.17$$

On prend un modèle du mélange convolutif simplifié comme suit :

$$h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n) \quad 1.18$$

ou $\delta(n)$ est l'impulsion de Dirac.

On représente le modèle du mélange convolutif simplifié par la figure qui vient par la suite et ça se réalise quand on considère que le premier microphone est placé près du locuteur et le deuxième près de la source de bruit, avec une petite distance entre les deux microphones [7].

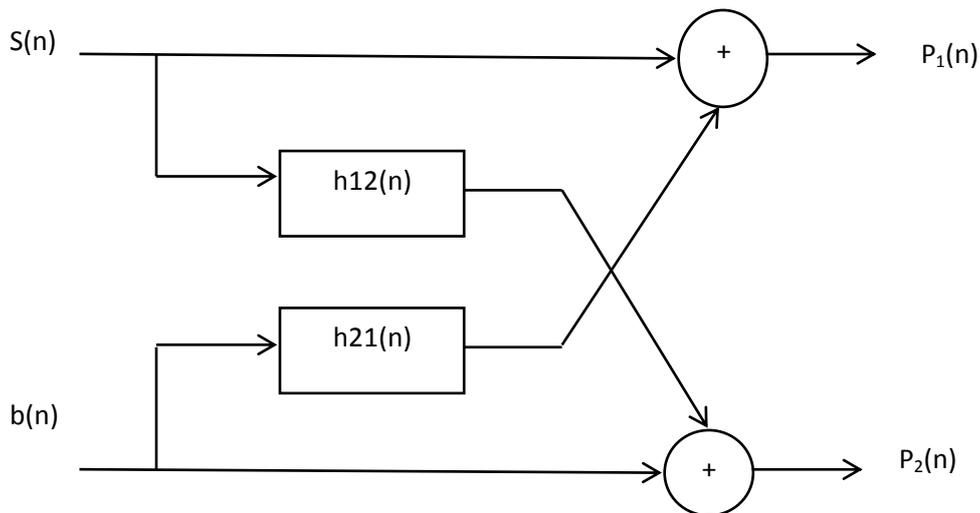


Figure1.15 : Structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteurs.

$$P_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad 1.19$$

$$P_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad 1.20$$

1.6.3 Séparation aveugle de sources (SAS) :

Les techniques de SAS ont été appliquées premièrement dans le domaine de traitement de signal acoustique, dont les signaux acoustiques provoquent le mélange de plusieurs sources [7][9].

Le rôle principale de SAS est de restaurer un ensemble de signaux de sources dus aux observations bruitées, c'est-à-dire qui représentent des mélanges entre les signaux de sources et les réponses impulsionnelles du milieu, ce qui conduit à ce qu'on appelle une séparation aveugle parce qu'on admet le peu d'informations à priori sur les signaux de sources et le système du mélange.

Il existe deux structures appelées Directe (Forward) et récursive (Backward) qui sont utilisées pour extraire les signaux de sources à partir de la connaissance des signaux de mélange.

a) Structure récursive (Backward)

Cette structure s'applique quand chaque sortie du système de séparation est une combinaison linéaire d'une observation $p_1(n)$ et $p_2(n)$ et l'autre sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$. [10]

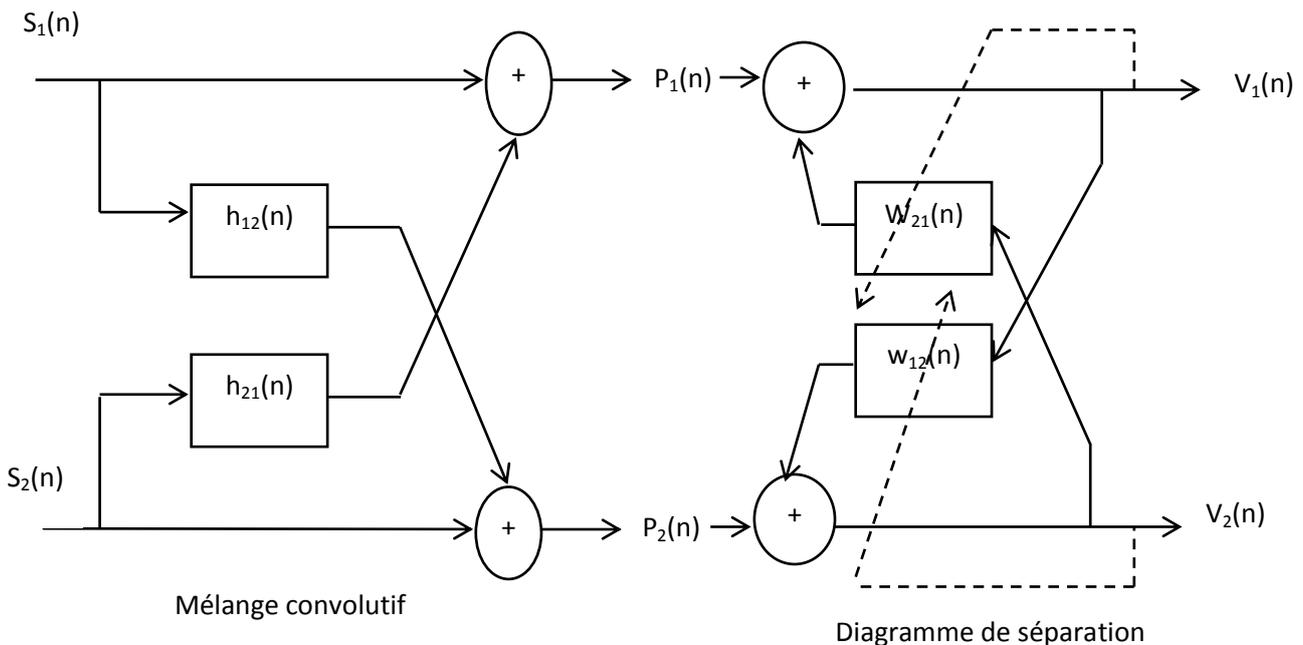


Figure 1.16 : structure de séparation de source récursive (backward).

Les deux équations suivantes nous représentent $v_1(n)$ et $v_2(n)$ qui sont les deux signaux de sortie de la structure Backward.

$$\mathbf{v}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{v}_2(n) * \mathbf{w}_{21}(n) \quad 1.21$$

$$\mathbf{v}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{v}_1(n) * \mathbf{w}_{12}(n) \quad 1.22$$

En remplaçant $\mathbf{p}_1(n)$ et $\mathbf{v}_2(n)$ par leurs expressions dans $\mathbf{v}_1(n)$, on trouve :

$$\mathbf{v}_1(n) = \mathbf{s}(n) + \mathbf{b}(n) * \mathbf{h}_{21}(n) - [\mathbf{p}_2(n) - \mathbf{v}_1(n) * \mathbf{w}_{12}(n)] * \mathbf{w}_{21}(n) \quad 1.23$$

Puis on remplace $\mathbf{p}_2(n)$ par son expression dans $\mathbf{v}_1(n)$, on trouve :

$$\mathbf{v}_1(n) = \frac{1}{\delta(n) - \mathbf{w}_{12}(n) * \mathbf{w}_{21}(n)} [\mathbf{s}(n) * (\delta(n) - \mathbf{h}_{12}(n) * \mathbf{w}_{21}(n)) + \mathbf{b}(n) * (\mathbf{h}_{21}(n) - \mathbf{w}_{21}(n))] \quad 1.24$$

Ensuite on remplace les expressions de $\mathbf{p}_2(n)$ et $\mathbf{v}_1(n)$ dans l'expression $\mathbf{v}_2(n)$, puis $\mathbf{p}_1(n)$ dans $\mathbf{v}_2(n)$ et on trouve :

$$\mathbf{v}_2(n) = \mathbf{b}(n) + \mathbf{s}(n) * \mathbf{h}_{12}(n) - [\mathbf{p}_1(n) - \mathbf{v}_2(n) * \mathbf{w}_{21}(n)] * \mathbf{w}_{12}(n) \quad 1.25$$

Alors

$$\mathbf{v}_2(n) = \frac{1}{\delta(n) - \mathbf{w}_{12}(n) * \mathbf{w}_{21}(n)} [\mathbf{s}(n) * (\delta(n) - \mathbf{h}_{21}(n) * \mathbf{w}_{12}(n)) + \mathbf{b}(n) * (\mathbf{h}_{12}(n) - \mathbf{w}_{12}(n))] \quad 1.26$$

En utilisant l'hypothèse pour les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}^{opt}(n) = \mathbf{h}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}^{opt}(n) = \mathbf{h}_{21}(n)$, les deux signaux de sortie $\mathbf{v}_1(n)$ et $\mathbf{v}_2(n)$ deviennent :

$$\mathbf{v}_1(n) = \mathbf{s}(n) \quad 1.27$$

$$\mathbf{v}_2(n) = \mathbf{b}(n) \quad 1.28$$

b) Structure directe (Forward)

On le plus souvent la structure directe (Forward).

Quand on a chaque sortie du système de séparation comme une simple combinaison linéaire des observations, le schéma est présenté par la figure (1.15).

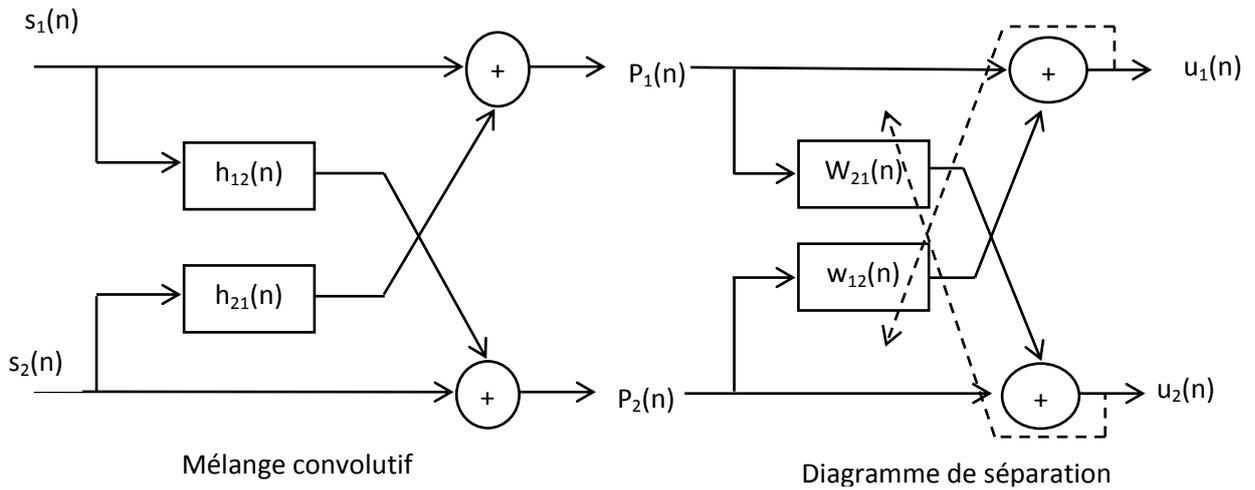


Figure 1.17 : Structure de séparation de source directe (forward).

Où : $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ représente les filtres adaptative qu'on cherche à trouver. Pour ce modèle les signaux de sortie $u_1(n)$ et $u_2(n)$ sont données par les formules suivantes :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad 1.29$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad 1.30$$

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

$$u_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) - b(n) + s(n) * h_{12}(n) * w_{21}(n) \quad 1.31$$

$$u_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) - s(n) + b(n) * h_{21}(n) * w_{12}(n) \quad 1.32$$

Donc :

$$u_1(n) = b(n) * h_{21}(n) - w_{21}(n) + s(n) * \delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n) \quad 1.33$$

$$u_2(n) = s(n) * h_{12}(n) - w_{12}(n) + b(n) * \delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n) \quad 1.34$$

Après la convergence :

$$w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n) \text{ et } w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$$

On obtient les signaux de sortie $u_1(n)$ et $u_2(n)$:

$$u_1(n) = s(n) * \delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n) \quad 1.35$$

$$u_2(n) = b(n) * \delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n) \quad 1.36$$

Les deux signaux de sortie $u_1(n)$ et $u_2(n)$ convergent respectivement vers les deux signaux originaux

$s(n)$ et $b(n)$ mais avec une distorsion.

Pour éviter cette distorsion, on peut ajouter deux post-filtres $PF_1(n)$ et $PF_2(n)$ à la sortie de la structure Forward

$$PF_1(n) = PF_2(n) = \frac{1}{\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)} \quad 1.37$$

Donc à la sortie des deux post-filtres $PF_1(n)$ et $PF_2(n)$, les signaux de sortie convergent respectivement vers les deux signaux $s(n)$ et $b(n)$.

b.1) Avantages de la structure directe (Forward)

Puisqu'elle ne fait pas intervenir les différentes sorties du système dans le calcul des sorties des filtres de séparation, donc elle permet d'utiliser des filtres non-causaux de manière naturelle [10].

b.2) Inconvénients de la structure directe (Forward)

L'inconvénient majeur de cette structure est le fait que les signaux de sortie $u_1(n)$ et $u_2(n)$ sont distordus et pour l'en supprimer ces distorsions, on doit utiliser des post-filtres placés à la sortie de la structure directe [10].

1.7 Conclusion

Après avoir choisi l'algorithme qui joue un rôle très important dans le fonctionnement du filtrage adaptatif, en suivant quelques critères qui facilitent cette opération, on a pu résoudre un problème parmi ceux de la science de l'ingénieur. Pourquoi pas, puisque ça permet de faire la reconstitution d'un signal en milieu bruité.

On a pu aussi savoir pas mal de types d'applications pour ce filtrage adaptatif et l'amélioration qui a été faite pour ce dernier avec l'utilisation des sous-bandes, sans oublier les algorithmes LMS et NLMS qui servent à la réduction bruit, ainsi que le mélange convolutif bi-capteurs entre le signal de parole et le bruit.

Le plus important dans ce chapitre est la présence des deux structures de séparation aveugle de sources (backward et forward) pour la raison du rehaussement de la parole et la réduction du bruit.

Chapitre 02 :Présentation de l'algorithmé proposé.

2.1 Introduction

Toute exposition à des niveaux sonores provoque une perturbation sur le système auditif, cette perturbation est bien que le bruit qui constitue une nuisance qui se présente dans de nombreuses machines, ce qui nous pousse à chercher des solutions efficaces pour réduire ce bruit ou même pour l'éliminer

A fin d'avoir une meilleure qualité du son et pour le rehaussement de la parole.

Alors, ce chapitre a pour objectif d'étudier quelques types de bruit acoustique et du son et leurs caractéristiques en raison de se préparer à tout danger qui pourrait arriver, le mélange convolutif et la réalisation des algorithmes qui servent toujours à extraire le maximum d'informations utiles qui sont bien des algorithmes de décorrélation Backward à pas d'adaptation variables en sous-bandes.

2.2 Parole

Pour étudier la production, la propagation, la réception et les effets des ondes sonores (compris entre 20HZ et 15KHz), infrasonores (<20Hz) et ultrasonores (>15KHz), on utilise l'acoustique [11].

Les êtres humains utilisent la parole qui est un signal structuré et qui se distingue aussi des autres sons par ces caractéristiques acoustiques originaires des mécanismes de production pour communiquer entre eux.

L'appareil phonatoire émis les fluctuations de la pression de l'air qui servent à transmettre l'information d'un message parlé. La parole est un signal réel, continu, de puissance moyenne finie et non stationnaire, avec une structure complexe et variable avec le temps [12].

2.2.1 Classification du son de la parole

La complexité due à des modes de production variables distingue la parole, engendrant des signaux fortement non-stationnaires. Le signal vocal ne peut être considéré comme quasi stationnaire que sur des intervalles de temps de durée limitée à cause de l'inertie des muscles

de l'appareil phonatoire. Après avoir faire une décomposition simplifiée du signal de la parole, on aura trois types de sons tels que : Sons voisés, non voisés et silence [13].

Donc les caractéristiques du signal de la parole varient suivant la région où l'on se place et qui sont les suivantes [14]:

- La parole est quasi-stationnaire, c'est-à-dire qu'elle est stationnaire sur une courte période (de l'ordre de 20 à 40ms).
- La parole est 70% du temps pseudopériodique (bruit ou silence le reste du temps).
- On peut avoir un signal de parole à large bande (il remplit toute la largeur de la bande) ou à bande limitée (0 - 8000 Hz essentiellement).

2.2.2 Sons voisés

Les sons voisés et non-voisés ont des propriétés statiques différentes.

Les sons voisés ont un caractère quasi-périodique très riche en harmoniques d'une fréquence fondamentale, appelée pitch. Ils sont aussi à forte énergie et sont fortement corrèles.

Les sons voisés, tels que les voyelles, sont des signaux quasi-périodiques, c'est pour ça qu'ils ont un caractère assez prévisible.

Les sons voisés ont une période facilement fondamentale qui varie entre 2ms à 40ms.

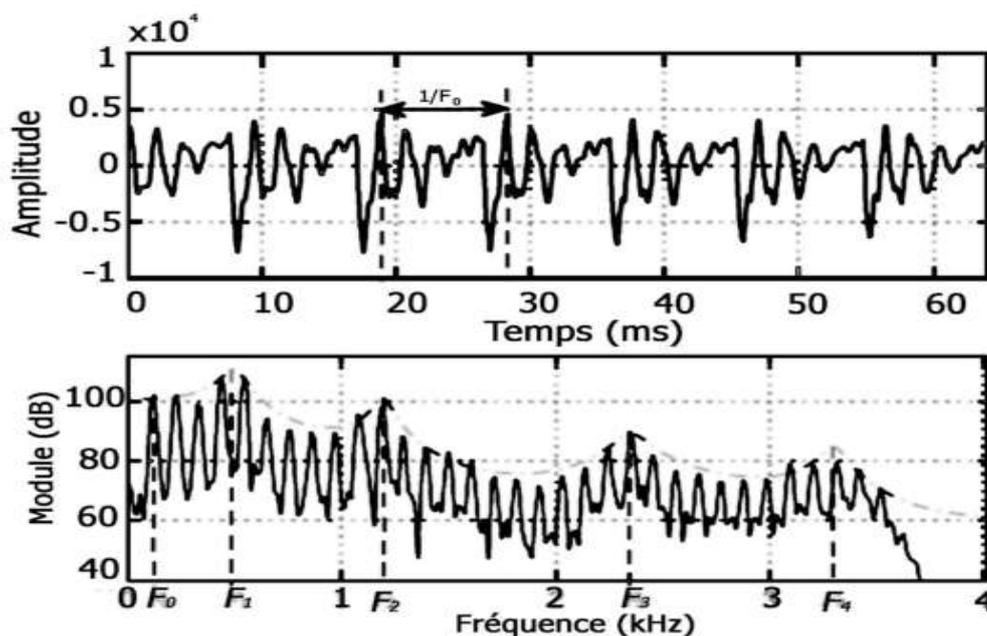


Figure 2.1 Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude [15]

2.2.3 Sons non-voisés

Les caractéristiques des sons non-voisés sont contraires à celles des sons voisés, ils sont non-périodiques, à faible énergie et peu corrélés.

On prend l'exemple de certaines consonnes qui sont des signaux qui ne présentent pas de structure périodique.

Voici les caractéristiques des sons non-voisés qui sont identiques à celles spectrales d'un bruit légèrement corrélé.

- Ils sont beaucoup moins énergétiques que les sons voisés.
- Résultent de l'écoulement libre de l'air par la glotte qui reste ouverte.

Puisque la glotte reste ouverte en permanence donc le chuchotement est un mode de phonation particulier alors, il n'y a pas de production de sons voisés pendant le chuchotement [16].

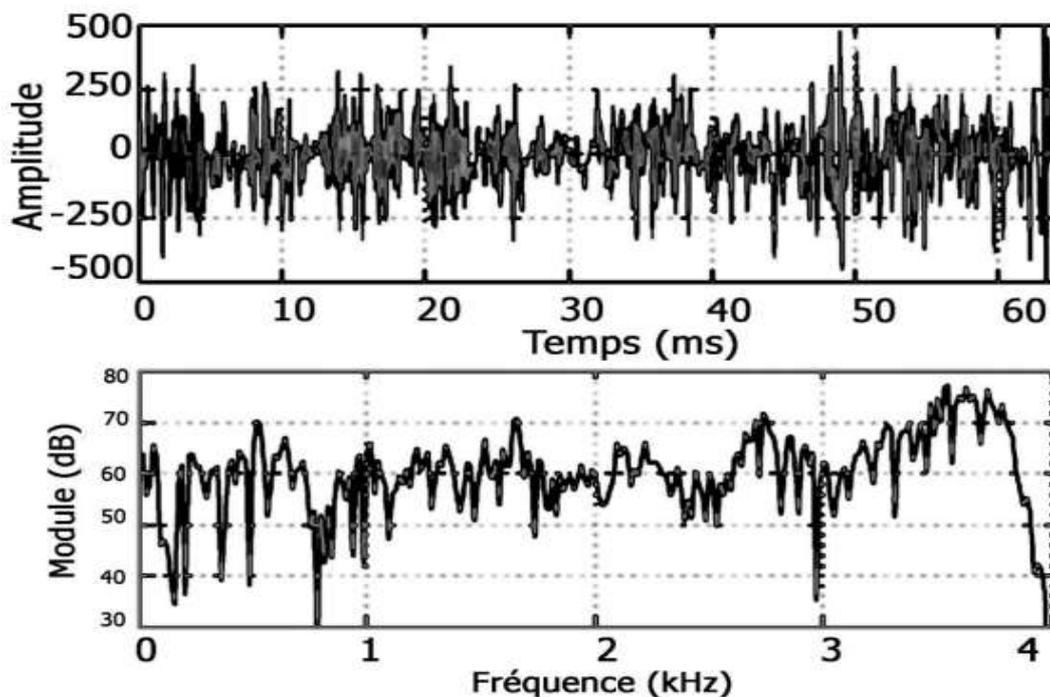


Figure 2.2 Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude [15].

2.2.4 Silences

Pendant les intervalles où le signal utile est absent, on parle du silence, ce qui est pratiquement le bruit, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile [17].

2.3 Bruit acoustique

2.3.1 Définition

Qui dit bruit, dit un son indésirable ou tout simplement l'ensemble de sons vécus comme gênants de la transmission ou l'interopération d'un signal et cela dépend des caractéristiques du bruit lui-même (intensité, fréquence), sans oublier la situation de la personne qui le reçoit (durée de l'exposition, sensibilité ou vulnérabilité éventuelle) et le type d'activités réalisé (par exemple : Le travail intellectuel qui nécessite de la concentration).

2.3.2 Types de bruit

a) Bruit blanc

Le bruit blanc possède un spectre de fréquences contenu au même niveau statique et d'amplitude moyenne constante indépendante des fréquences.

La même chose pour la lumière blanche, elle possède aussi les photons de toutes les valeurs d'énergie alors, elle possède toutes les couleurs d'où l'appellation du bruit blanc. Ce dernier a une puissance constante avec la fréquence ou bien, on peut dire qu'il a une pression sonore et une énergie constante quelle que soit la fréquence [18].

$$x(f) = x_0 \text{ pour } \forall f \quad 2.1$$

Naturellement, on ne peut pas avoir un tel bruit puisqu'il aurait une puissance infinie. Il reste toujours in modèle théorique.

$$P = \int_0^{\infty} X^2(f) df \quad 2.2$$

Le bruit blanc est défini à la bande de fréquence comprise entre 20Hz et 20000Hz à cause des limites de la perception [19].

La fonction d'autocorrélation du bruit blanc qui est nulle partout sauf en 0, on la représente par l'équation suivante :

$$R_{xx}(k) = \sigma_x^2 \delta(k) \quad 2.3$$

L'équation précédente nous montre que la densité spectrale de puissance d'un bruit blanc est une constante [18].

$$S_{xx}(f) = \sigma_x^2 \quad 2.4$$

b) Bruit coloré

On donne l'appellation du bruit coloré à un signal aléatoire quand la densité spectrale de puissance n'est pas constante en fonction de la fréquence. Aussi cette appellation du bruit coloré est affectée à un bruit qui possède un spectre caractérisé par une enveloppe très lisse avec une bande large, d'amplitude plus importante.

La couleur correspondante au spectre de la lumière associée est affectée au bruit, on prend l'exemple des bruit roses, bleus, violets, gris,... ont été aussi définis.

Tout type de bruit dont la densité spectrale diminue avec l'augmentation de la fréquence est appelé parfois bruit rose qui est un bruit coloré de basse fréquence [16].

c) Bruit USASI

Le bruit USASI (USA standard institute) est un processus aléatoire qui sert à vérifier la convergence de l'algorithme et qui possède les échantillons qui sont des variables aléatoires corrélées. Le spectre moyen du signal de la parole se caractérise par sa densité de puissance [16].

2.4 Rapport signal sur bruit RSB

Le rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio ou SNR en anglais) est un nombre sans unité qui est très grand quand le bruit est négligeable. Son rôle est de mesurer la qualité d'un

canal de transmission et aussi d'être un moyen pour caractériser un système de transmission en comparant sa valeur à l'entrée du système avec sa valeur en sortie de ce système [14].

Il peut être utilisé aussi pour comparer la qualité des diverses méthodes de traitement des signaux.

RSB se calcule en utilisant l'une des formules suivantes :

- **La 1^{ère} Formule :**

P_S : Puissance du signal en W.

P_B : Puissance de bruit en W.

$$\text{RSB} = S/B = P_S/P_B \quad 2.5$$

- **La 2^{ème} Formule :**

Comme la valeur de S/B peut être très grande, quand la qualité de la transmission est très bonne par exemple, on préfère souvent exprimer le rapport S/B en décibels (dB).

$$(\text{RSB})_{\text{dB}} = \left[\frac{S}{B} \right]_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \left[\frac{P_S}{P_B} \right]_{\text{dB}} \quad 2.6$$

2.5 Mélange linéaire convolutif

Les sources écrites comme la somme des sources convoluées par un filtre de programmation mène à mélange convolutif qui est le plus général parce le capteur reçoit plusieurs ondes issues d'une même source qui sont toutes identiques à une atténuation et un retard [17].

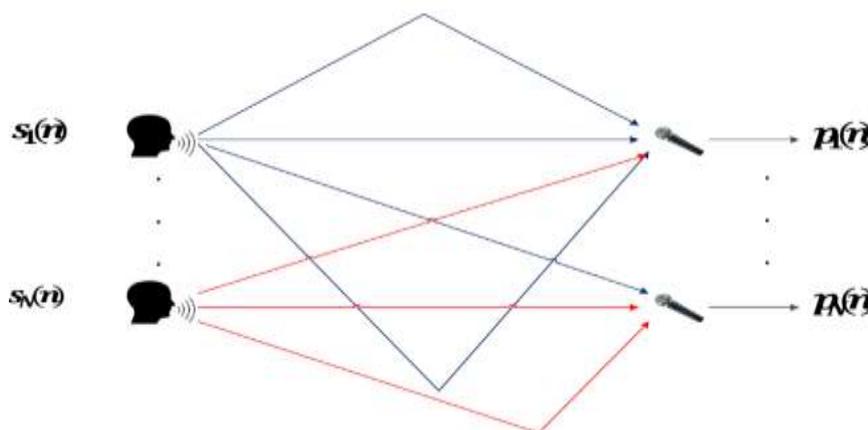


Figure 2.3. Illustration d'un mélange convolutif.

Pour effectuer ce mélange, les délais de transmissions entre les sources et les capteurs ne suffisent pas, il faut aussi les multiples réflexions des signaux de sources sur les parois d'un milieu fermé par exemple. Les différents chemins dépendent des points d'émissions, des capteurs et de la géométrie de la pièce [7].

On donne le modèle du mélange convolutif par la formule suivante :

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^C h_{ji}(n) * s_j(n) + \varepsilon_i(n) \quad i=1,2,\dots, C \quad 2.7$$

Ou :

$h(n)$: La réponse impulsionnelle entre la $j^{\text{ème}}$ source et le $i^{\text{ème}}$ capteur.

$\varepsilon(n)$: Les bruits additifs au niveau des microphones.

2.6 Algorithme de decorrélation symétrique adaptatif en pleine bande (SAD)

2.6.1 Principe

Afin d'annuler le bruit acoustique, on a proposé l'algorithme de décorrélation adaptatif (AD : Adaptive decorrelation).

Si on suppose que deux signaux $s(n)$ et $b(n)$ sont statiquement indépendants, quand on leur fait le produit de l'intercorrélacion entre les deux, on aura des valeurs nulles, ce qui exigé pour le fonctionnement de l'algorithme (AD) [20].

$$(m) = [(n)(n - m)] = 0 \quad \text{pour } \forall m \quad 2.8$$

Pour faire la décorrélation, on doit avoir une estimation du signal et une estimation du bruit, et cette decorrelation va remplacer le critère des moindres carrés parce qu'elle possède une symétrie complète, l'algorithme est un séparateur de signal plutôt qu'un annuleur de bruit.

Il s'appelle l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif (SAD) qui est développé pour la séparation des signaux à bande large, tels que la parole (300HZ – 35000HZ) dans un mélange convolutif [21].

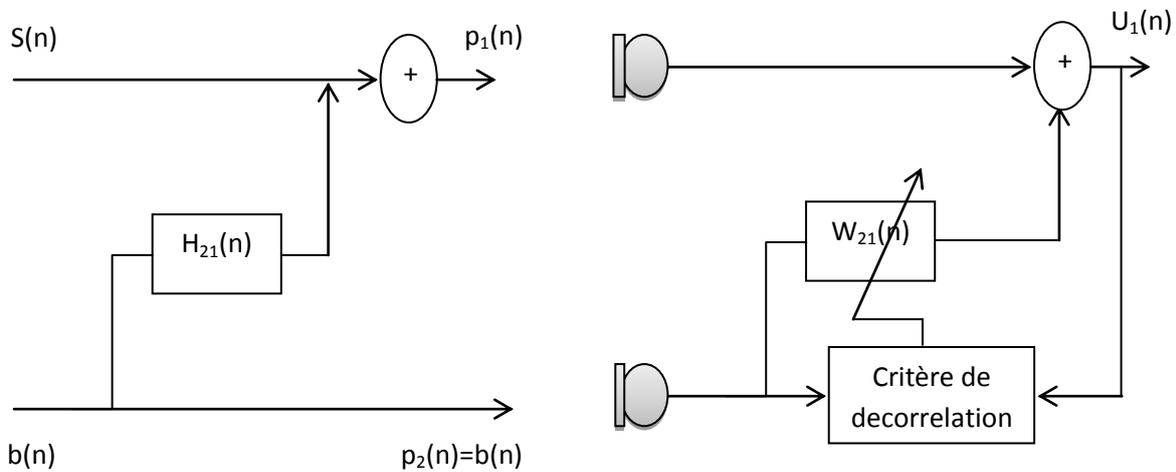


Figure 2.4 Structure de l'algorithme de decorrelation adaptatif.

L'algorithme SAD se base sur la minimisation de l'énergie d'erreur, cette dernière est équivalente à l'intercorrelation entre le signal estimé $U_1(n)$ et le signal du mélange $P_2(n)$ [21].

$$\frac{\partial \varepsilon_1(n)}{\partial w_{21}(m)} = -2C_{u_1,2}(m) \quad m=0, 1, \dots, M-1 \quad 2.9$$

Où :

$\varepsilon_1(n) = [u_1^2(n)]$: L'erreur quadratique moyenne.

A l'optimum, on a : $C_{u_1,2}(m)=0 \quad m=0, 1, \dots, M-1$

Alors l'équation précédente devient :

$$\frac{\partial \varepsilon_1(n)}{\partial w_{21}(m)} = 0 \quad 2.10$$

L'intercorrélacion entre les deux signaux $u_1(n)$ et le Signal du mélange $p_2(n)$ [21] :

$$C_{u_1,2}(m) = (h_{21}(m) - w_{21}(m))\sigma_b^2 \quad 2.11$$

$$\nabla m = \frac{\partial C_{u_1,p_2}(m)}{\partial w_{21}(m)} = -\sigma_b^2 \quad 2.12$$

Ou :

σ_b^2 : La variance du signal de bruit.

$$w_{21}^n(m) = w_{21}^{n-1}(m) - \gamma_{21} \frac{C_{u_1,p_2}(m)}{\nabla m} \quad 2.13$$

L'idée de cet algorithme est de remplacer le terme de l'intercorrelation par ses valeurs instantanées et par un choix approprié de γ_{21} , où $0 < \gamma_{21} < \mu_{21}$, ce dernier implique que $0 < \mu_{21} < 2/\sigma_b$

Nous obtenons la formule de la mise à jour suivante :

$$w_{21}^n(m) = w_{21}^{n-1}(m) + \mu_{21}(u_1(m)p_2(n-m)) \quad 2.14$$

Où :

$$\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-M+1)]^T \quad 2.15$$

Finalement, on peut dire que l'algorithme de décorrelation symétrique adaptatif(SAD) est identique à l'algorithme LMS [21][22].

2.7 Algorithme SAD récursif (B-SAD)

On applique l'algorithme SAD sur la structure Backward qui est très importante dans le domaine de séparation aveugle de source. (Voir la figure qui vient juste après).

Dans ce cas la décorrelation se fait entre le signal estimé $V_1(n)$ et le bruit estimé $V_2(n)$.

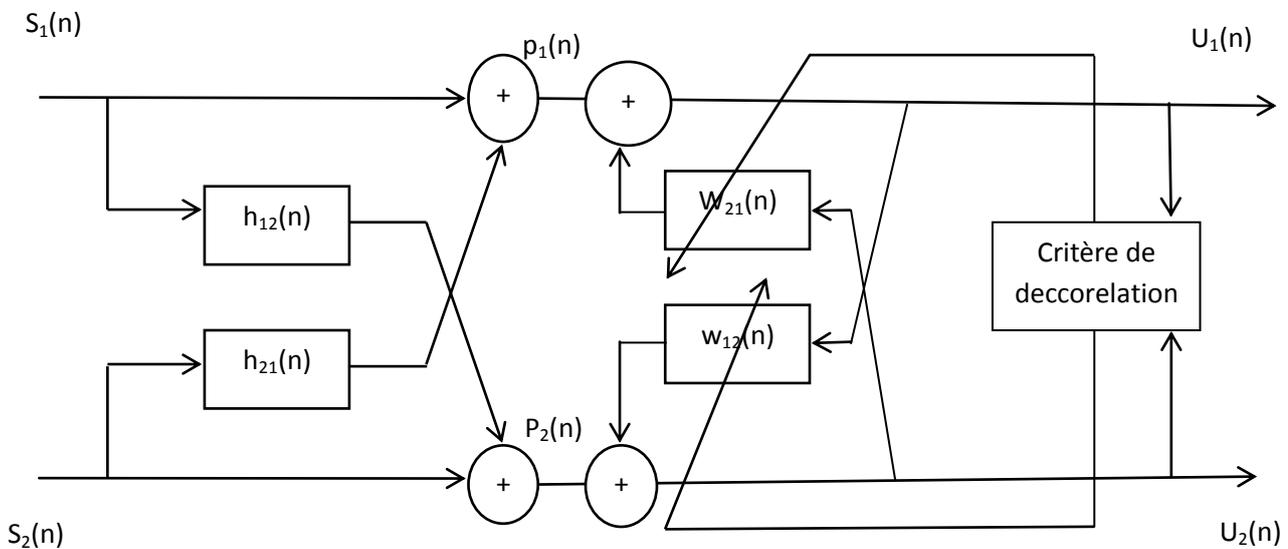


Figure 2.5 Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Backward[21].

On donne les signaux de sortie estimés $V_1(n)$ et $V_2(n)$ comme suits :

$$\mathbf{V}_1(n) = \mathbf{P}_1(n) - \mathbf{V}_2(n) * \mathbf{W}_{21}(n) \quad 2.16$$

$$\mathbf{V}_2(n) = \mathbf{P}_2(n) - \mathbf{V}_1(n) * \mathbf{W}_{12}(n) \quad 2.17$$

Concernant les notations, il y a une seule différence entre les deux équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{W}_{12}(n)$ et $\mathbf{W}_{21}(n)$ et celle de la structure F-SAD, qui est bien l'apparence du $v_i(n)$ au lieu de $U_i(n)$.

Ces équations sont les suivantes :

$$\mathbf{w}_{21}^n(m) = \mathbf{w}_{21}^{n-1}(m) + \mu_{12}(\mathbf{v}_2(n)\mathbf{v}_1(n-m)) \quad 2.18$$

$$m = 0, 1 \dots \dots M - 1$$

$$\mathbf{w}_{21}^n(m) = \mathbf{w}_{21}^{n-1}(m) + \mu_{21}(\mathbf{v}_1(n)\mathbf{v}_2(n-m)) \quad 2.19$$

$$m = 0, 1 \dots \dots M - 1$$

On note que Les conditions de convergence μ_{21} et μ_{12} sont : $0 < \mu_{12} < \mu_{21}$

$$0 < \mu_{12} < 2/\sigma_c \quad 0 < \mu_{21} < 2/\sigma_b$$

Où :

$$\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots \dots, v_1(n-M+1)]^T \quad 2.20$$

Et

$$\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots \dots, v_2(n-M+1)]^T \quad 2.21$$

2.8 Algorithme SAD en sous-bandes

2.8.1 Algorithme de decorrelation symétrique adaptative backward BSAD :

Lorsque les signaux de source $s(n)$ et $b(n)$ sont statistiquement indépendants donc ils sont non corrélés, autrement dit : $E[x(n)b(n-1)] = 0$.

La figure qui vient par la suite nous décrit l'algorithme BSAD.

L'énergie des signaux de sortie estimés : $\mathbf{v}_1(n)$ et $\mathbf{v}_2(n)$ est $E[v_1^2(n)]$ et $E[v_2^2(n)]$ respectivement et qui représente aussi la surface d'erreur quadratique avec une seule solution d'optimum et la

minimisation de cette erreur se réalise avec le critère de performance de l'algorithme BSAD[24].

Lorsqu'on met $c_{v_1v_2}(n) = 0$ et $c_{v_2v_1}(n) = 0$, on obtient les formules de base de l'algorithme BSAD.

Voici les relations exactes de mise à jour des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_1(\mathbf{n})$ et $\mathbf{w}_2(\mathbf{n})$ par l'algorithme BSAD

$$\mathbf{W}_{12}(n) = \mathbf{W}_{12}(n-1) + \mu_{12} \mathbf{V}_1(n) \mathbf{V}_2(n) \quad 3.22$$

$$\mathbf{W}_{21}(n) = \mathbf{W}_{21}(n-1) + \mu_{21} \mathbf{V}_1(n) \mathbf{V}_2(n) \quad 3.23$$

Avec :

$$\mathbf{v}_1(n) = [\mathbf{v}_1(n) \mathbf{v}_1(n-1), \dots, \mathbf{v}_1(n-L+1)]^T$$

ET

$$\mathbf{V}_2(n) = [\mathbf{v}_2(n) \mathbf{v}_2(n-1), \dots, \mathbf{v}_2(n-L+1)]^T$$

Les pas d'adaptation fixes et de contrôles de l'algorithme BSAD sont donnés par μ_{12} et μ_{21} et on les choisi en fonction des relations suivantes :

$$0 < \mu_{12} < 2 / \sigma_1^2 \quad \text{et} \quad 0 < \mu_{21} < 2 / \sigma_2^2$$

Ou σ_1^2 et σ_2^2 représente la variance des deux entrée les signaux $\mathbf{v}_1(n)$ et $\mathbf{V}_2(n)$ [25][26].

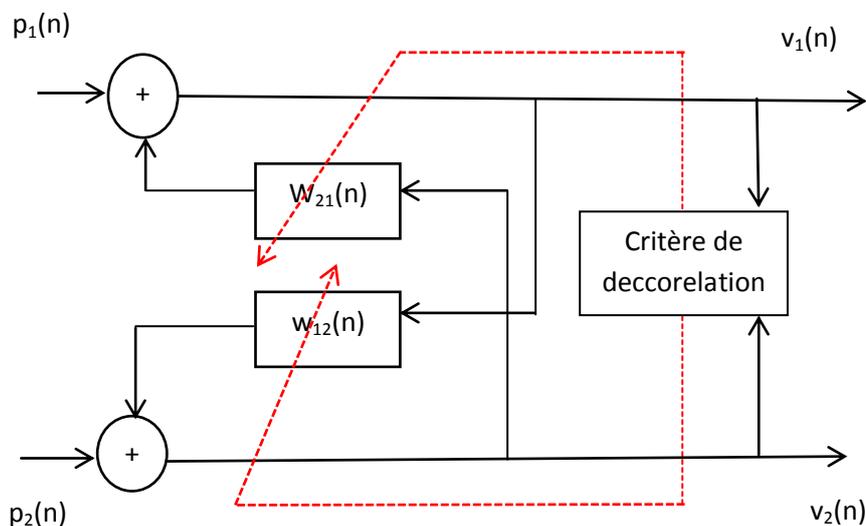


Figure 2.6 Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Backward

2.8.2 Algorithme BSAD normalisé (BNSAD)

On trouve à la sortie de l'algorithme BSAD présenté dans la figure précédente

le signal de parole estimé $\mathbf{v}_1(n)$ et le signal d'erreur à posteriori $\mathbf{e}_1(n)$:

$$\mathbf{v}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{w}_{21}(n-1) \mathbf{v}_2(n)$$

$$\mathbf{e}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n) \mathbf{v}_2(n)$$

On donne la formule de mise à jour du filtre adaptatif $\mathbf{w}_2(n)$ par l'algorithme BSAD comme suite :

$$\mathbf{W}_{21}(n) = \mathbf{W}_{21}(n-1) + \mu_{21} \mathbf{V}_1(n) \mathbf{V}_2(n) \quad 3.24$$

En utilisant (3.22) et en insérant (3.24) dans (3.23), on obtient :

$$\mathbf{e}_1(n) = \mathbf{v}_1(n) - \mathbf{W}_{21}(n-1) \mathbf{V}_2(n) - \mathbf{V}_{21}^T(n) [\mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} \mathbf{V}_1(n) \mathbf{V}_2(n)]$$

Dans les segments de bruit présents (silence périodes de parole), $\mathbf{e}_1(n)=0$, on obtient :

$$\mathbf{V}_1(n) [1 - \mu_{21} \mathbf{v}_2^T(n) \mathbf{v}_2(n)] = 0 \quad 3.25$$

En se basant sur (3.25) et en supposant que $\mathbf{v}_1 \neq 0 \longrightarrow [1 - \mu_{21} \mathbf{v}_2^T(n) \mathbf{v}_2(n)] = 0$

μ_{21} est donné par :

$$\mu_{21} = \frac{1}{\mathbf{v}_2^T(n) \mathbf{v}_2(n)} \quad 3.26$$

En insérant (3.26) dans (3.22) et en incorporant respectivement les nouveaux pas d'adaptation normalisés, notés ; $\mu_{12,n}$ et $\mu_{21,n}$, les deux formules de mise à jour de $\mathbf{w}_{21}(n)$ et $\mathbf{w}_{12}(n)$ dans l'algorithme de decorrelation normalisé proposé sont données par :

$$\mathbf{W}_{12} = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12} \frac{\mathbf{v}_2(n) \mathbf{v}_1(n)}{\mathbf{v}_1^T(n) \mathbf{v}_1(n) + \beta} \quad 3.27$$

$$\mathbf{W}_{21} = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} \frac{\mathbf{v}_1(n) \mathbf{v}_2(n)}{\mathbf{v}_2^T(n) \mathbf{v}_2(n) + \beta} \quad 3.28$$

On a proposé de normaliser les deux pas d'adaptation μ_{12} et μ_{21} respectivement par les deux signaux d'entrées d'énergie $\mathbf{v}_1^T \mathbf{v}_1(n)$ et $\mathbf{v}_2^T(n) \mathbf{v}_2(n)$ des filtres $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$.

μ_{12} et μ_{21} prennent leurs valeurs entre 0 et 2 pour garantir la convergence de $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$.

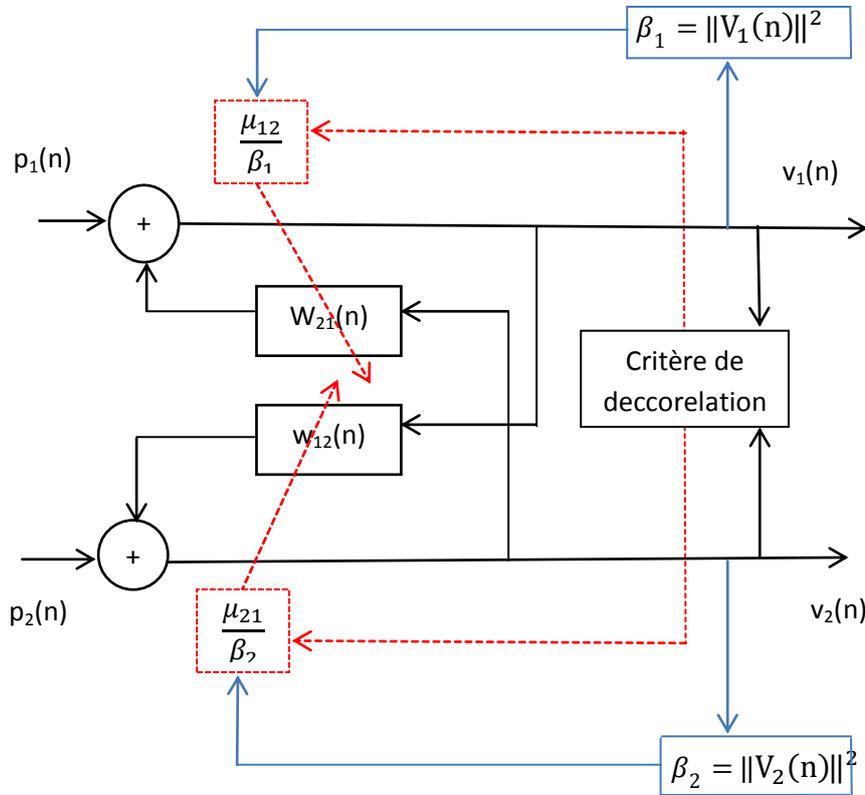


Figure 2.7 Structure de l'algorithme BNSAD Avec pas adaptation fixe.

2.8.3 Algorithme BNSAD avec pas d'adaptation variable

On utilise l'algorithme BNSAD avec pas d'adaptation variables pour améliorer (augmenter) le taux de convergence des filtres adaptatifs et ca en réduisant la distorsion des estimés signaux de sorties (en minimisant l'erreur d'estimation en régime permanent).

Le digramme global des algorithmes BNSAD à pas d'adaptation variables est présenté dans la figure (2.7).

Les deux pas d'adaptation variables qui sont appliqués à la structure Backward pour estimer les signaux de sources vont êtres mis à jour dans la nouvelle itération de ces algorithmes.

On donne les équations de mise à jour des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(\mathbf{n})$ et $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{n})$ par les algorithmes BNSAD avec pas variables comme suites :

$$\mathbf{W}_{12} = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12,n}(n) \frac{\mathbf{v}_2(n)\mathbf{v}_1(n)}{\mathbf{v}_2^T(n)\mathbf{v}_2(n) + \beta} \quad 3.29$$

$$\mathbf{W}_{21} = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21,n}(n) \frac{\mathbf{v}_2(n)\mathbf{v}_1(n)}{\mathbf{v}_2^T(n)\mathbf{v}_2(n) + \beta} \quad 3.30$$

Où : $\mu_{12,n}(n)$ et $\mu_{21,n}(n)$ présentent respectivement les pas variables des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$.

Afin de minimiser $\mu_{12,n}(n)$ et $\mu_{21,n}(n)$ on présente les algorithmes BNSAD avec pas d'adaptation variables proposés. Tout ca est en utilisant des estimations récursives sachant que les valeurs de ces pas variables sont limitées par $\mu_{21,\min}$ et $\mu_{21,\max}$ $\mu_{12,\min}$ $\mu_{12,\max}$

en raison de garantir la convergence adaptative des filtres de $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ respectivement, autrement dit :

$$0 < \mu_{21,\min} < \mu_{21,n} < \mu_{21,\max} \leq 2$$

$$0 < \mu_{12,\min} < \mu_{12,n} < \mu_{12,\max} \leq 2$$

Où $\mu_{12,\max}$ et $\mu_{21,\max}$, sont sélectionnés pour obtenir le taux de convergence maximum des filtres adaptatifs et $\mu_{12,\min}$ avec $\mu_{21,\min}$ sont choisis en fonction des niveaux désirés dans les signaux de sorties $v_1(n)$ et $v_2(n)$.

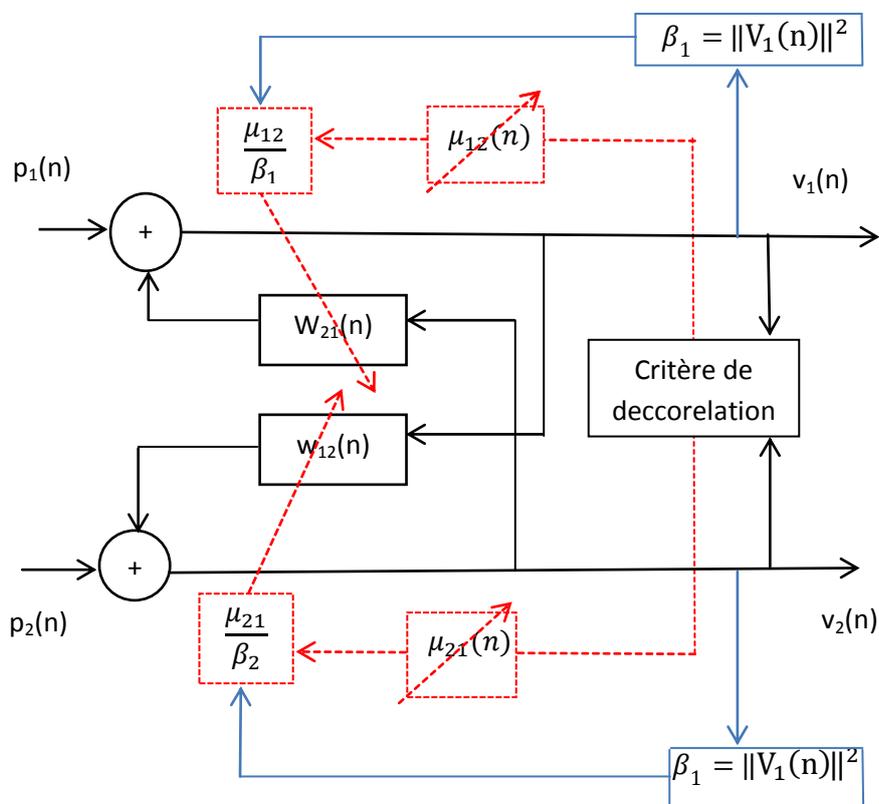


Figure 2.8 Structure de l'algorithme de BNSAD avec pas d'adptation variable VS-BNSAD.

On propose une nouvelle version de l'algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bande, en utilisant plusieurs sous-filtres pour la raison du rehaussement de la parole et l'annulation du bruit.

Le principe est d'utiliser un pas d'adaptation variable que ce soit pour une pleine bande ou bien pour sous-bandes.

Donc le pas d'adaptation μ prend les équations suivantes pour qu'il soit variable :

$$\mu_{12,i}(k) = \mu_{12max} \frac{\|g_1(k)\|^2}{\|g_1(k)\|^2 + \delta_1}$$

$$\mu_{21,i}(k) = \mu_{21max} \frac{\|f_2(k)\|^2}{\|f_2(k)\|^2 + \delta_2}$$

Avec : δ_1 et δ_2 représentent des nombres positifs.

\mathbf{k}_1 et \mathbf{k}_2 représentent les vecteurs de dimension (L*1) qui sont donnés par les équations suivantes :

$$f_1(k) = f_1(k-1) + (1-\beta) \mathbf{v}_2(\mathbf{n}) \frac{\mathbf{v}_1(k)}{\mathbf{v}_1(k) \mathbf{v}_1^T(k) + \beta}$$

$$f_2(k) = f_2(k-1) + (1-\beta) \mathbf{v}_1(\mathbf{n}) \frac{\mathbf{v}_2(k)}{\mathbf{v}_2(k) \mathbf{v}_2^T(k) + \beta}$$

Alors, les équations de mise à jour des filtres adaptatifs de l'algorithme proposé SB-SAD sont les suivantes :

$$\mathbf{w}_{12,i}(k) = \mathbf{w}_{12,i}(k-1) + \mu_{12,i}(k) \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \frac{\mathbf{v}_{1i}(\mathbf{k})}{\mathbf{v}_{1i}(\mathbf{k}) \mathbf{v}_{2i}^T(\mathbf{k}) + \varepsilon}$$

$$\mathbf{w}_{21,i}(k) = \mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}(k) \mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) \frac{\mathbf{v}_{2i}(\mathbf{k})}{\mathbf{v}_{2i}(\mathbf{k}) \mathbf{v}_{1i}^T(\mathbf{k}) + \varepsilon}$$

On a utilisé ε qui est une constante positive afin d'éviter la division sur zéro.

Pour assurer la convergence de l'algorithme proposé, on respecte les conditions suivantes :

$$0 < \mu_{12,i} < 2 \text{ et } 0 < \mu_{21,i} < 2$$

2.8 Conclusion

Ce chapitre était l'étude du mélange convolutif, des types de bruit acoustique et ceux des sons avec leurs caractéristiques et aussi un aperçu sur le SNR.

Ensuite, on a fait une étude approfondie sur le principe de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous bandes.

Chapitre 03 : Résultats de simulations

3.1 Introduction

Ce troisième chapitre va nous présenter l'ensemble des résultats obtenus après avoir réalisé l'algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable et qui sont les suivants :

- La présentation des signaux de sources qui sont bien le signal de parole $s(n)$ et le signal de bruit USASI $b(n)$ qu'on a utilisé pour la simulation.
- Puis la présentation de deux réponses impulsionnelles.
- Ensuite, on va vous présenter les deux signaux de mélange convolutif.
- Aussi on va voir les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyses et de synthèse pour : deux, quatre et huit sous-bandes.
- Comme on va vous montrer le développement du MSE avec le changement du pas d'adaptation μ .
- Après, on va avoir en sortie le signal de parole bruité $p_1(n)$ et le signal estimé $v_1(n)$.

3.2 Signaux générés en simulation sous matlab

Nous allons présenter les différents signaux utilisés dans toutes les simulations. 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 et un mélange convolutif bi-capteurs entre les deux signaux d'entrée.

3.2.1 Signaux de test

La 1^{ère} figure qui vient juste après nous montrera l'un des signaux de source utilisé pour la simulation qui est bien le signal de parole.

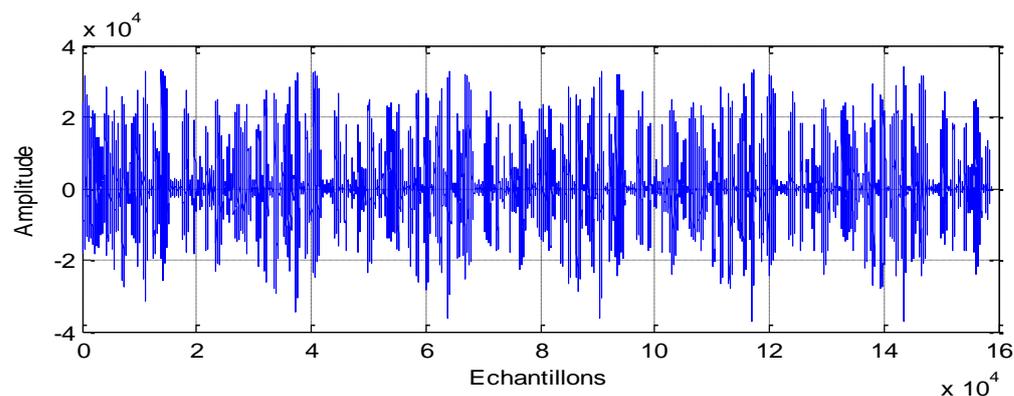


Figure 3.1. Signal de parole $s(n)$.

3.2.2 Signal du bruit

La 2^{ème} figure sera la représentation d'un autre signal de source qui est bien le signal de bruit USASI qui est une source de bruit blanc (c'est-à-dire un bruit d'égale énergie à toutes les fréquences).

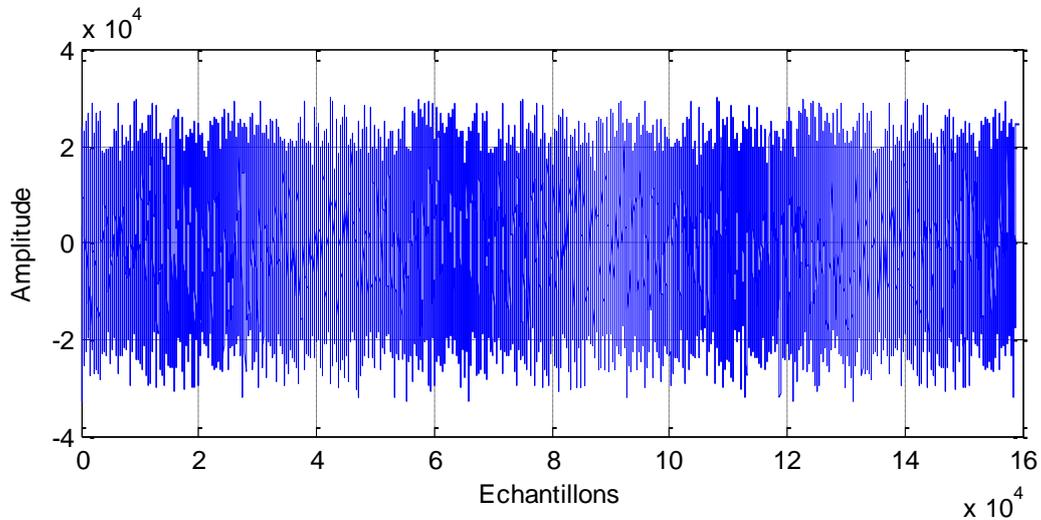


Figure 3.2. Signal de bruit USASI $b(n)$.

3.2.3 Réponses impulsionnelles

Le filtre qu'on a utilisé a une taille de 128 et les figures 3.3 et 4.4 représentent les deux réponses impulsionnelles $h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$ respectivement.

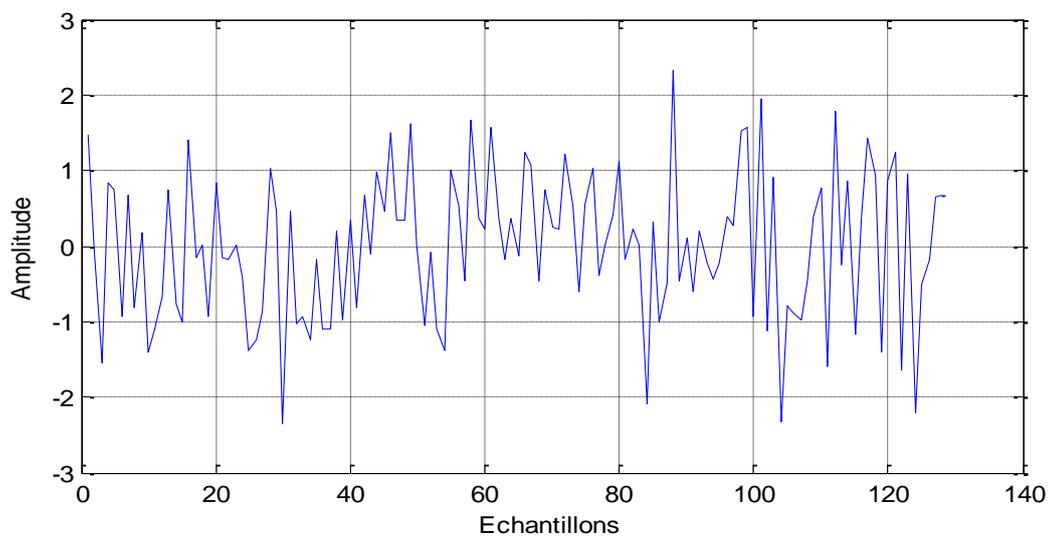


Figure 3.3. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$.

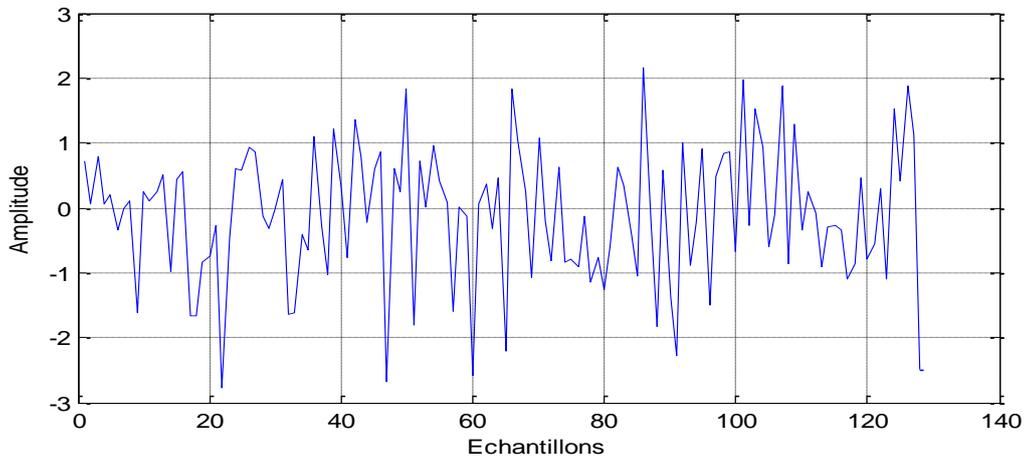


Figure 3.4. Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$.

3.2.4 Signaux des mélanges convolutif

Donc l'étape suivante sert à la représentation des résultats des deux sorties du mélange convolutif qui est bien un signal bruité. Les figures 3.5 et 3.6 nous montrera le signal de mélange convolutif $p_1(n)$ et $p_2(n)$:

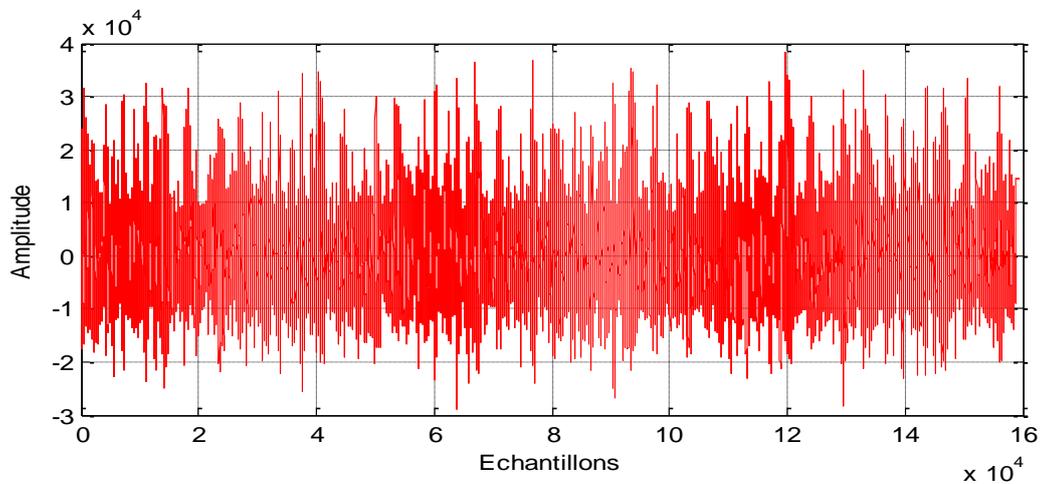


Figure 3.5. Signal de mélange convolutif $p_1(n)$.

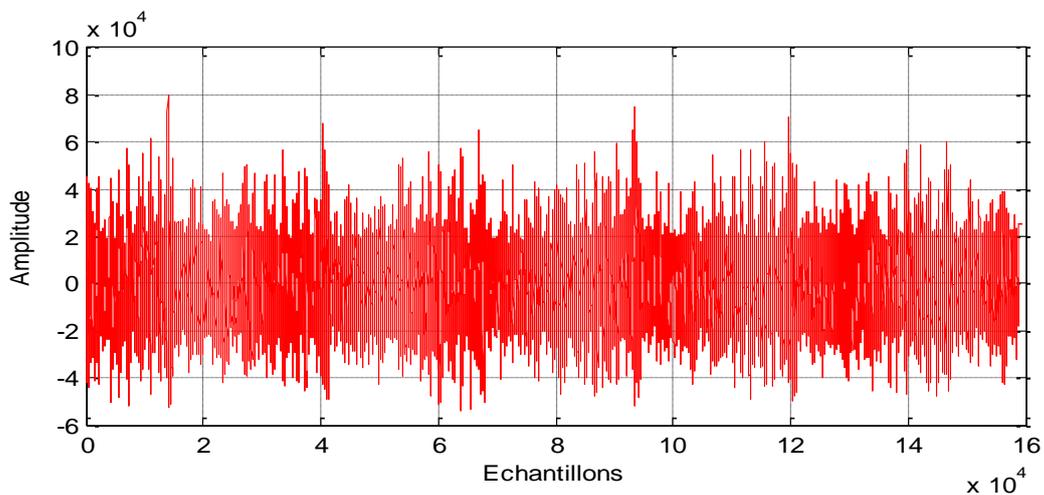


Figure 3.6. Signal de mélange convolutif $p_2(n)$.

Le but derrière cette opération est d'avoir un signal de parole bruité qui va être le comparant du signal de parole estimé afin de démontrer l'efficacité de l'algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bandes.

3.3 Filtre d'analyse et de synthèse

Les figures (3.7), (3.8) et (3.9) vont être la représentation des réponses fréquentielles des filtres d'analyses et de synthèse pour 2, 4 et 8 sous-bandes.

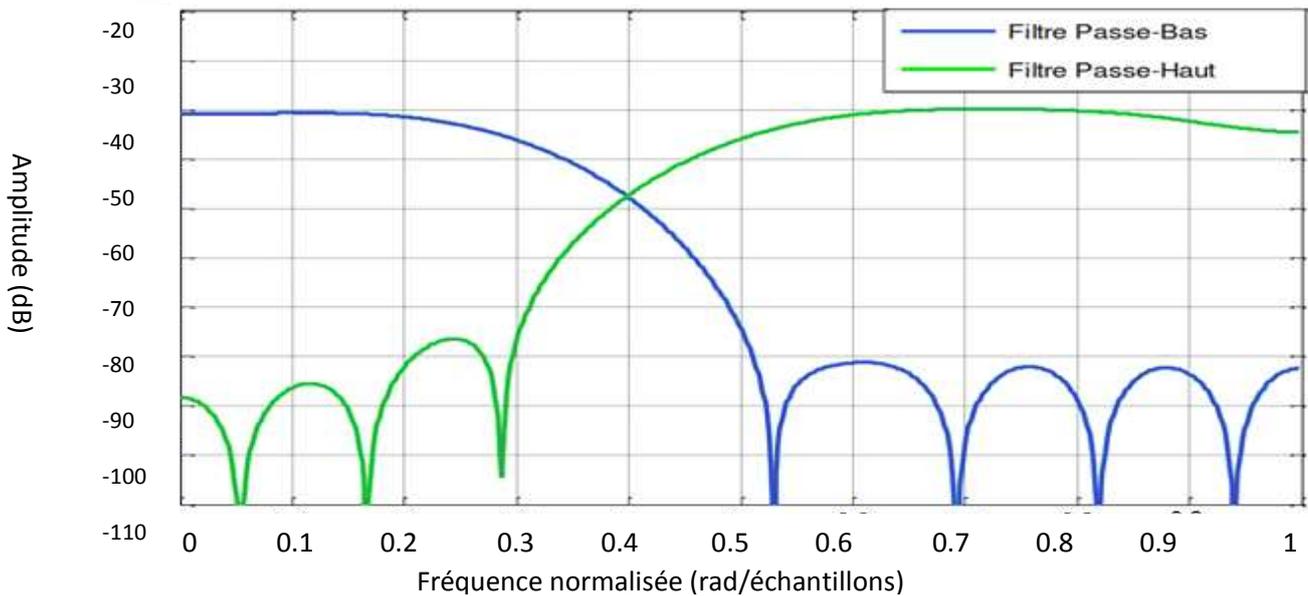


Figure 3.8. Les réponses fréquentielles des

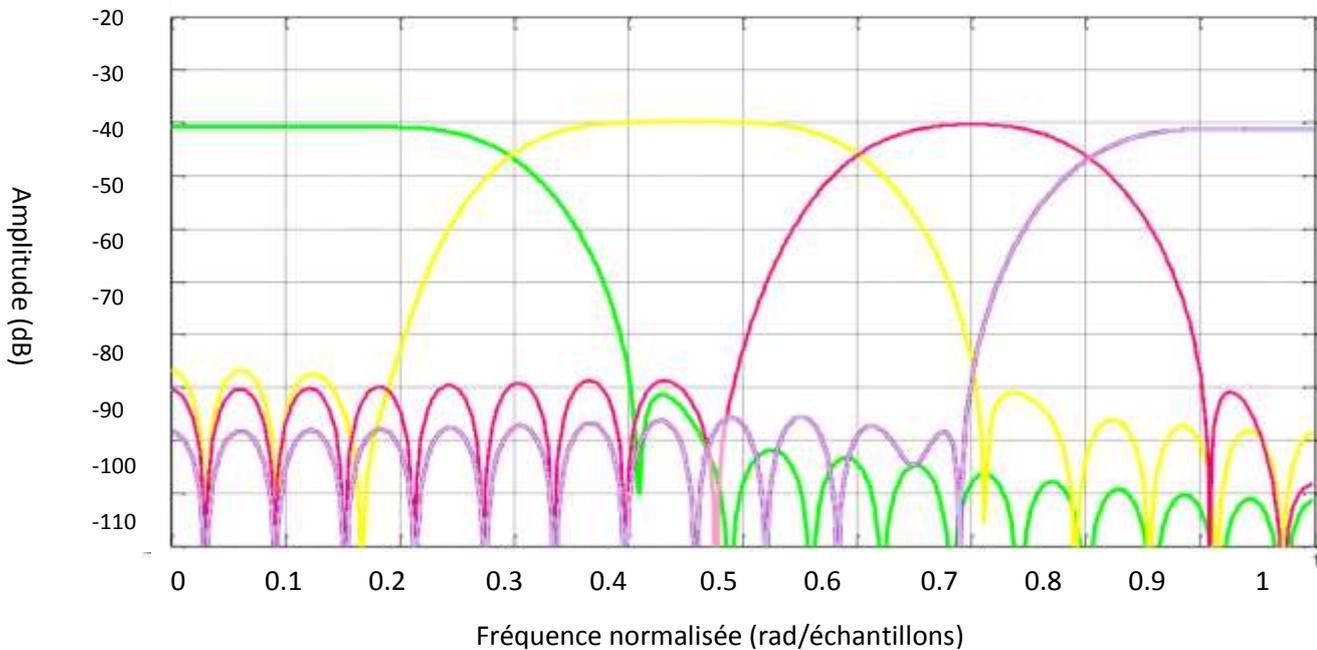


Figure 3.9. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes 4SB. [27]

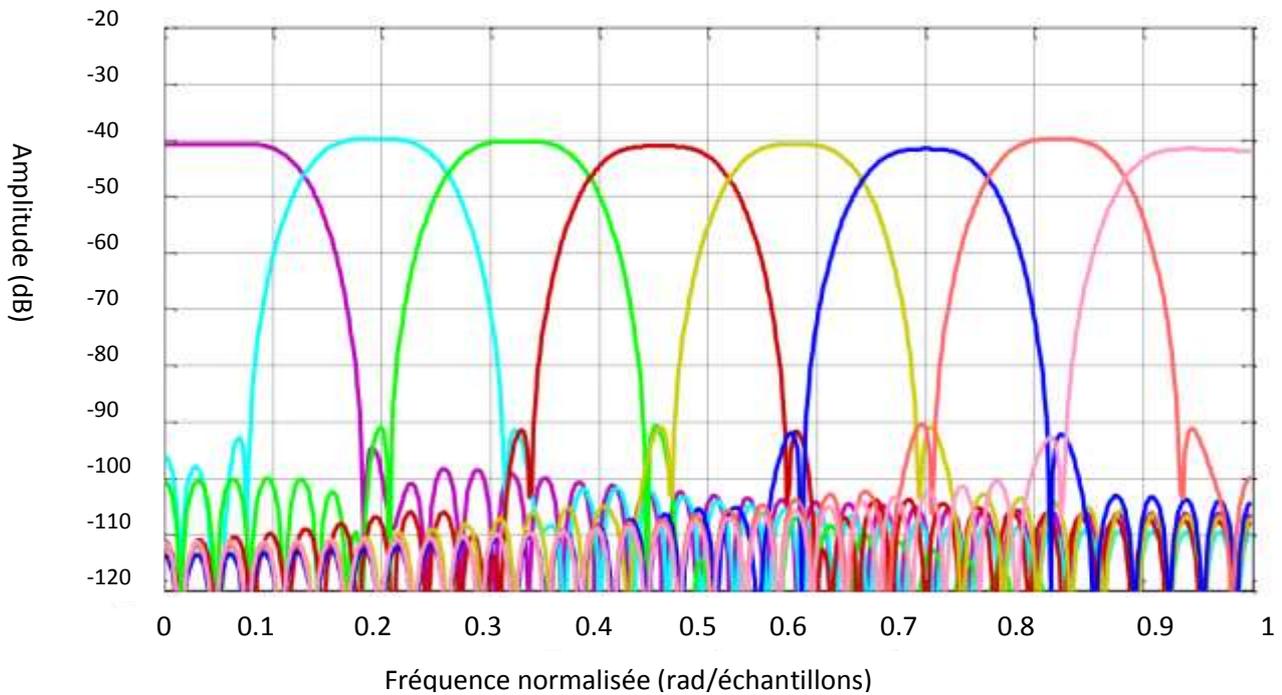


Figure 3.10. Les réponses fréquentielles pour les filtres d'analyse et de synthèse pour huit sous-bandes 8SB. [27]

Tout ça sert à la division de la bande passante en plusieurs sous-bandes pour la raison d'augmenter la vitesse de convergence.

Avec la variation du paramètre μ , qui prend des valeurs différentes, on a obtenu les résultats suivant :

3.4 Mesure de performance

3.4.1 Evolution temporelle

Parmi l'un des critères de performance couramment utilisé est celui de l'évolution temporelle de l'MSE, ce critère est donné par :

$$MSE(n) = EQM(n) = 10 \log(\sigma^2) \quad 3.1$$

Où :

σ : Symbolise une moyenne temporelle de M échantillons consécutifs.

$\log(.)$: Représente le logarithme à base 10, avec :

$$\sigma^2 = \frac{1}{M} \sum_{l=1}^M e^2(N)$$

3.2

- Pour le premier essai :

$\mu_1=0.2$: avec pleine bande. $\mu_2=0.2$: avec sous-bande. $\mu=0.9$: de pas adaptation proposé.

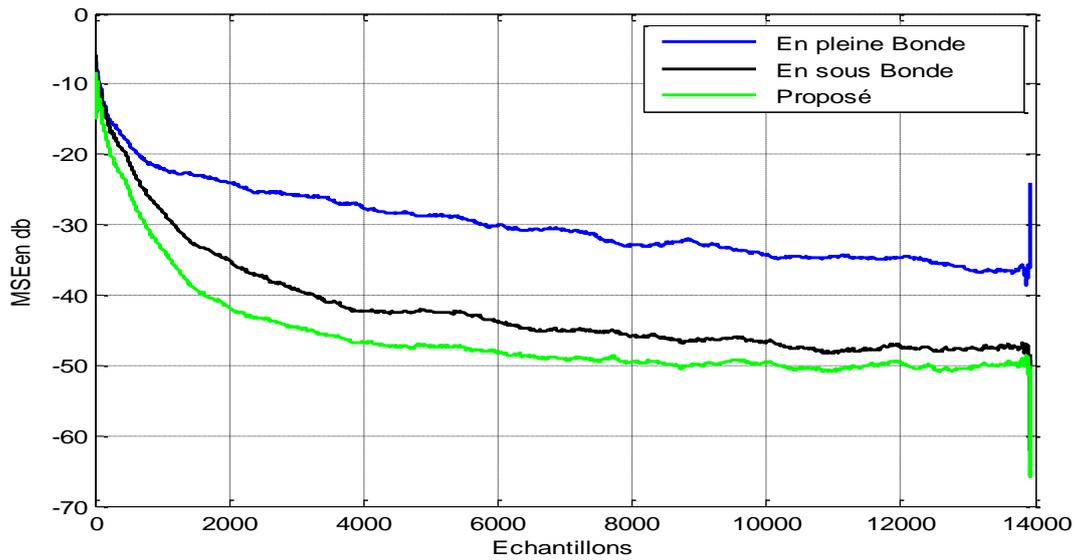


Figure 3.11. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes en pleine bande, et en sous-bandes (4SB) et algorithmes proposé quand $\mu_1=\mu_2=0.2$, $\mu=0.9$.

- Pour le deuxième essai :

$\mu_1=0.5$:avec pleine bande. $\mu_2=0.5$: avec sous-bande, $\mu=0.9$: de pas adaptation proposé.

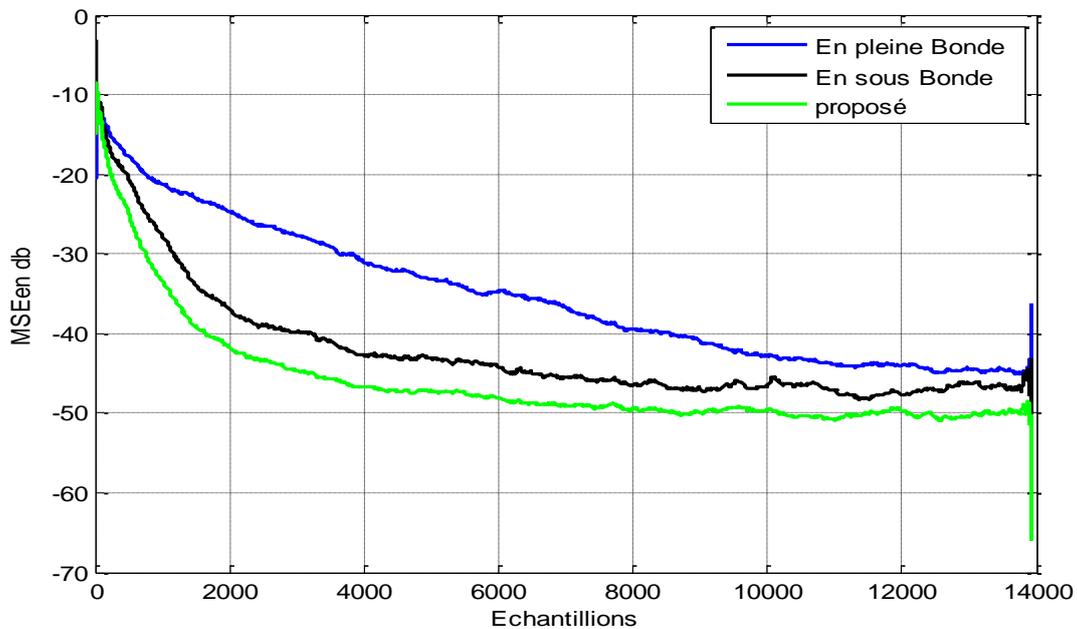


Figure 3.12. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes en pleine bande, et en sous-bandes (4SB) et algorithmes proposé quand $\mu_1=\mu_2=0.5$, $\mu=0.9$.

- Pour le troisième essai :

$\mu_1=0.9$: avec pleine bande. $\mu_2=0.9$: avec sous-bande , $\mu=0.9$: de pas adaptation proposé.

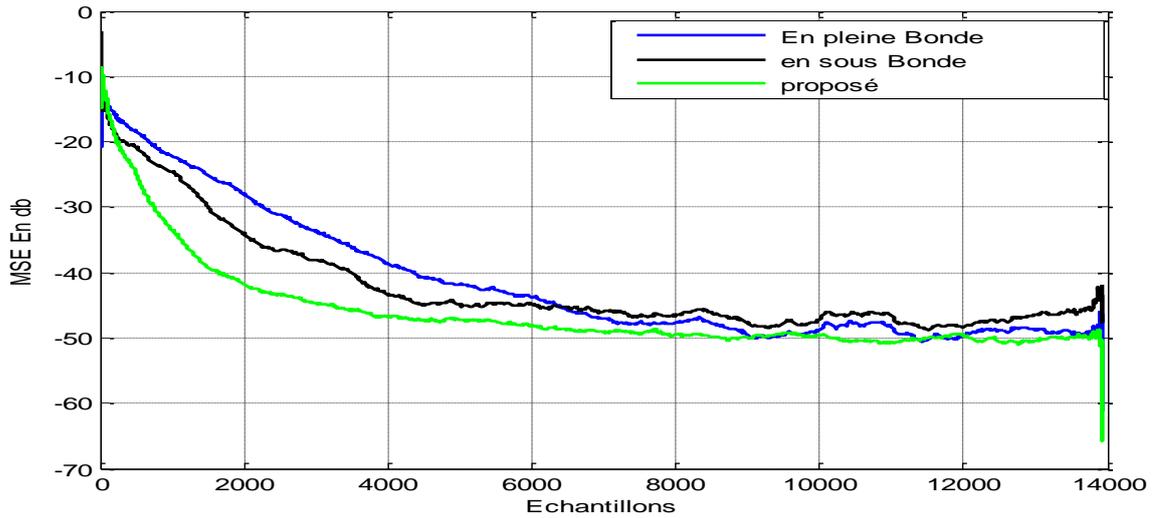


Figure 3.13. Evaluation du critère MSE entre les algorithmes en pleine bande, et en sous-bandes (4SB) et algorithmes proposé quand $\mu_1=\mu_2=0.9, \mu=0.9$

On a remarqué qu'avec l'augmentation des valeurs du critère μ les valeurs du MSE diminuent, mais aussi la bande passante joue un rôle très important, parce qu'avec une pleine bande on aura une meilleure qualité mais si on veut une très grande vitesse de convergence on applique la division de la bande en plusieurs sous-bandes en utilisant plusieurs filtres qu'on déjà présentés via les figures (3.7),(3.8) et(3.9).

La figure qui vient par la suite, est une représentation du signal de parole bruité $\mathbf{p}_1(n)$ et le signal de parole estimé $\mathbf{v}_1(n)$.

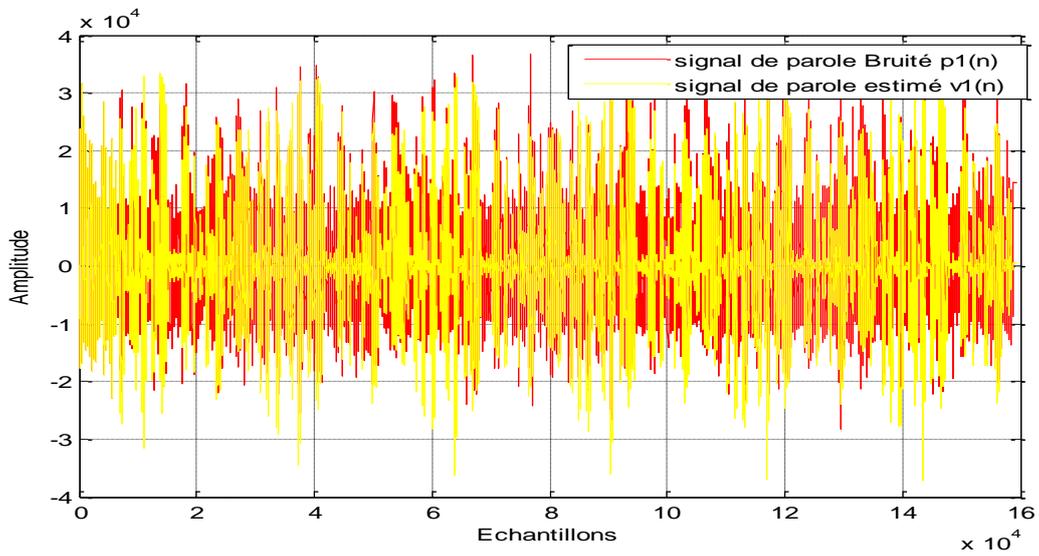


Figure 3.14 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ en plein bande

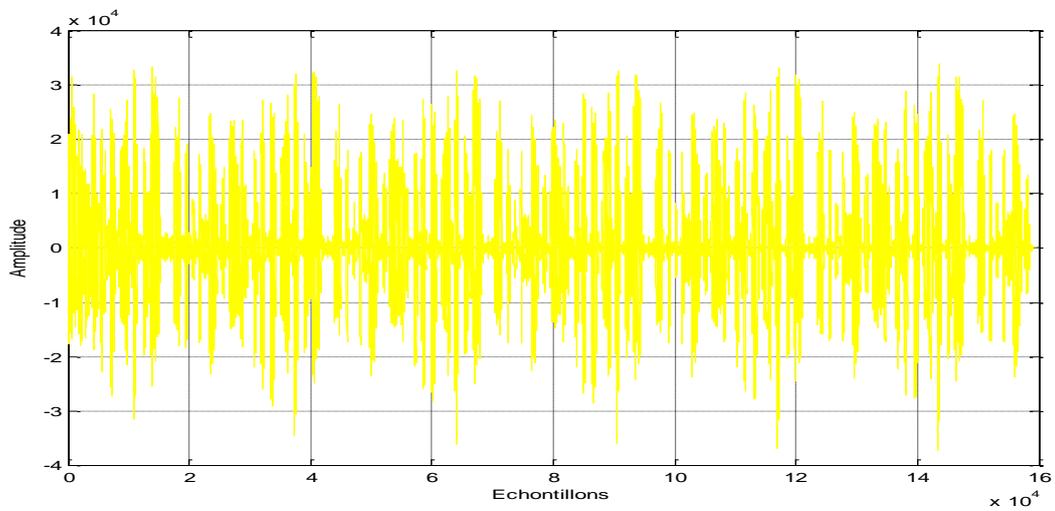


Figure 3.15 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ en plain bande.

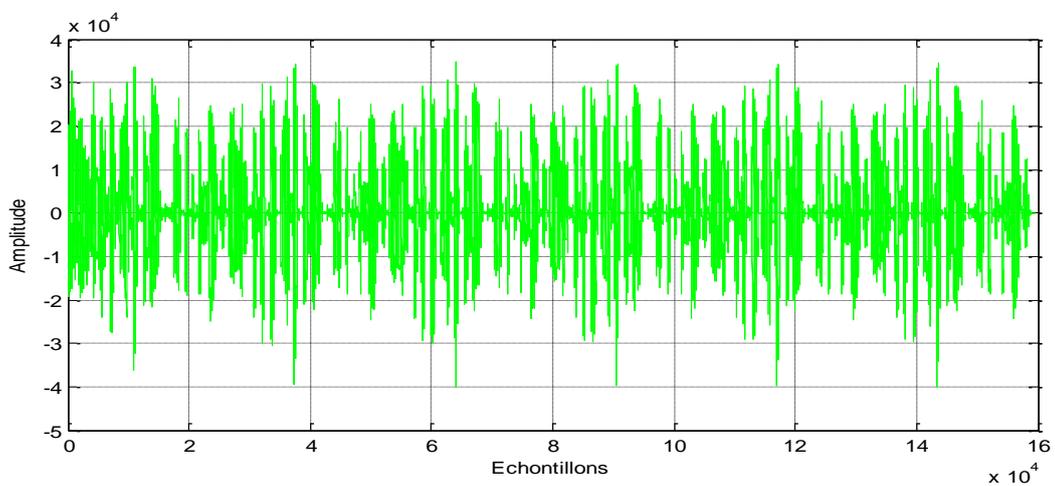


Figure 3.16 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ en sous-bande.

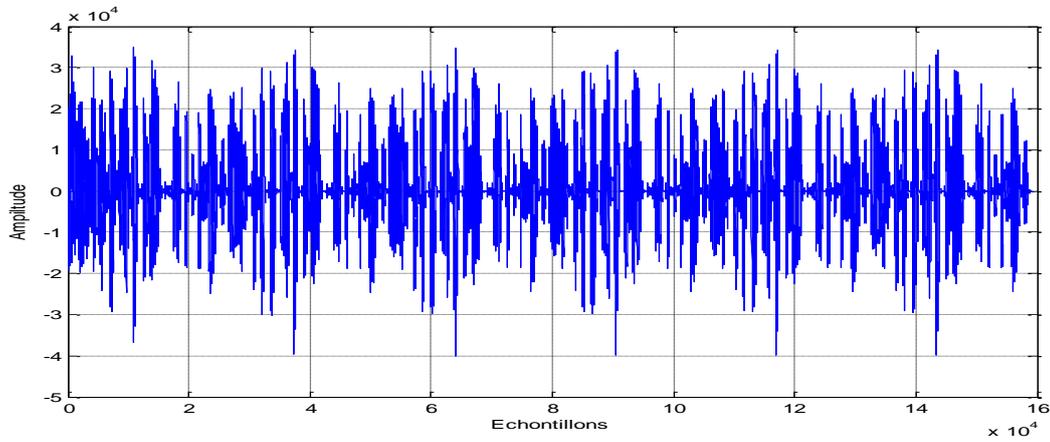


Figure 3.16 :Signal de parole estimé $v_1(n)$ proposé.

Il est clair dans les figure précédentes que le signal de parole estimé $v_1(n)$ s'améliore de plus en plus même si avec des petites différences, ce qui prouve que l'algorithme de decorrelation backward à pas d'adaptation variable en sous-bandes sert vraiment au rehaussement de la parole et à la réduction du bruit.

3.5 Conclusion

Dans ce 3^{ème} chapitre on a présenté les différents résultats obtenus après chaque exécution de l'algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bande, on a remarqué que la vitesse de convergence augmente en utilisant les sous-bandes mais la qualité du signal est meilleure avec une pleine bande et tout ca est réalisé avec le changement du critère de pas d'adaptation μ qui joue un rôle très important quand il est variable c'est-à-dire de plus il est grand de plus le MSE diminue, chose qui n'est pas réalisée lorsqu'il est fixe ou bien petit . Alors cet algorithme sert au rehaussement de la parole et la réduction du bruit, c'est ce qui est bien démontré par la figure là où il y a le signal de parole estimé $v_1(n)$ qui domine le signal de parole bruité $p_1(n)$.

Conclusion générale

On a présenté premièrement le filtrage adaptatif avec ses applications en sous-bandes, l'algorithme LMS et sa version normalisée NLMS, les différentes méthodes de la réduction du bruit telles que (la structure mono-capteur, bi-capteurs et backward).

La deuxième partie, était la citation des différents types du son et du bruit avec leurs caractéristiques, la définition du silence et du rapport signal sur bruit pour avoir une bonne base qu'on a utilisé pour la réalisation de l'algorithme de decorrelation Backward à pas d'adaptation variable en sous-bandes et qu'on a bien présenté dans cette partie.

Dans la troisième partie, on a présenté les résultats obtenus après les simulations de chaque partie de cet algorithme et on a pu arriver à beaucoup de performances qui sont bien les suivantes :

On a remarqué qu'avec l'augmentation des valeurs du critère μ qui est le pas d'adaptation, les valeurs du MSE diminuent, mais aussi la bande passante joue un rôle très important, parce qu'avec une pleine bande on aura une meilleure qualité mais si on veut une très grande vitesse de convergence on applique la division de la bande en plusieurs sous-bandes en utilisant plusieurs filtres.

Bibliographie

- [1] J. Benesty, Traitement des signaux-II filtrage adaptatif et analyse spectrale, 2005.
- [2] M. Bellanger, "Traitement numérique du signal théorie et pratique", Dunod: 8ème édition, 2006.
- [3] J.-F. Bercher & P. Jardin « Introduction au filtrage adaptatif », ESIEE Paris, I4-TTS 2003.
- [4] J. Benesty « Algorithme du gradient stochastique (least-mean-square – LMS) » INRSEMT.
- [5] K.-A. Lee, subband adaptive filtering : theory and implementation, John Wiley & Sons, 2009.
- [6] K.-A. Lee, subband adaptive filtering : theory and implementation, John Wiley & Sons, 2009.
- [7] R. Bendoumia, Annulation du bruit par les méthode de séparation de sources aveugles.application aux systèmes de télécommunications numérique, Université Blida 1, Blida: Thèse de doctorat, 2014.
- [8] Djendi, M, "Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications", Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [9] O. Cherrak, « Séparation aveugle de mélanges linéaires de sources : application à la surveillance maritime », Université de Toulon, Université Sidi Mohamed ben Abdellah (Fès, Maroc), 2016.
- [10] Meriem ZOULIKHA, « Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et lerehaussement du signal de parole », Mémoire de Magister, USDB, Avril 2014.
- [11] Z.A. ABIDAT, Conception d'un système anti-bruit pour des systèmes de ventilation (partie software), Université de MONTPELLIER II, Septembre 2006.

- [12] M. Tuan, Analyse acoustique de sons bien identifiés par un système de reconnaissance automatique de la parole, Lorrain - LORIA: Mémoire de master, Institut de la Francophonie pour l'Informatique INRIA, 2007.
- [13] A. Amrane, Nouvelle technique automatique de réduction de bruit acoustique basée sur le principe de séparation aveugle de source, Université Blida 1, Blida, 2019.
- [14] M. Zoulikha, Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit, Mémoire de master, Université de Blida 1, 2010.
- [15] Y. Aziza, Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruité en mode dépendant du texte, Mémoire de Magister Université FERHAT ABBAS Setif 2013.
- [16] A. M. OUSERIR, Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs, mémoire de projet de fin d'étude pour l'obtention du diplôme master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, 2013.
- [17] A. Morsli, Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation, Master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015.
- [18] A. H. Rahima, Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur, Mémoire de Master Université SAAD DAHLEB Blida 2016.
- [19] P. HANNA, Modélisation statistique de sons bruités : étude de la densité spectrale, analyse, transformation musicale et synthèse, Thèse de Doctorat, Université Bordeaux I, 2003.

- [20] S. Compronelle, signal separation by symmetric adaptive decorrelation stability, Convergence and uniqueness, IEEE transactions on signal processing (jul1995).
- [21] R. Bendoumia, Rehaussement du signal de parole par l'algorithme de decorrelation symétrique, thèse de master université de BLIDA (jul 2011).
- [22] S. Van Gerven, Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to Speech enhancement, university cathelic of leuven (Mars 1996).
- [23] D. C. Gerven, Signal separation in asymmetric adaptive noise canceller by output decorrelation, in : proceedings of the ICASSP, 1992.
- [24] Djendi M et Bendoumia R : 'A new coefficient two-channel backward algorithm for speech intelligibility enhancement : A subband approach' Appl.acous.2004 , vol 76,pp.209-222.
- [25] Djendi M A .Gilloire et P.Scalart : 'Frequency post -filters for noise cancellation using tow classed microphones' .Eurasip.Eusipco 2009,Poznan , Polgne .2007.
- [26] S.VanGerven,D.vanCompernelle, : ' Feedforward and feedback in symmetric adaptive noise canceller : stability analysis in a simplified case ' , in proceedings of the European Signal Processing Conference ,Brussele , Belgium, August 1992,pp.1081-1084.
- [27] Nouvelle version en sous-bandes de l'algorithme SAD pour la réduction du bruit acoustique, thèse de master université de Blida (2020).