

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 البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention Télécommunication
Spécialité Réseaux et Télécommunication

Présenté par

RECHACHOU Bilal

&

TRAD Houssam Eddine Mustapha

Un nouvel algorithme automatique de type RNQ dédié pour le rehaussement du signal de parole bruité dans les voitures

Proposé par : Mohamed DJENDI

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

Nous tenons à remercier en premier lieu le Dieu Le Tout-Puissant qui nous a accordé la volonté, la santé et le courage d'accomplir ce travail.

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma gratitude à Monsieur le Professeur Djandi Mohamed pour son engagement, son aide et ses précieux conseils qu'il a su me transmettre au cours de ce projet. Je tiens à le remercier tout particulièrement pour son soutien tout au long de cette année. Mon désir de continuer dans ce domaine tient notamment à sa formation, à laquelle je tiens à exprimer ma gratitude.

Je voudrais témoigner de la richesse de cette année à travers des professeurs passionnés et déterminés qui m'ont toujours témoigné leur soutien. Je tiens à remercier toutes les personnes qui ont contribué à l'enrichissement de mes connaissances et qui m'ont fourni les outils indispensables à la poursuite de mes études.

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

On ne saurait oublier de remercier nos chers parents, qui étaient toujours à nos côtés et nous a aidé et soutenu, nous leur souhaitons la bonne santé et la longue vie, InchaAllah on vous dit tous.

Dédicace

Je tiens à remercier en tout premier lieu, Dieu, le tout puissant, de m'avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et moments difficiles pour aboutir à la fin de ce travail.

Je dédie ce modeste travail, tout d'abord à mes chers parents pour leur amour, leurs sacrifices et leur encouragement, qui m'ont suivi pendant toute ma carrière d'étudiant.

A mes frères et ma sœur : Ayoub, Hamza, Amel qui ont partagé avec moi des moments de tristesse et de joie.

A tous les membres de ma famille et tout personne qui porte le nom RECHACHOU je dédie ce travail à tous ceux qui ont participé à ma réussite, et ma deuxième famille DERRADJI

A tous mes amis qui m'ont toujours encouragé, et à qui je souhaite plus de succès.

À tous mes enseignants et spécialement mon encadreur Pr Djendi Mohammed.

Rechachou Bilal

Dédicace

Tout d'abord je tiens à remercier ALLAH le tout puissant de m'avoir donné la santé, la volonté, le courage et la patience pour mener à terme ma formation et pourvoir réaliser ce travail de recherche.

Je dédie entièrement ce travail à mon père et à ma mère, mes piliers, mes exemples, mes premiers supporteurs et ma plus grande force. Merci pour votre présence, votre soutien, votre aide financière, et surtout votre amour, merci de n'avoir jamais douté de moi. Tout ce que j'espère, c'est que vous soyez fiers de moi aujourd'hui.

A ami proche Ramzi, qui m'encourage depuis des années et a toujours été à mes côtés, que Dieu lui accorde le succès, je lui souhaite bonheur, santé et réussite, à mes meilleurs amis : amine, billal, rafike, ibrahim, bensouda mohamed, lotfi qui font de mon monde des merveilles, je leur souhaite beaucoup de bonheur et de réussite.

En guise de reconnaissance, je tiens à remercier, très sincèrement, Mon encadreur M. Djendi qui est en charge de ma formation de Master.

A tous ceux qui cherche le savoir partout dans le monde.

Que Allah nous aide tous à faire que le bien.

TRAD Houssam Eddine Mustapha

الملخص: في هذه المذكرة تناولنا مشكلة تقليل الضوضاء الصوتية وتحسين إشارة الكلام في أنظمة الهاتف اللايودي. لإيجاد حل فعال لهذه المشكلة، سنقترح خوارزمية جديدة للوظيفة غير التربيعية لخطأ RNQ استناداً إلى كاشف تلقائي للنشاط الصوتي لمصدر مستشعر مزدوج ، هذا الإصدار الجديد من خوارزمية RNQ له أداء جيد. مع الخوارزمية الأساسية لنوع الخطأ غير التربيعي.

كلمات المفاتيح : تقليل الضوضاء ، دالة الخطأ غير التربيعي ، كاشف النشاط الصوتي التلقائي ، RNQ ، RNQ التلقائي.

Résumé : Dans ce mémoire, nous avons traité le problème de la réduction du bruit acoustique et rehaussement du signal de parole dans les systèmes de téléphonie à mains-libres. Pour trouver une solution efficace à ce problème, on va proposer un nouvel algorithme de fonction non quadratique de l'erreur RNQ basé sur un détecteur automatique d'activité vocale des sources bi-capteurs, cette nouvelle version d'algorithme RNQ possède de bonnes performances en comparaison avec l'algorithme de base de type non quadratique de l'erreur.

Mots clés : Réduction du bruit, fonction non quadratique de l'erreur, détecteur automatique d'activité vocale, RNQ, RNQ automatique.

Abstract: In this thesis, we have dealt with the problem of acoustic noise reduction and speech signal enhancement in hands-free telephone systems. To find an effective solution to this problem, we will propose a new algorithm of non-quadratic function of the RNQ error based on an automatic detector of voice activity of two-sensor sources, this new version of RNQ algorithm has good performance and compare it with the basic algorithm of non-quadratic type of error.

Keywords: Noise reduction, non-quadratic error function, automatic voice activity detector, RNQ, automatic RNQ.

Liste d'abréviations

- ANC : Adaptive Noise Canceller.
- DAV : Détection d'Activité Vocale.
- LMS: Least Mean Square.
- NLMS: Normalized Least Mean Square.
- APA : affine projection Algorithme.
- RLS: Recursive Least Square.
- RNQ : Réursive No Quadratic.
- DSP : Densité Spectrale de Puissance.
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne.
- MSE : Means Square Error.
- SegMSE : Segmental MSE.
- RSB : Rapport Signal à Bruit.
- SM : System Mismatch.
- SNR : Signal to Noise Ratio.
- BBN : bruit large bande

Table des matières

Chapitre 1 Généralités sur le bruit acoustique et les techniques de réduction

1.1 Introduction.....	03
1.2 Parole	03
1.2.1 Définition	03
1.2.2 l'acoustique	03
1.3 Classification du son de la parole	03
1.3.1 Son voisés	04
1.3.2 Son non voisés	04
1.3.3 Son silence	04
1.4 Description du signal de parole.....	04
1.5 L'estimation du signal de parole	05
1.6 bruit	05
1.6.1 Définition.....	05
1.6.2 paramétrique caractéristique d'un bruit	05
1.6.3 Sources de bruit.....	06
1.6.4 Spectre d'un bruit	06
1.6.5 Le rapport signal sur bruit (RSB)	07
1.6.6 Bruit blanc et bruit coloré	07
1.7 Mélange de bruit	07
1.7.1 convolutif ..	07
1.7.2 Mélange instantané.....	08
1.8 Techniques de réduction du bruit acoustique	08
1.8.1 Introductions	08
1.8.2 Méthode mono-capteur	09
1.8.3 Méthode bi-capteurs	10

1.8.4 Méthode multi-capteurs	11
1.9 Annulation adaptative de bruit (ANC)	13
1.10 Conclusion	14

Chapitre 2 technique du filtrage adaptatif

2.1 Introduction.....	15
2.2 Filtre de Wiener	15
2.2.1 Relations d'orthogonalité - Equation de Wiener-Hopf.....	17
2.3 Filtrage adaptatif.....	20
2.3.1 Techniques du filtrage adaptatif.....	21
2.3.2 Mise en œuvre des algorithmes adaptatifs.....	22
2.4 La famille LMS.....	23
2.4.1 Algorithme du gradient stochastique LMS.....	24
2.5 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	25
2.6 Famille des algorithmes de projection affine exacte	27
2.6.1 Algorithme de projection affine APA	28
2.7 Algorithme de récursif non quadratique RNQ	29
2.8 Conclusion	32

Chapitre 3 Développement d'un nouvel algorithme de type RNQ automatique

3.1 Introduction.....	33
3.2 Annulation adaptative du bruit (ANC)	33
3.3 ANC par l'algorithme RNQ	35
3.4 analyse de convergence de l'algorithme RNQ.....	37
3.5 Proposition d'une nouvelle version automatique de l'algorithme RNQ	40
3.6 Conclusion	44

Chapitre 4 Résultats de simulations

4.1 Introduction.....	45
4.2 Description des signaux de simulation	45
4.2.1 Le signal de parole	45
4.2.2 Signal du bruit.....	46
4.2.3 Les réponses impulsionnelles	46
4.2.4 Signaux de mélange	47
4.2.5 Détection d'activité vocale automatique.....	49
4.3 Critères d'évaluations utilisés en simulation	50
4.4 Résultats de simulation du nouvel algorithme Automatique de type RNQ	51
4.5 Comparaisons des résultats de simulation entre les algorithmes RNQ et RNQ-Automatique ..	51
4.6 Cas du bruit blanc	52
4.6.1 Evaluation du System Mismatch (SM).....	52
4.6.2 Evaluation de l'Erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE)	53
4.7 Conclusion	59

Liste des figures

Figure 1.1 Représentation spectrale du bruit blanc	06
Figure 1.2 illustration d'un processus de mélange convolutif	08
Figure 1.3 Principe de débruitage mono-capteur.	09
Figure 1.4 La structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs.	10
Figure 1.5 La structure simplifier d'un mélange convolutif bi-capteurs.	11
Figure 1.6 Réduction de bruit par les techniques multi-capteurs.	12
Figure 1.7 Structure adaptative de bruit (ANC).	13
Figure 2.1 Filtre de Wiener	15
Figure 2.2 Filtrage Linéaire Optimal	16
Figure 2.3 schéma général d'un système de filtrage adaptatif	22
Figure 2.4 Schéma du principe de fonctionnement d'algorithme RNQ	29
Figure 3.1 schéma de la structure d'annulation adaptative du bruit.	34
Figure 3.2 schéma représente l'annulation adaptative du bruit par l'algorithme RNQ.	35
Figure 3.3 Schéma bloque de la réduction du bruit par l'algorithme RNQ.	40
Figure 3.4 Schéma détaillé.	41
Figure 3.5 Structure de mélange convolutif.	41
Figure 4.1 Le signal de parole et son spectrogramme	45
Figure 4.2 Le signal bruit blanc utilisé dans la simulation et son spectrogramme	46
Figure 4.3 Exemple de réponse impulsionnelle h_1	46
Figure 4.4 Exemple de réponse impulsionnelle h_2	47
Figure 4.5 Signal de mélange $m_1(n)$	47
Figure 4.6 Signal de mélange $m_2(n)$	48
Figure 4.7 Signal de sortie $e(n)$ et son spectrogramme	48

Figure 4.8 Comparaisons entre le signal mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original	49
Figure 4.9 Comparaisons entre le signal de la parole à la sortie $e(n)$ et le signal de parole original	49
Figure 4.10 Signal de parole avec son DAV	50
Figure 4.11 Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de puissance non quadratique d'entrées sont 1, 2, 3, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	53
Figure 4.12 Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de la puissance non quadratique d'entrées sont 1, 2, 3, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	54
Figure 4.13 Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de RSB d'entrées sont 0db, 3db, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	55
Figure 4.14 Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de RSB d'entrées sont 0db, 3db, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	56
Figure 4.15 Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de pas d'adaptation μ d'entrées sont 0.7, 0.8, 0.9 du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	57
Figure 4.16 Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de pas d'adaptation μ d'entrées sont 0.7, 0.8, 0.9 du haut vers le bas de cette figure, respectivement.	58

Liste des tableaux

Tableau 4.1 : Parametres de simulation des algorithmes RNQ et RNQ automatique . 51

La parole, qui est le moyen de communication privilégié entre les êtres humains, constitue une grande partie des messages véhiculés dans la communication. Le phénomène d'écho, le rebond d'un signal lorsqu'il est transmis, est généralement un problème dans toutes les connexions « ordinateur à téléphone » ou « téléphone à téléphone ».

Dans un environnement très bruyant, les signaux engendrés par la parole lors des communications téléphoniques (notamment en mode main-libre) sont altérés par des bruits provenant de sources multiples, on perd la qualité du signal de parole reçu, ce phénomène est un problème majeur dans les techniques de réduction de bruit et l'amélioration de la qualité de la parole,

La réduction du bruit est largement discutée dans la littérature scientifique et plusieurs techniques ont été proposées pour traiter ce problème, les techniques de réduction du bruit font l'objet d'un compromis entre le niveau effectif de réduction et la distorsion qui affecte un mot, au vu des performances actuelles, il est souhaitable de supprimer plus de bruit tout en maintenant un niveau acceptable de dégradation du signal restitué, son objectif est d'améliorer la qualité et la clarté du signal audio gênant à l'aide de différents filtres et algorithmes

Avec le développement des technologies de communication, la demande en qualité de service est considérablement accrue, il est nécessaire d'utiliser un traitement qui permet la réduction du bruit et conserver de plus, la qualité du signal. Plusieurs méthodes ont été proposées pour avoir une réduction du bruit efficace et qui conserve l'intelligibilité du signal vocal.

La majorité des méthodes proposées sont classées selon un nombre spécifique de microphones, c'est à dire que la structure soit mono-capteur, bi-capteurs ou multicapteurs, à partir d'une seule et unique observation constitué d'un mélange de parole et de bruit, le système doit être en mesure de séparer ces signaux en vue de restituer un signal moins bruyant. Ceci est rendu réalisable par la formulation d'hypothèses sur les signaux, le bruit est généralement supposé stationnaire, ce qui permet de distinguer des composantes dynamiques de la parole. Les algorithmes associés, peuvent également être adaptatifs ou non-adaptatif. Etant donné que le débruitage des signaux non-stationnaires avec un filtre adaptatif est plus efficace qu'avec un filtre non-adaptatif, dans notre mémoire, nous

contribuons dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole, issu des observations bruitées, par la proposition d'un nouvel algorithme de réduction de bruit de type RNQ (Recursive Non Quadratique).

Le but de ce mémoire est amélioré de la qualité de traitement de débruitage, en se posant cette objective, nous présentons un nouvel algorithme basé sur des fonctions non quadratiques de l'erreur pour fournir une solution efficace de réduction du bruit acoustique, Pour cela notre travail sera présenté comme suit :

Le premier chapitre est une description du signal de parole, ses caractéristiques, les notions de base du bruit, et quelques rappelles essentiels. Ainsi, il définit les méthodes de débruitage monocapteur, bi-capteurs, multi-capteurs, précisément la séparation des sources. En effet, Il est introduit, dans ce chapitre, les principales méthodes utilisées pour résoudre le problème de mélange convolutif.

Le deuxième chapitre présente les différentes techniques de filtrage adaptatif ainsi que les algorithmes du gradient, L'algorithme de Projection Affine, et l'algorithme RNQ (Recursive Non Quadratique).

Dans le troisième chapitre, nous présentons l'application de l'algorithme RNQ dans le domaine de la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole en deux microphones de prise de son, et le nouvel algorithme proposé que nous développons dans le cadre de ce projet de fin d'études pour la réduction du bruit acoustique.

Le quatrième chapitre, il sera présenté les résultats obtenus lors de la simulation de l'algorithme proposé ainsi que sa comparaison avec l'algorithme RNQ en termes de deux critères de performance.

Enfin, notre mémoire sera terminé par une conclusion générale.

1.1 Introduction

La parole est l'un des principaux moyens de communication entre les êtres humains, or notre environnement le bruit est souvent présent, avant d'attaquer dans ce chapitre sur les techniques de réduction de bruit, il faut bien éclairer les idées sur les notions de base du bruit, du signal parole et leurs propriétés, parce que ce domaine est devenu, de nos jours, un bagage culturel et une recherche scientifique par un ingénieur de communication. Dans nombreuse application du traitement de la parole, la présence d'un bruit superposé au signal utile dégrade la qualité et l'intelligibilité de la parole et peut donc perturber les performances de l'application envisagée. Le but des algorithmes de réduction de la parole est de réduire le bruit et par conséquent d'améliorer la qualité de la parole.

1.2 Parole

1.2.1 Définition

La parole apparaît physiquement comme une variation de la pression d'air causée et émise par le système articulaire, c'est un signal réel, continue d'énergie finie non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps.

1.2.2 l'acoustique

Le titre « acoustique » renvoie ici à l'étude des ondes élastiques et, plus précisément, aux méthodes de leur propagation. La qualification flexible est plus générale que la qualification phonologique, qui est liée, en principe, à des phénomènes audibles, c'est-à-dire à une fréquence comprise entre 20 Hz et 20 kHz, mais « Acoustique » a aussi la particularité d'être un nom.

1.3 Classification du son de parole

La parole se distingue par sa complexité, due à des modes de production variables, engendrant des signaux fortement non-stationnaires. Cependant, du fait de l'inertie des muscles de l'appareil phonatoire, le signal vocal ne peut être considéré comme quasi stationnaire que sur des intervalles de temps de durée limitée. Une décomposition simplifiée du signal de la parole doit ressortir trois types de sons voisés, non voisés et silences [1].

1.3.1 Son voisée

Il est intéressant de constater que les sons voisés et non-voisés ont des propriétés statistiques différentes. En effet les sons voisés ont un caractère quasi périodique très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale, appelée pitch. Sont à forte énergie et sont fortement corrèles. Les sons voisés, tels que des voyelles, sont produits par le passage de l'air qui met en vibration les cordes vocales. Ce monde qui représente 80 % du temps de phonation, est caractérisé en général par une quasi-périodiques. Typiquement, la période fondamentale des différents sons voisés varie entre 2ms et 20ms.

1.3.2 Son non voisée

Les sons non voisés sont au contraire non périodiques, à faible énergie et peu corrèles. Comme certaines consonnes, sont des signaux qui ne présentent pas de structure périodique. Ils ont les caractéristiques spectrales d'un bruit légèrement corrélé. Beaucoup moins énergétiques que les sons voisés, résultent quant à eux de l'écoulement libre de l'air par la glotte qui reste ouverte. Le chuchotement est un mode de phonation particulier car la glotte reste ouverte en permanence, il n'y a donc pas de production de sons voisés pendant le chuchotement [2].

1.3.3 Son 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 [3].

1.4 Description du signal de parole

Nous avons déjà observé la grande répétition du signal acoustique. L'orthophonie automatique nécessite de réduire cette fréquence, en utilisant des traitements appropriés, pour réduire les temps de traitement et le chaos de la mémoire. En outre, parfois simultanément, le traitement des signaux sonores permet d'identifier l'extraction des paramètres pertinents (caractéristiques sonores, formes de fréquence, etc.).

Les appareils utilisés peuvent être analogiques : à mesure que l'électronique numérique et l'informatique évoluent, les technologies numériques sont désormais très répandues. Après avoir scanné le signal sonore à l'aide d'un adaptateur numérique analogique (CAN), le

traitement est effectué par un programme soit par des composants spécialisés pour l'analyse vocale en temps réel, soit de plus en plus par des puces de microprocesseur. [4]

1.5 Estimation du signal de parole

Le module d'estimation de la parole est au cœur du système d'amélioration de la parole. Pour améliorer la parole en général, une amplitude spectrale, ou modèle de prédiction de la parole linéaire, est estimée, et cette estimation est utilisée ultérieurement pour reconstruire des échantillons de parole. Une variété de méthodes a été proposées pour quantifier la parole propre, y compris le filtre de Wiener, la soustraction spectrale, le filtre de Kalman, l'erreur quadratique moyenne minimale (MMSE) et les méthodes postérieures maximales (MAP). Pour le bon fonctionnement de l'unité d'estimation de la parole, la connaissance des statistiques de la parole et du bruit est nécessaire et peut être estimée à partir de la parole forte ou elle peut être obtenue à partir de modèles de parole et de bruit pré-entraînés.

1.6 bruit

1.6.1 Définition

Passer du son au bruit, c'est prendre en compte la représentation de la voix d'une personne Donnée à un certain moment. Ce n'est plus seulement une description du phénomène avec Les outils de la physique, mais pour l'interprétation qu'un individu crée pour un événement ou Ambiance sonore. **L'ISO** (*organisation internationale de normalisation*) définit le bruit comme « un phénomène acoustique désagréable.

1.6.2 paramétrique caractéristique d'un bruit

Outre cette définition, plusieurs paramètres sont à prendre en compte pour définir le bruit et par conséquent sa nocivité, tels que :

- **Son intensité**, car plus l'intensité augmente, plus le sujet s'expose à un risque de surdité ou de fatigue auditive.
- **Sa fréquence**, puisqu'un bruit de tonalité aiguë est, à intensité égale, plus nocif qu'un bruit à tonalité grave.
- **Sa pureté**, étant donné qu'un son pur est plus traumatisant pour l'oreille interne qu'un bruit large spectre.

- **Sa durée d'exposition**, sachant que pour une même ambiance sonore, plus la durée d'exposition est longue, plus les lésions auditives de l'oreille interne seront importantes.

1.6.3 Sources de bruit

Les sources de bruit environnemental sont nombreuses : infrastructures de transport routier (rail et route), trafic aérien, activités industrielles, artisanales, commerciales, loisirs, musique amplifiée, bruit de quartier, etc.

1.6.4 Spectre d'un bruit

Un bruit blanc est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences. Le spectre d'un bruit est par conséquent constant et continu sur toute la gamme des fréquences. Constante en dB/Hz [5] et ascendante de 3 dB par octave comme schéma suivante :

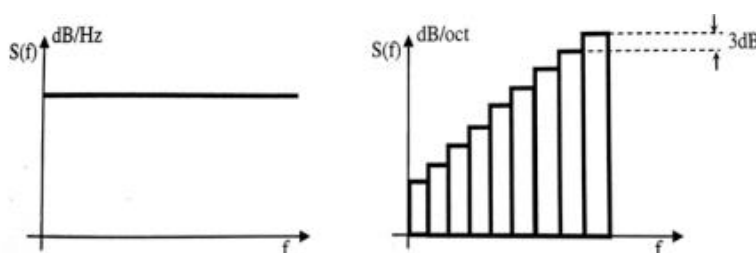


Figure 1.1 Représentation spectrale du bruit blanc.

- Le bruit blanc peut être pondéré de deux manières :
 - ✓ **Par un filtre large bande**, indiqué sur les vumètres par **WN** (bruit blanc) ou **BBN** (bruit large bande). Il est utilisé pour masquer la parole et pour déterminer le seuil d'inconfort général.
 - ✓ **Ou selon le spectre de la parole obtenu par filtrage**. Sa densité spectrale diffère de celle de la parole à longue portée. Ce son est utilisé comme masque audio. Défini par l'acronyme **SWN** (Weighted Speech Noise), également appelé : Phonémique Complexe.
- Le bruit blanc filtré est également appelé bruit blanc **NB** (bande étroite) qui se caractérise par sa fréquence centrale, exprimée en pourcentage de la valeur de fréquence centrale et de la pente du filtre utilisé. Les bandes de bruit blanc filtrées

sont obtenues en choisissant des bandes de bruit blanc étroites avec des filtres pour la bande passante appropriée.

1.6.5 Le rapport signal sur bruit (RSB)

Pour évaluer l'effet du bruit sur un signal, une mesure connue sous le nom de rapport signal sur bruit (Signal to Noise Ratio ou SNR en anglais) est appliquée. Permet de mesurer la qualité d'un canal de transmission. C'est un nombre sans unité qui est d'autant plus grand que le bruit est négligeable. Le rapport signal à bruit est un moyen pour caractériser un système de transmission en comparant sa valeur à l'entrée du système avec sa valeur en sortie de système, ou pour comparer la qualité des diverses méthodes de traitement des signaux. Il mesure la quantité de bruit contenu dans le signal. Il s'exprime par le rapport des puissances du signal (P_s) et du bruit (P_b). Il est souvent donné en décibels (dB) :

$$(\text{RSB}) = \left[\frac{P_s}{P_b} \right]$$

Où , en dB :

$$(\text{RSB})_{\text{dB}} = 10 \text{Log}_{10} \left[\frac{P_s}{P_b} \right] \quad (1.1)$$

1.6.6 Bruit blanc et bruit coloré

Le bruit coloré est une modification du spectre du bruit blanc en modifiant les plages de fréquences (le rendant plus "rouge" lors de l'augmentation des graves et plus "violet" lors de l'augmentation des aigus). Le bruit blanc est un bruit de même niveau de volume dans des bandes de fréquences d'égale largeur. Le spectre n'est donc plus constant et on dit que le bruit est coloré.

1.7 Mélange du bruit

1.7.1 Mélange convolutif

Ce type de mélange est le plus général car le capteur reçoit plusieurs ondes de la même source qui correspondent toutes à l'atténuation et au retard de transmission entre source et capteur.

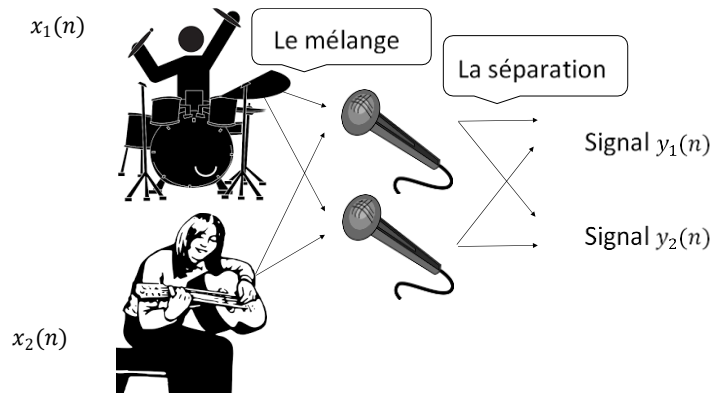


Figure 1.2 illustration d'un processus de mélange convolutif.

Le modèle du mélange convolutif est donné par la formule suivante :

$$y_i(n) = \sum_{j=1}^k h_{ij}(n) * x_j(n) + \varepsilon_i(n) \quad (1.2)$$

avec $i=1, 2, \dots, k$

Où :

$y_i(n)$: signal de capteur , avec $y_1(n)$, $y_2(n)$, $y_N(n)$

$x_j(n)$: signal de source , avec $x_1(n)$, $x_2(n)$, $x_N(n)$

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

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

1.7.2 Mélange instantané

On parle du mélange instantané lorsque les observations s'écrivent comme des combinaisons linéaires des sources. C-à-d que les signaux sources arrivent en même temps sur les capteurs, mais avec des intensités différentes. Le modèle du mélange instantané est définie par la formule suivante :

$$y_i(n) = \sum_{j=1}^k h_{ij}(n) * x_j(n) \quad , \text{ avec } i=1, 2, \dots, k \quad (1.3)$$

1.8 Technique de réduction du bruit acoustique

1.8.1 Introduction

Le rehaussement de la parole est un domaine du traitement de signal qui prend de plus en plus d'ampleur. En effet dans un monde où la télécommunication connaît un véritable essor, les technologies ce doivent être de plus en plus performants afin de satisfaire au plus grand

nombre. Les applications qui nécessitent un rehaussement de la parole sont très nombreuses (Téléphonie, Restauration d'enregistrement audio biomédicale...), la plus évidente étant sans doute celle de la téléphonie mobile, ou de nombreux bruits environnementaux peuvent gêner la qualité et l'intelligibilité du signal de la parole transmise.

La réduction du bruit est une étape très importante dans les systèmes de télécommunication. Il existe à ce jour de nombreuses techniques de débruitage proposées pour améliorer les conditions de la communication c-à-d en transmettant le signal de parole

le moins bruité possible, celle-ci se décline en trois méthodes distinctes :

- Méthode mono-capteur.
- Méthode bi-capteurs.
- Méthode multi-capteurs.

1.8.2 Méthode mono-capteur

Dans cette partie, nous allons analyser la technique la plus ancienne pour l'annulation du bruit dite la méthode mono-capteur. Dans les systèmes monovoies, une seule observation est disponible pour séparer la parole du bruit par un algorithme de rehaussement. Au départ, on peut considérer que le signal qui arrive au microphone est composé d'un signal utile qui est la parole et d'un bruit qui est ce que l'on doit atténuer [6]. On considère le problème de débruitage schématisé par la figure 1.3 suivante :

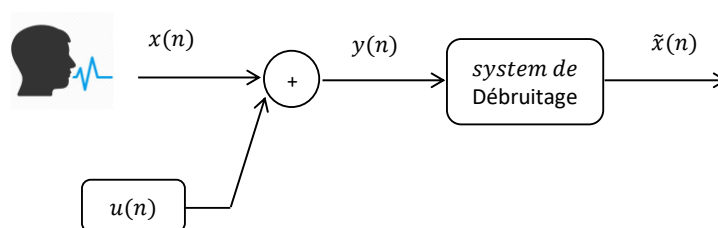


Figure 1.3 Principe de débruitage mono-capteur.

D'où :

$\tilde{x}(n)$: est le signal parole.

$u(n)$: Est le bruit.

$y(n)$: Est le signal parole bruité (signal observé).

avec :

$$y(n) = x(n) + u(n)$$

La plupart des techniques de débruitage monovoie consiste à réaliser un filtrage dans le domaine fréquentiel du signal microphone $Y(n)$. Le filtrage atténue l'amplitude de chaque composante spectrale du signal bruité en fonction de l'estimation du rapport signal à bruit de cette composante.

Les méthodes différencier en fonction de l'atténuation requise, de la méthode d'estimation du niveau du bruit et du niveau de parole sur chaque composante spectrale [6].

Les techniques supposent que le bruit et le signal sont décorrélés sur la durée de la trame d'analyse, que le signal de parole utile est intermittent et que l'oreille humaine est insensible à la phase du signal.

1.8.3 Méthode bi-capteurs.

Contrairement à la méthode présentée dans la partie précédente qui permet de filtrer le bruit d'un signal enregistré avec un seul microphone, la méthode bi-capteurs nécessite l'utilisation de deux microphones pour annuler le bruit, une pour la source de parole (locuteur), et l'autre pour la source de perturbation (le bruit) [7].

Le mélange convolutif linéaire entre signal de parole et le bruit peut être représenté par un modèle complet donné par la figure 1.4 :

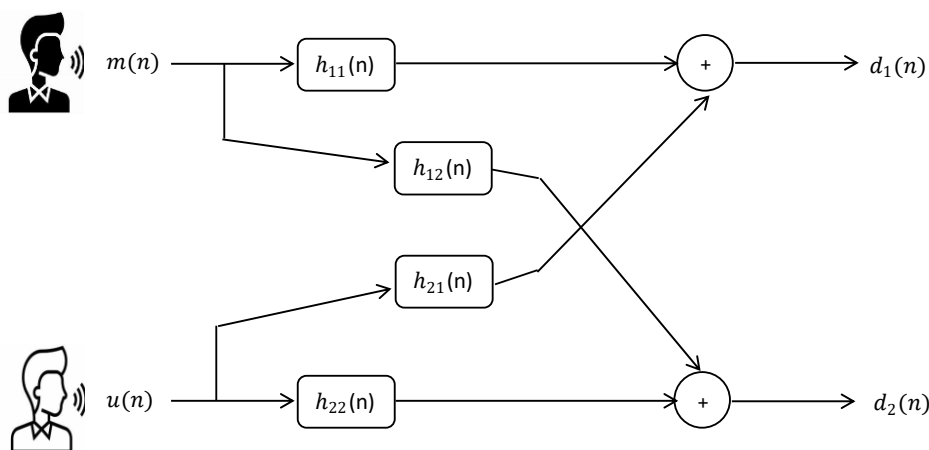


Figure 1.4 La structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs.

$d_1(n)$ et $d_2(n)$: Les signaux observés à la sortie des mélanges .

$m(n)$: est un signal de parole.

$u(n)$: Le signal de bruit.

$h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$: Les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage.

$h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$: Les effets du couplage mutuel entre les signaux.

Le symbole $*$ représente l'opérateur de convolution linéaire.

Les équations des signaux observés à la sortie de ce mélange sont données par :

$$d_1(n) = m(n) * h_{11}(n) + u(n) * h_{21}(n) \quad (1.4)$$

$$d_2(n) = u(n) * h_{22}(n) + m(n) * h_{12}(n) \quad (1.5)$$

Pour simplifier le modèle de mélange convolutif bi-capteurs on prend en compte certaines suppositions, On place un microphone près du locuteur (signal parole $m(n)$) et l'autre près de la source du bruit (signal bruit $u(n)$). Les canaux directs $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ sont égaux l'impulsion du Dirac $\delta(n)$. Donc le modèle du mélange convolutif simplifié sera donné par la figure 1.5

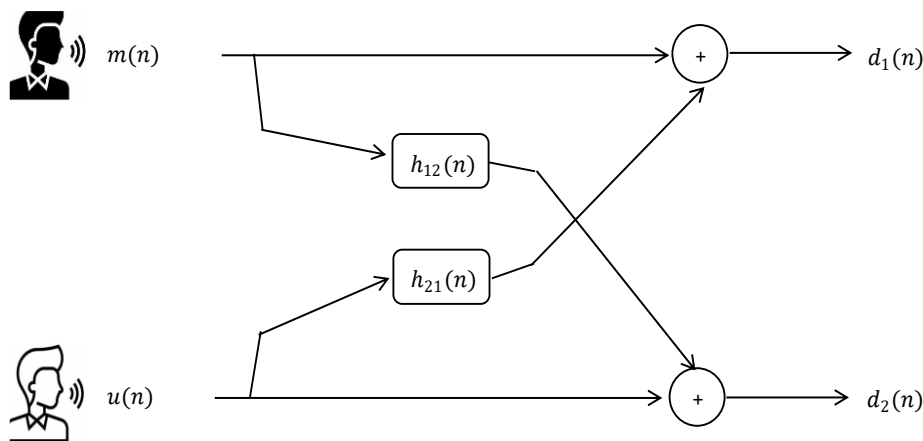


Figure 1.5 La structure simplifier d'un mélange convolutif bi-capteurs.

Les équations deviennent :

$$d_1(n) = m(n) + u(n) * h_{21}(n) \quad (1.6)$$

$$d_2(n) = u(n) + m(n) * h_{12}(n) \quad (1.7)$$

1.8.4 Méthode multi-capteurs

Dans cette section, nous allons présenter une étude générale sur la réduction multi-capteurs. Le rôle principal des techniques multi-capteurs dans le problème de débruitage est d'améliorer la qualité du signal de parole estimé en utilisant plusieurs capteurs. Considèrent un système de réduction de bruit avec « K » capteurs dans un milieu acoustique bruité fermé. Supposant que le milieu contient deux sources, la première est le signal de parole

$S(n)$ prononcée par un locuteur et l'autre le bruit $u(n)$. Ces deux signaux se propagent dans un milieu fermé vers les capteurs (ondes directes et indirectes) [8]. Ce système est représenté par la figure 1.6 suivant :

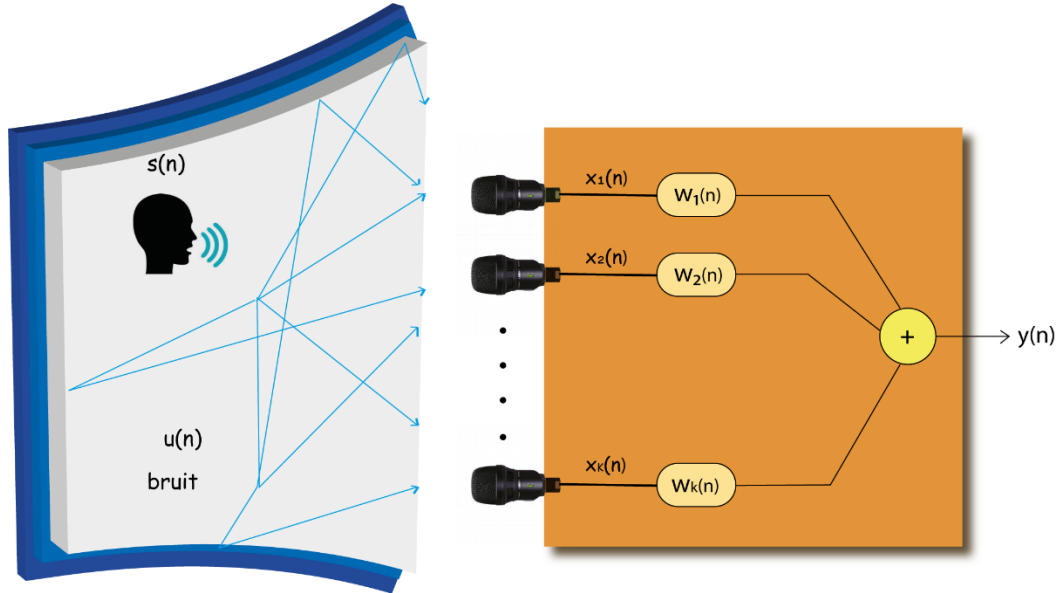


Figure 1.6 Réduction de bruit par les techniques multi-capteurs.

Chaque observation $x_{i(n)}$ est constitué de deux composantes , partie du signal parole $s_{i(n)}$ et l'autre du bruit $u_{i(n)}$, avec $i = 1,2, \dots , k$

$$x_{i(n)} = s_{i(n)} + u_{i(n)} \tag{1.8}$$

avec :

$$s_{i(n)} = s(n) * h_{si(n)} \quad , \text{ avec } i = 1,2, \dots , k$$

$$u_{i(n)} = u(n) * h_{ui(n)} \quad , \text{ avec } i = 1,2, \dots , k$$

Donc $x_{i(n)}$ peuvent s'écrire par les équations suivantes :

$$x_{1(n)} = s(n) * h_{s1(n)} + u(n) * h_{u1(n)}$$

$$x_{2(n)} = s(n) * h_{s2(n)} + u(n) * h_{u2(n)}$$

.

.

$$x_{ik(n)} = s(n) * h_{sk(n)} + u(n) * h_{uk(n)} \tag{1.9}$$

Les réponses impulsionnelles sont des coefficients du filtre RIF de longueur L et qui est donnée par :

$$\mathbf{h}_{si(n)} = [h_{si,1(n)} * h_{si,2(n)} \dots \dots h_{si,L(n)}]^T \quad , \text{ avec } i = 1,2, \dots, k$$

$$\mathbf{h}_{ui(n)} = [h_{ui,1(n)} * h_{ui,2(n)} \dots \dots h_{ui,L(n)}]^T \quad , \text{ avec } i = 1,2, \dots, k$$

Dans la figure 1.6 , tous les signaux observés $x_{i(n)}$ sont filtrés par les filtres $w_{i(n)}$ et combinés pour obtenir le signal de parole rehaussé $y(n)$.

$$y(n) = \sum_{i=0}^k w_{i(n)} * x_{i(n)} \tag{1.10}$$

$w_{i(n)}$: sont des filtres de type RIF de longueur L, et données avec l'équation suivant :

$$\mathbf{w}_i(n) = [w_{i,1(n)} , w_{i,2(n)} \dots \dots w_{i,L(n)}]^T \quad , \text{ avec } i = 1,2, \dots, k$$

Donc le signal utilisés dans les techniques de réduction de bruit multi-capteurs on cite la technique d'annulation adaptative de bruit (ANC : Adaptive noise cancellation).

1.9 Annulation adaptative de bruit (ANC)

L'annulation de bruit adaptative (ANC en anglais : Adaptive Noise Cancelling) est la méthode la plus connue et ancienne, elle consiste à utiliser le filtrage adaptatif pour annuler le bruit [9].

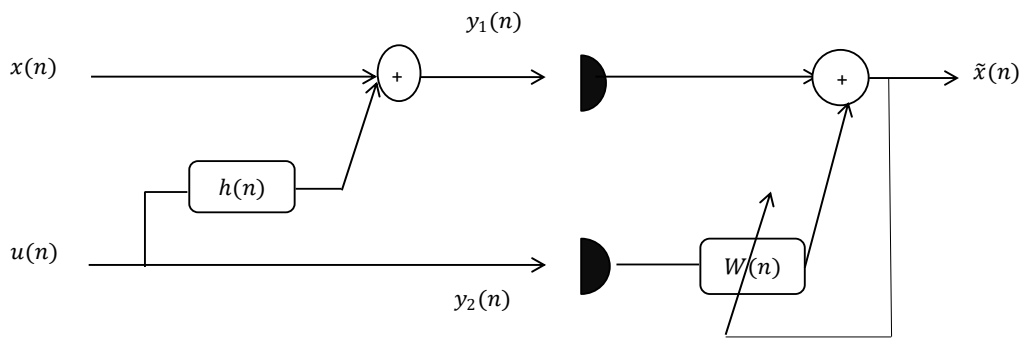


Figure 1.7 Structure adaptative de bruit (ANC).

$$y_1(n) = x(n) + u_1(n) \tag{1.11}$$

avec :

$$u_1(n) = u(n) + h(n)$$

$y_1(n)$: est une observation bruité d'un signal de parole $x(n)$

Supposant que l'on dispose au niveau d'un deuxième capteur d'un bruit $y_2(n)$ fortement corrélé à $u_1(n)$ mais décorrélé avec le signal parole $x(n)$. La relation entre $u_1(n)$ et $u(n)$ est supposé linéaire.

La méthode de technique d'annulation adaptative de bruit (ANC) est de filtrer la référence $y_2(n)$ de manière adéquate afin d'obtenir la meilleure estimation de $y_1(n)$ (au sens de l'erreur quadratique) ce qui apporte une réduction du bruit en sortie [8]. On obtient un relation linéaire entre les bruits dans les deux observations , le signal de sortie peut s'écrire sous forme :

$$\tilde{x}(n) = y_1(n) - y_2(n) * w(n) \quad (1.12)$$

Les deux signaux $\tilde{x}(n)$ et $x(n)$ sont donnée par les relations suivantes :

$$y_1(n) = x(n) + h(n) * u(n) \quad (1.13)$$

$$y_2(n) = u(n) \quad (1.14)$$

alors, on trouve :

$$\tilde{x}(n) = x(n) + h(n) * u(n) - u(n) * w(n) \quad (1.15)$$

$$\tilde{x}(n) = x(n) + (h(n) - w(n)) * u(n) \quad (1.16)$$

On a l'optimum $w_{opt}(n) = h(n)$ et pour cette dernière égalité , le signal parole estimée égale exactement le signal original .

$$\tilde{x}(n) = x(n) \quad (1.17)$$

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné une vue générale sur bruit acoustique, la parole avec ces propriétés, puis nous avons présenté les techniques de réduction du bruit acoustique (mono-microphone, bi-microphone et multi-microphone). Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les algorithmes adaptatifs.

2.1 Introduction

La bonne réception d'un message de caractéristiques connues nécessite souvent l'élimination du bruit parasite inhérent à la transmission, puis se pose la question du choix du meilleur filtre et donc de l'adoption. Pour une comparaison standard et la mise en œuvre de la technique opératoire, veuillez fournir le candidat recherché.

Le présent chapitre expose les concepts théoriques sur lesquelles reposent les techniques de filtrage optimal et adaptatif, en présentant les détails de filtrage adaptatif au sens de Wiener, ensuite l'algorithme du gradient qui fournit un algorithme récursif de calcul des coefficients du filtre, on obtient alors l'algorithme très fréquemment utilisé du gradient stochastique (LMS), nous reformulerons les performances d'autres algorithmes adaptatifs en termes de projection affine (APA) et présenterons un des algorithmes récursifs basé sur cette approche : l'algorithme récursif non quadratique (RNQ).

2.2 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener développé à partir du concept temporel et non fréquentiel est conçu pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre sa sortie et une sortie désirée. Ils sont dits optimums au sens du critère de l'erreur quadratique moyenne et nous verrons que dans ce cas les coefficients des filtres sont liés à la fonction d'autocorrélation du signal d'entrée et à l'intercorrélacion entre les signaux d'entrée et de sortie désirée. [11]

Posée en termes de filtrage, à partir d'un message $m(k)$ bruité par un signal parasite $b(k)$, la théorie de Wiener délivre le filtre qui minimise la variance de l'erreur résiduelle, différence entre la sortie réelle $y(k)$ et la sortie désirée $m(k)$ comme le montre la figure 2.2. [12]

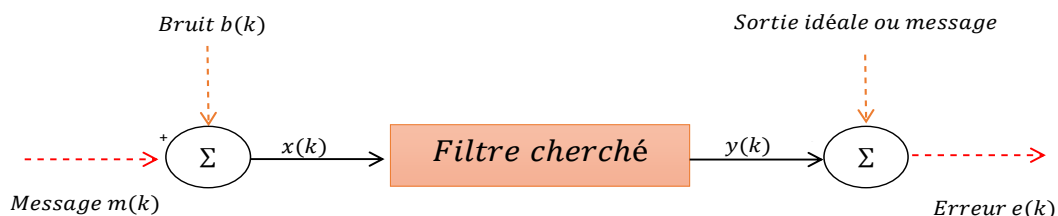


Figure 2.1 Filtre de Wiener.

Ce filtrage de Wiener est inadéquat pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont non stationnaires. Dans de telles situations le filtre optimal doit être variable dans le temps.

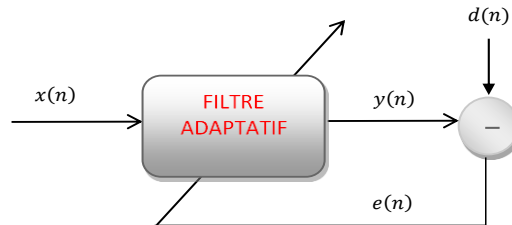


Figure 2.2 Filtrage Linéaire Optimal.

Le problème du filtrage optimal de trouver le « meilleur » filtre c'est à dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse $y(n)$ la plus « proche » possible d'une réponse désirée $d(n)$ lorsque l'entrée est une certaine séquence $u(n)$.

On note $e(n) = y(n) - d(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$. On note également $w(n)$ la réponse impulsionnelle du filtre.

La sortie du filtre $y(n)$ s'écrit :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w_k x(n-k) \quad (2.1)$$

Où :

$$\mathbf{w}_k^T = [w_0, w_1, \dots, w_{M-1}] \quad (2.2)$$

$$\mathbf{x}(n)^T = [x(n), x(n+1) \dots x(n-M+1)] \quad (2.3)$$

Le problème consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible $e(n)$. Donc, Filtre optimal de Wiener correspond au filtre qui minimise l'erreur quadratique moyenne est la plus utilisée, car elle conduit à des développements mathématiques complets et simples, fournit la solution en fonction des caractéristiques au second ordre des variables aléatoires, caractéristiques qui sont les plus simples à estimer, et enfin fournit une solution unique. C'est sur l'estimation linéaire en moyenne quadratique que repose le filtrage de Wiener. [10]

2.2.1 Relations d'orthogonalité - Equation de Wiener-Hopf

La sortie du filtre s'écrit :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w_k x(n-k) \quad (2.4)$$

et l'erreur :

$$e(n) = y(n) - d(n) \quad (2.5)$$

- ✓ **NOTE 1** : Le filtre de Wiener est celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE en anglais).

$$j = E(|e(n)|^2) \quad (2.6)$$

Où :

j : Erreur Quadratique Moyenne (EQM).

E : L'espérance mathématique

En introduisant les vecteurs :

$$\mathbf{w}^T = [w_0 \dots w_{M-1}] \text{ et } \mathbf{x}^T(n) = [x(n) \dots x(n-M+1)] \quad (2.7)$$

Nous avons alors :

$$e(n) = d(n) - \sum_{k=0}^{M-1} w_k x(n-k) \quad (2.8)$$

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

Donc :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.9)$$

avec :

$\mathbf{w}(n)$: est un vecteur de longueur M contenant les coefficients du filtre adaptatif.

$\mathbf{x}(n)$: est le vecteur des M données d'entrée les plus récentes.

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

$$\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.10)$$

On a :

$$\frac{\partial j}{\partial \mathbf{w}} = 2E\{e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}\} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (2.11)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.12)$$

Où $e(n)$ est l'erreur pour la quelle j est minimisée (c.à.d. pour le filtre optimal). C'est le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $x(n-k)$, $0 \leq k \leq M-1$ Sont décorréllées de l'erreur $e(n)$.

Nous savons que pour le filtre optimum \mathbf{w}_{opt} , nous avons :

$$E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1}$$

En développant cette équation, nous obtenons :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{\text{opt}}]\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.13)$$

Il est possible d'écrire :

$$E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{\text{opt}} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \quad (2.14)$$

Le filtre optimal ou la solution optimale de Wiener est donnée par :

$\mathbf{R} \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{p} \leftrightarrow \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p}$. [Équation de Wiener-Wopt]

$$\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \quad (2.15)$$

$$\mathbf{p} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \quad (2.16)$$

Avec :

\mathbf{p} : Le vecteur d'inter-corrélation de l'entrée x_n .

\mathbf{R} : la matrice d'auto-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée x_n , cette matrice est définie positive, de Toplitz et a symétrie hermitienne ($\mathbf{R} = \mathbf{R}^H$).

$(.)^T$: Transposé d'une matrice ou d'un vecteur.

$E[.]$: Espérance mathématique.

$(.)^*$: Désigne l'opération du conjugué.

Cherchons le vecteur optimum celui qui annule le gradient de critère : $\nabla J_k = 0$.

En écrivant J sous la forme $J = E[e(n)^*(n)]$

- ✓ **NOTE 2** : L'erreur quadratique moyenne minimale correspond au point de la surface d'erreur quadratique moyenne où le gradient est nul [13].

C'est le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $x(n)$ sont décorréliées de $e^*(n)$. [14]

On a :

$$\nabla J_k = -2E[x(n-k)e^*] \quad \text{avec : } k = 0, 1, \dots \quad (2.17)$$

On note e_0 la valeur à optimum :

$$E[e_0^* x_n] = 0 \quad (2.18)$$

La valeur minimale de l'EQM est obtenue par l'annulation de (2.14), ce qui donne :

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \quad (2.19)$$

La relation dans (2.16) correspond au filtre de Wiener Hopf, \mathbf{R} étant la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$, \mathbf{P} et étant le vecteur d'inter-corrélation entre le signal désiré $d(n)$ et le signal d'entrée. [13]

• Inconvénients du filtre de Wiener

- ✚ Les signaux traités doivent être stationnaires. Si cela n'est pas vérifié, le calcul est effectué à chaque étape, les données les plus anciennes étant supprimées, cela génère à chaque instant une nouvelle réflexion de la matrice, ce qui entraînera de nombreuses opérations mathématiques compliquées.
- ✚ Dans ce filtre les matrices d'auto-corrélation R , et le vecteur d'inter-corrélation r doivent être calculés en temps réel.
- ✚ Ils nécessitent la connaissance de toutes les données $x(n)$ et $d(n)$.
- ✚ L'inversion de la matrice qui peut être coûteuse en temps de calcul et en espace mémoire lorsque la taille des coefficients est grande.

- ✚ Ce système doit être résolu de manière itérative (algorithmique), notamment en rappelant que la fonction de coût quadratique, ce qui signifie que le minimum est unique.

C'est pour toutes ces raisons que le besoin de chercher une solution pour adapter le filtre en temps réel s'est vite senti (prise en compte de la non stationnarité) contournant ainsi l'inversion matricielle par l'utilisation d'un algorithme récursif. Cela a donné naissance au filtrage adaptatif [15].

2.3 Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un système numérique dont les coefficients sont transformés en fonction des signaux externes. Il est utilisé lorsqu'un environnement n'est pas bien compris où modifier ou supprimer les perturbations dans le domaine fréquentiel du signal utile, ce que les filtres conventionnels ne peuvent pas faire.

Un filtre adaptatif est constitué de deux parties distinctes :

- ✚ Un filtre numérique à coefficients ajustables.
- ✚ Un algorithme de modification des coefficients basé sur un critère d'optimisation.

Les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués sur des données bruitées pour obtenir une information utile à un certain instant t [16], ces systèmes étant mis en œuvre dans trois configurations :

- ✚ Le filtrage c'est à dire l'extraction de cette information au temps t à partir des données bruitées mesurées jusqu'au temps t inclus.
- ✚ Le lissage qui utilisera aussi les données postérieures au temps t .
- ✚ La prédiction qui ne se sert que des données jusqu'au temps $t-\tau$ pour déduire l'information qui nous intéresse au temps t .

Ces méthodes ont beaucoup évolué depuis les années 1960, du fait du développement des traitements numériques et de l'augmentation continue de la puissance des processeurs de processus (DSP, processeurs de signaux numériques), ce qui permet la mise en œuvre d'algorithmes en temps réel. Tarifs plus rapides. Ils ont atteint un certain niveau de maturité tant en termes de développement et d'implémentation d'algorithmes qu'en termes d'outils

théoriques pour étudier les performances. Ce chapitre tente de donner une perspective synthétique, non exhaustive mais suffisante, qui permet au lecteur de trouver rapidement des outils et des résultats importants, et enfin des références à des travaux qui permettent d'approfondir des aspects spécifiques.

2.3.1 Techniques du filtrage adaptatif

Dans de nombreuses applications, la caractéristique d'un système d'intérêt est inconnue. Adaptatif le traitement du signal est une technique dans laquelle un modèle ajustable peut être conçu grâce à une procédure itérative de sorte que la caractéristique de ce modèle corresponde le mieux au système inconnu.

Ce modèle est appelé filtre adaptatif qui varie dans le temps dans les natures, et peut normalement s'ajuster en fonction des changements du système inconnu.

La configuration d'un système adaptatif général est illustrée à la figure 2.3.

Cela consiste en les blocs suivants [17] Système inconnu : il contient des paramètres variant dans le temps en fonction du type d'application. Filtre adaptatif ses performances dépendent de la structure du filtre ainsi que de la mise à jour mécanisme. il est également associé au système inconnu. Le signal d'entrée est passé à travers ce filtre pour produire une sortie et former un signal d'erreur qui est utilisé pour dicter l'algorithme de mise à jour.

Selon les besoins de l'application, ce filtre peut être linéaire ou non linéaire. Mécanisme de mise à jour : c'est le cœur de l'algorithme adaptatif qui détermine la caractéristique du filtre adaptatif en fonction de l'exigence de performance également comme la nature du système inconnu. Implique généralement un ensemble d'expressions nécessaires pour déterminer et mettre à jour. Ces formules de mise à jour sont généralement dérivées du problème de minimisation par rapport au signal d'erreur $e(n)$, les algorithmes adaptatifs les plus couramment utilisés incluent le carré des moindres moyennes (LMS), carré moyen normalisé (NLMS).

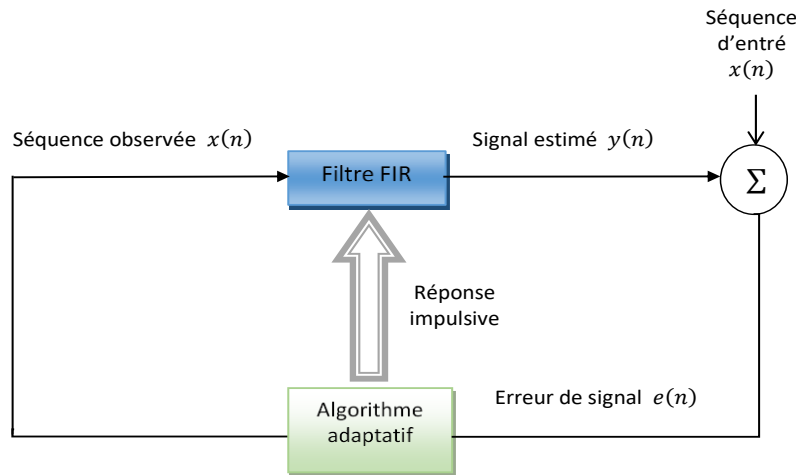


Figure 2.3 schéma général d'un système de filtrage adaptatif

Les filtres adaptatifs peuvent être appliqués dans de nombreuses applications, y compris le système d'identification, l'égalisation des canaux, la formation de faisceaux adaptatifs, l'amélioration du signal, l'annulation de bruit et l'annulation d'écho. Cette thèse se concentrera sur l'identification du système et l'annulation d'écho acoustique. Une description détaillée des autres applications peut être trouvée dans [18]. Le filtre adaptatif linéaire est largement utilisé dans l'annulation d'écho acoustique (AEC) et de nombreux autres domaines en raison de ses bonnes propriétés telles que la convergence globale et la stabilité garantie, de nombreuses techniques de filtrage adaptatif linéaire peuvent être directement appliquées à un filtre non linéaire.

Dans les sous-sections suivantes, nous passons en revue certaines de ces techniques en mettant l'accent sur leur application dans l'annulation d'écho acoustique. Cela sert de document de base pour d'autres études des algorithmes de filtrage non linéaire dans le chapitre suivant.

2.3.2 Mise en œuvre des algorithmes adaptatifs

L'adaptation nécessite une séquence d'apprentissage et une stratégie de mise à jour des coefficients du filtre dont l'objectif est la minimisation d'une erreur. Pour cela, on utilisera des algorithmes d'optimisation. Le détail de ces algorithmes dépasse le cadre du traitement du signal [10].

Un algorithme adaptatif est un algorithme qui modifie son comportement au moment de sa mise en œuvre, en fonction des informations disponibles et d'un mécanisme de récompense

prédéfini (ou critères). Ces informations peuvent être un historique des données récemment reçues, des informations sur les ressources de calcul disponibles ou d'autres informations obtenues au moment de l'exécution (ou précédemment connues) liées à l'environnement dans lequel vous travaillez.

Les familles d'algorithmes résultantes présentent des complexités de calcul différentes et leur comportement dépend du type d'excitation et de l'absence ou de la présence de bruit.

Nous considérerons deux grands ensembles d'algorithmes basés sur la mise à l'échelle aléatoire ou LMS (moindres carrés moyens) et les moindres carrés récurrents de type MCR (ou RLS). Dans cette dernière famille, la recherche d'algorithmes de faible complexité a conduit au développement d'algorithmes dits rapides, appelés FTF (Fast Transverse Filters).

• Critères de Comparaison 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 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).

Nous ne nous intéresserons dans le cadre de ce cours qu'aux trois premiers critères de choix.

2.4 La famille LMS

L'un des premiers algorithmes est l'algorithme du gradient stochastique ou LMS (least mean-square) conçu par Widrow et Hoff en 1959. Cet algorithme est basé sur une estimation simple et peu complexe du gradient. Ce type de filtre est très simple, mais il est inefficace

pour la problématique de l'annulation d'écho en raison de la grande variation d'énergie contenue dans la voix, ces variations d'énergie provoquent une divergence de filtre [19].

2.4.1 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS a été l'algorithme le plus largement utilisé dans le filtrage adaptatif pour plusieurs raisons. Celles-ci incluent sa faible complexité de calcul, garantie de convergence dans des environnements stationnaires, moyen non biaisé vers la solution Wiener et stable comportement dans l'implémentation arithmétique de précision finie. En tant que tel, il a été utilisé dans l'AEC demandés [20], dans l'algorithme LMS, on suppose que $d(n)$ et $x(n)$ sont conjointement au sens large Stationnaire (WSS), et si de bonnes estimations de la matrice R , notée $R(n)$, et du vecteur p , notée $p(n)$, sont disponibles, selon l'équation (2.17), un algorithme peut être utilisé pour rechercher la solution Wiener comme suit:

Une estimation de la solution optimale est obtenue en utilisant la formule générale :
Nouvelle estimation = Ancienne estimation + terme de correction

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu \left(\frac{\partial E[e^2(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} \right) \quad (2.20)$$

Où désigne le pas d'adaptation.

Similairement à l'équation (2.13), la dérivée de l'EQM peut être formulée comme :

$$\frac{\partial E[e^2(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2\mathbf{p} + 2\mathbf{w}\mathbf{R} \quad (2.21)$$

A partir de l'équation (2.20) on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu[-2\mathbf{p} + 2\mathbf{w}\mathbf{R}] \quad (2.22)$$

Donc :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu[\mathbf{p}(n) - \mathbf{w}(n)\mathbf{R}(n)] \quad (2.23)$$

Cette équation représente l'algorithme du gradient déterministe, mais en pratique, R et r ne sont pas connus. On rapprochera ces grandeurs déterministes par des estimées $\mathbf{R}(n)$ et $\mathbf{p}(n)$ à l'instant n .

❖ Condition de convergence

La condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme (LMS) est :

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

Où λ_{max} est la valeur propre maximale de la matrice d'auto corrélation .

En raison de la lenteur de la vitesse de convergence de l'algorithme LMS, l'algorithme LMS normalisé (NLMS) Comme l'un des principaux algorithmes pour augmenter la vitesse de convergence dans les filtres adaptatifs linéaires a été dérivé.

2.5 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

Nous pouvons alors formuler le critère de conception de l'algorithme NLMS comme celui de contrainte optimisation. Étant donné le vecteur d'entrée de prise

$\mathbf{x}(n) = [x(n), \dots, x(n - N + 1)]^T$, et souhaité réponse $d(n)$ déterminer le vecteur de poids mis à jour $\mathbf{w}(n + 1)$ de manière à minimiser le carré Norme euclidienne du changement [18] .

L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie de signal d'entrée $x(n)$ Pour des signaux non stationnaire l'énergie de signal $x(n)$ varie avec le temps, l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque μ est constant.

L'algorithme LMS normalisé est obtenu en minimisant la fonction cout suivant [10] :

$$j(n) = \|\mathbf{w}(n + 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.21)$$

avec la contrainte :

$$d(n) = \mathbf{w}^T(n + 1)\mathbf{x}(n) \quad (2.22)$$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour $x(n)$.

Pour résoudre ce problème d'optimisation contraint, nous utilisons la méthode des multiplicateurs de Lagrange. Selon cette méthode, la fonction de coût du problème en question se compose de deux termes.

$$j(n) = \|\mathbf{w}(n + 1) - \mathbf{h}(n)\|^2 + \lambda[d(n) - \mathbf{w}^T(n + 1)\mathbf{x}(n)] \quad (2.23)$$

Où λ est le multiplicateur de Lagrange. En annulant la dérivée de cette fonction on obtient :

$$\frac{\partial j(n)}{\partial \mathbf{h}(n+1)} = 2 \left[\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n) - \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n) \right] = 0 \quad (2.24)$$

Soit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n) \quad (2.25)$$

En remplaçant la valeur trouvée du coefficient du filtre dans la contrainte :

$$\begin{aligned} d(n) &= \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \\ d(n) &= \left[\mathbf{w}^T(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}^T(n) \right] \mathbf{x}(n) \end{aligned}$$

On obtient :

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (2.26)$$

Finalement, l'algorithme NLMS peut être formulée en remplaçant la valeur de λ dans l'expression du coefficient dans (2.25) :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n) \quad (2.27)$$

En pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit un facteur positive α où ($0 < \alpha < 2$):

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.28)$$

Cette dernière équation représente le coefficient du filtre tel que calculé dans l'algorithme NLMS et la condition suffisante de convergence est $0 < \alpha < 2$.

En fait, pour L assez grand et pour un signal stationnaire, on a :

$$\frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} = \frac{\alpha}{\sum_{L=0}^{L-1} x^2(n-1)} = \frac{\alpha}{L\sigma_X^2} = \mu \quad (2.29)$$

Qui est le pas d'adaptation du LMS.

L : la taille de filtre.

μ : Pas d'adaptation.

Pour éviter des difficultés numériques (division par des petits nombres) quand l'énergie du signal d'entrée est petite, on modifie l'algorithme comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\delta + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.30)$$

Où $\delta > 0$ est un paramètre de régularisation.

L'algorithme des moindres carrés normalisés (NLMS) a un problème en ce que la convergence ralentit pour les signaux d'entrée corrélés. La raison de ce phénomène est expliquée en regardant l'algorithme d'un point de vue géométrique. Cette observation motive l'algorithme de projection affine (APA) comme une généralisation naturelle de l'algorithme NLMS. L'APA exploite les régresseurs multiples les plus récents, tandis que l'algorithme NLMS n'utilise que le régresseur unique actuel. Dans l'APA, le vecteur de coefficient courant est projeté orthogonalement sur le sous-espace affine défini par les régresseurs pour mettre à jour le vecteur de coefficient. En augmentant le nombre de régresseurs, que l'on appelle l'ordre de projection, le taux de convergence de l'APA est amélioré notamment pour les signaux d'entrée corrélés. Le rôle de la taille de pas est précisé.

Les algorithmes de projection affine (APA) sont de très bons candidats pour l'annulation d'écho. Les deux principales raisons à cela sont : ils peuvent converger et suivre beaucoup plus rapidement que l'algorithme NLMS et ils peuvent être efficaces du point de vue de la complexité arithmétique.

2.6 Famille des algorithmes de projection affine exacte

L'algorithme de projection affine englobe une famille d'algorithmes configurables conçus pour améliorer les performances d'autres algorithmes adaptatifs, principalement ceux basés sur LMS, en particulier lorsque les données d'entrée sont fortement corrélées. Le coût de calcul de l'algorithme de projection affine dépend en grande partie de l'ordre de projection, qui à son tour conditionne la vitesse de convergence, donc une vitesse de convergence élevée implique généralement un coût de calcul élevé. Certaines applications en temps réel (en particulier multicanaux) utilisant l'algorithme de projection affine ne peuvent pas être implémentées dans le matériel universel existant, à cause de cela, plusieurs améliorations de l'algorithme de projection affine ont été proposées pour le rendre plus efficace en termes de

calcul et plus polyvalent en termes de performance. Cet article décrit l'évolution de l'algorithme de projection affine et de ses variantes, afin d'obtenir un algorithme efficace et auto-reconfigurable. En outre, de nouvelles améliorations par rapport aux versions existantes à faible coût et à taille de pas variable et à ordre de projection sont proposées pour donner des exemples de la nouvelle génération d'algorithmes de projection affine.

2.6.1 Algorithme de projection affine APA

Dans l'algorithme de filtrage adaptatif de projection affine, la convergence est accélérée en augmentant l'ordre de projection, mais avec une conséquence indésirable d'un désalignement accru en régime permanent. Pour remédier à ce compromis défavorable, nous proposons un nouvel algorithme de projection affine avec projections sélectives. Cet algorithme modifie de manière adaptative l'ordre de projection en fonction de la variance estimée de l'erreur de sortie du filtre.

La variance d'erreur est estimée en utilisant une moyenne de fenêtre exponentielle avec un facteur d'oubli variable et une technique simple de moyenne mobile. Les régresseurs d'entrée sont sélectionnés selon deux critères différents pour mettre à jour les coefficients de filtre à chaque itération. Des simulations, réalisées pour différentes applications de filtrage adaptatif, démontrent que le nouvel algorithme offre une convergence initiale rapide et un faible désalignement en régime permanent sans nécessairement échanger l'un contre l'autre en plus d'une réduction significative de la complexité moyenne des calculs.

Prenons l'équation suivant :

$$w(n+1) = w(n) + \mu[R + \delta]^{-1}[P - Rw(n)] \quad (2.31)$$

Remplaçons la moyenne statistique par sa valeur instantanée [19]. Et choisissons un entier K ($K \leq M$) tel que M et la taille du vecteur poids w .

$$PP \cong \frac{1}{k} \left[\sum_{j=n-k+1}^n y(j)x^*(j) \right] \quad (2.33)$$

$$R \cong \frac{1}{k} \left[\sum_{j=n-k+1}^n x(j)x^*(j) \right] \quad (2.34)$$

C'est-à-dire que pour chaque itération n , on prend les k vecteur les plus récents du signal d'entrée et les k vecteur les plus récents du signal de sortie

$\mathbf{x}_n^T = [x_n, x_{n-1} \dots \dots x_{n-k+1}]$ de taille de $K * M$

$\mathbf{x}_n^T = [x(n), x(n-1), \dots x(M)]$

$\mathbf{y}_n^T = [y(n), y(n-1), \dots y(n-k+1)] K * 1$

On réécrit (2.33) et (2.34) de la façon suivante :

$$\mathbf{P} \cong \frac{1}{k} \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^*(n) \quad (2.35)$$

$$\mathbf{R} \cong \frac{1}{k} \mathbf{y}(n) \mathbf{x}^*(n) \quad (2.36)$$

Remplaçons ces dernières équations dans la formule récurrente et par substitution de (2.35) dans (2.36) on trouve :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}^*(n) [\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^*(n) + \delta]^{-1} [d_n - \mathbf{x}(n) \mathbf{w}(n)] \quad (2.37)$$

Cette dernière formule représente l'algorithme de l'APA régularisé.

2.7 Algorithme de récurif non quadratique RNQ

L'algorithme récurif non quadratique (RNQ) est un type d'algorithme adaptatif basé sur des fonctions non quadratiques de l'erreur, et qui converge plus rapidement que les algorithmes précédents (LMS, NLMS, RLS). La figure ci-dessous représente le principe de base d'algorithme RNQ :

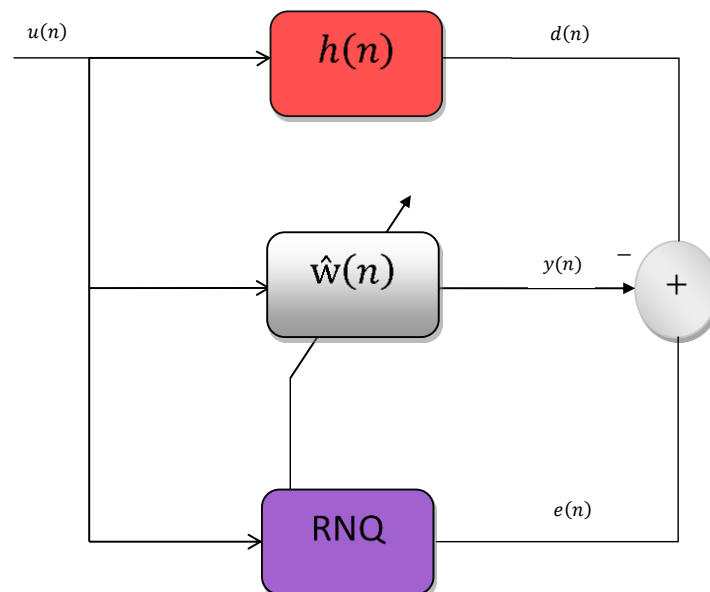


Figure 2.4 Schéma du principe de fonctionnement d'algorithme RNQ

$$d(n) = \begin{cases} s(n) & ; n \leq D_{app} \\ \tilde{a}(n - \delta) & ; n > D_{app} \end{cases} \quad (2.38)$$

Tel que :

Où D_{app} est la durée d'apprentissage avec : ($D_{app} = 1000$).

La structure de base d'un filtre adaptatif se compose d'un signal désiré (n), un vecteur d'entrée $\mathbf{u}(n)$ défini par :

$$\mathbf{u}(n) = [u(n), u(n-1), \dots, u(n-L+1)]^T \quad (2.39)$$

Et une erreur (i), qui est utilisée pour mettre à jour le vecteur $\mathbf{w}(n)$:

$$\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(L-1, n)]^T \quad (2.40)$$

Cette organisation sert à récupérer le signal désiré (n), en estimant le signal $y(n)$ à la sortie du filtre: $y(n) = \mathbf{w}^T(n) \cdot \mathbf{u}(n)$

Ensuite, nous calculons la fonction d'erreur, tel que : $e(i) = d(n) - y(n)$.

Où (n) représente le nombre d'itération avec : " $1 < i < n$ ", et L est la longueur du filtre.

Pour l'algorithme RNQ, on vise à minimiser le critère suivant :

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} [e(i)]^{2j}\} \quad (2.41)$$

Où j et n sont des entiers positifs.

Et :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{u}(n) \quad (2.42)$$

Le facteur de pondération exponentielle, ou le facteur d'oubli λ est une constante proche mais inférieure à un.

Afin d'obtenir le filtre optimal, nous calculons le gradient de (n).

Tout d'abord, On prend la formule de $[d(i) - \mathbf{w}(i)^T \mathbf{u}(i)]^{2j-1}$. Puis, on applique l'approximation suivante :

$$\nabla J(n) = -2j [\sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} d^{2j-1}(i) \cdot \mathbf{u}(i)\} - (2j-1) \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} d^{2j-1}(i) \cdot \mathbf{u}(i) \cdot \mathbf{u}(i)\} \mathbf{w}(n)] \quad (2.43)$$

Alors, En supposant que (i) est approximativement égal à zéro lorsque les coefficients atteignent ses valeurs minimales.

On définit du premier terme de l'équation dernière comme (n) et le second terme comme $\varphi(n)$. Donc, cette équation peut être écrite comme :

$$\nabla J(n) = -2j[\mathbf{Z}(n) - \varphi(n)\mathbf{w}(n)] \quad (2.44)$$

Maintenant, en l'égalant à zéro, on obtient l'équation suivante :

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \varphi^{-1}(n)\mathbf{Z}(n) \quad (2.45)$$

En isolent le terme correspond à $i = n$ de (n) , nous obtenons :

$$\varphi(n) = \lambda\varphi(n-1) + [(2j-1)d^{2j-2}(n).\mathbf{u}(n).\mathbf{u}(n)] \quad (2.46)$$

D'après l'inverse du lemme à l'équation précédente, nous obtenons le vecteur de gain L1, et K est donné par :

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{P}(n-1)\mathbf{u}(n)}{[(2j-1)d^{2j-2}(n)] + \lambda^{-1}\mathbf{P}(n-1)\mathbf{u}(n)\mathbf{u}^T(n)} \quad (2.47)$$

Où :

$$\mathbf{P}(n) = \varphi^{-1}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{P}(n-1)\mathbf{k}(n)\mathbf{u}^T(n) \quad (2.48)$$

Nous réorganisons la formule de $\mathbf{k}(n)$ comme suite :

$$[(2j-1)d^{2j-2}(n)]^{-1}\mathbf{K}(n) = \mathbf{P}^T(n)\mathbf{u}(n) \quad (2.49)$$

En utilisant le fait que $(n)\mathbf{u}(n)$ est une factorisation de $\mathbf{k}(n)$, nous obtenons l'équation suivante :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{K}(n) \left[\frac{d(n)}{(2j-1)} - \mathbf{u}^T(n)\mathbf{w}(n) \right] \quad (2.50)$$

Le terme entre crochet dans l'équation $\mathbf{w}(n)$ est l'estimation de l'erreur, que nous désignons par (n) . Enfin, l'équation finale de mise à jour RNQ est donnée comme suite :

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{K}(n)\xi(n) \quad (2.51)$$

2.8 Conclusion

Le filtrage de Wiener est une technique parmi d'autres que regroupe le filtrage adaptatif. Il est intéressant dans le cas des signaux dont le comportement spectral est inconnu. Ainsi, le filtrage adaptatif, appliqué dans le cas des signaux non stationnaires, peut être appliqué à l'identification des systèmes, la prédiction des signaux, la modélisation inverse ainsi que l'annulation d'interférences particulièrement, l'annulation d'écho la réduction du bruit cette dernière, fera l'objet de notre travail.

Afin d'évaluer les performances des systèmes proposés dans le cadre de ce mémoire, Il était nécessaire de présenter des notions théoriques sur les algorithmes optimaux et adaptatifs, ainsi que les différents algorithmes utilisés pour la mise à jour des coefficients du filtre et pour nous approchons aux maximums au signal d'entrée. En se rapportant sur la référence des filtres NLMS et RNQ et qui fait l'objet de ce projet de fin d'étude.

Dans le prochain chapitre nous allons traiter le problème de l'algorithme de RNQ (**R**écurif **N**on **Q**uadratique) et les méthodes utilisées pour la réduction du bruit de ce dernier en introduisant aussi la notion de sous bande.

3.1 Introduction

La plupart des filtres adaptatifs ont été développés en utilisant l'erreur carrée comme une fonction de cout, par exemple le filtre Kalman, les moindres carrés récurrents (RLS), LMS.

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'algorithme RNQ (récursive non quadratique) pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole en utilisant méthode d'annulation adaptative du bruit ANC.

Au début, on va définir le principe de la méthode d'annulation adaptative du bruit ANC, et ensuite on présentera l'ANC avec l'algorithme RNQ, et aussi le comportement de poids et analyse de convergence de l'algorithme RNQ.

3.2 Annulation adaptative du bruit (ANC)

Le principe d'annulation adaptative du bruit remonte aux contributions de Howells et Apple Baum vers la fin des années 50. Le développement de l'algorithme LMS par Widrow a permis l'élaboration de cette technique sous sa forme actuelle.

❖ Méthodes de l'annulation du bruit

La méthode utilisée pour annuler un bruit va prendre dans son contexte :

- Le type du signal (stationnaire, non stationnaire).
- Le type du bruit.
- Le rapport signal sur bruit (RSB).

La méthode la plus connue et la plus ancienne est l'annulation adaptative du bruit (ANC en anglais pour « Adaptive Noise Canceling »), c'est-à-dire qu'on utilise le filtrage adaptatif pour annuler le bruit [21].

❖ Principe de base de l'annulation adaptative du bruit

Considérons une observation bruitée $d(n)$ d'un signal $s(n)$ c'est-à-dire

$$d(n) = s(n) + b_1(n) \quad \text{où } b_1(n) \text{ est une contribution décorrelée du signal utile } s(n).$$

$d(n)$ représente le signal d'observation sur la voie primaire. Supposons que l'on dispose au niveau d'une deuxième voie d'un bruit $b(n)$ fortement corrélé a $b_1(n)$ mais décorrelé

de $s(n)$, $b(n)$ fournit un signal secondaire d'observation sur la voie de référence au système d'ANC.

La relation entre $b_1(n)$ et $b(n)$ est supposée linéaire, c'est-à-dire

$$b_1(n) = h(n) * b(n)$$

où (*) représente le produit de convolution et $h(n)$ représente la réponse impulsionnelle du canal de fonction transfère $H(f)$.

Le principe de la technique d'annulation adaptative du bruit (ANC) est de filtrer la référence $b(n)$ de manière adéquate afin d'obtenir la meilleure estimation de $b_1(n)$ (au sens de l'erreur quadratique moyenne) ce qui apporte une réduction du bruit en sortie. Une illustration graphique de ce principe est présentée en figure (3.1) [22] :

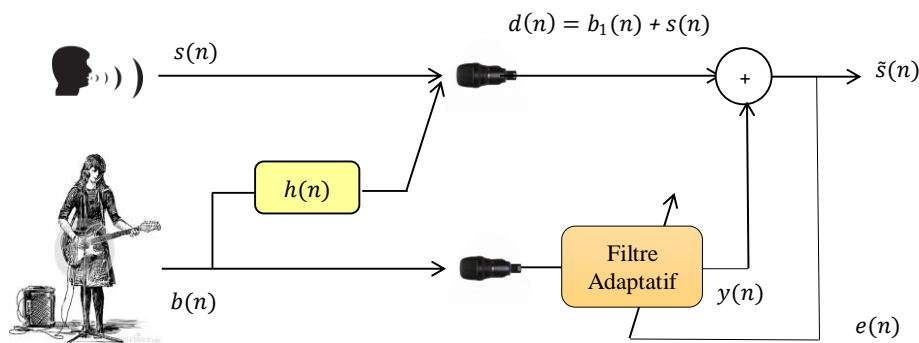


Figure 3.1 : schéma de la structure d'annulation adaptative du bruit.

En tenant en compte de la relation linéaire entre les bruits dans les deux observations, le signal de sortie peut s'écrire sous la forme :

$$\hat{s}(n) = s(n) + (h(n) - w(n)) * b(n) \quad (3.1)$$

La solution du débruitage idéal $\hat{s}(n) = s(n)$ est donc équivalente à $w^{opt}(n) = h(n)$. Une manière de déterminer le filtre $w^{opt}(n)$ sans connaissance ni du signal $s(n)$ ni du filtre

$h(n)$ consiste à considérer la solution de la minimisation de l'énergie du signal estimé $\hat{s}(n)$.

En effet, compte tenu de la décorrélation $b_1(n)$ et $s(n)$, on a :

$$E[\hat{s}^2(n)] = E[s^2(n)] + E[((h(n) - w(n)) * b(n))^2] \quad (3.2)$$

La valeur minimale de $E[\hat{s}^2(n)]$ est alors atteinte pour $w^{opt}(n) = h(n)$.

3.3 ANC par l'algorithme RNQ

Dans notre travail, nous proposons l'utilisation de l'ANC avec interférence par l'algorithme RNQ dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole, et le principe de ce travail est présenté à la figure (3.2) :

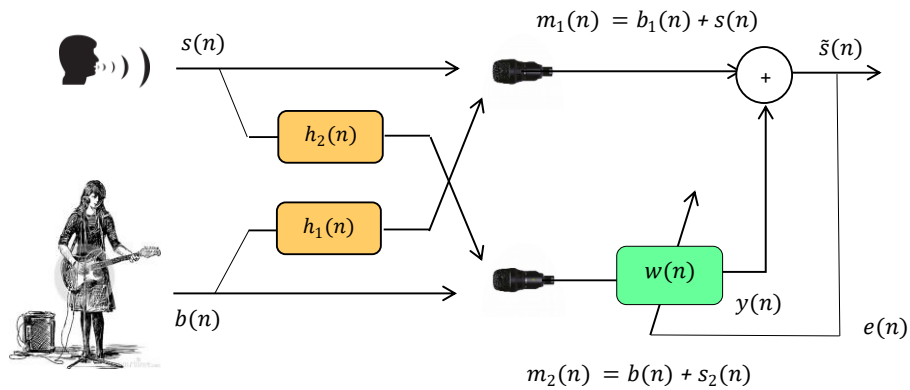


Figure 3.2 : schéma représente l'annulation adaptative du bruit par l'algorithme RNQ.

Pour ce schéma, on a les mélanges $m_1(n)$ et $m_2(n)$ sont données par les équations suivantes :

$$m_1(n) = s(n) + b_1(n) \tag{3.3}$$

$$m_2(n) = b(n) + s_2(n) \tag{3.4}$$

avec

$$b_1(n) = \alpha_1 h_1(n) * b(n) \tag{3.5}$$

$$s_2(n) = \alpha_2 h_2(n) * s(n) \tag{3.6}$$

où (*) représente le produit de convolution.

α_1 et α_2 représentent des facteurs qui permettent de contrôler le niveau de bruit :

$$\alpha_1 = \sqrt{\left(\frac{E_s}{E_b} 10^{\left(\frac{-rsb1}{10}\right)}\right)} \tag{3.7}$$

$$\alpha_2 = \sqrt{\left(\frac{E_b}{E_s} 10^{\left(\frac{rsb2}{10}\right)}\right)} \quad (3.8)$$

on a aussi h_1 et h_2 qui représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.

E_s : Représente l'énergie du signal de parole.

E_b : Représente l'énergie de bruit.

et le signal erreur $e(n)$ est donné par la formule suivante :

$$e(n) = \frac{m_1(n)}{2^{j-1}} - m_2(n) * w(n) \quad (3.9)$$

On développe l'équation (3.9) en remplaçant les fonctions des mélanges $m_1(n)$ et $m_2(n)$ par ces formule, on obtient :

$$e(n) = s(n) * \left[\frac{\delta(n)}{2^{j-1}} - \alpha_2 h_2(n)\right] + b(n) * \left[\frac{\alpha_1 h_1(n)}{2^{j-1}} - w(n)\right] \quad (3.10)$$

Pour que la solution soit $\hat{s}(n) = s(n)$ on doit trouver la solution de l'équation suivante:

$$\frac{\alpha_1 h_1(n)}{2^{j-1}} - w^{opt} = 0$$

et on obtient l'expression du filtre w^{opt} , comme suit :

$$w^{opt} = \frac{\alpha_1 h_1(n)}{2^{j-1}} \quad (3.11)$$

Maintenant, on à la fonction d'erreur quadratique moyenne de l'algorithme RNQ

$$J(n) = \sum_{i=1}^n \{\lambda^{n-i} [e(i)]^{2j}\} \quad (3.12)$$

où λ représente le facteur de pondération sa valeur doit être comprise entre 0 et 1

Selon la notation vectorielle on obtient :

$$e(n) = \frac{m_1(n)}{2^{j-1}} - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{m}_2(n) \quad (3.13)$$

avec

$\mathbf{m}_2(i) = [m_2(i-1), m_2(i-1), \dots \dots \dots, m_2(i-L-1)]^T$ est le signal de la voie 2

Le vecteur du gain de Kalman $\mathbf{k}(n)$ est défini comme suit :

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \mathbf{m}_2(n)}{[(2j-1)d^{2j-2}(n)] + \lambda^{-1} \mathbf{m}_2^T(n) \mathbf{P}(n-1) \mathbf{m}_2(n)} \quad (3.14)$$

Où

$$\phi^{-1}(n) = \mathbf{P}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{m}_2^T(n) \mathbf{P}(n-1) \quad (3.15)$$

3.4 analyse de convergence de l'algorithme RNQ

Dans le contexte de l'identification du système adaptatif [23], nous avons le signal désiré donne par :

$$d(n) = e(n) - \mathbf{w}^{optT} \mathbf{m}_2(n) \quad (3.16)$$

Où \mathbf{w}^{opt} est le vecteur optimale, et $\mathbf{u}(n)$ est le vecteur d'entrée, et $e(n)$ c'est la fonction d'erreur.

De (2.30) et (3.16), nous obtenons l'estimation des coefficients du filtre comme

$$\mathbf{w}(n) = \frac{1}{2^{j-1}} \mathbf{w}^{opt} + \phi^{-1}(n) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{2j-2}(i) \mathbf{m}_2(i) e(i)] \quad (3.17)$$

Pour décrire la courbe d'apprentissage de l'algorithme RNQ, nous définissons le vecteur d'erreur de coefficients comme suit :

$$\mathbf{v}(n) = \mathbf{w}(n-1) / \left(\frac{1}{2^{j-1}} \right) \quad (3.18)$$

On suppose que $\mathbf{w}^{opt} = 1$ et en utilisant (3.17), on obtient :

$$\mathbf{v}(n) = \phi^{-1}(n) \sum_{i=1}^n [\lambda^{n-i} d^{2j-2}(i) \mathbf{m}_2(i) e(i)] \quad (3.19)$$

Définit $\mathbf{G}(n) = E[\mathbf{v}(n) \mathbf{v}(n)^T]$, en notant que $(\phi^{-1}(n))^T = \phi^{-1}(n)$ et puisque l'erreur $e(i)$ est supposé être tirée d'un processus de bruit blanc avec une variance σ^2 on obtient :

$$\mathbf{G}(n) = \sigma^2 E[\phi^{-1}(n) (\mathbf{M}_2(n) \mathbf{C}(n) \mathbf{C}(n) \mathbf{M}_2(n)) \phi^{-1}(n)] \quad (3.20)$$

où $\mathbf{C}(n)$: représente la matrice diagonale du facteur de pondération.

$$[\lambda^{n-1}d(1)^{2j-2}, \lambda^{n-2}d(2)^{2j-2}, \dots, d(n)^{2j-2}].$$

avec $\mathbf{M}_2(n)$: Représente la matrice des données d'entrée.

On peut noter que :

$$\Phi(n) = (2j - 1)d(n)^{2j-2} \left(\frac{1-\lambda^n}{1-\lambda} \right) \mathbf{R} \quad (3.21)$$

et

$$\mathbf{M}_2(n)\mathbf{C}(n)\mathbf{C}(n)\mathbf{M}_2^T(n) = [d(n)^{4j-4}] \left(\frac{1-\lambda^{2n}}{1-\lambda^2} \right) \mathbf{R} \quad (3.22)$$

où

$$\mathbf{R} = E[\mathbf{m}_2(n)\mathbf{m}_2^T(n)] \quad (3.23)$$

De cette façon, $\mathbf{G}(n)$ peut-être réécrit comme suit :

$$\mathbf{G}(n) = \sigma^2 \left\{ \frac{1}{(2j-1)^2} \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{1+\lambda^n}{1-\lambda^n} \mathbf{R}^{-1} \right\}$$

Comme un indice de performance statistique pour l'algorithme RNQ, Il est pratique d'utiliser l'erreur d'estimation a priori $\xi(n)$ qui est défini comme :

$$\xi(n) = (1/((2j-1)^{2j})) E[|-\mathbf{v}^T(n-1)e(n)|^{2j}] \quad (3.24)$$

Supposant que le signal d'erreur $e(n)$ soit numérique, et en utilisant $\xi(n)$, nous avons

$$\begin{aligned} \xi(n) &= \xi_{min} + \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{1+\lambda^{n-1}}{1-\lambda^{n-1}} L\sigma^2 E[|e(n)|^2] \\ &+ \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{(1-\lambda)^j (1+\lambda^{n-1})^j}{(1+\lambda)^j (1-\lambda^{n-1})^j} L(\sigma^2)^j \end{aligned} \quad (3.25)$$

où

L : représente la longueur du filtre.

et

$$\xi_{min} = \frac{1}{(2j-1)^{2j}} E[|e(n)|^2] \quad (3.26)$$

on pose :

$$A = \xi_{min}$$

$$B = \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{1+\lambda^{n-1}}{1-\lambda^{n-1}} L \sigma^2 E[|e(n)|^2]$$

$$C = \frac{1}{(2j-1)^{2j+1}} \frac{(1-\lambda)^j (1+\lambda^{n-1})^j}{(1+\lambda)^j (1-\lambda^{n-1})^j} L (\sigma^2)^j$$

D'après l'équation (3.25), nous remarquons que l'expression du MSE de l'algorithme RNQ est composée de trois étapes :

- Le paramètre A tend à diminuer les valeurs σ^2 quand n tend vers l'infini.
- Les deux autres sont associés à différente statistique de l'erreur, C est associée à σ^{2j} et B est associée à $|e(n)|^2$.

Le désajustement, est défini par la différence entre l'erreur quadratique moyenne actuelle (MSE) et le minimum du MSE, pour l'algorithme RNQ on a :

$$\mu_{RNQ} = \frac{\lim_{n \rightarrow \infty} (\xi(n) - \xi_{min})}{\xi_{min}} \cong \frac{1-\lambda}{1+\lambda} \frac{j}{(2j-1)} L \quad (3.27)$$

De (3.25) on voit que la vitesse de convergence de l'algorithme RNQ est déterminé par λ^n et λ^{nj} . Inversement, le temps de convergence associé à l'algorithme RNQ peut être défini par τ_{RNQ1} et τ_{RNQ2} , qui sont obtenus par la manière suivante :

Pour le terme B de l'équation (3.27) on obtient :

$$\tau_{RNQ1} = -\frac{1}{\ln \lambda} = \tau_{RLS}$$

Pour le terme C de l'équation (3.27), on obtient :

$$\tau_{RNQ2} = -\frac{1}{j \ln \lambda}$$

3.5 Proposition d'une nouvelle version automatique de l'algorithme RNQ

a) Principe de base

Le principe de base de la nouvelle version automatique de l'algorithme RNQ est donné par la figure suivante.

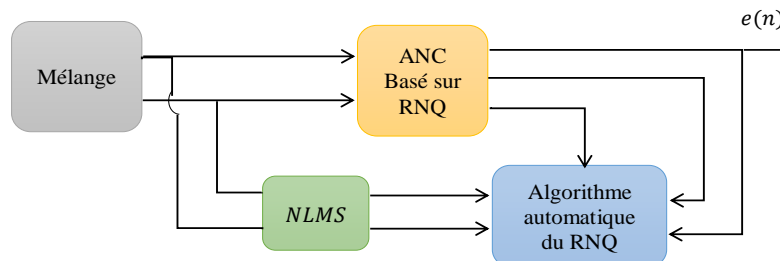


Figure 3.3 Schéma bloqué de la réduction du bruit par l'algorithme RNQ.

Dans cette figure, nous proposons d'utiliser l'algorithme RNQ pour la réduction du bruit acoustique, en se basant sur une technique automatique sans utiliser la DAV (Détection d'Activité Vocale) manuelle. La figure 3.3 représente le principe de la réduction automatique du bruit par l'algorithme RNQ [24].

b) Principe de fonctionnement

Le principe de fonctionnement du nouvel algorithme RNQ automatique est basé sur la méthode d'annulation adaptative du bruit qui est la plus utilisée pour annuler itérativement le bruit. Le principe de cette méthode est le suivant : on met deux microphones à l'entrée du système. Le premier pour enregistrer le signal de parole, ce dernier peut être interféré par un bruit indésirable, le deuxième pour enregistrer le bruit uniquement qui est décorrélé de $s(n)$. Le but du système est de retrouver en sortie un signal sans bruit, ou atténuer le bruit. La figure 3.4 représente un schéma de structure générale d'annulation adaptative du bruit.

Dans la présentation du nouvel algorithme RNQ automatique, nous avons utilisé deux blocs, un premier bloc pour le mélange et un deuxième bloc pour le contrôle automatique du nouvel algorithme RNQ.

Dans la suite de ce paragraphe nous allons expliquer en détail de quoi est constitué chacun de ces deux blocs.

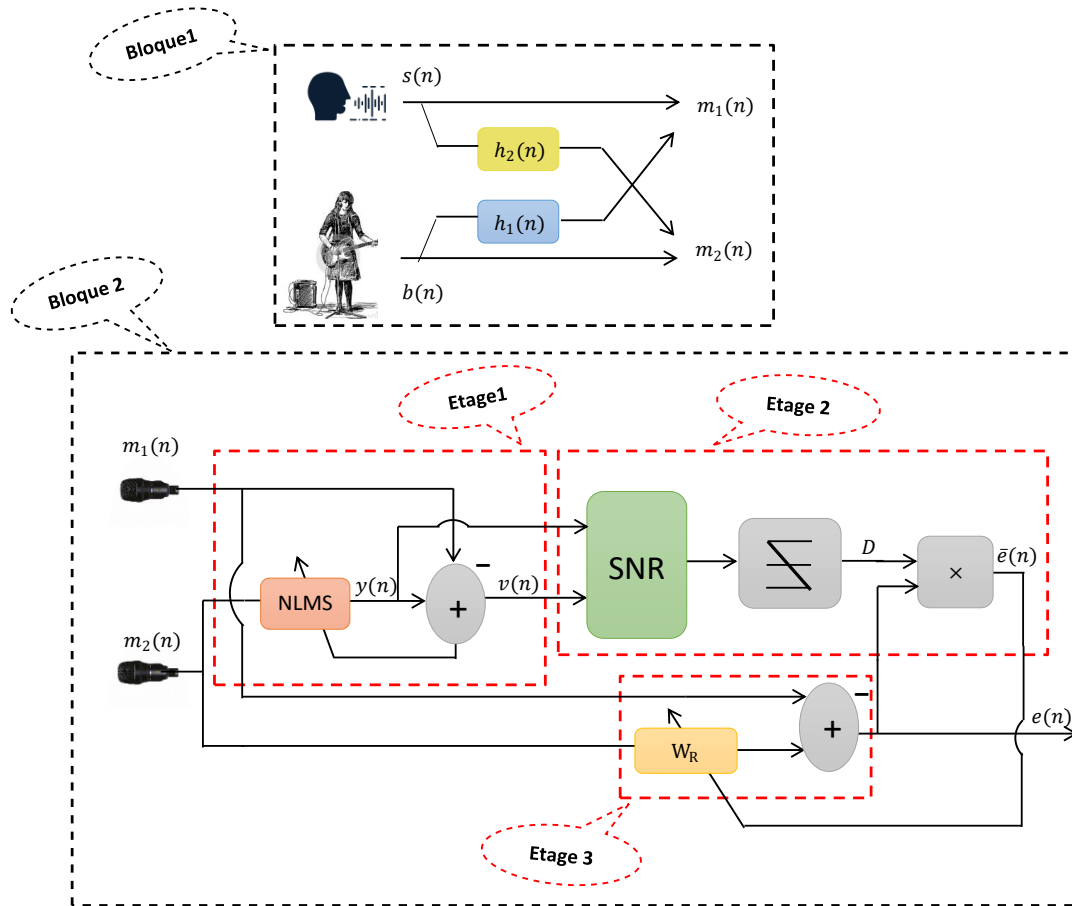


Figure 3.4 Schéma détaillé.

Bloque 1 : représente le modèle des deux mélanges convolutif $s(n)$ et $b(n)$ utilisés dans ce travail. Ce modèle est très compatible avec la physique du problème de la réduction du bruit acoustique.

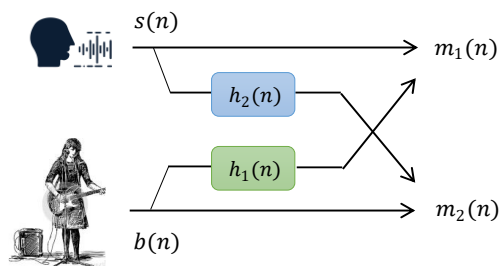


Figure 3.5 Structure de mélange convolutif.

Dans cette figure, les signaux sources de parole et de bruit sont donnés par $s(n)$ et $b(n)$, respectivement. Les réponses impulsionnelles croisées du système sont données par $h_2(n)$ et $h_1(n)$, comme donné à la figure 3.5. Les signaux de mélanges $m_1(n)$ et $m_2(n)$ obtenu à partir de ce model sont calculés comme suit :

$$m_1(n) = s(n) + \alpha_1 b(n) * h_1(n) \quad (3.28)$$

$$m_2(n) = b(n) + \alpha_2 s(n) * h_2(n) \quad (3.29)$$

avec α_1 est le facteur qui permet de contrôler le bruit sur la voie 1 et α_2 est le facteur qui permet de contrôler le signal de parole sur la voie 2. Ces deux paramètres sont calculés comme suit :

$$\alpha_1 = \sqrt{\frac{Es}{Eb}} 10^{-\frac{RSB_1}{10}} \quad (3.30)$$

$$\alpha_2 = \sqrt{\frac{Eb}{Es}} 10^{+\frac{RSB_2}{10}} \quad (3.31)$$

Notons que Es et Eb sont l'énergie du signal de parole et du bruit respectivement telles que:

$$Es = \sum_{n=0}^{N-1} s^2(n) \quad (3.32)$$

$$Eb = \sum_{n=0}^{N-1} b^2(n) \quad (3.33)$$

Bloque 2 : il représente la structure du schéma du bloc de contrôle automatique.

La réalisation de ce système de contrôle automatique (bloque 2) est basée sur l'implémentation des fonctionnalités selon les étages suivants :

Etage 1 : Représente la structure de l'algorithme NLMS classique.

Ce bloque nous permet de calculer le SNR qui va être utilisé dans l'étage suivant. Le calcul de ce SNR est basé sur l'algorithme NLMS que sa sortie $v(n)$ correspond au signal de parole restitué mais distordue et la sortie $y(n)$ du filtre qui correspond au signal du bruit. Ces deux signaux sont donnés comme suit :

$$v(n) = m_1(n) - y(n) \quad (3.34)$$

avec

$$y(n) = \sum_{K=0}^{M-1} w(k)m_2(n - k) \quad (3.35)$$

L'équation de la mise à jour des coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$, selon la figure, est donnée en notation vectorielle par l'équation suivante :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + 2\mu \frac{\mathbf{v}(n)\mathbf{m}_2(n)}{\mathbf{m}_2^T(n)\mathbf{m}_2(n) + \varepsilon} \quad (3.36)$$

Où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS qui est choisi compris entre 0 et 1. ε Est un petit scalaire ajouté pour éviter la division par zéros

Etape 2 : Il représente l'estimation du rapport SNR afin de fournir un pas d'adaptation variable calculé en sortie du circuit de décision, et qui va automatiser l'adaptation de l'algorithme RNQ. Une fois que l'estimation du signal utile $v(n)$ et $y(n)$ en sortie du filtre $w(n)$ est calculée, nous calculons récursivement l'énergie des L dernières valeurs de l'erreur $v(n)$ et de la sortie de filtrage $y(n)$ respectivement.

Le SNR est calculé à partir de l'équation suivante :

$$SNR = 10\log_{10} \left(\frac{Y}{V} \right) \quad (3.37)$$

avec V est l'énergie du signal d'erreur qui est définie par :

$$V = \sum_{i=0}^{L-1} |v(i)|^2 \quad (3.38)$$

et Y est l'énergie du signal de sortie du filtre qui est définie par :

$$Y = \sum_{i=0}^{L-1} |y(i)|^2 \quad (3.39)$$

avec L représente la longueur du filtre adaptatif $w(n)$.

Le circuit de décision utilise un SNR seuil qui permettra de détecter à travers la sortie SD du circuit de décision les périodes d'activités et d'inactivités du signal de parole. Cela est donné comme suit :

$$si SNR > SNR_{seuil} \rightarrow D = 1 \quad (3.40)$$

$$si SNR < SNR_{seuil} \rightarrow D = 0 \quad (3.41)$$

Après le circuit de décision, nous allons combiné la sortie D avec l'erreur du filtrage adaptatif $e(n)$ pour donner une nouvelle erreur de filtrage contrôlé et qui, elle-même, contrôle le fonctionnement automatique de l'algorithme RNQ. Cela est donné comme suit :

$$\bar{e}(n) = D e(n) \quad (3.42)$$

où $e(n)$ est la sortie du filtre RNQ et $\bar{e}(n)$ représente la nouvelle erreur de filtrage contrôlée par le SNR et son circuit de décision.

Etape 3 : Représente la réduction du bruit acoustique avec l'algorithme RNQ automatique. son fonctionnement est donné par les équations suivantes. L'erreur de filtrage est calculée comme suit :

$$e(n) = \frac{m_1(n)}{2^{j-1}} - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{m}_2(n) \quad (3.43)$$

avec $\mathbf{m}_2(i) = [m_2(i-1), m_2(i-1), \dots \dots \dots, m_2(i-L-1)]^T$ est le signal de la voie 2. Le vecteur du gain de Kalman $\mathbf{k}(n)$ est défini comme suit :

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) \mathbf{m}_2(n)}{[(2^{j-1})d^{2^{j-2}}(n)] + \lambda^{-1} \mathbf{m}_2^T(n) \mathbf{P}(n-1) \mathbf{m}_2(n)} \quad (3.44)$$

Ou

$$\Phi^{-1}(n) = \mathbf{P}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{P}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{m}_2^T(n) \mathbf{P}(n-1) \quad (3.45)$$

Et finalement, la nouvelle expression du filtre adaptatif $\mathbf{w}(n)$ de type RNQ est donné comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{k}(n) \bar{e}(n) \quad (3.46)$$

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par la définition du principe de fonctionnement de la méthode d'annulation adaptative du bruit (ANC). Ensuite, nous avons présenté l'ANC avec l'algorithme RNQ (Récurive non quadratique) et son application dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Puis nous sommes passés à la présentation l'analyse de la vitesse de convergence de l'algorithme RNQ avec ces formules mathématiques. Le chapitre suivant sera consacré à la présentation et aux commentaires des résultats obtenus après simulation de l'ANC par l'algorithme RNQ.

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les résultats de la réduction de bruit en utilisant l'algorithme RNQ automatique dans le domaine du rehaussement de la parole. Pour évaluer les performances du nouvel algorithme RNQ proposé, nous avons choisi de faire deux études comparatives entre les deux algorithmes RNQ et l'évaluation du nouvel algorithme proposé, par la suite, nous passerons à la présentation des résultats de simulation de l'algorithme proposé en comparaison avec l'algorithme récursif non quadratiques (RNQ), les simulations ont été effectuées en utilisant le logiciel Matlab, qui est un puissant outil de calcul numérique, de programmation et de visualisation graphique, nous utilisons certains critères d'évaluation objectifs de performances des deux algorithmes à savoir le critère du l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE), le critère de désajustement (SM), Ces différents critères vont être donnés en détail dans les paragraphes suivants.

4.2 Description des signaux de simulation

Les signaux utilisés dans la simulation sont donnés comme suit :

4.2.1 Le signal de parole

La Figure 4. 1 illustre le signal de la parole original $s(n)$, avec son spectrogramme.

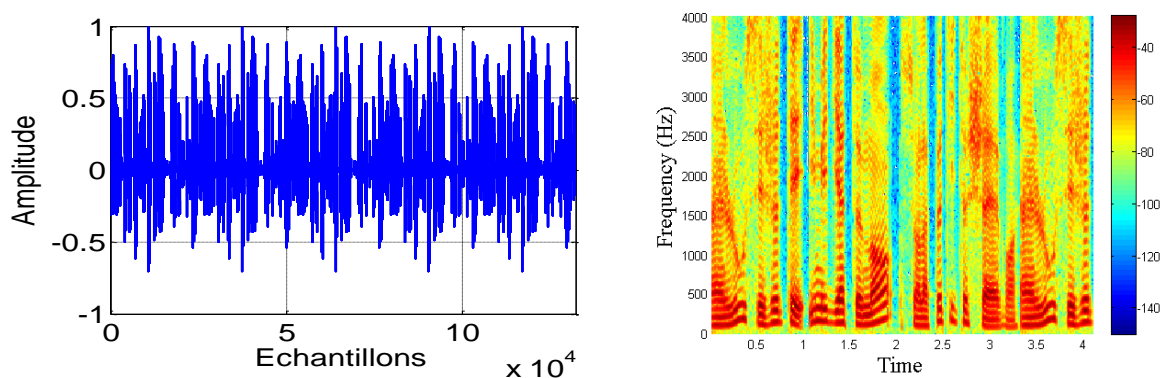


Figure 4.1 : Le signal de parole et son spectrogramme.

Ce signal correspond à un extrait prononcé par un locuteur masculin, de durée de 4 secondes, échantillonné par une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz, le scénario de ce signal est : « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre » [22].

4.2.2 Signal du bruit

Un bruit blanc est un signal aléatoire stationnaire dont les échantillons successifs sont des variables aléatoires non corrélés, la densité spectrale de puissance d'un bruit blanc est constante quel que soit sa fréquence, ci-dessous on trouve la représentation du signal de bruit blanc utilisé et son spectrogramme.

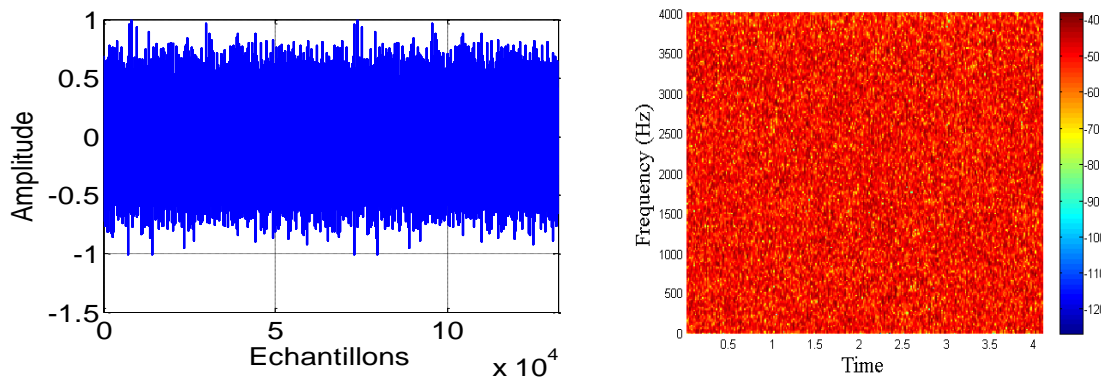


Figure 4.2 : Le signal bruit blanc utilisé dans la simulation et son spectrogramme.

4.2.3 Les réponses impulsionnelles

Dans les figures 4.3 et 4.4, nous présentons un exemple des réponses impulsionnelles $h_1(n)$ et $h_2(n)$ respectivement suivants. Elles sont représentées par des signaux aléatoires modulés avec une fonction exponentielle d'une taille $L = 64$ échantillons à la fréquence d'échantillonnage $Fe = 8 \text{ kHz}$, Le but de ces deux modèles est de représenter mieux les conditions réelles de propagation des signaux à travers une salle et l'effet de la distance entre les deux microphones.

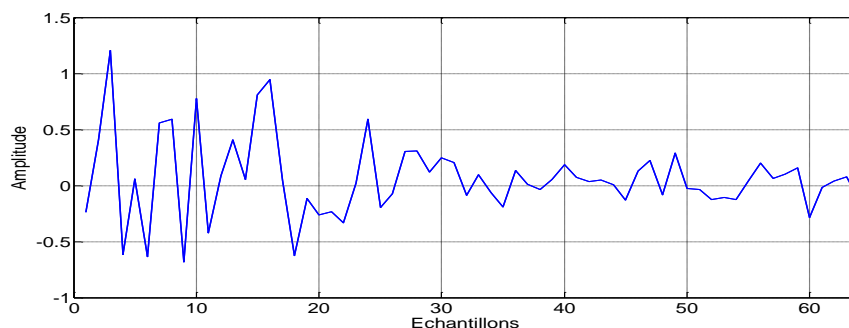


Figure 4.3 : Exemple de Réponse impulsionnelle h_1 .

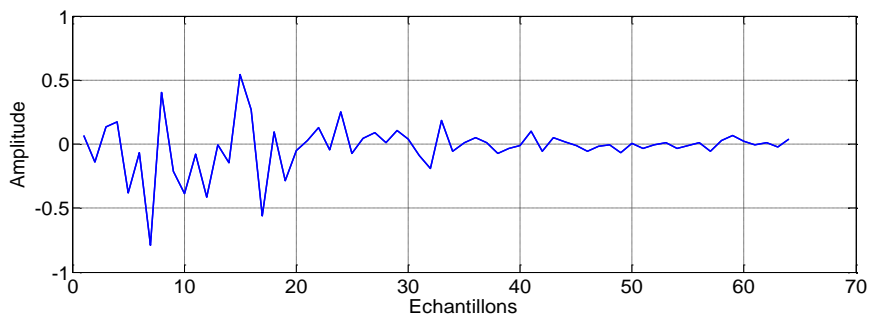


Figure 4.4 : Exemple de Réponse impulsionnelle h_2 .

4.2.4 Signaux de mélange

Le modèle de mélange que nous considérons est décrit dans la figure 3.2 [23]. Ce modèle comporte deux mélanges convolutif $m_1(n)$ et $m_2(n)$ de deux sources ponctuelles non corrélées, l'une des deux sources ponctuelles est la parole (le signal utile), et le second peut représenter une source bruit que nous voulons annuler, et $h_1(n)$ et $h_2(n)$ représentent l'effet de couplage croisé entre les canaux. Dans les deux figures suivantes (4.5) et (4.6), nous représentons un exemple des signaux de mélange convolutif $m_1(n)$ et $m_2(n)$ avec un $RSB = 0$ et une longueur du filtre $L = 64$.

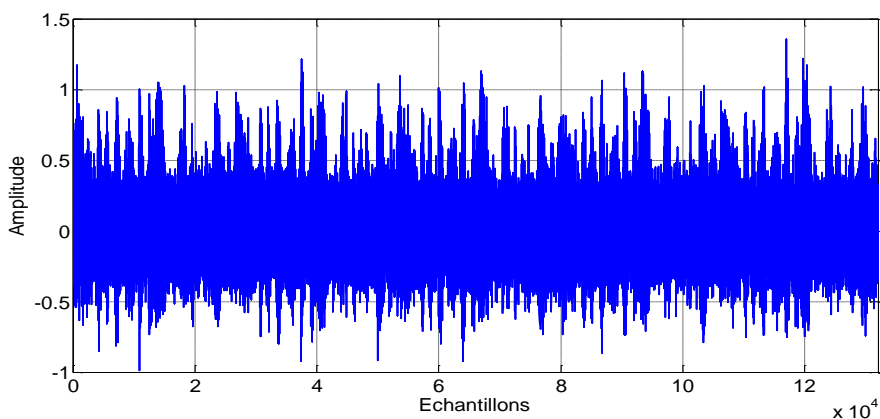


Figure 4.5 : Signal de mélange $m_1(n)$

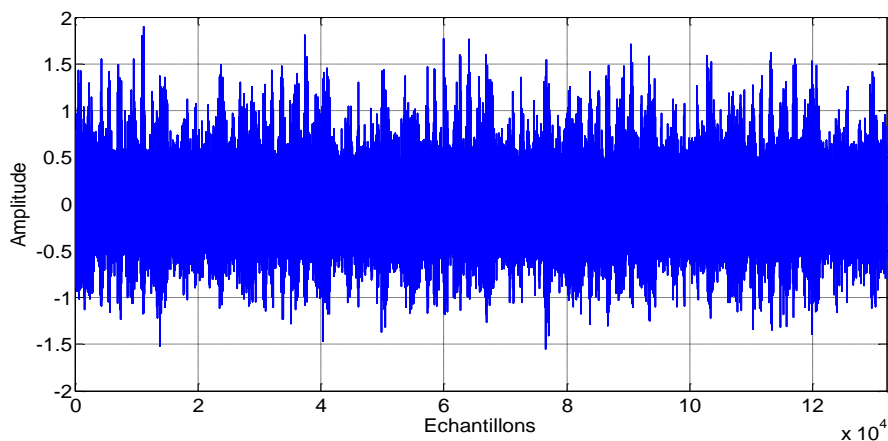


Figure 4.6 : Signal de mélange $m_2(n)$

Le signal de parole à la sortie du traitement de l'algorithme RNQ automatique est présenté par la figure 4.7 :

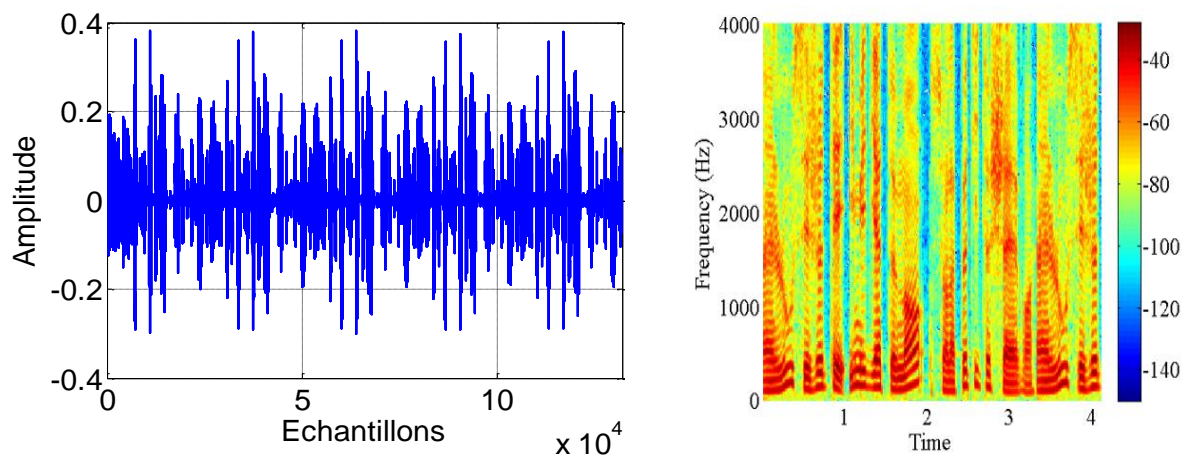


Figure 4.7 : Signal de sortie $e(n)$ et son spectrogramme.

Les deux figures suivantes représentent les comparaisons entre le signal mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original, et entre le signal de parole de sortie $e(n)$ et le signal de parole original, respectivement :

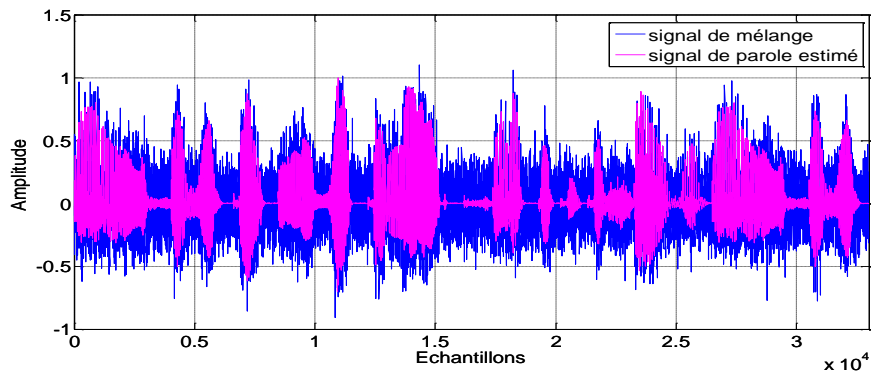


Figure 4.8 : Comparaisons entre le signal mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original.

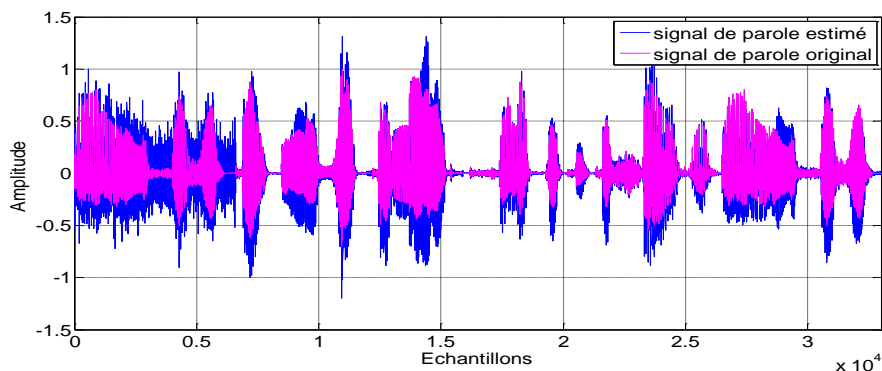


Figure 4.9 : Comparaisons entre le signal de parole de sortie $e(n)$ et le signal de parole original.

Nous présentons aussi deux figures (4.8) et (4.9). La première figure représente le signal de parole de sortie du traitement $e(n)$ avec le mélange $m_1(n)$ et la deuxième avec le signal de parole original afin de mieux voir la qualité de bruit supprimée.

4.2.5 Détection d'activité vocale automatique

Nous utilisons un mécanisme de détection d'activité vocale automatique pour contrôler l'adaptation des filtres adaptatifs $w_1(n)$ et $w_2(n)$, la fonction de DAV automatique (Détection d'Activité Vocale automatique) est utilisée pour d'indiquer la présence de la parole ou non dans une trame.

Le filtre $w_2(n)$ s'adapte uniquement à la période de bruit, alors que le filtre $w_1(n)$ s'adapte pendant les périodes de présence du signal de parole utile. La figure 4.10 présente un exemple de DAV automatique du signal de parole.

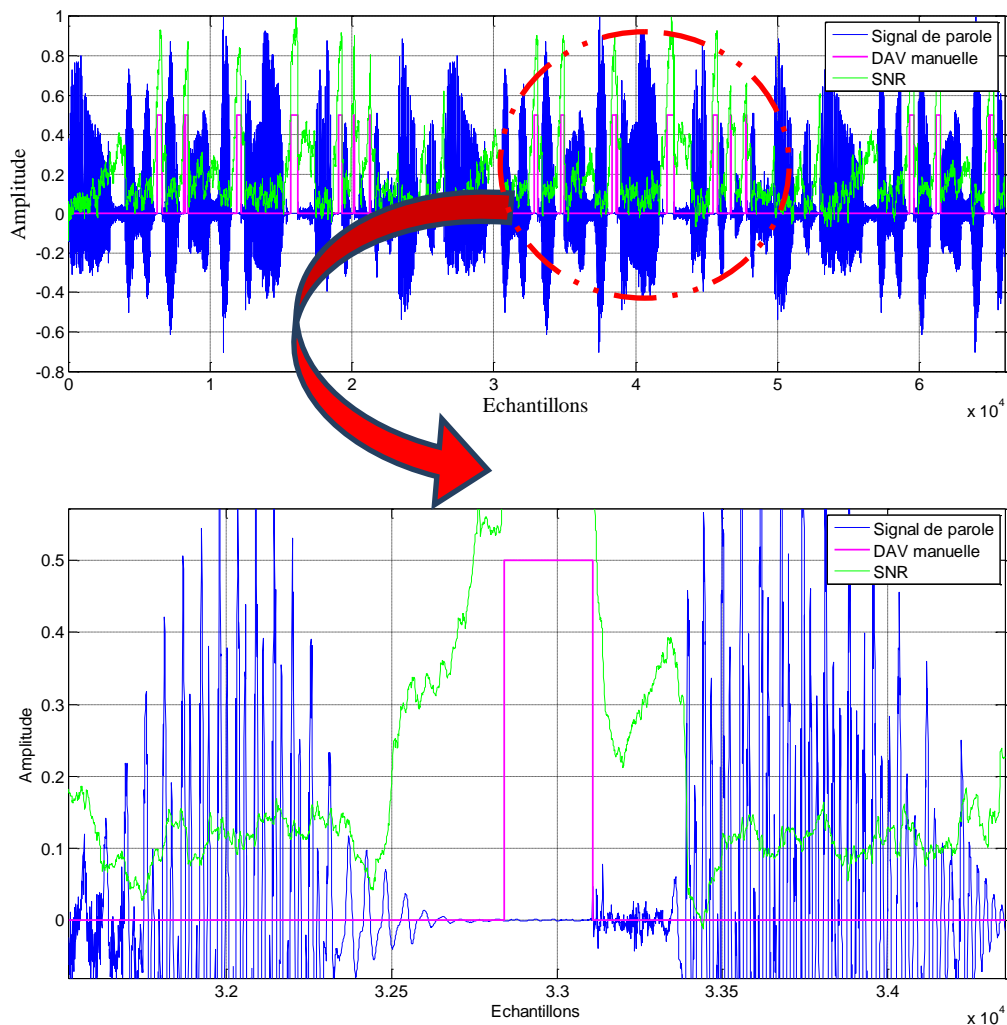


Figure 4.10 : Signal de parole avec DAV.

La figure 4.10 représente l'évolution temporelle d'une partie du signal de parole avec l'allure du SNR temporel et la DAV correspondante. D'après cette figure, nous remarquons que grâce à l'efficacité de notre algorithme proposé, les périodes du bruit seul ont été détectées avec succès et d'une manière assez précise.

Un zoom de cette figure a été montré à la figure (4.10) afin de mieux voir à la relation entre DAV et RSB, nous remarquons que la DAV est activée à chaque fois que le RSB est supérieur à un seuil donné.

4.3 Critères d'évaluations utilisés en simulation

Nous avons évalué trois critères de mesure de performances des deux algorithmes qui sont le SegSNR (Segmental Signal to Noise Ratio), Le SegMSE (Segmental Mean Square Error) et le

SM (Système Mismatch). Afin de faire une comparaison entre ces deux algorithmes en termes de ces deux critères, on a utilisé un bruit blanc à l'entrée du système [22].

4.4 Résultats de simulation du nouvel algorithme Automatique de type RNQ

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats de la simulation de l'algorithme RNQ automatique dans le rehaussement de la parole, donc les différents paramètres utilisés dans notre programme sont présentés pour les deux algorithmes par le tableau suivant :

	Parametre de simulation de l'algorithme RNQ et RNQ-Automatique
RNQ	N : nombre d'iterations : 4*33000. λ : facteur d'oubli : 0.85. L : Taille du filtre : 64, 128. $\mu = 0.5, 0.6, 0.7$
RNQ automatique	N : nombre d'iterations : 4*33000. λ : facteur d'oubli : 0.85. L : Taille du filtre : 64, 128. SNR1=0 db et SNR2=3 db. J= 1,2,3. $\mu = 0.5, 0.6, 0.7$ SNR seuil Trame de la moyenne de l'énergie

Tableau 4.1 : Parametres de simulation des algorithmes RNQ et RNQ automatique .

4.5 Comparaisons des résultats de simulation entre les algorithmes RNQ et RNQ automatique

Dans cette partie, nous avons testé les performances des deux algorithmes RNQ et RNQ automatique dans le domaine de la réduction de bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole.

La comparaison entre les deux algorithmes est basée sur deux critères dans ce chapitre par :

- Critère de l'évaluation de l'Erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE).
- Critère de l'évaluation du System Mismatch (SM).

4.6 Cas du bruit blanc

4.6.1 Evaluation du System Mismatch (SM)

Le système Mismatch qui mesure la convergence de l'algorithme vers les coefficients optimaux. L'estimation de SM est basée sur la relation suivante :

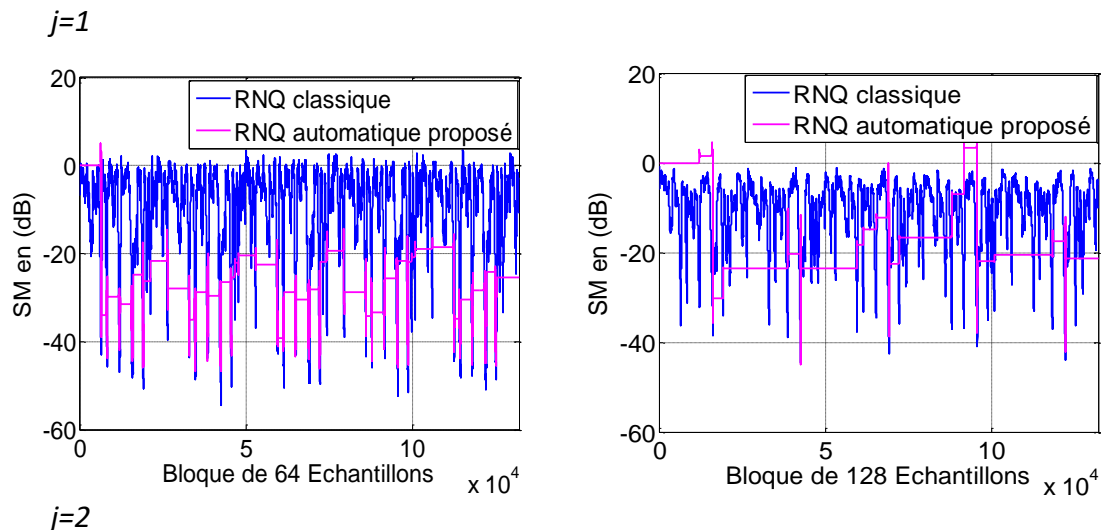
$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{\left(\|w(n) - \frac{h_1(n)}{(2^j-1)\|2}\|^2 \right)}{\frac{\|h_1(n)\|^2}{(2^j-1)\|2^2}} \right) \quad (4.3)$$

Où $h_1(n)$ représente les coefficients du filtre réel et $w(n)$ représente les valeurs instantanées des coefficients estimés (coefficients du filtre adaptatif $w(n)$).

Les paramètres de simulation des deux algorithmes sont résumés dans le *tableau 4.1*

Nous allons commencer par une simulation en utilisant le bruit blanc :

- **Effet de la puissance non quadratique (pour L = 64, L=128 et RSB=0db)**



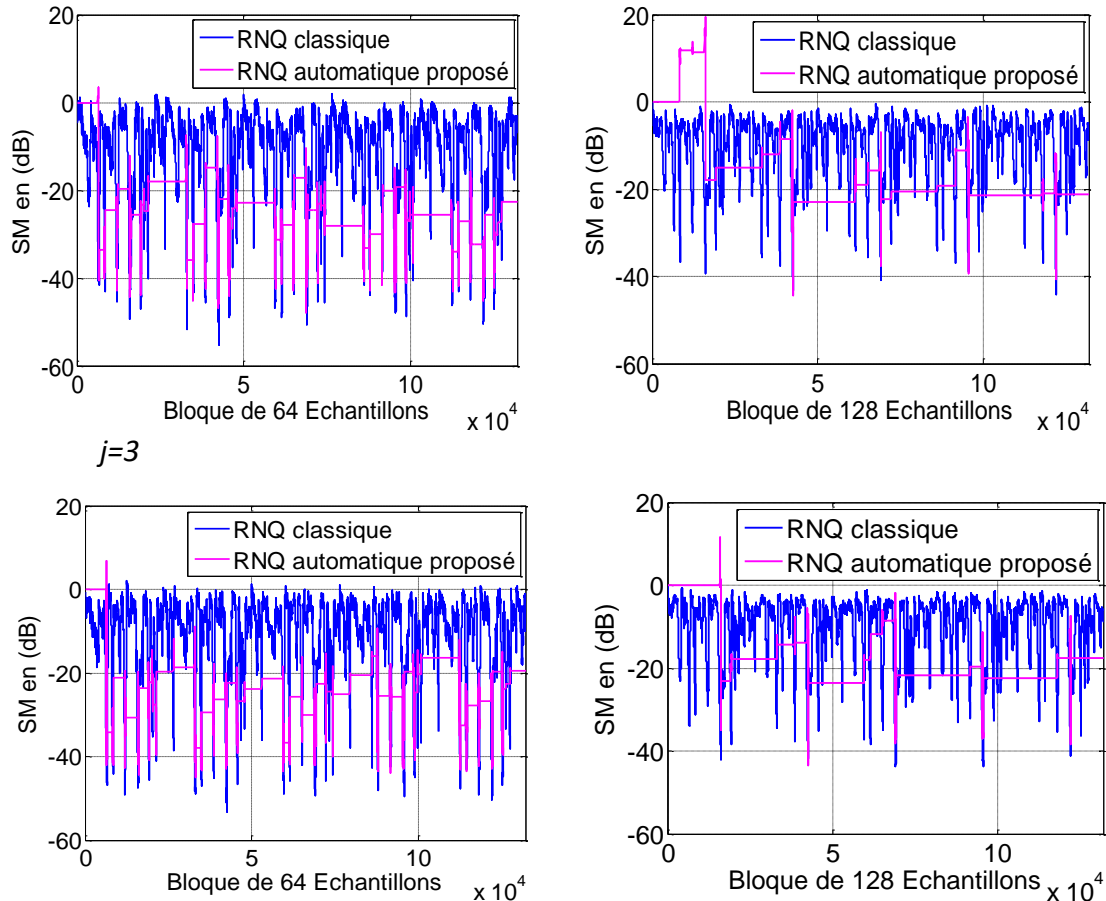


Figure 4.11 : Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ

automatique, l'effet de puissance non quadratique d'entrées sont 1, 2, 3, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

D'après les figures (4.11), nous remarquons que l'algorithme RNQ automatique démarré a une vitesse de convergence faible au début et doivent aller plus vite avec le temps que celle de l'algorithme RNQ (pour $j=1$), on peut voir clairement la déférence pour $j=3$.

4.6.2 Evaluation de l'Erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE)

Pour tester la convergence des filtres adaptatifs des algorithmes RNQ automatique et RNQ, nous utilisons le critère de SegMSE (Segmental Mean square Error) l'erreur quadratique moyenne segmentée (Segmental-MSE) qui indique le bruit résiduel qui reste dans le signal après le rehaussement, il se calcule pendant le silence. L'estimation de SegMSE est basée sur la relation suivante [24] :

$$SegMSE_{dB} = 20 \log_{10} \left(\sum_{k=0}^{M-1} |s_1(k)| \right) DAV(k) \quad (4.1)$$

- Effet de la puissance non quadratique pour $L = 64$, $L=128$ et $RSB=0db$

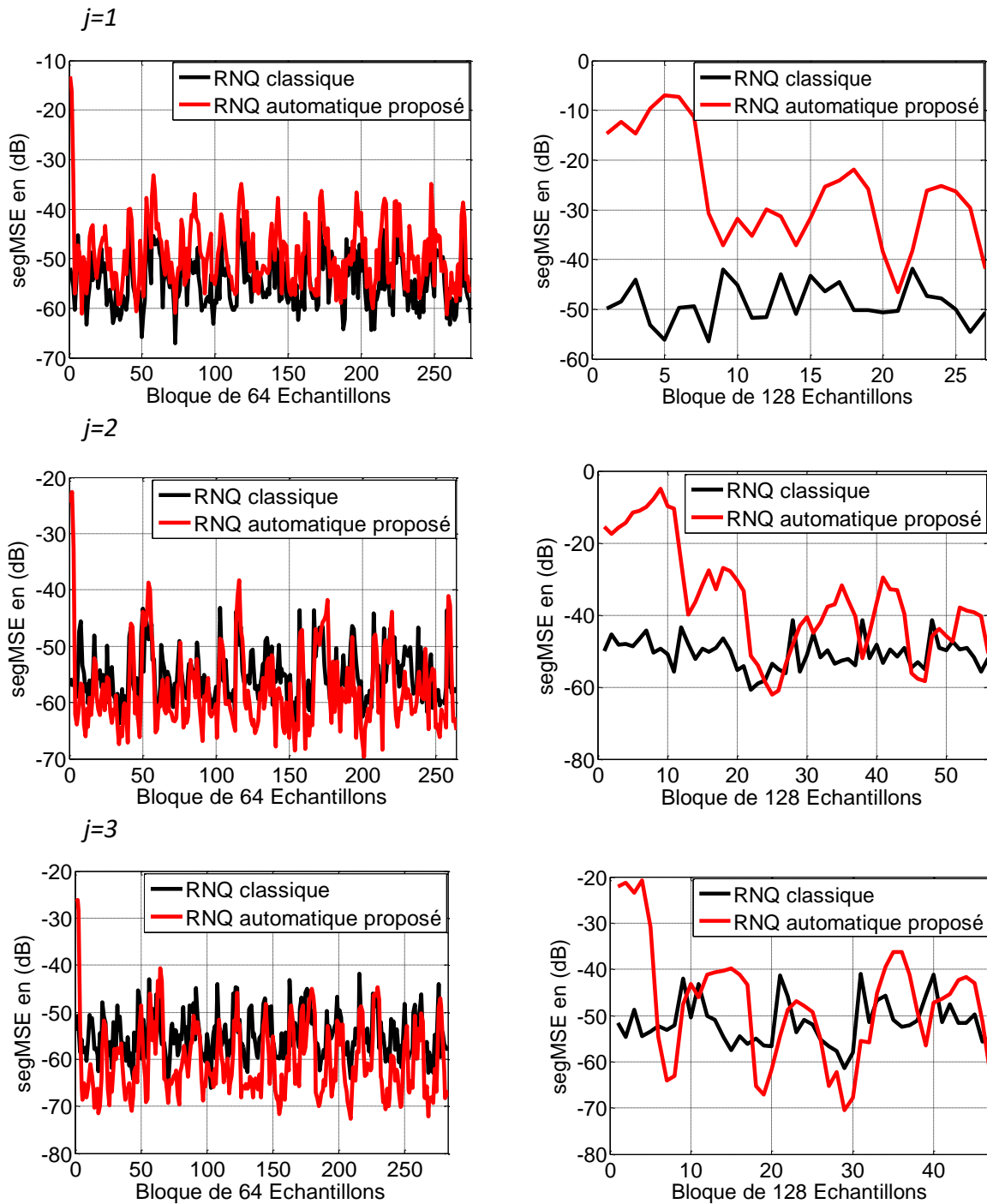


Figure 4.12 : Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ

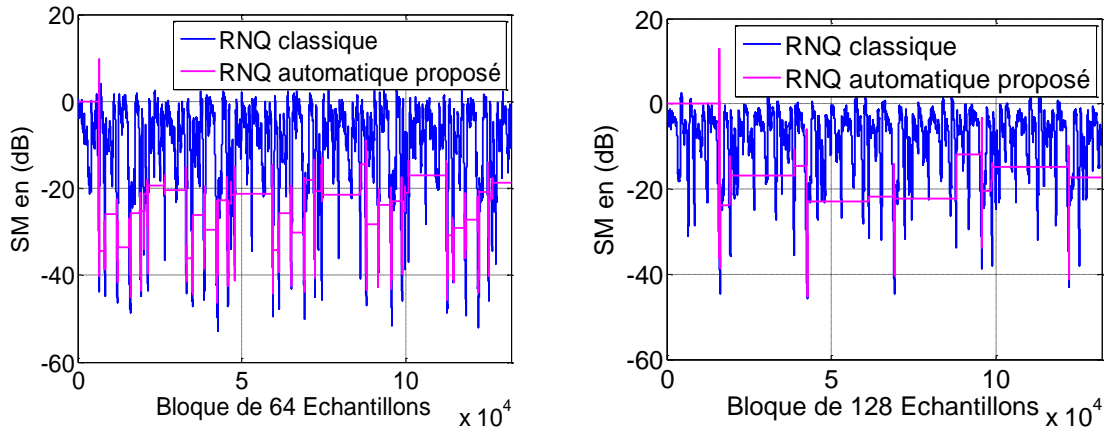
automatique, l'effet de la puissance non quadratique d'entrées sont 1, 2, 3, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

La figure 4.12 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux algorithmes (RNQ automatique proposé et le RNQ classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système.

A partir de cette figure nous avons montré que l'algorithme RNQ automatique est très efficace par rapport à l'algorithme RNQ (pour $j=3$), et on remarque aussi que la valeur finale de l'MSE augmente pour chaque augmentation de la longueur de filtre L .

- **Effet de RSB pour $L = 64, 128$ et fixe $j=3$**

RSB= 0db



RSB= 3db

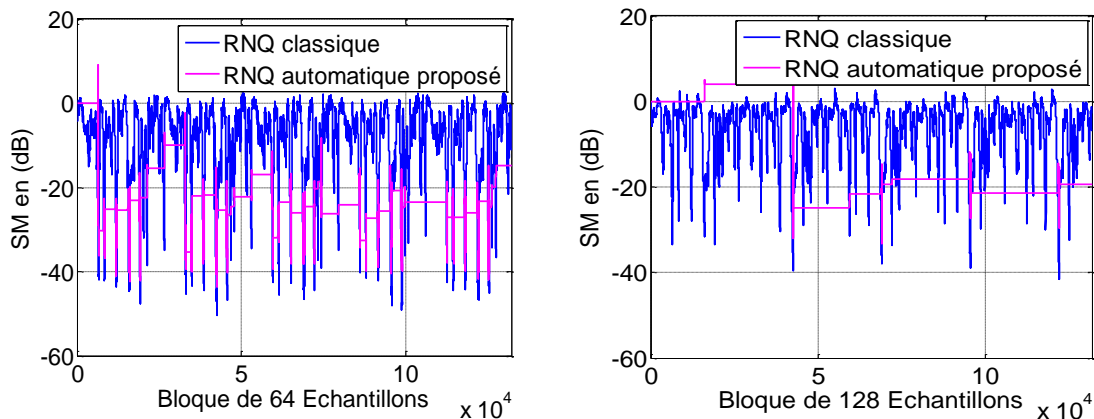


Figure 4.13 : Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ

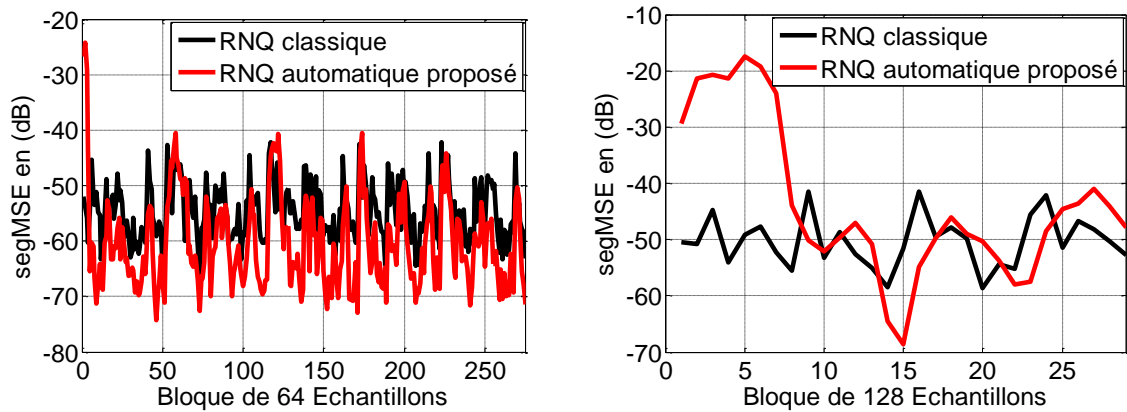
automatique, l'effet de RSB d'entrées sont 0db, 3db, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

La figure 4.13 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux Algorithmes (RNQ automatique proposé et le RNQ classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB respectivement.

D'après cette figure on remarque que la valeur finale de SM augmente pour chaque augmentation de la longueur de filtre L .

- Effet de RSB pour $L = 64, 128$ et fixe $j = 3$

$RSB = 0\text{db}$



$RSB = 3\text{db}$

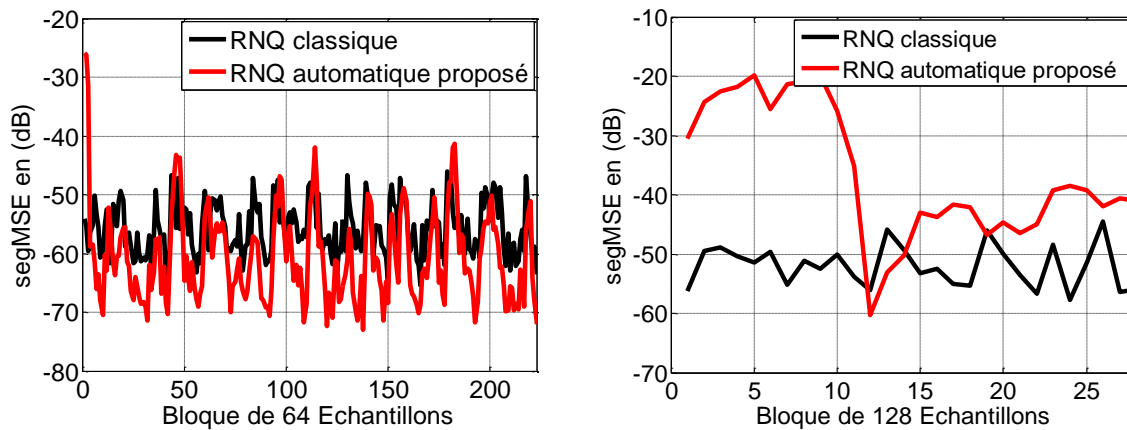


Figure 4.14 : Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ

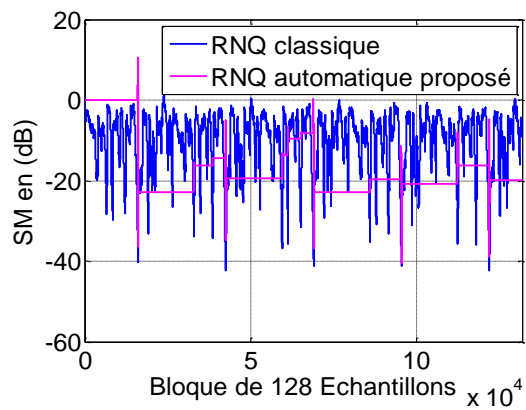
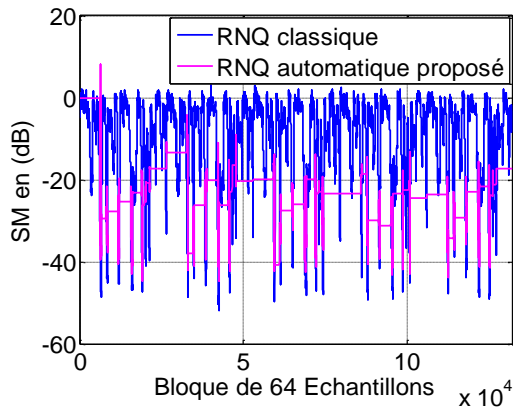
automatique, l'effet de RSB d'entrées sont 0db, 3db, du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

La figure 4.14 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux Algorithmes (RNQ automatique proposé et le RNQ classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le RSB d'entrée est de 0 dB, 3 dB respectivement.

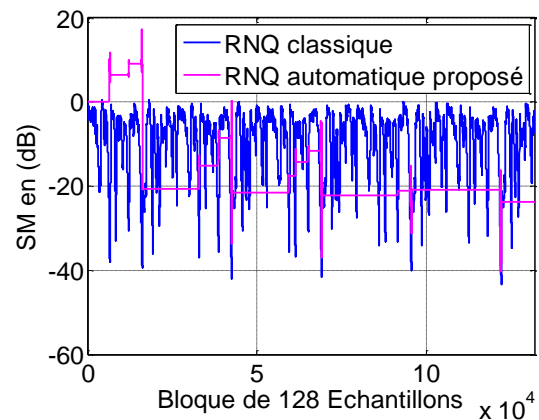
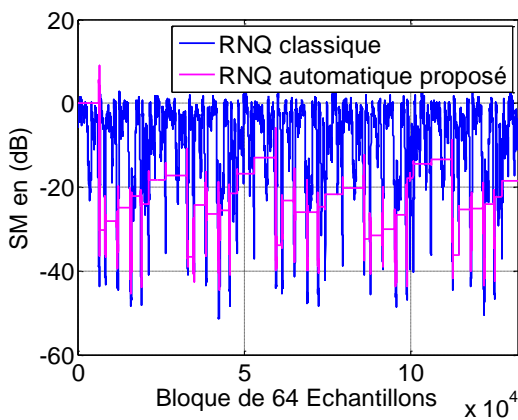
D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, l'évaluation du critère SegMSE a montré l'efficacité de l'algorithme proposé en comparaison avec l'algorithme RNQ classique avec le type de bruit qui utilisé.

- Effet de pas d'adaptation μ pour $L = 64, 128$ fixe $j= 3$ et $RSB=0$

$\mu = 0.7$



$\mu = 0.8$



$\mu = 0.9$

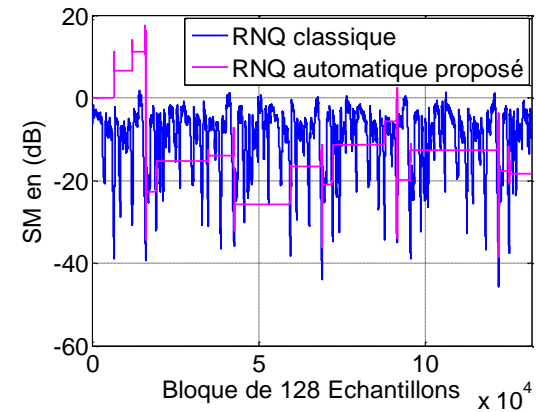
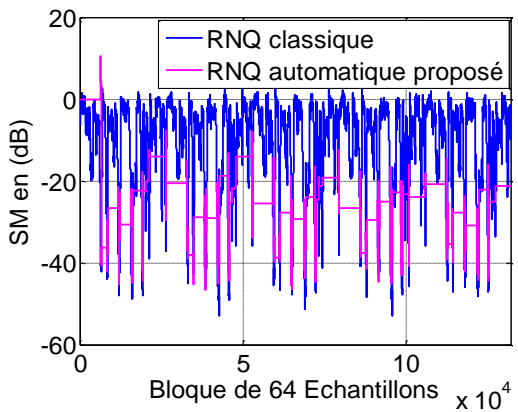
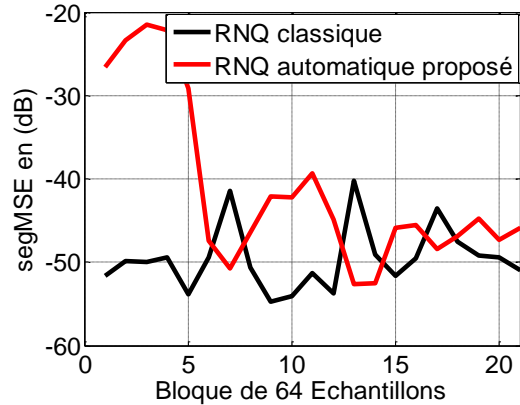
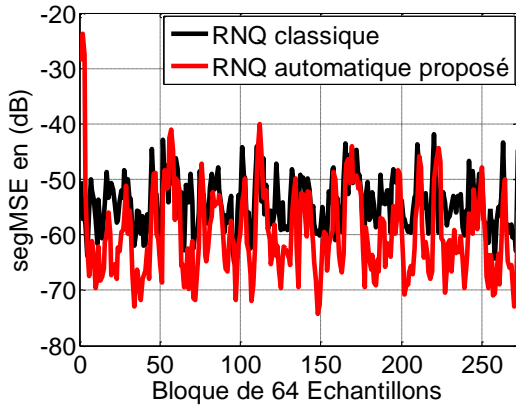


Figure 4.15 : Comparaison du critère SM obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de pas d'adaptation μ d'entrées sont 0.7, 0.8,0,9 du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

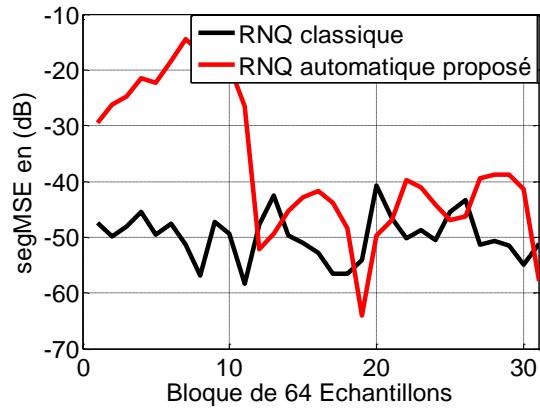
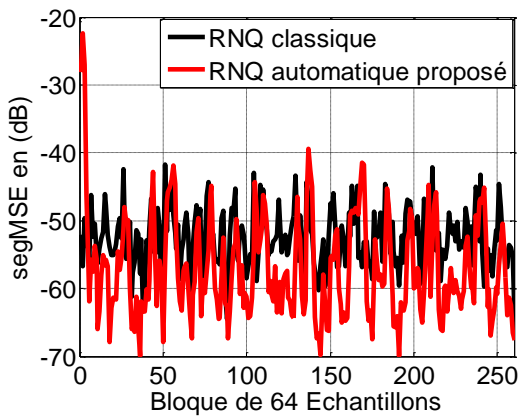
La figure 4.15 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux Algorithmes (RNQ automatique proposé et le RNQ classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le pas d'adaptation μ d'entrée est de 0.7, 0.8,0,9 respectivement.

Nous remarquons la vitesse de convergence va jusqu' à (-30db) et la distorsion du signal traité est minimale pour $\mu = 0.9$.

- **Effet de μ pour $L = 128$, fixe $j= 3$ et $RSB=0$**
 $\mu = 0.7$



- $\mu = 0.8$



- $\mu = 0.9$

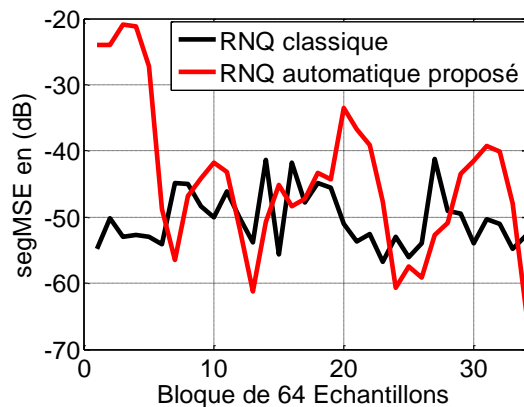
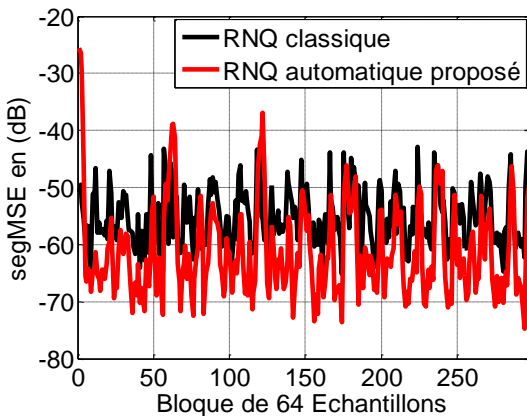


Figure 4.16 : Comparaison du critère MSE obtenu les deux algorithmes RNQ et RNQ automatique, l'effet de pas d'adaptation μ d'entrées sont 0.7, 0.8 , 0.9 du haut vers le bas de cette figure, respectivement.

La figure 4.16 représente les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux

Algorithmes (RNQ automatique proposé et le RNQ classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le pas d'adaptation μ d'entrée est de $0.7, 0.8, 0.9$ respectivement.

Ce figure montre que la vitesse de convergence augmente jusqu' à la valeur $\mu = 0.9$ et diminuer pour le valeur $\mu = 0.7$.

4.7 Conclusion

Les résultats de simulation obtenus avec l'algorithme RNQ automatique ont bien montré l'efficacité de ce dernier par rapport à l'algorithme RNQ dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement du signal de parole.

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de parole, dans systèmes d'applications d'un voiture en utilisant des algorithmes adaptatifs.

Dans ce contexte, nous avons utilisé la structure d'annulation adaptative du bruit (ANC) avec nouvel algorithme automatique de type RNQ (réursive non quadratique) dans le cas où deux microphones de prise de son sont utilisés.

Dans ce cadre, nous avons présenté les performances de nouvel algorithme automatique de type RNQ pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif en se basant sur la minimisation non quadratique de l'erreur de filtrage. Ce critère de minimisation permet d'améliorer la vitesse de convergence par rapport aux autres algorithmes de critères différents.

D'après une étude comparative entre les algorithmes RNQ automatique et RNQ, nous avons calculé deux critères d'évaluations à savoir le désajustement des coefficients (SM), l'erreur quadratique moyenne segmenté (SegMSE). Les résultats obtenus ont bien montré la supériorité de ce nouvel algorithme proposé.

Les résultats de simulations ont confirmé les bonnes performances de nouvel algorithme automatique de type RNQ en termes de vitesse de convergence et aussi en termes de distorsions du signal de parole en sortie de traitement. Ces résultats valident l'utilisation de cette nouvel algorithme proposé dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole et font de lui une bonne alternative dans ce domaine.

- [1] Amrane, *Nouvelle technique automatique de réduction de bruit acoustique basée sur le principe de séparation aveugle de source*, Université Blida 1, Blida, 2019.
- [2] 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.
- [3] A.Morsli, *Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation*, Master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015.
- [4] J.-P. HATON, « *Analyse du signal de parole*, » *Reconnaissance automatique de la parole*, 10 oct 2018.
- [5] Ducourneau J, *Cours de traitement du signal*, D.E d'Audioprothèse 3e année, Faculté de pharmacie de Nancy, 2014.
- [6] Amrane, K. ould ammer, *nouvelle technique automatique de réduction de bruit basée sur la séparation aveugle de sources*, USDB,2019.
- [7] M. Omari, S. Abdat « *Nouvelle version proportionnelle de l'algorithme Backward bi-capteurs pour la réduction du bruit acoustique* », mémoire de master, USDB 2019.
- [8] R. Bendoumia, *Annulation de bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles*, thèse de doctorat, USDB,2014.
- [9] A.Sayoud, H.Rahima : "Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur",mémoire de master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2016.
- [10] Hugues Benoit-Cattin « *Département Télécommunications, Services & Usages 3TC / Traitement du Signal* » INSA-Lyon.
- [11] Maurice Charbit, " *Filtre de Wiener* ", Juin 2002.
- [12] M.Labarrere & J.P.Krief & B.Gimonet, " *Le filtrage et ses applications* ", avril 1996
- [13] Saeed V.Vaseghi : '*Digital Signal Processing and Noise Reduction*', book, Brunel University UK, 2000.
- [14] M. Bellenger « *traitement numérique du signal* » MASSON, 1987.
- [15] Note de cours : '*FILTRAGE ADAPTATIF INTRODUCTION*', UFR de Sciences Université de Caen France.
- [16] J.-F. Bercher, P. Jardin : '*Introduction au filtrage adaptatif* ', Note de cours, Paris, 2003.

- [17] R. Bendoumia : « annulation du bruit par les méthodes de séparation de source aveugles, Application aux système de télécommunication numérique » thèse de doctorat, thèse de doctorat, université Blida 1, Blida 2014.
- [18] P.A. Naylor and N.D. Gaubitch, *speech dereverberation: Springer Science & Business Media, 2010.*
- [19] Vijay K. Madisetti, Dougl's B. Williams « *Digital signal Processing* » CRC Press 1999.
- [20] F. YKHLEF, f. YKHLEF, H. AITSAADI et A. GUESSOUM « *Annulation d 'écho Acoustique et suppression de bruit pour les communication Mains-libres* », SETIT en March 22-26, 2009 – TUNISIA.
- [21] A.Bencherief, ' *signal monodimensionnelle par le filtrage adaptatif récursif* ', Mémoire de Master, Université Mohamed Kheider Biskra, 2009.
- [22] M.Zoulikha : ' *Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole* ', Mémoire de magister, Université SAAD DAHLEB de Blida, 2014.
- [23] C. DaSilva, E. Santana, E. Aguiar, M.A.F.DeAraujo, A. Kardec Barros, ' *An adaptive recursive algorithm based on non-quadratic function of the error* ', *Signal Processing* 92 (2012), pp.853–856.
- [24] F.Bouderbala, O.Chabouni. *Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libres. Mémoire de master. Université Blida 1.2018.*