

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 Télécommunications
Spécialité Réseaux & Télécommunications

présenté par

BOUDERBALA Fateh

&

CHABOUNI Omar

Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libres

Proposé par : Pr DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2017-2018

Remerciements

Nous tenons, avant tout, à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté, la santé et la patience et de nous avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et les moments difficiles pour aboutir à ce travail.

Nous adressons toute notre reconnaissance et nos plus vifs remerciements à notre encadreur, Monsieur Mohamed DJENDI, professeur à l'université de Blida 1, pour nous avoir dirigés pendant cette année. C'était un honneur de travailler avec une précieuse assistance, disponibilité et soutien durant toute la période du déroulement de ce projet. Nous espérons avoir encore l'occasion de travailler avec lui dans le futur. Qu'il trouve ici l'expression de notre sincère gratitude.

Nous remercions très vivement les membres du jury pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

Nos pensées vont vers nos chers parents, pour leurs sacrifices, leurs encouragements et surtout pour leurs prières. Nous leurs souhaitons la bonne santé et la longue vie, Inchia Allah.

Nos remerciements les plus sincères à tous nos amis et à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire.

Dédicaces

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense, je dédie ce modeste travail tout d'abord :

À elle, qui m'a donné la vie, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et ma réussite, à la lumière de mes jours : à ma mère.

À lui, qui a été toujours présent, mon soutien moral et ma source de joie : à mon père.

À mes frères, ma seule sœur, mes adorables nièces Lina et Ghoufran et à toute la famille BOUDERBALA et KHAOUNI.

À toute la famille CHABOUNI et spécialement Omar.

À tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études, et spécialement Mme BOUGHADOU Rachida qu'elle repose en paix.

À tous mes collègues de promotions que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période de formation.

À tous mes amis qui m'ont aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes côtés et qui m'ont accompagné durant tout mon parcours d'études supérieures et spécialement Mlle KHLIFATI Fatma Zohra et Mr RAMDHAN Mohamed Amine.

Fateh

Dédicaces

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense, je dédie ce modeste travail tout d'abord :

À mes parents pour leur amour, leur sacrifice et leur encouragement.

À mes frères Sid Ahmed, Seddik et Walid et mes sœurs, mes belles sœurs, mes neveux et ma nièce, avec qui je partage les moments de joies et de peines.

À mes oncles, mes tantes et tous mes cousins.

À toutes les familles CHABOUNI et MAAMERI.

À toute la famille BOUDERBALA et spécialement Fateh.

À la personne que je considère comme ma source de joie.

À tous mes enseignants, qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études.

À tous mes collègues de promotion que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période d'études.

À tous mes amis, mes connaissances sans exceptions et à toute personne qui me connaît et me considère comme un ami.

Omar

ملخص: في هذه المذكرة اهتمنا بمشكلة الحد التكيفي من الضوضاء الصوتية و تعزيز اشارة الكلام في أنظمة الهاتف اللاسلكي داخل السيارات. اقترحنا خوارزمية سريعة ذات قناتين من فئة NLMS تتحكم فيها خوارزمية أخرى غير حدودية ذات خطوة متغيرة من نفس الفئة. هذه الخوارزمية سمحت لنا بحل مشكلة المطب المتناقض الخاص بخوارزمية NLMS والحصول على أداءات جيدة في هذا المجال. نتائج محاكاة هذه الخوارزمية مقارنة مع خوارزمية NLMS التقليدية تؤكد فعالية الخوارزمية المقترحة.

كلمات المفاتيح: الحد من الضوضاء، خوارزمية غير حدودية، خطوة متغيرة، NLMS

Résumé : Dans ce mémoire, nous nous intéressons au problème de la réduction adaptative du bruit acoustique et au rehaussement de la parole dans les systèmes téléphonique à mains-libres à bord des véhicules. Nous avons proposé un algorithme rapide à deux canaux de type NLMS contrôlé par un autre algorithme non paramétrique, à pas variable de même type. Cet algorithme a permis de résoudre le problème d'exigence contradictoire de l'algorithme NLMS classique et d'obtenir des bonnes performances dans ce domaine. Les résultats de simulations de cet algorithme en comparaison avec le NLMS classique confirment l'efficacité de l'algorithme proposé.

Mots clés : Réduction du bruit, Algorithme non-paramétrique, Pas variable, NLMS.

Abstract: In this thesis, we are interested in the problem of acoustic noise cancellation and speech enhancement in vehicular hands-free telephony systems; we proposed a fast two-channel NLMS algorithm controlled by another algorithm non-parametric variable step size of the same type. This algorithm allowed to solve the problem of conflicting requirement of the classic NLMS algorithm and to obtain good performances in this domain. The simulations results of this algorithm by comparing with the classic NLMS confirm the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: Noise cancellation, non-parametric algorithm, variable step size, NLMS.

Liste d'abréviations

- ANC: Adaptive Noise Cancellation.
- DAV: Détection d'Activité Vocale.
- EQM: Erreur Quadratique Moyenne.
- EQMM: Erreur Quadratique Moyenne Minimale.
- LMS: Least Mean Square.
- MSE: Mean Square Error.
- NLMS: Normalized Least Mean Square.
- NPVSS-NLMS: Non Parametric Variable Step Size Normalized Least Mean Square.
- RLS: Récursif Least Square.
- SegMSE: Segmental Mean Square Error.
- SegSNR: Segmental Signal to Noise Ratio.
- SNR: Signal to Noise Ratio.
- SM : System Mismatch.
- TFCT : Transformée de Fourier à Cout Terme.
- USASI: United States of American Standard Institute.

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre 1 La parole et le bruit	3
1.1 Introduction.....	3
1.2 La parole	3
1.2.1 Définition de la parole.....	3
1.2.2 Classification des sons de la parole.....	3
1.2.3 Paramètre du signal de parole	5
a La fréquence fondamentale.....	5
b L'énergie.....	6
c Le spectre	6
1.2.4 Production de la parole	7
1.2.5 Caractéristiques du signal de parole	7
1.3 Le bruit acoustique	8
1.3.1 Définition du bruit.....	8
1.3.2 L'acoustique	8
1.3.3 Différentes classes du bruit.....	9
1.3.4 Quelque type du bruit.....	9
1.3.5 Modèles du bruit.....	10
1.3.6 Rapport signal sur bruit.....	11
1.3.7 La gêne due au bruit.....	11
1.4 Conclusion.....	12
Chapitre 2 Filtrage par les algorithmes adaptatifs.....	13
2.1 Introduction.....	13
2.2 Insuffisance du filtrage classique.....	13

2.3	Filtre de Wiener	14
2.4	Filtrage adaptatif	16
2.4.1	Définitions	16
2.4.2	Principe du filtrage adaptatif	17
2.4.3	Applications des filtres adaptatifs.....	18
2.5	Les algorithmes du gradient	19
2.5.1	Algorithme du gradient stochastique LMS.....	19
2.5.2	Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS).....	21
2.6	Algorithmes des moindres carrés.....	22
2.7	Algorithme NLMS non paramétrique à pas variable.....	23
a	Modèle.....	25
b	Dérivation de l'algorithme	25
2.8	Conclusion.....	27
Chapitre 3 Réduction du bruit acoustique par l'algorithme NLMS non paramétrique		28
3.1	introduction	28
3.2	Annulation adaptative du bruit	28
3.3	Réduction du bruit par l'algorithme NLMS.....	30
3.3.1	principe.....	30
3.3.2	Considérations pratiques	32
3.3.3	Implémentation de l'algorithme NLMS.....	32
3.4	Réduction du bruit par l'algorithme NLMS non paramétrique	33
3.5	Conclusion.....	37
Chapitre 4 Résultats de simulations		38
4.1	introduction	38
4.2	Présentation des signaux de simulations	38
4.2.1	Le signal de parole.....	38

4.2.2	Le signal du bruit	39
a	Bruit blanc	39
b	Bruit USASI	40
4.2.3	Les réponses impulsionnelles.....	41
4.2.4	Les signaux des mélanges.....	42
4.3	Détection d'activité vocale	44
4.4	Résultats de simulations de l'algorithme NLMS non paramétrique	45
4.4.1	Paramètres de simulations.....	45
4.4.2	Organigramme de l'algorithme NLMS non paramétrique	45
4.4.3	Simulations des signaux de parole et du bruit en sortie du traitement de l'algorithme proposé.....	47
a	Le signal de parole	47
b	Le signal du bruit.....	47
c	Comparaison entre le signal de parole bruité et celui estimé en sortie du traitement	48
4.5	Comparaison entre les résultats de simulations de l'algorithme proposé et du NLMS classique	49
4.5.1	Le signal de parole.....	49
4.5.2	Le signal du bruit	50
4.5.3	Comparaison des réponses impulsionnelles réelle et estimée.....	52
a	NLMS classique	52
b	NLMS non paramétrique.....	53
4.6	Evaluation des critères de mesure des performances	53
4.6.1	Evaluation du SNR segmenté	54
a	Cas d'un bruit blanc	54
b	Cas d'un bruit USASI.....	55

4.6.2	Evaluation du MSE segmenté.....	57
a	Cas d'un bruit blanc	58
b	Cas d'un bruit USASI.....	59
4.6.3	Evaluation du système Mismatch	61
a	Cas d'un bruit blanc	61
b	Cas d'un bruit USASI.....	62
4.7	Conclusion.....	64
	Conclusion générale	65
	Bibliographie	67

Liste des figures

Chapitre 1 : La parole et le bruit

Figure 1.1 Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude [19].	4
Figure 1.2 Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude [19].	5
Figure 1.3 Représentation d'un signal sinusoïdal bruité.	8

Chapitre 2 : Filtrage par les algorithmes adaptatifs

Figure 2.1 Schéma du filtrage de Wiener.	14
Figure 2.2 Principe d'un filtre adaptatif.	18
Figure 2.3 Schéma représentatif de l'algorithme LMS.	19
Figure 2.4 Schéma représentatif de l'algorithme RLS.	22
Figure 2.5 Schéma représentatif de l'algorithme NPVSS-NLMS.	24

Chapitre 3 : Réduction du bruit acoustique par l'algorithme NLMS non paramétrique

Figure 3.1 Structure générale de l'annulation adaptative du bruit.	29
Figure 3.2 Structure d'annulation adaptative de bruit par l'algorithme NLMS.	30
Figure 3.3 Structure de l'annulation de bruit par l'algorithme NLMS non paramétrique.	34

Chapitre 4 : Résultats de simulations

Figure 4.1 Signal de parole avec son spectrogramme.	39
Figure 4.2 Le bruit blanc avec son spectrogramme.	40
Figure 4.3 Le bruit USASI et son spectrogramme.	41
Figure 4.4 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=64$.	41
Figure 4.5 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=64$.	42
Figure 4.6 Modèle des mélanges convolutifs.	42
Figure 4.7 Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme.	43
Figure 4.8 Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme.	43
Figure 4.9 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original.	44
Figure 4.10 Signal de parole avec sa DAV.	44

Figure 4. 11 Organigramme de l'algorithme NLMS non paramétrique.....	46
Figure 4. 12 Signal de parole et son spectrogramme en sortie du traitement.	47
Figure 4. 13 Le signal du bruit et son spectrogramme en sortie du traitement.....	48
Figure 4. 14 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole estimé.	48
Figure 4. 15 Comparaison entre le Signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.	49
Figure 4. 16 Comparaison entre le Signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.	49
Figure 4. 17 Comparaison entre le Signal de parole en sortie du traitement des deux algorithmes.....	50
Figure 4. 18 Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.	51
Figure 4. 19 Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé.	51
Figure 4. 20 Comparaison entre le signal du bruit en sortie du traitement des deux algorithmes.....	52
Figure 4. 21 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.	52
Figure 4. 22 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposé.	53
Figure 4. 23 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.	54
Figure 4. 24 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.	55
Figure 4. 25 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.	55
Figure 4. 26 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.	56
Figure 4. 27 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.	56
Figure 4. 28 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.	57
Figure 4. 29 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.	58
Figure 4. 30 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.	58

Figure 4. 31 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.	59
Figure 4. 32 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.	59
Figure 4. 33 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.	60
Figure 4. 34 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.	60
Figure 4. 35 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.....	61
Figure 4. 36 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.....	62
Figure 4. 37 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.....	62
Figure 4. 38 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.....	63
Figure 4. 39 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.....	63
Figure 4. 40 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.....	64

Liste des tableaux

Tableau 1. 1 Différentes classes du bruit [12].	9
Tableau 3. 1 l'algorithme NLMS.....	33
Tableau 4. 1 Paramètres de simulation des algorithmes NLMS classique et NLMS non paramétrique.....	45

Introduction générale

La télécommunication dans ses diverses formes est devenue un moyen et un outil de développement indispensable, comme le téléphone et les réseaux informatiques. En effet, la conversation téléphonique permet déjà, un haut niveau de communication par le choix des mots et le ton de la voix.

La présence du bruit dans les environnements réels dégrade sérieusement les performances des systèmes de communications. De même que la qualité et l'intelligibilité de la parole transmise à travers les systèmes de communications, en particulier les téléphones mobiles, sont souvent affectés par la présence du bruit mélangé au signal de la parole, ainsi que la présence d'écho.

De plus, avec l'avènement des télécommunications mobiles grand public, le besoin d'améliorer la prise de son, notamment en réduisant la gêne due au bruit, s'est fait de plus en plus présent. Les techniques de réduction du bruit sont soumises à un compromis entre le niveau effectif de réduction et la distorsion qui affecte le signal de parole. Au vu des performances actuelles, il est souhaitable de supprimer plus de bruit tout en conservant un niveau de dégradation acceptable du signal restauré.

D'autre part, le besoin de communiquer tout en conduisant a posé un grand problème au cours de ces dernières années .Cependant, la voiture s'avère un environnement acoustique particulièrement difficile. En effet, un habitacle de voiture présente une forte réverbération, du fait de la présence de nombreuses surfaces vitrées, et il est aussi très bruyant. Ce bruit vient de multiples sources, comme le moteur, le roulement du pneu sur la route, le vent, la circulation environnante... et ces sources varient fortement d'une condition de conduite à l'autre. La réduction du bruit ambiant au niveau de la prise de son dans l'habitacle constitue donc un élément majeur dans le confort des utilisateurs de ce type d'équipement.

L'objectif des travaux effectués dans le cadre de ce mémoire est de fournir une solution efficace de réduction de bruit pour cette application, les méthodes de rehaussement de la parole qui seront considérées sont celles qui visent la réduction du bruit convolutif et additif tel que celui qui est généré par le ou les microphones utilisés pour capter la parole. Le but étant de reconstruire un signal aussi proche que possible de l'original.

Plusieurs études algorithmiques ont été publiées pour une prise et une restitution du son microphonique. Dans notre mémoire on s'intéresse à l'amélioration de la qualité de débruitage, en proposant d'utiliser un algorithme adaptatif rapide à deux canaux, non paramétrique à pas variable pour contrôler un autre algorithme de type NLMS (Normalized Least Mean Square). Pour cela notre travail sera présenté comme suit :

Dans le premier chapitre, nous présentons les propriétés et les caractéristiques de la parole et du bruit.

Le deuxième chapitre étudie la notion du filtrage adaptatif ainsi que les algorithmes du gradient stochastique LMS (Least Mean Square), sa version normalisée NLMS, et l'algorithme des moindres carrés récurrents RLS (Recursive Least Square). Ainsi que la proposition d'un nouvel algorithme de type NLMS non paramétrique à pas variable.

Le troisième chapitre représente la réduction du bruit acoustique en utilisant l'algorithme NLMS non paramétrique à pas variable dans les systèmes téléphoniques à mains-libres.

Le quatrième chapitre est entièrement consacré aux résultats de simulations de l'algorithme proposé ainsi que la comparaison de ce dernier avec l'algorithme NLMS classique en termes de plusieurs critères de performances.

Chapitre 1 La parole et le bruit

1.1 Introduction

Notre environnement est souvent bruyé, les applications audio se trouvent ainsi confrontées au bruit ambiant. Ce chapitre résume les principales caractéristiques de la parole et du bruit : pour la parole, sa production, ses paramètres et ses caractéristiques, pour le bruit, nous citerons les caractéristiques de certains types de bruit liés aux applications de téléphonie mobile et de téléphonie à mains libres à bord des véhicules.

1.2 La parole

1.2.1 Définition de la parole

La parole est un moyen de communication très efficace et naturel de l'humain, elle se distingue des autres sons par ces caractéristiques acoustiques qui ont leur origine dans les mécanismes de production. Elle apparaît physiquement comme une variation de la pression de l'air causée et émise par le système articulatoire [6].

C'est un signal continu, d'énergie finie, non stationnaire.

1.2.2 Classification des sons de la parole

Une décomposition simplifiée du signal de la parole doit ressortir trois types de sons voisés, non voisés et silences.

- Les sons voisés, tels que des voyelles, sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale, appelée pitch. Ce qui leur donne un caractère assez facilement prévisible. Ils sont de forte énergie, résultent de l'excitation du conduit vocal par des impulsions périodiques de pression liées aux

oscillations des cordes vocales. À chaque impulsion la glotte s'ouvre brusquement et libère la pression accumulée en amont puis elle se referme plus graduellement [15].

Typiquement, la période fondamentale des différents sons voisés varie entre 2ms et 20ms.

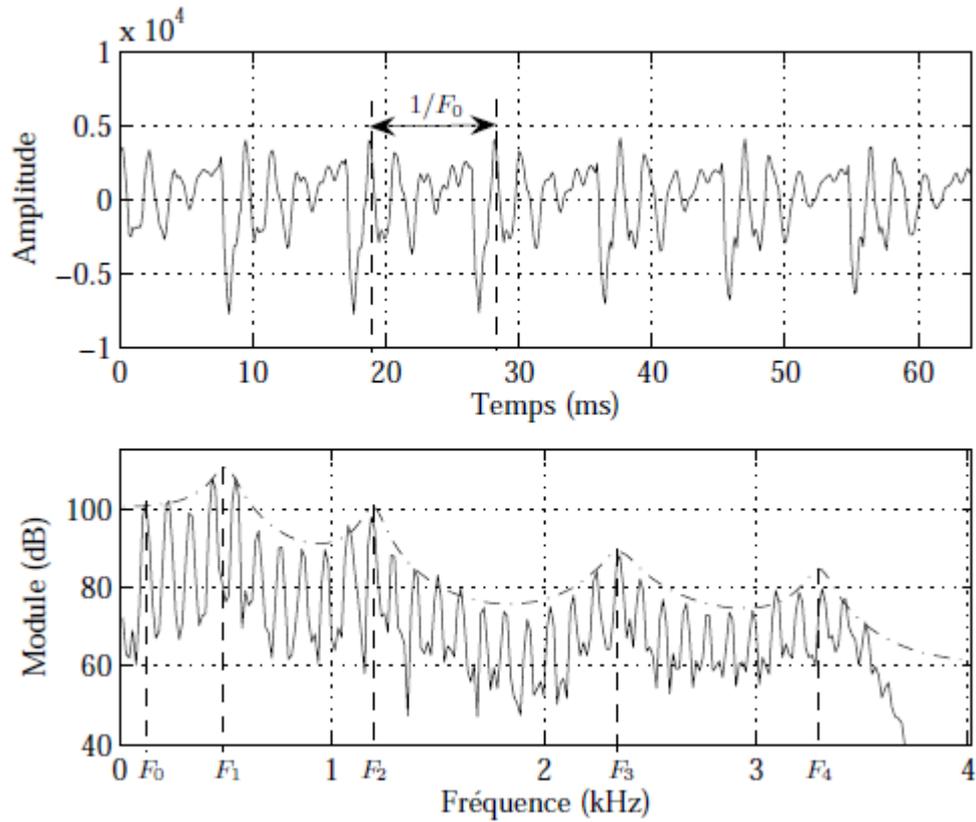


Figure 1.1 Forme d'onde d'une trame du signal vocal voisé et son spectre d'amplitude [19].

- Les sons non voisés, 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 [15].

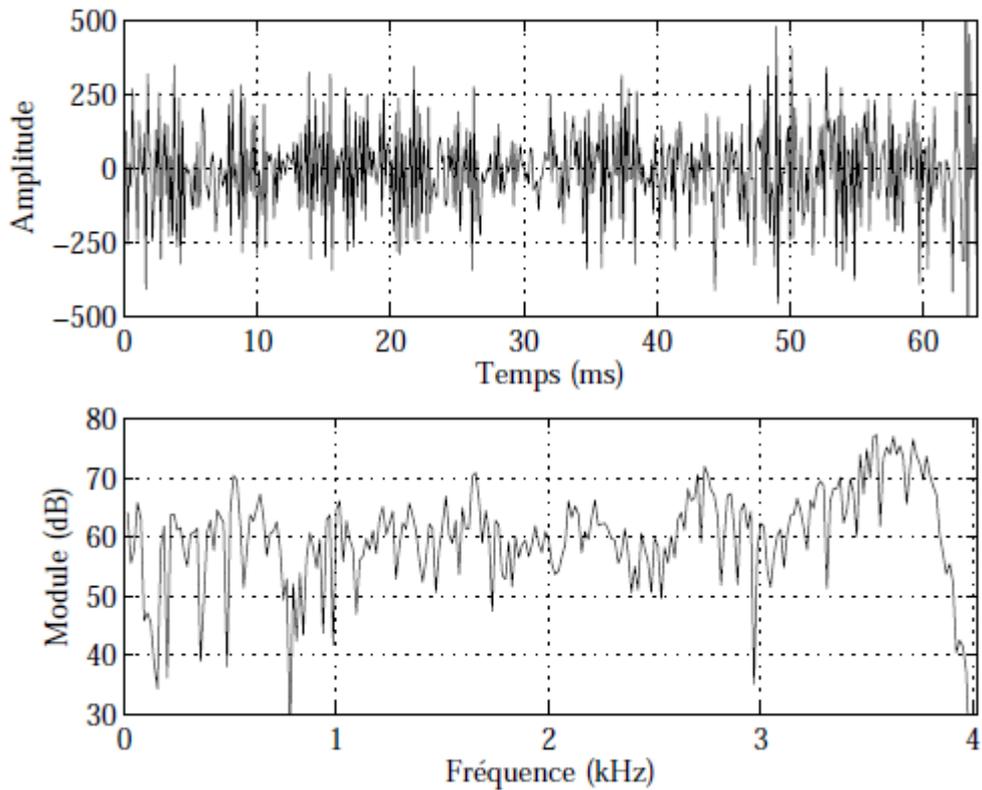


Figure 1. 2 Forme d'onde d'une trame du signal vocal non voisé et son spectre d'amplitude [19].

- 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 [10].

1.2.3 Paramètre du signal de parole

Le signal vocal est généralement caractérisé par trois paramètres : sa fréquence fondamentale, son énergie et son spectre.

a La fréquence fondamentale

Elle représente la fréquence du cycle d'ouverture/fermeture des cordes vocales. Cette fréquence caractérise seulement les sons voisés, elle peut varier :

- De 80Hz à 200Hz pour une voix masculine.

- De 150Hz à 450Hz pour une voix féminine.
- De 200Hz à 600Hz pour une voix d'enfant [19].

b L'énergie

Elle est représentée par l'intensité du son qui est liée à la pression de l'air en amont du larynx. L'amplitude du signal de la parole varie au cours du temps selon le type de son, et son énergie dans une trame est donnée par [19]:

$$E_s = \sum_{n=0}^{N-1} s^2(n) \quad (1.1)$$

Avec N : la taille de la trame.

c Le spectre

L'enveloppe spectrale ou spectre représente l'intensité de la voix selon la fréquence, elle est généralement obtenue par une analyse de Fourier à court terme. La quasi stationnarité du signal de parole permet de mettre en œuvre des méthodes efficaces d'analyse et de modélisation utilisées pour le traitement à court terme du signal vocal sur des fenêtres de durée généralement comprise entre 20ms et 30ms appelées trames, avec un recouvrement entre ces fenêtres qui assure la continuité temporelle des caractéristiques de l'analyse [19].

La transformée de Fourier à court terme (TFCT) d'un signal échantillonné est par définition la transformée du signal pondéré.

$$S(k) = \sum_{n=0}^{N-1} s(n)w(n)e^{(-\frac{2j\pi nk}{N})} ; 0 \leq k \leq N - 1 \quad (1.2)$$

Où :

N : Le nombre de points prélevés.

$S(k)$: Spectre complexe.

$s(n)$: Segment analysé.

$w(n)$: Fenêtre du temps.

Le spectre de puissance (appelé aussi densité spectrale de puissance de la transformée de Fourier) est donné par:

$$S_x(k) = |S(k)|^2 \quad ; \quad 0 \leq k \leq \frac{N}{2} \quad (1.3)$$

1.2.4 Production de la parole

Le signal de parole est le résultat de l'excitation du conduit vocal par un train d'impulsions ou un bruit donnant lieu respectivement aux sons voisés et non voisés.

Dans le cas des sons voisés, l'excitation est une vibration périodique des cordes vocales suite à la pression exercée par l'air provenant de l'appareil respiratoire.

Ce mouvement vibratoire correspond à une succession de cycles d'ouverture et de fermeture de la glotte. Le nombre de ces cycles par seconde correspond à la fréquence fondamentale f_0 . Quant aux signaux non-voisés, l'air passe librement à travers la glotte (du moins pas dans tout le conduit vocal) sans provoquer de vibration des cordes vocales [1].

1.2.5 Caractéristiques du signal de parole

- Le signal de parole est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30ms [1].
- La parole est 70 % du temps (pseudo-) périodique (bruit ou silence le reste du temps) [16].
- Nous pouvons avoir un signal de parole à large bande (il remplit toute la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement) [16].

1.3 Le bruit acoustique

1.3.1 Définition du bruit

On appelle bruit tout signal nuisible qui se superpose au signal utile en un point quelconque d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission. Il constitue donc une gêne dans la compréhension du signal utile, qui est dans notre cas, la parole [1].

La figure 1.3 représente un exemple d'un signal sinusoïdal bruité :

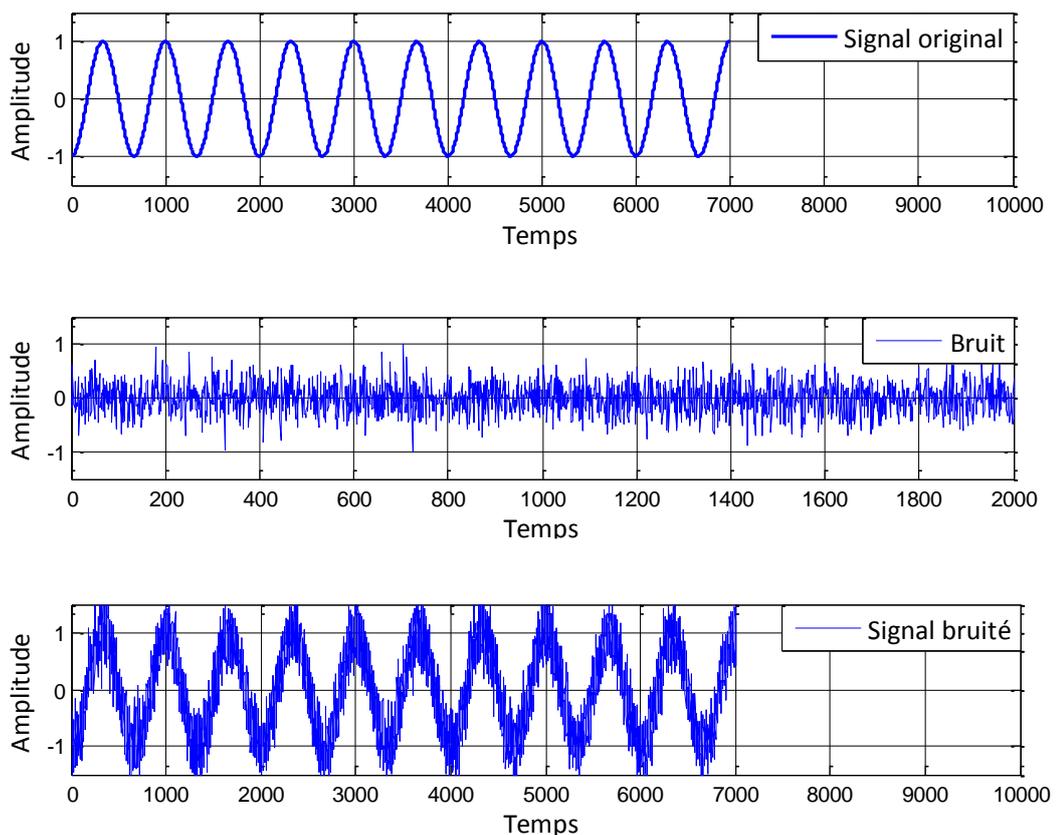


Figure 1. 3 Représentation d'un signal sinusoïdal bruité.

1.3.2 L'acoustique

L'acoustique est la science qui étudie la production, la propagation, la réception et les effets des ondes sonores (compris entre 20 et 15kHz), infrasonores (<20kHz), et ultrasonores (>15 kHz) [20].

1.3.3 Différentes classes du bruit

En traitement du signal, bien que le bruit soit, par nature, aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales. Le tableau 1.1 représente les différentes classes auxquelles un bruit peut appartenir.

Propriétés	Types
Structure	Continu/Impulsif/Périodique
Type d'interaction	Additif/Multiplicatif/Convolutif
Comportement temporel	Stationnaire/Non-stationnaire
Bande de fréquence	Etroit/Large
Dépendance	Corrélé/Décorrélé
Propriétés statistiques	Dépendant/Indépendant
Propriétés spatiales	Cohérent/Incohérent

Tableau 1. 1 Différentes classes du bruit [16].

Comme notre but est essentiellement le débruitage et la reconnaissance de la parole pour des applications de téléphonie à mains libres à bord des véhicules, on se limite dans notre étude aux mélanges convolutifs utilisant différents type du bruits, stationnaires, faiblement et fortement corrélés [6].

1.3.4 Quelque type du bruit

- **bruit blanc**

Le bruit blanc est un bruit composé de toutes les fréquences au même niveau statistique. Il présente la même énergie pour toutes les fréquences.

- **Bruit coloré**

Dans le cas où la densité spectrale de puissance n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré. Pour cette représentation spectrale, un bruit coloré de basse fréquence est parfois appelé bruit rose car il contient

seulement les grandes longueurs d'onde. Il existe plusieurs types du bruit coloré, comme le bruit rose et le bruit brun [18].

- **Bruit acoustique**

Il est généré par les mouvements des sources telles que les voitures, les ventilateurs, la circulation, le vent, la pluie, ...etc.

- **Bruit impulsif**

Comme son nom l'indique ce type de bruit est à caractère impulsif, il se présente sous forme de tensions perturbatrices de valeur élevée mais de durée brève. Ces bruits sont très gênants pour la transmission des données, car le signal perturbateur modifie la forme du signal reçu à des instants quelconques (aléatoires) [8].

- **bruit musical**

Le bruit musical est un bruit résiduel perceptuellement gênant qui apparaît suite au débruitage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme tels que la soustraction spectrale ou le filtrage de Wiener. Le spectre du bruit musical est particulièrement tonal, d'où le caractère musical [4].

- **Bruit ambiant**

Le bruit ambiant est la somme du bruit résiduel et du bruit particulier émis par la source. Il est composé de l'ensemble des bruits émis par toutes les sources proches et éloignées [8].

1.3.5 Modèles du bruit

Pour simuler ou analyser des signaux réels, d'autres modèles, basés sur la densité de probabilité du bruit, peuvent être considérés. Ainsi, en particulier, deux modèles du bruit sont assez répandus [9] :

- le bruit dit gaussien dont la densité de probabilité à une répartition de type gaussien caractérisée par une valeur moyenne et un écart type.
- le bruit dit périodique formé d'une somme de signaux sinusoïdaux sans référence de phase.

Dans le cas du bruit blanc ou du bruit rose, il est possible d'associer une densité de probabilité de type gaussien ou de répartition uniforme [9].

1.3.6 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit est une caractéristique de la dégradation d'un signal, par définition informatif, par un bruit non informatif. C'est un moyen pour caractériser un système de transmission en comparant sa valeur à l'entrée du système avec sa valeur en sortie de ce système, ou pour comparer la qualité des diverses méthodes de traitement des signaux [9].

Ce nombre étant le rapport de deux puissances, est donc sans grandeur.

Soit P_x la puissance totale du signal utile et P_b la puissance de toutes les perturbations, le rapport signal sur bruit est défini comme suit :

$$RSB(dB) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_x}{P_b} \right) \quad (1.4)$$

1.3.7 La gêne due au bruit

La gêne due au bruit est de nature différente pour la personne plongée dans l'ambiance bruitée (le locuteur) et pour celle qui subit les perturbations par l'intermédiaire de son téléphone (l'auditeur). L'auditeur est le plus gêné car, contrairement au locuteur, il n'a aucun contrôle sur le milieu acoustique. Le locuteur garde un certain contrôle sur le bruit ambiant, il a la possibilité de hausser la voix, ou de se réfugier dans un endroit moins bruyant. Dans le cas d'une communication mains-libres, il peut aussi focaliser son oreille sur le signal utile grâce aux capacités de localisation spatiale de l'oreille alors que l'auditeur subit complètement la perturbation sonore. Ce dernier est le plus pénalisé dans la mesure où la prise de son par microphone et sa restitution sont ponctuelles. L'ensemble du champ sonore (des sons provenant de toutes les directions) est donc intégré et restitué en une somme des perturbations. L'information de spatialisation ayant disparu, l'auditeur ne peut donc pas séparer l'information utile des différentes sources du bruit bien que l'oreille humaine en soit normalement capable. De plus, la superposition du bruit et de la parole réduit l'intelligibilité du message ce qui demande un effort constant de la part de l'auditeur et le fatigue rapidement [7].

1.4 Conclusion

Bon nombre de signaux temporels sont entachés d'une interférence ou d'un bruit non désirés. Ce dernier constitue un phénomène inhérent au développement des systèmes de téléphonie à mains-libres.

Dans ce chapitre, nous avons présenté une généralité sur la parole et le bruit et nous avons résumé leurs caractéristiques principales.

Chapitre 2 Filtrage par les algorithmes adaptatifs

2.1 Introduction

L'une des méthodes les plus connues dans le domaine de la réduction du bruit est l'annulation adaptative du bruit (ANC), qui est basée principalement sur le filtrage adaptatif. Ce dernier représente aujourd'hui une partie importante du traitement des signaux aléatoires.

Dans ce chapitre, nous allons présenter le principe du filtrage adaptatif avec ces algorithmes les plus connus LMS, NLMS et RLS, avant de proposer un algorithme NLMS non paramétrique à pas variable (NPVSS-NLMS).

2.2 Insuffisance du filtrage classique

Le filtrage a pour mission de permettre d'extraire d'un signal acquis un signal contenant une information qui nous intéresse. Le reste est soit lié à une autre application soit simplement du bruit [2].

Le signal se décompose en :

$$x_b(n) = x(n) + b(n) \quad (2.1)$$

Avec :

$x_b(n)$: Signal dont nous avons réalisé l'acquisition.

$x(n)$: Signal que nous cherchons à extraire.

$b(n)$: Signal résiduel.

Le signal $x(n)$ est traité par un système linéaire invariant appelé filtre. Ce système est caractérisé par une fonction de transfert $H(z)$. Nous choisissons le filtre de manière à ce que $H(e^{j\omega})$ ait un gain voisin de 1 pour les fréquences du signal $x(n)$ et voisin de 0 pour celles du signal $b(n)$ [2].

Ce système de filtrage ne fonctionne que lorsque les spectres fréquentiels de $x(n)$ et de $b(n)$ sont bien séparés. Ce n'est malheureusement pas toujours le cas, en particulier lorsque $b(n)$ est un bruit aléatoire. Le filtrage adaptatif a pour but de répondre à ce genre de problème et se généralise à tout problème d'extraction d'une information d'un signal lorsque le filtrage fréquentiel classique se révèle impuissant [2].

2.3 Filtre de Wiener

Le filtrage de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées. Il consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM) lorsque le signal et le bruit sont stationnaires, son principe est présenté dans la figure suivante :

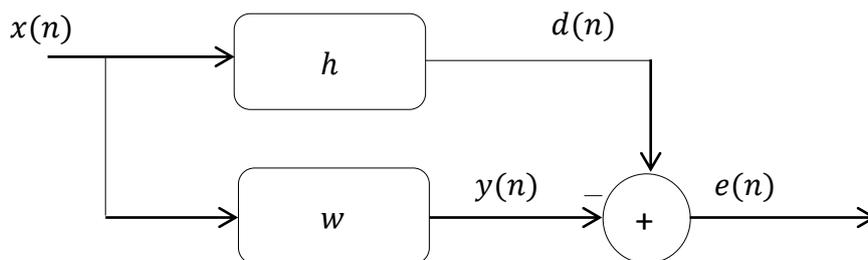


Figure 2. 1 Schéma du filtrage de Wiener.

Où :

$x(n)$: Le signal d'entrée.

h : Système inconnu de longueur L.

w : Le filtre d'estimation.

$y(n)$: La sortie du filtre adaptatif.

$e(n)$: Le signal d'erreur.

$d(n)$: Le signal désiré (référence).

Dans la famille des filtres linéaires et invariants dans le temps, la sortie $y(n)$ est donnée par :

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

Où : L est la longueur du filtre $w(n)$.

Nous cherchons à trouver $w(n)$ de telle sorte qu'on minimise le critère de l'EQM :

$$J = E\{e^2(n)\} \quad (2.3)$$

Où :

J : La fonction cout.

E : L'espérance mathématique.

Ou le signal d'erreur $e(n)$ est donné par :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.4)$$

Nous pouvons écrire en notation vectorielle :

$$y(n) = \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) = \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (2.5)$$

avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w(0)w(1)w(2) \dots w(L-1)]^T \quad (2.6)$$

et:
$$\mathbf{x}(n) = [x(n) x(n-1)x(n-2) \dots x(n-L+1)]^T \quad (2.7)$$

Le vecteur w_{opt} est celui qui annule le gradient :

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

alors que :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \partial[E\{e^2(n)\}] = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\} = -2E \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \quad (2.9)$$

Par conséquent, à l'optimum nous avons :

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

Avec $e_{min}(n)$ est l'erreur minimale, donc l'optimum est atteint lorsque $e(n)$ est orthogonale à $\mathbf{x}(n)$

Pour \mathbf{w}_{opt} nous avons :

$$E \{e_{min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.11)$$

En développant cela, on obtient :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}_{opt}]\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.12)$$

$$E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T] \mathbf{w}_{opt} = E[\mathbf{x}(n)d(n)] \quad (2.13)$$

Nous aurons par la suite :

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_{opt} = \mathbf{p} \quad (2.14)$$

Donc le filtre de Wiener optimal \mathbf{w}_{opt} est donné par :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \quad (\text{Équation de Wiener-Hopt}) \quad (2.15)$$

avec : $\mathbf{R} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)^T]$ c'est la matrice d'autocorrélation.

et : $\mathbf{p} = E[\mathbf{x}(n)d(n)]$ c'est le vecteur d'inter-corrélation.

2.4 Filtrage adaptatif

2.4.1 Définitions

Un filtre adaptatif est, par définition, un filtre dont les coefficients estimés au sens d'un critère donné (généralement de type des moindres carrés), s'adaptent aux variations des signaux reçus. Habituellement, un vecteur d'entrée et une réponse désirée sont utilisés pour définir un vecteur d'erreur qui contrôle alors l'évolution du paramètre du filtre adaptatif [20].

L'objectif des filtres adaptatifs est d'approximer les fonctions de transfert inconnu, en « apprenant » les caractéristiques des signaux au fur et à mesure que ces derniers se déroulent. Ils se composent de deux parties : un filtre numérique pour filtrer et un algorithme pour ajuster les coefficients de ce filtre [20].

De façon générale les filtres adaptatifs sont des systèmes appliqués sur des données bruitées pour obtenir une information utile à un certain instant "n", ces systèmes étant mis en œuvre dans trois configurations [14] :

- Le filtrage c'est à dire l'extraction de cette information au temps "n" à partir des données bruitées mesurées jusqu'au temps "n" inclus.
- Le lissage qui utilisera aussi les données postérieures au temps "n".
- La prédiction qui ne se sert que des données jusqu'au temps "n- τ " pour déduire l'information qui nous intéresse au temps "n".

2.4.2 Principe du filtrage adaptatif

Le principe d'un filtre adaptatif est de rapprocher le signal de sortie du filtre (les coefficients variables) le mieux que possible d'un signal référence (désiré). En retranchant la sortie du filtre à la référence, nous obtenons un signal d'erreur que l'on cherche ensuite à minimiser suivant un critère donné. Cette erreur servira, aussi, à la mise à jour des coefficients du filtre à l'aide d'un algorithme adaptatif [12].

Dans la figure suivante, Nous donnons un schéma de principe d'un filtre adaptatif :

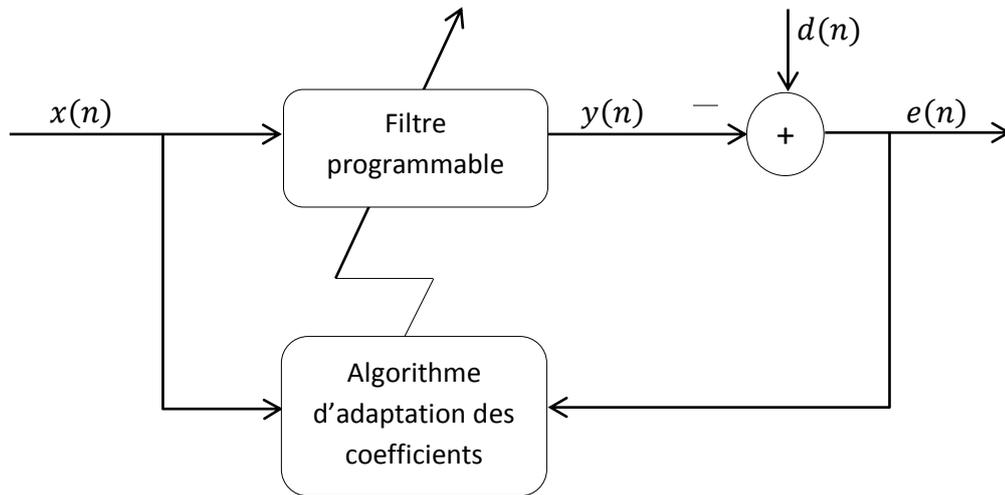


Figure 2. 2 Principe d'un filtre adaptatif.

Où :

$x(n)$: Le signal d'entrée.

$y(n)$: La sortie du filtre numérique.

$e(n)$: Le signal d'erreur.

$d(n)$: Le signal désiré (référence).

2.4.3 Applications des filtres adaptatifs

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique. Les applications sont diverses mais présentent les caractéristiques suivantes: on dispose d'une entrée $x(n)$ ainsi que de la réponse désirée (référence) $d(n)$ et l'erreur $e(n)$, qui est la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, sert à contrôler (adapter) les valeurs des coefficients du filtre. Ce qui différencie essentiellement les applications provient de la façon de définir la réponse désirée $d(n)$. On peut distinguer quatre grandes classes d'applications [11]:

- L'identification de systèmes.
- La prédiction.
- La modélisation inverse.

- L'annulation d'interférences (réduction du bruit, annulation d'écho).

2.5 Les algorithmes du gradient

2.5.1 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS est l'un des algorithmes adaptatifs les plus populaires pour le calcul des coefficients d'un filtre adaptatif à cause de sa robustesse et sa simplicité de calcul. C'est un algorithme qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre un signal désiré et celui d'estimation, c'est-à-dire l'erreur.

La figure (2.3) représente un schéma du principe de l'algorithme LMS :

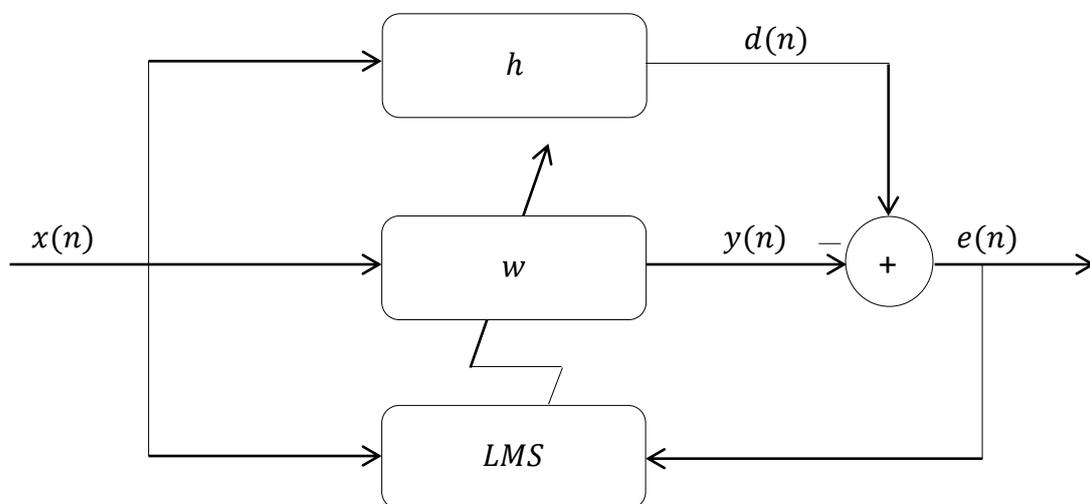


Figure 2. 3 Schéma représentatif de l'algorithme LMS.

Où :

$x(n)$: Signal d'entrée.

$d(n)$: Signal désiré (référence).

h : Système inconnu de longueur L .

w : Filtre d'estimation.

$y(n)$: La sortie du filtre.

$e(n)$: Le signal d'erreur.

L'équation du signal d'erreur est donnée par :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (2.16)$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (2.17)$$

L'équation de la mise à jour des filtres est donné par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \nabla_{\mathbf{w}}(e(n)) e(n) \quad (2.18)$$

$\nabla_{\mathbf{w}}$: Représente le gradient mais dans un sens du minimum

On obtient :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + 2\mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.19)$$

Cette relation est bien celle du LMS, on rajoute un paramètre μ pour contrôler la vitesse de convergence, donc le LMS est géré par les deux équations :

1- Erreur du filtrage :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \quad (2.20)$$

2- Adaptation du filtrage :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu e(n) \mathbf{x}(n) \quad (2.21)$$

Avec : μ est le pas d'adaptation de l'algorithme (qui dépend de l'énergie de $x(n)$) tel que :

$$0 < \mu < \frac{1}{L \sigma_x^2} \quad (2.22)$$

Où :

L est la taille du filtre adaptatif.

σ_x^2 est l'énergie du signal d'entrée $x(n)$.

Pour les signaux non-stationnaires (l'énergie de $x(n)$ varie avec le temps), l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque le μ est constant. Ce dernier doit être bien choisi pour assurer la bonne convergence du LMS.

2.5.2 Algorithme du gradient stochastique normalisé (NLMS)

L'algorithme NMS est une version modifiée de l'algorithme LMS. La modification apportée consiste à normaliser la correction des coefficients en fonction de l'énergie du signal d'entrée. Ce calcul fait en sorte que le pas d'adaptation varie de façon inversement proportionnelle à l'énergie contenue dans le signal d'entrée. Donc, l'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS [18].

Donc le nouveau pas d'adaptation est donné par :

$$\mu = \frac{\mu_0}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} = \frac{\mu_0}{\sum_{i=0}^{L-1} x^2(n-i)} = \frac{\mu_0}{L \sigma_x^2} \quad (2.23)$$

μ_0 : C'est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS.

Pour la stabilité du NLMS il faut que : $0 < \mu_0 < 2$

L'équation de la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme NLMS est donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu_0}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.24)$$

Pour éviter les difficultés numériques (division par zéros), on introduit un scalaire de régularisation δ .

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu_0}{\delta + \mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.25)$$

Tel que $\delta \ll 1$.

Cet algorithme peut être plus complexe que l'algorithme LMS mais il reste toujours l'un des algorithmes les plus simples à mettre en application. Un des inconvénients de l'algorithme NLMS par rapport au LMS est l'augmentation de la complexité de calcul au niveau du nombre de multiplications [17].

Le comportement de l'algorithme NLMS montre bien que la convergence de cet algorithme est plus rapide que celle du LMS, par contre le désajustement de l'erreur quadratique est important dans le cas du NLMS [6].

2.6 Algorithmes des moindres carrés

➤ Algorithme RLS

L'algorithme RLS est un algorithme d'une complexité plus grande que le LMS, cependant il fournit une convergence plus rapide, une erreur plus faible et est peu sensible aux variations des valeurs propres du système.

Nous développons un algorithme récursif à partir des coefficients du filtre à l'instant $(n-1)$, estimés ces coefficients à l'instant n à l'aide des nouvelles données disponibles.

Le principe de cet algorithme est représenté dans la figure 2.4 :

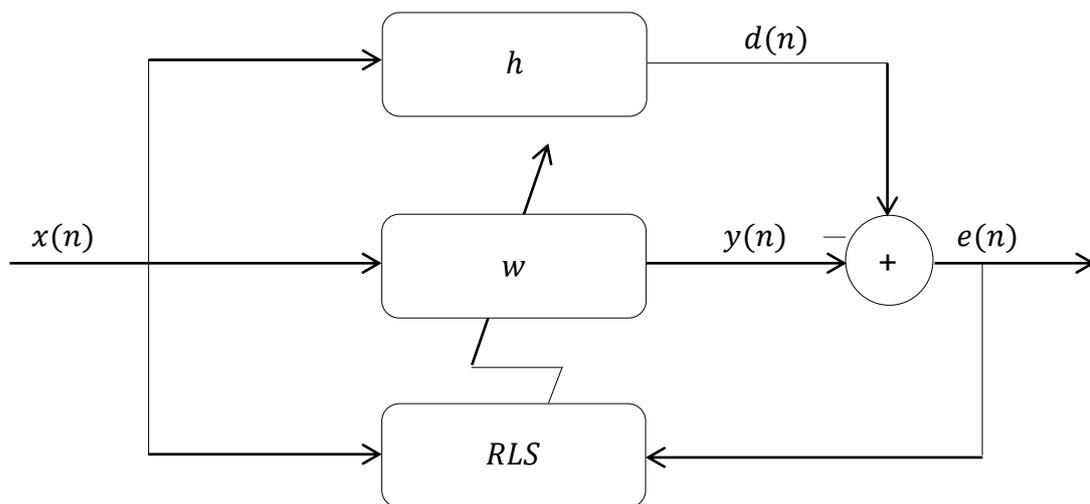


Figure 2. 4 Schéma représentatif de l'algorithme RLS.

Cet algorithme a pour but d'estimer les paramètres $w(n)$ du filtre adaptatif en utilisant le critère des moindres carrés suivant :

$$J(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} e^2(i) \quad (2.26)$$

$$J(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(i)]^2 \quad (2.27)$$

Avec : $0 \leq \lambda \leq 1$: facteur de pondération (facteur d'oubli).

Ce facteur permet d'oublier les données qui correspondent à un passé distant.

La détermination des coefficients $w(n)$ revient à minimiser la fonction $J(n)$; donc revient à calculer la dériver partielle de cette dernière par rapport à $w(n)$ et on obtient :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n)e(n) \quad (2.28)$$

Avec $k(n)$ est la fonction du gain du Kalaman qui est définie par :

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}(n)^T \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{x}(n)} \quad (2.29)$$

D'où $Q(n)$ est la matrice de corrélation, elle est définie comme suit :

$$\mathbf{Q}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{x}(n)^T \mathbf{Q}(n-1) \quad (2.30)$$

La fonction d'erreur est définie par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n-1) \quad (2.31)$$

2.7 Algorithme NLMS non paramétrique à pas variable

➤ Principe de l'algorithme

La stabilité de l'algorithme NLMS est régie par un pas d'adaptation. Cependant, le choix de ce paramètre, dans les conditions de stabilité, reflète un compromis entre la convergence rapide et une bonne capacité de poursuite d'un côté et un faible désajustement d'autre côté. Le but de l'algorithme NPVSS-NLMS est d'essayer de résoudre cette exigence contradictoire de l'algorithme NLMS classique [13].

Nous présentons dans la figure 2.5 un schéma représentatif de l'algorithme NPVSS-NLMS :

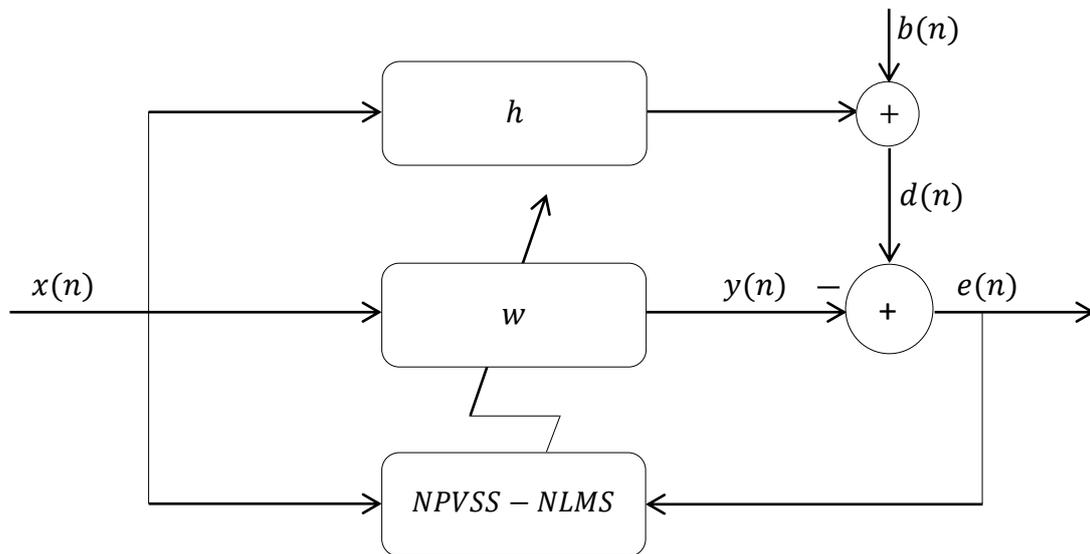


Figure 2. 5 Schéma représentatif de l'algorithme NPVSS-NLMS.

Où :

$x(n)$: Signal d'entrée.

$d(n)$: Signal désiré.

$b(n)$: Bruit du système.

h : Système inconnu de longueur L.

w : Filtre d'estimation.

$y(n)$: La sortie du filtre.

$e(n)$: Le signal d'erreur.

L'objectif de cette partie est double. Premièrement, nous expliquons de manière simple et élégante la dérivation des algorithmes de type VSS-NLMS. Deuxièmement, un nouveau VSS-NLMS non paramétrique est proposé, facile à contrôler et permet un contrôle robuste de l'algorithme NLMS pour donner des bonnes performances dans le contexte de la réduction du bruit acoustique.

a *Modèle*

Dans cette partie, nous considérons le signal de sortie du système suivant:

$$d(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) + b(n) \quad (2.32)$$

Où :

n est l'indice de temps, et l'exposant " T " indique la transposition.

\mathbf{h} est le système inconnu de longueur L que nous allons essayer d'identifier avec un filtre adaptatif tel que :

$$\mathbf{h} = [h_0 \ h_1 \ \dots \ h_{L-1}]^T \quad (2.33)$$

$\mathbf{x}(n)$ est un vecteur contenant L échantillons les plus récents du signal d'entrée du système, commençant par $x(n)$ tel que :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T \quad (2.34)$$

$b(n)$ est le bruit de système qui est indépendant du signal d'entrée $x(n)$.

Nous supposons que $b(n)$ est stationnaire et que tous les signaux sont à valeurs réelles et moyenne nulle.

b *Dérivation de l'algorithme*

On définit les signaux d'erreur a priori et a posteriori des comme, respectivement

$$\begin{aligned} e(n) &= d(n) - \mathbf{w}(n-1)^T \mathbf{x}(n) \\ &= \mathbf{x}(n)^T [\mathbf{h} - \mathbf{w}(n-1)] + b(n) \end{aligned} \quad (2.35)$$

$$\begin{aligned} \varepsilon(n) &= d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) \\ &= \mathbf{x}(n)^T [\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)] + b(n) \end{aligned} \quad (2.36)$$

Où les filtres de longueur L , $\mathbf{w}(n-1)$ et $\mathbf{w}(n)$ sont des estimations du système \mathbf{h} à $(n-1)$ et n respectivement. Considérons l'équation de la mise à jour linéaire :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu(n) \mathbf{x}(n) e(n) \quad (2.37)$$

Où $\mu(n)$ est le pas d'adaptation, c'est un scalaire positif inclus pour contrôler les changements dans la direction sélectionnée.

Une façon raisonnable pour dériver $\mu(n)$ qui met (2.37) stable est d'annuler l'a postériori du signal d'erreur.

Remplaçons (2.37) dans (2.36) avec l'exigence $\varepsilon(n) = 0$, Nous trouvons facilement, en supposant $e(n) \neq 0, \forall n$, que $\mu_{NLMS}(n) = [\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)]^{-1}$. Par conséquent, l'algorithme obtenu est le NLMS classique.

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mathbf{x}(n)}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} e(n) \quad (2.38)$$

Bien que la procédure ci-dessus est logique en absence du bruit, trouver $\mu(n)$ en présence du bruit qui annule (2.36) vas inclure le bruit dans $w(n)$ puisque :

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(n)^T [\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)] &= -b(n) \\ \mathbf{x}(n)^T [\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)] &\neq 0, \forall n \end{aligned} \quad (2.39)$$

Ce que nous voudrions, en fait, est d'avoir :

$$\mathbf{x}(n)^T [\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)] = 0, \forall n \quad (2.40)$$

Ce qui implique que :

$$\varepsilon(n) = b(n) \quad (2.41)$$

Par conséquent, dans la nouvelle procédure posée, nous voulons trouver le pas d'adaptation $\mu(n)$ de telle sorte que :

$$E\{\varepsilon^2(n)\} = \sigma_b^2, \forall n \quad (2.42)$$

Où $E\{\cdot\}$ indique l'espérance mathématique, et $\sigma_b^2 = E\{b^2(n)\}$ est la puissance du bruit du système. En utilisant l'approximation :

$$\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n) = L \sigma_x^2 = L E\{\mathbf{x}(n)^2\} \text{ pour } L \gg 1. \quad (2.43)$$

Où σ_x^2 est la puissance du signal d'entrée,

Connaissant que $\mu(n)$ est déterministe par défaut, remplaçons (2.37) dans (2.36), en utilisant (2.35) pour éliminer $w(n-1)$ et assimilant à (2.42), nous trouvons :

$$E\{\varepsilon^2(n)\} = [1 - \mu(n)L \sigma_x^2]^2 \sigma_e^2 = \sigma_b^2 \quad (2.44)$$

Où $\sigma_e^2 = E\{e^2(n)\}$ est la puissance du signal d'erreur.

Développant (2.44), on obtient une équation quadratique

$$\mu^2(n) - \frac{2}{L \sigma_x^2} \mu(n) + \frac{1}{(L \sigma_x^2)^2} \left[1 - \frac{\sigma_b^2}{\sigma_e^2(n)} \right] = 0 \quad (2.45)$$

Pour laquelle la solution la plus évidente est :

$$\mu_{NPVSS}(n) = \frac{1}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \left[1 - \frac{\sigma_b}{\sigma_e(n)} \right] = \mu_{NLMS}(n) \alpha(n) \quad (2.46)$$

Où : $0 \leq \alpha(n) \leq 1$ est le pas normalisé.

Par conséquent, l'algorithme non paramétrique VSS-NLMS est

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu_{NPVSS}(n) \mathbf{x}(n) e(n) \quad (2.47)$$

Où $\mu_{NPVSS}(n)$ est défini par (2.46).

Nous observons dans (2.46) avant que l'algorithme converge, $\sigma_e(n)$ est grand par rapport à σ_b . Ainsi, $\mu_{NPVSS}(n) \approx \mu_{NLMS}(n)$. D'autre part, lorsque l'algorithme commence à converger vers la vraie solution, $\sigma_e(n) \approx \sigma_b$, et $\mu_{NPVSS}(n) \approx 0$. Ceci est exactement ce que nous désirons avoir : à la fois une bonne convergence et faible désajustement.

Comme nous pouvons le remarquer, cette approche a été dérivée avec presque aucune hypothèse par rapport à tous les autres algorithmes appartenant à la même famille [13].

2.8 Conclusion

Le filtrage adaptatif est une partie très importante du traitement des signaux aléatoires. Son principal intérêt consiste à éliminer un bruit dont les caractéristiques évoluent dans le temps par des différents algorithmiques.

Dans ce chapitre, nous avons expliqué le principe du filtrage adaptatif et ses applications. Ensuite, nous avons présenté les algorithmes adaptatifs les plus populaires en traitement des signaux aléatoires. Ainsi que la proposition d'un nouvel algorithme de type NLMS non paramétrique à pas d'adaptation variable.

Dans le chapitre suivant, nous allons entamer la notion de la réduction du bruit acoustique en utilisant l'algorithme NLMS non paramétrique à pas variable.

Chapitre 3 Réduction du bruit acoustique par l'algorithme NLMS non paramétrique

3.1 introduction

La réduction du bruit comprend l'ensemble des techniques qui permettent d'annuler le bruit contenu dans un signal. Le bruit étant un paramètre indésirable, il est nécessaire de l'éliminer le plus possible sans toucher à la qualité du signal utile. Le but est de construire un signal utile plus proche que possible du signal d'entrée.

La méthode utilisée pour annuler un bruit va dépendre du contexte : type du signal, type du bruit et le rapport signal sur bruit.

Dans ce chapitre, nous allons aborder la notion de la réduction adaptative du bruit en utilisant un algorithme non paramétrique à pas d'adaptation variable pour contrôler l'algorithme NLMS.

3.2 Annulation adaptative du bruit

➤ Principe

Pour ce genre de problèmes, la méthode la plus connue est l'annulation du bruit adaptative (ANC), c'est-à-dire qu'on utilise le filtrage adaptatif pour annuler 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 interférer par un bruit indésirable, le deuxième pour enregistrer le signal du bruit uniquement qui est décorrélé de $s(n)$. Le but du système est de retrouver en sortie un signal sans bruit, ou atténué du bruit. La figure 3.1 représente un schéma de structure générale d'annulation adaptative du bruit.

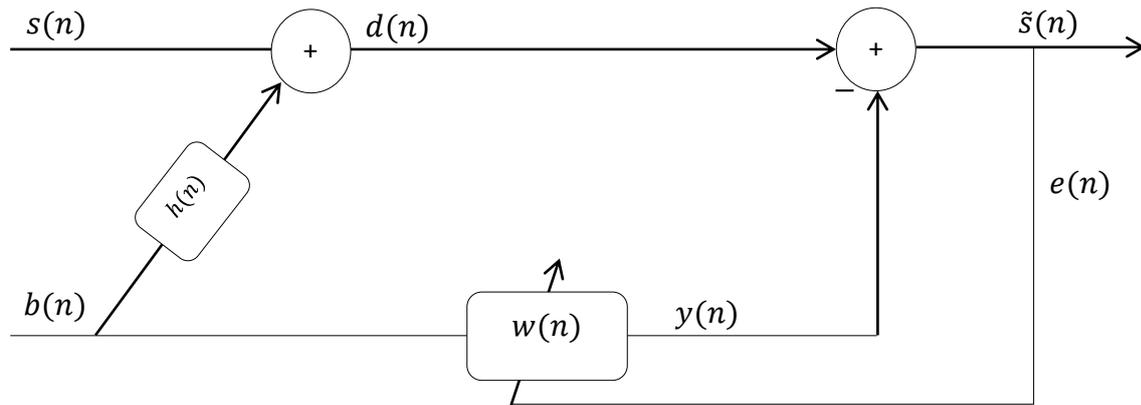


Figure 3. 1 Structure générale de l'annulation adaptative du bruit.

Où :

$s(n)$: Le signal de parole.

$b(n)$: Le bruit du système.

$h(n)$: La réponse impulsionnelle du système.

$d(n)$: Le signal désiré.

$y(n)$: La sortie du filtre.

$w(n)$: Le filtre adaptatif.

$\tilde{s}(n)$: Le signal de parole estimé.

$e(n)$: Le signal d'erreur.

D'après cette structure, le signal désiré $d(n)$ est donné par :

$$d(n) = s(n) + b(n) * h(n) \quad (3.1)$$

Où le symbole * représente le produit de convolution linéaire.

$$y(n) = b(n) * w(n) \quad (3.2)$$

Le signal de parole estimé est donné par :

$$\tilde{s}(n) = d(n) - y(n) \quad (3.3)$$

Développant l'équation (3.3) on obtient :

$$\tilde{s}(n) = s(n) + [h(n) - w(n)] * b(n) \quad (3.4)$$

La solution du débruitage idéal est donc équivalente à : $h(n) = w(n)$

La mise à jour des coefficients du filtre $w(n)$ est effectuée suivant le critère de l'erreur quadratique moyenne minimale (EQMM) du signal de sortie $\tilde{s}(n)$ qui est définie par :

$$E[\tilde{s}(n)^2] = E[s(n)^2] + E\left[\left((h(n) - w(n)) * b(n)\right)^2\right] \quad (3.5)$$

La minimisation de la quantité $E[\tilde{s}(n)^2]$ conduit à la même solution optimale que la minimisation de la quantité $E\left[\left((h(n) - w(n)) * b(n)\right)^2\right]$, donc la valeur minimale de $E[\tilde{s}(n)^2]$ est atteinte pour $w_{opt}(n) = h(n)$.

3.3 Réduction du bruit par l'algorithme NLMS

3.3.1 principe

Dans cette partie, nous allons utiliser l'algorithme NLMS pour la réduction du bruit acoustique, en se basant sur une technique automatique sans utiliser la DAV (Détection d'Activité Vocale) manuelle. La figure 3.2 représente le principe de la réduction du bruit par l'algorithme NLMS.

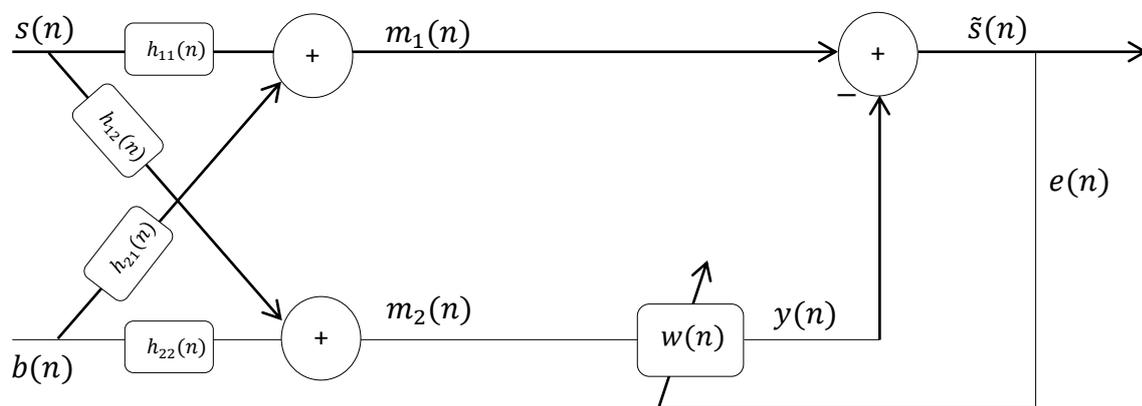


Figure 3. 2 Structure d'annulation adaptative de bruit par l'algorithme NLMS.

Où :

$s(n)$: Le signal de parole.

$b(n)$: Le bruit du système.

$m_1(n), m_2(n)$: Les signaux de mélanges.

$h_{11}(n), h_{12}(n), h_{21}(n), h_{22}(n)$: Les réponses impulsionnelles du système.

$y(n)$: La sortie du filtre.

$w(n)$: Le filtre adaptatif.

$e(n)$: Le signal d'erreur.

D'après la structure présentée dans la figure 3.2 on peut écrire les formules des signaux des deux mélanges comme suit :

$$m_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + \alpha_1 b(n) * h_{21}(n) \quad (3.6)$$

$$m_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + \alpha_2 s(n) * h_{12}(n) \quad (3.7)$$

Le symbole * représente le produit de convolution linéaire.

Avec α_1 et α_2 sont des facteurs permettent de contrôler le bruit. Nous pouvons les déterminer comme suit :

$$\alpha_1 = \sqrt{\frac{E_s}{E_b} 10^{\frac{-SNR_1}{10}}} \quad (3.8)$$

$$\alpha_2 = \sqrt{\frac{E_b}{E_s} 10^{\frac{SNR_2}{10}}} \quad (3.9)$$

Notons que : E_s et E_b sont respectivement l'énergie du signal de parole et du bruit respectivement tel que :

$$E_s = E\{s(n)^2\} \quad (3.10)$$

$$E_b = E\{b(n)^2\} \quad (3.11)$$

Où $E\{\cdot\}$ représente l'espérance mathématique.

Dans ce système, nous considérons que les microphones sont très proches de la source du signal $s(n)$ et celle du bruit $b(n)$. Donc les réponses impulsionnelles $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ sont égales à l'impulsion de Dirac $\delta(n)$.

Les signaux de mélanges $m_1(n)$ et $m_2(n)$ peuvent donc s'écrire comme :

$$m_1(n) = s(n) + \alpha_1 b(n) * h_{21}(n) \quad (3.12)$$

$$m_2(n) = b(n) + \alpha_2 s(n) * h_{12}(n) \quad (3.13)$$

Le signal d'erreur est donné par:

$$e(n) = m_1(n) - m_2(n) * w(n) \quad (3.14)$$

En développant l'équation (3.14) nous trouvons :

$$e(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w(n)] + b(n) * [\alpha_1 h_{21}(n) - w(n)] \quad (3.15)$$

L'équation (3.15) montre bien que pour supprimer le bruit il faut que $\alpha_1 h_{21}(n) = w(n)$.

3.3.2 Considérations pratiques

En utilisant la notation vectorielle, nous pouvons écrire l'équation du signal d'erreur comme suit :

$$e(n) = m_1(n) - y(n) \quad (3.16)$$

Où $y(n)$ est la sortie du filtre $w(n)$ qui est donné par :

$$y(n) = \mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (3.17)$$

avec :

$$\mathbf{m}_2(n) = [m_2(n) \ m_2(n-1) \ m_2(n-2) \ \dots \ m_2(n-L+1)]^T \quad (3.18)$$

$$\mathbf{w}(n) = [w(0)w(1)w(2) \ \dots \ w(L-1)]^T \quad (3.19)$$

L'équation de la mise à jour des coefficients du filtre est donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \frac{\mathbf{m}_2(n)e(n)}{\mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) + \varepsilon} \quad (3.20)$$

Où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS qui est compris entre 0 et 2.

et ε est un petit scalaire ajouté pour éviter la division par très petites valeurs.

3.3.3 Implémentation de l'algorithme NLMS

L'algorithme NLMS peut être implémenté suivant le tableau 3.1 suivante :

Initialisation : $w(0) = 0, \varepsilon > 0, 0 < \mu < 2$
Sortie du filtre : $y(n) = \mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{w}(n)$
Erreur : $e(n) = m_1(n) - y(n)$
Mise à jour des coefficients : $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \frac{\mathbf{m}_2(n) e(n)}{\mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) + \varepsilon}$

Tableau 3. 1 l'algorithme NLMS.

L'algorithme NLMS modifie les coefficients du filtre de telle manière que ces modifications suivent l'évolution du système le plus rapide que possible. L'erreur $e(n)$ permet d'adapter les coefficients du filtre $w(n)$ pour qu'on obtienne en sortie un signal estimé plus proche du signal d'entrée.

3.4 Réduction du bruit par l'algorithme NLMS non paramétrique

Dans l'algorithme NLMS classique, nous devons trouver un compromis entre la convergence rapide et le faible désajustement final.

Cependant, Dans de nombreuses applications, ce compromis peut ne pas être satisfaisant, un algorithme de type NPVSS-NLMS peut donc être requis, afin d'accélérer la convergence de l'algorithme NLMS, il est intéressant de faire varier le pas d'adaptation μ tel que :

- μ doit être grand au départ, lorsque l'on est loin de l'optimum.
- μ doit être faible lorsque l'on se retrouve au voisinage de l'optimum.

Dans cette partie, nous allons expliquer une technique qui consiste à contrôler l'algorithme NLMS classique par l'algorithme NPVSS-NLMS. En utilisant cette technique, on souhaite de résoudre cette exigence contradictoire de l'algorithme NLMS classique.

➤ Principe

La figure 3.3 présente le schéma de principe de la structure proposé pour la réduction du bruit acoustique.

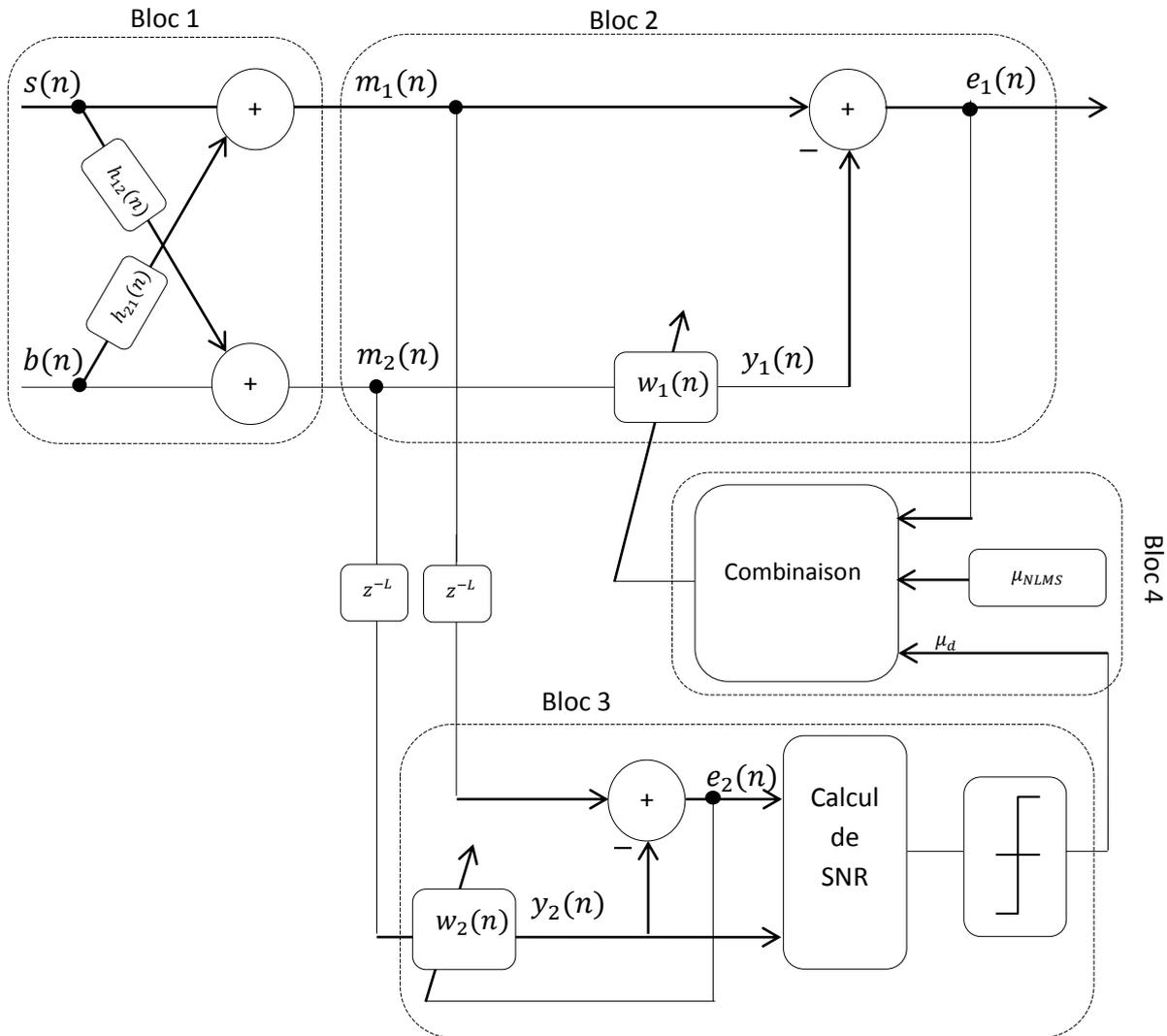


Figure 3. 3 Structure de l'annulation de bruit par l'algorithme NLMS non paramétrique.

Où :

$s(n)$: Le signal de parole.

$b(n)$: Le bruit.

$h_{12}(n), h_{21}(n)$: Les réponses impulsionnelles du système.

$m(n), m_2(n)$: Les signaux de mélanges.

$w_1(n), w_2(n)$: Les filtres adaptatifs.

$y_1(n), y_2(n)$: Les sorties des filtres $w_1(n)$ et $w_2(n)$ respectivement.

$e_1(n), e_2(n)$: Les signaux d'erreur.

Ce schéma est composé de quatre blocs essentiels, qui sont :

Le bloc 1 représente le modèle des deux mélanges convolutifs $m_1(n)$ et $m_2(n)$ utilisé dans ce travail. Ce modèle est très compatible avec la physique du problème de la réduction du bruit acoustique.

Le bloc 2 représente la structure de l'algorithme NLMS classique.

Le bloc 3 représente la structure de l'algorithme NPVSS-NLMS qui permet un contrôle robuste de l'algorithme NLMS.

D'après cette structure, la sortie du filtre $y_2(n)$ peut s'écrire comme :

$$y_2(n) = \mathbf{m}_2(n-L)^T \mathbf{w}_2(n) \quad (3.21)$$

Le signal d'erreur $e_2(n)$ est donné par la relation suivante :

$$e_2(n) = m_1(n-L) - \mathbf{m}_2(n-L)^T \mathbf{w}_2(n) \quad (3.22)$$

L'équation de la mise à jour de l'algorithme NPVSS-NLMS est donnée par :

$$\mathbf{w}_2(n) = \mathbf{w}_2(n-1) + \mu_{NPVSS}(n) \mathbf{m}_2(n-L) e_2(n) \quad (3.23)$$

Avec :

$$\mu_{NPVSS}(n) = \frac{1}{\mathbf{m}_2(n-L)^T \mathbf{m}_2(n-L) + \varepsilon} \left[1 - \frac{\sigma_b}{\sigma_e(n) + \varepsilon} \right] \quad (3.24)$$

Où σ_e et σ_b sont données respectivement par :

$$\sigma_e(n) = \sqrt{E\{e(n)^2\}} \quad (3.25)$$

$$\sigma_b = \sqrt{E\{b(n)^2\}} \quad (3.26)$$

La quantité $\sigma_e^2(n)$ est estimée comme suit :

$$\sigma_e^2(n) = \lambda \sigma_e^2(n-1) + (1-\lambda) e_2^2(n) \quad (3.27)$$

Où λ est une fenêtre exponentielle tel que :

$$\lambda = 1 - \frac{1}{kL}; k \geq 2 \quad (3.28)$$

Cette estimation pourrait entraîner une amplitude inférieure à σ_b^2 ce qui rendrait $\mu_{NPVSS}(n)$ négatif. La solution simple de ce problème quand il se produit est de définir $\mu_{NPVSS}(n) = 0$.

Le rapport signal sur bruit est calculé à partir de l'équation suivante :

$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \left(\frac{E_{e_2}}{E_{y_2}} \right) \quad (3.29)$$

Avec E_{e_2} est l'énergie du signal d'erreur qui est définie par :

$$E_{e_2} = \sum_{i=0}^{L-1} |e_2(i)|^2 \quad (3.30)$$

et E_{y_2} est l'énergie du signal de sortie du filtre qui est définie par :

$$E_{y_2} = \sum_{i=0}^{L-1} |y_2(i)|^2 \quad (3.31)$$

Le bloc 4 représente la structure de calcul du pas d'adaptation de contrôle de l'algorithme NLMS.

Le circuit de décision donne des valeurs binaires (0 ou 1) en sortie, selon la valeur du SNR tel que :

$$\mu_d = \begin{cases} 1 & \text{si } SNR \leq \text{seuil} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

Le pas d'adaptation de contrôle de l'algorithme est déterminé par :

$$\mu_c = \mu_{NLMS} \mu_d \quad (3.32)$$

Où :

μ_d est la valeur en sortie du circuit de décision.

μ_c est le pas d'adaptation de contrôle de l'algorithme NLMS.

donc :

$$\mu_c = \begin{cases} \mu_{NLMS} & \text{si } SNR \leq \text{seuil} \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

L'équation de la mise à jour de l'algorithme NLMS contrôlé par NPVSS-NLMS est donnée par :

$$\mathbf{w}_1(n) = \mathbf{w}_1(n-1) + \mu_c \frac{\mathbf{m}_2(n)e_1(n)}{\mathbf{m}_2(n)^T \mathbf{m}_2(n) + \varepsilon} \quad (3.33)$$

La détermination du pas d'adaptation μ_c suivant la valeur du SNR permet un bon contrôle de l'algorithme NLMS. En utilisant cette technique automatique, nous souhaitons d'accélérer la vitesse de convergence de l'algorithme NLMS et d'obtenir un faible désajustement sans avoir besoin d'utiliser la DAV manuelle.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons entamé la notion de l'annulation adaptative du bruit (ANC) en utilisant l'algorithme NLMS non paramétrique à pas variable que nous proposons dans le cadre de notre projet de fin d'étude pour contrôler l'algorithme NLMS classique, nous avons expliqué le principe du fonctionnement de cet algorithme, nous avons présenté aussi les formules mathématiques de base de ce dernier.

Le chapitre suivant est dédié pour les résultats de simulations de l'algorithme NLMS et de celui que nous avons proposé afin de faire une comparaison entre eux.

Chapitre 4 Résultats de simulations

4.1 introduction

Dans ce chapitre, nous allons faire tout d'abord la présentation des signaux utilisés dans ce travail tels que les signaux de parole, du bruit, les réponses impulsionnelles et les signaux des mélanges. Ensuite, nous allons passer à la simulation de l'algorithme NLMS non paramétrique, ainsi que celui du NLMS classique, en utilisant le logiciel MATLAB, afin de faire une comparaison entre ces deux algorithmes en évaluant les critères de mesures de performances.

4.2 Présentation des signaux de simulations

4.2.1 Le signal de parole

Le signal de parole utilisé dans ce travail est un signal prononcé par un locuteur masculin, de durée de 4 seconde, 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 » [4]. La figure 4.1 présente le signal de parole utilisé dans ce travail :

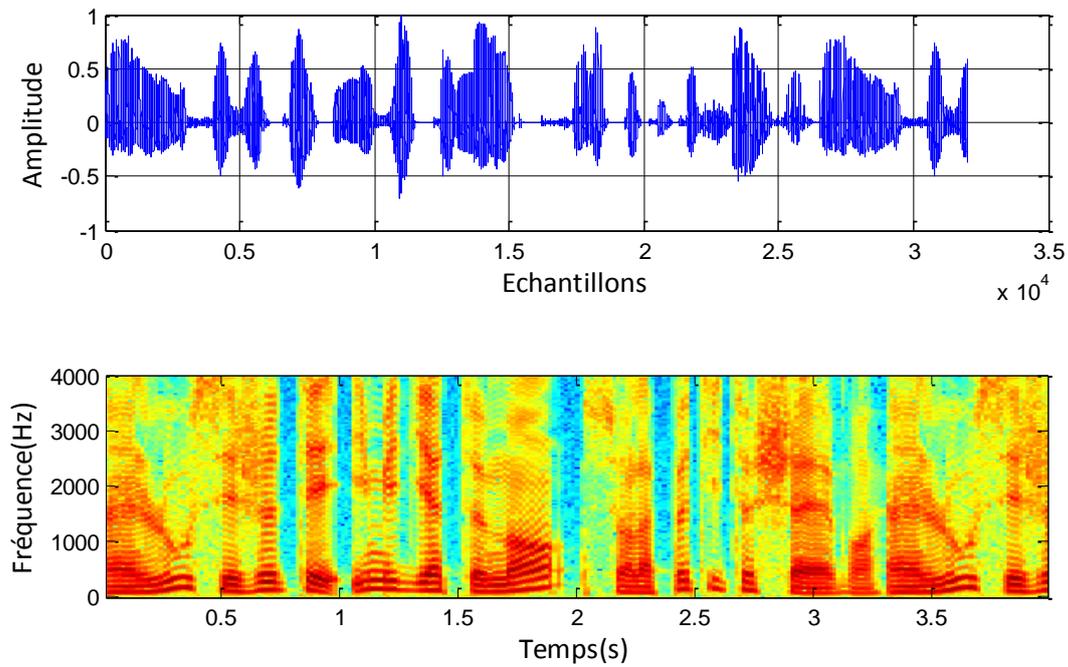


Figure 4. 1 Signal de parole avec son spectrogramme.

4.2.2 Le signal du bruit

Nous avons utilisé deux types du bruit pour évaluer les performances des deux algorithmes qui sont : le bruit blanc et le bruit USASI (United States of American Standard Institute).

a Bruit blanc

Un bruit blanc est une réalisation d'un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires non corrélées. Sa densité spectrale de puissance est la même pour tous les fréquences de la bande passante tel que :

$$S_{bb}(f) = \sigma_b^2, \forall f \quad (4.1)$$

Il est représenté dans le domaine temporel par la figure 4.2 :

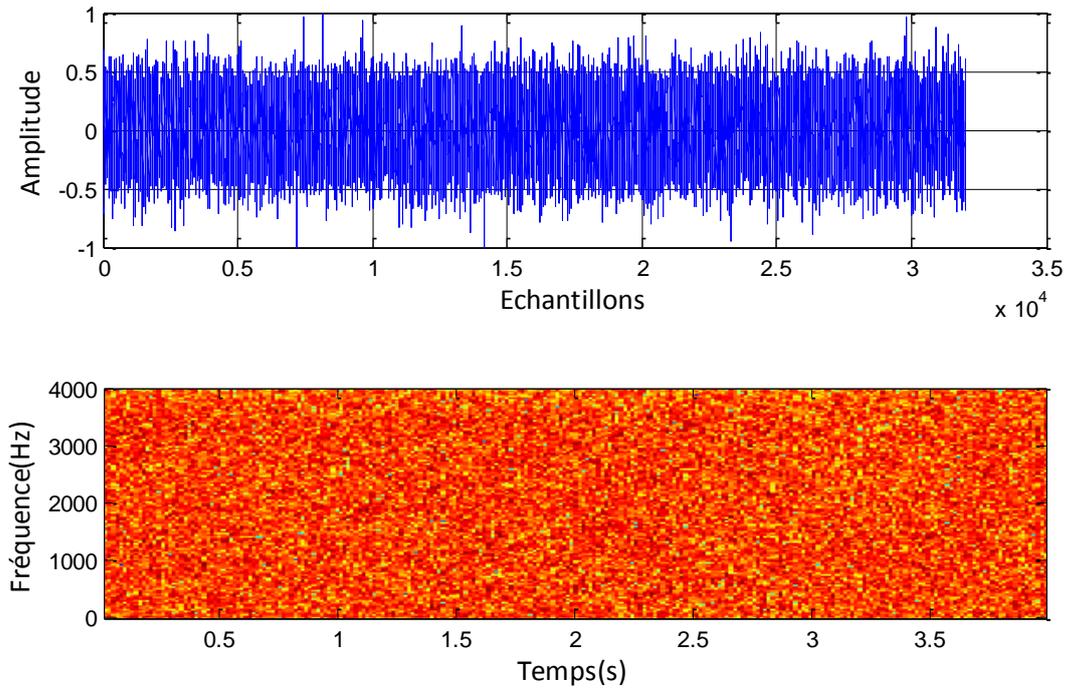


Figure 4. 2 Le bruit blanc avec son spectrogramme.

b Bruit USASI

Le bruit USASI est un processus aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Sa densité spectrale de puissance caractérise le spectre moyen du signal de la parole.

Nous avons choisi ce type de bruit car il correspond à un standard reconnu dans les tests acoustiques mais également en raison de sa densité spectrale de puissance dont l'allure est relativement proche de celle du bruit réellement observé dans les véhicules [16]. Il est représenté dans le domaine temporel par la figure 4.3 :

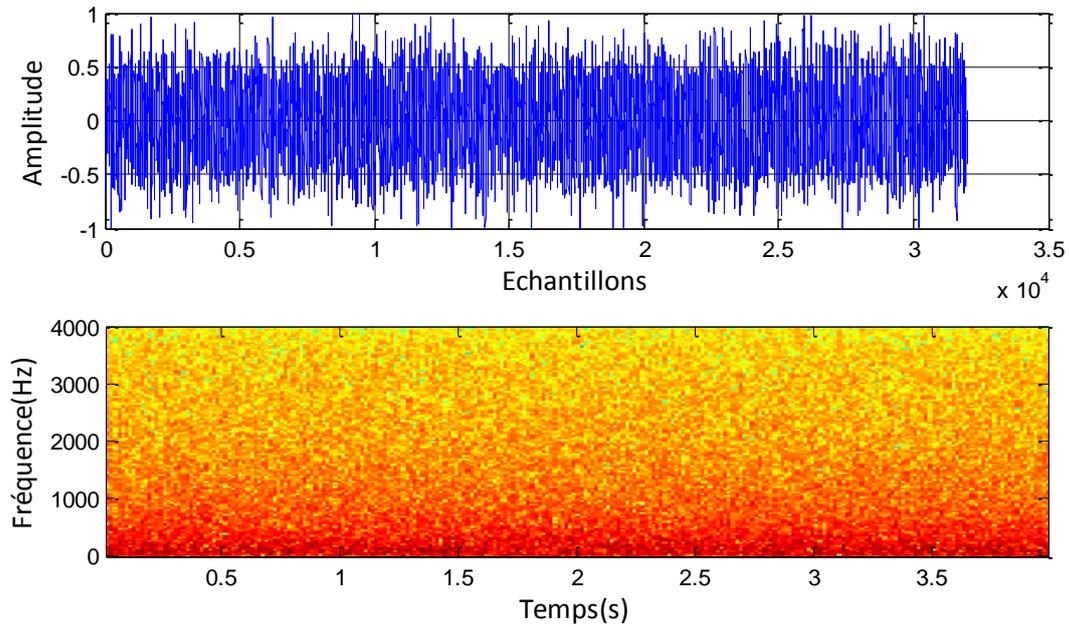


Figure 4. 3 Le bruit USASI et son spectrogramme.

4.2.3 Les réponses impulsionnelles

Nous avons utilisé deux exemples de réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ générées par une fonction exponentielle amortie avec une taille de $L=64$. Ces deux modèles représentent l'effet de la distance entre les deux microphones sur les caractéristiques des signaux, elles sont représentées par les figures 4.4 et 4.5 respectivement :

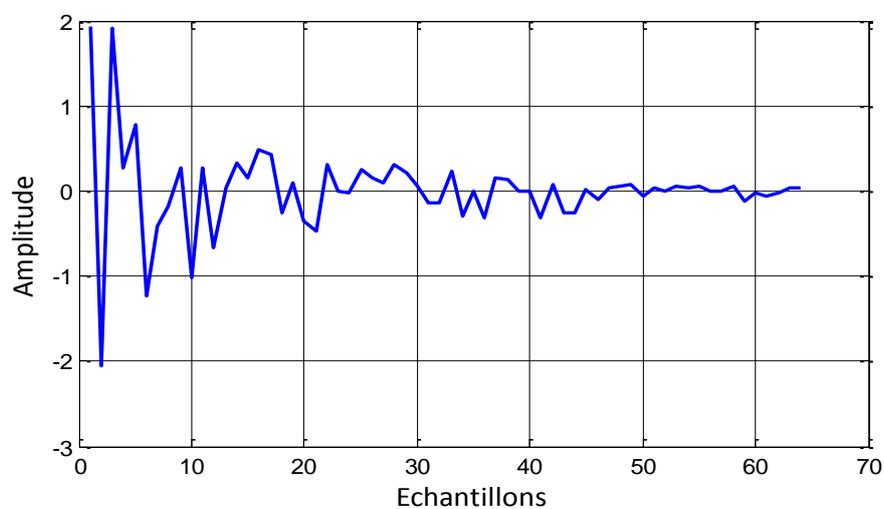


Figure 4. 4 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $L=64$.

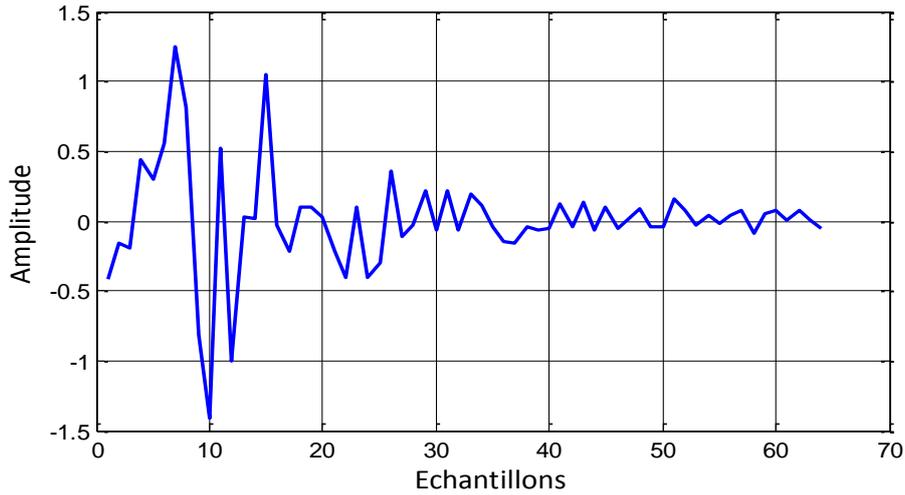


Figure 4. 5 Exemple d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $L=64$.

4.2.4 Les signaux des mélanges

Nous rappelons dans la figure 4.6 le modèle des deux mélanges convolutifs utilisé dans ce travail qui est compatible avec la physique du problème :

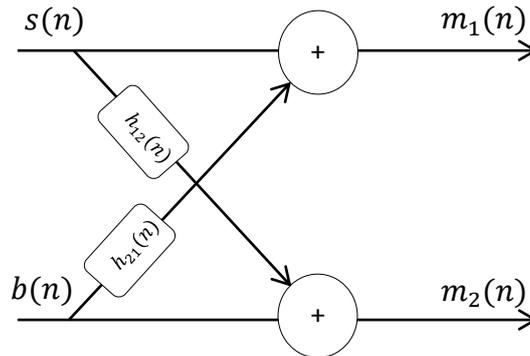


Figure 4. 6 Modèle des mélanges convolutifs.

Les signaux $m_1(n)$ et $m_2(n)$ sont définis par les formules (3.12) et (3.13) respectivement décrits dans le chapitre précédent. Nous présentons dans les figures 4.7 et 4.8 deux exemples de ces mélanges dans le domaine temporel avec une valeur de $SNR=0dB$:

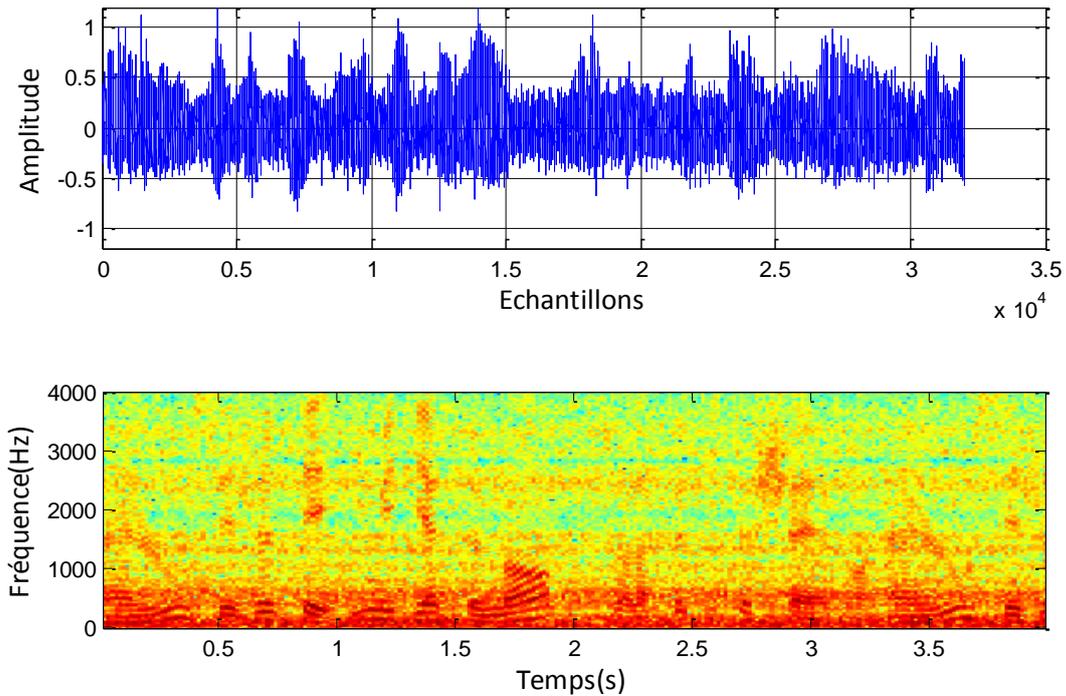


Figure 4. 7 Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme.

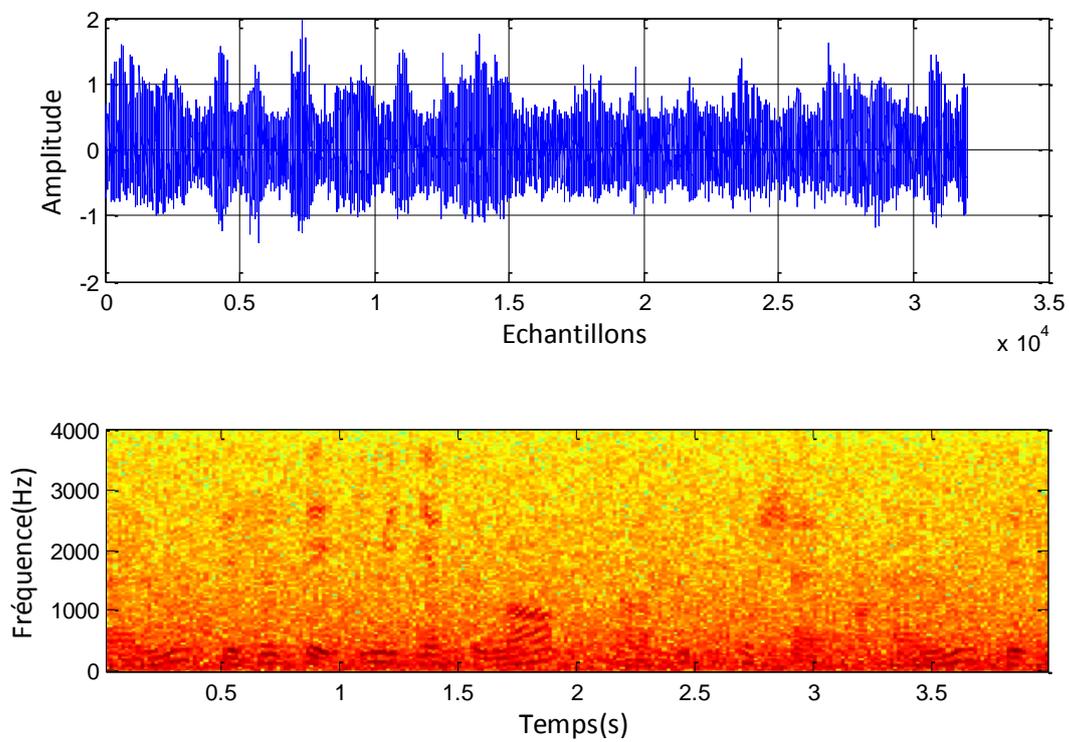


Figure 4. 8 Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme

La figure 4.9 représente une comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ (signal bruité) et le signal de parole original $s(n)$.

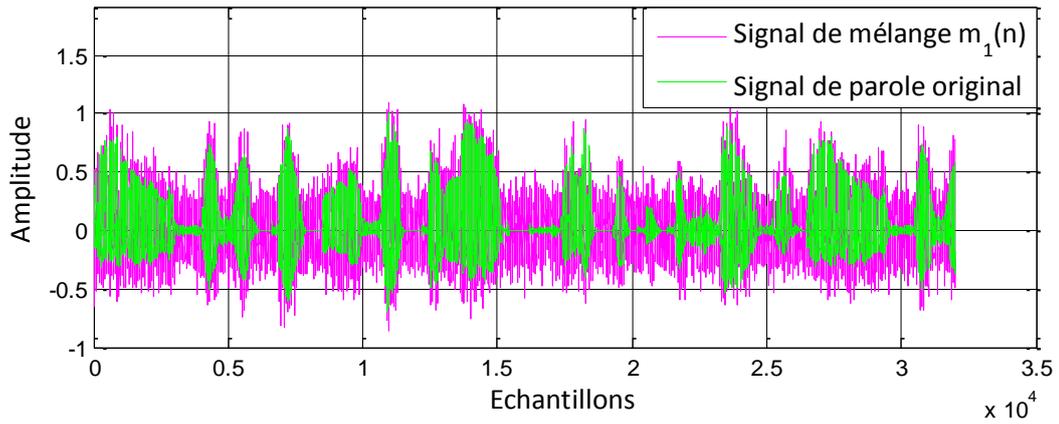


Figure 4. 9 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole original.

4.3 Détection d'activité vocale

La fonction du DAV (Détection d'Activité Vocale) est d'indiquer la présence de la parole ou non dans une trame. Elle permet de distinguer entre le bruit en présence de la parole et le bruit sans la parole. La figure 4.10 représente le signal de parole qu'on a utilisé dans ce travail avec sa DAV.

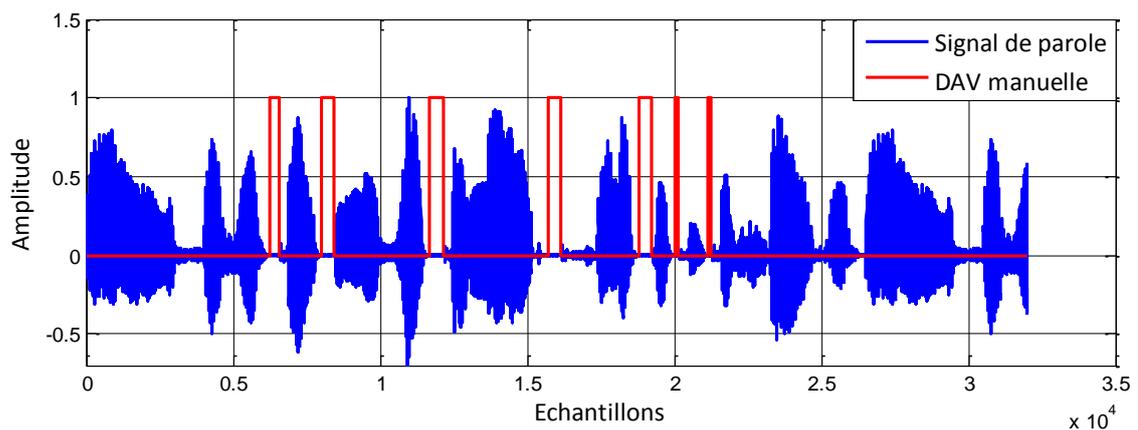


Figure 4. 10 Signal de parole avec sa DAV.

4.4 Résultats de simulations de l'algorithme NLMS non paramétrique

4.4.1 Paramètres de simulations

Le tableau 4.1 résume les différents paramètres utilisés pour la simulation des deux algorithmes NLMS classique et celui que nous avons proposé (NLMS non paramétrique) :

Paramètre	signification	valeur
N	Nombre d'itération	128000
L	Longueur du filtre	64
SNR ₁	Rapport signal sur bruit à l'entrée	-5, 0, 5 dB
SNR ₂		-5, 0, 5 dB
K	Scalaire positive pour contrôler la fenêtre exponentielle	5
μ_{NLMS}	Pas d'adaptation de l'algorithme NLMS	0.2

Tableau 4. 1 Paramètres de simulations des algorithmes NLMS classique et NLMS non paramétrique.

4.4.2 Organigramme de l'algorithme NLMS non paramétrique

La figure 4.11 représente un organigramme de l'algorithme proposé (NLMS non paramétrique) qui résume les étapes que nous avons suivi pour faire la simulation de cet algorithme pour contrôler l'algorithme NLMS.

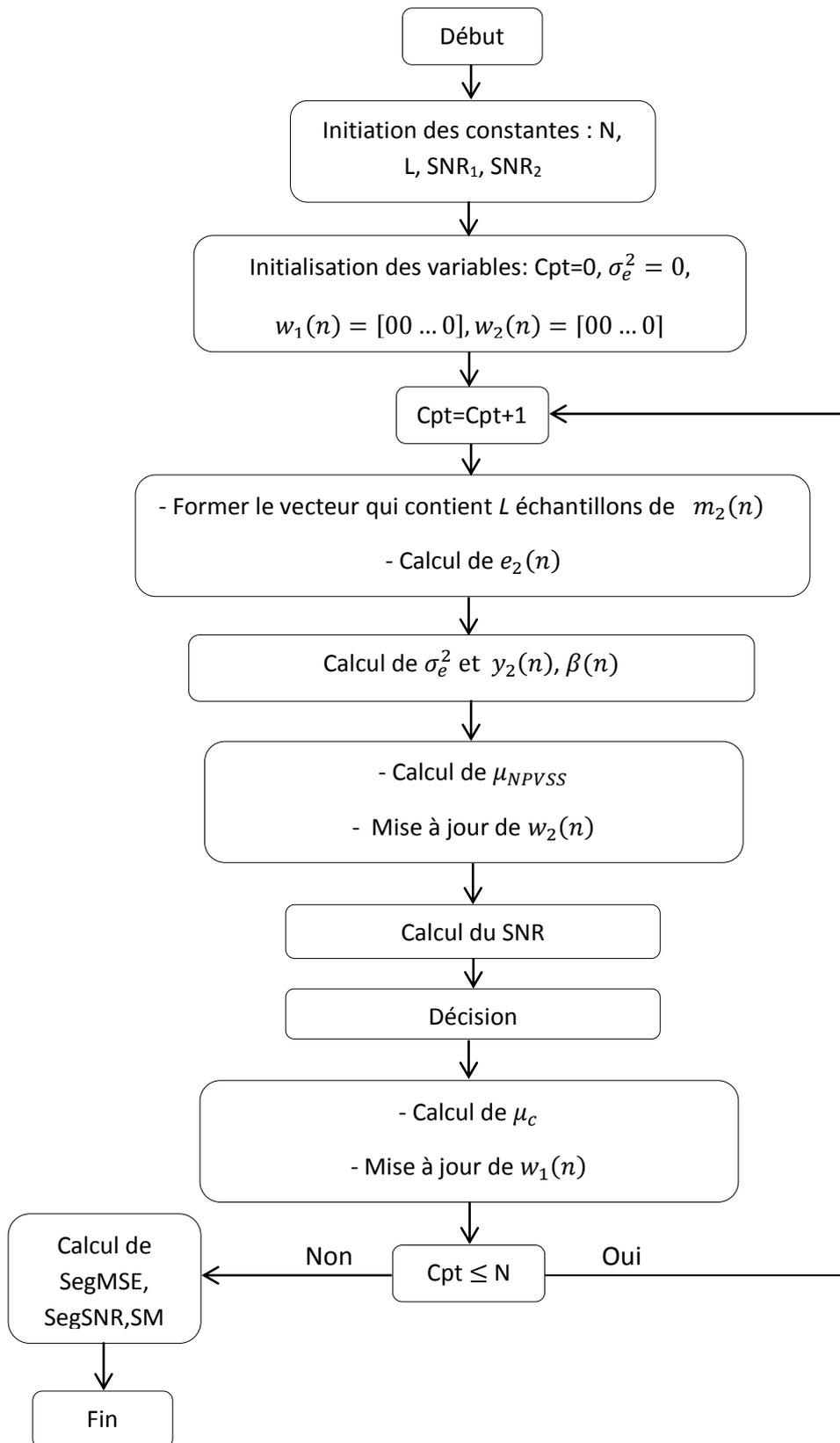


Figure 4. 11 Organigramme de l’algorithme NLMS non paramétrique.

4.4.3 Simulations des signaux de parole et du bruit en sortie du traitement de l'algorithme proposé

Nous présentons dans cette partie les signaux de parole et du bruit en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

a Le signal de parole

La figure 4.12 représente le signal de parole et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

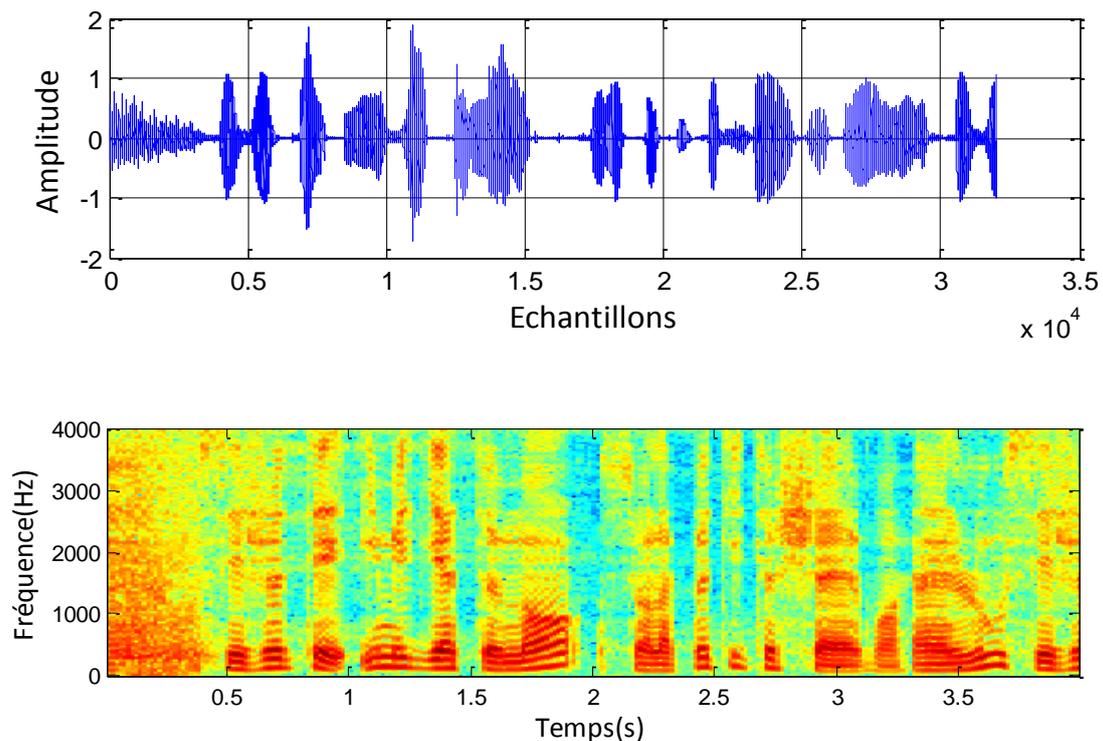


Figure 4. 12 Signal de parole et son spectrogramme en sortie du traitement.

Après l'analyse de la figure 4.12, nous observons que le signal de sortie est nettoyé du bruit, cela montre que l'algorithme proposé (NLMS non paramétrique) a réussi à atténuer le bruit sans distordre le signal de parole. Cela, est exactement ce que nous voulons obtenir.

b Le signal du bruit

La figure 4.13 représente le signal du bruit et son spectrogramme en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

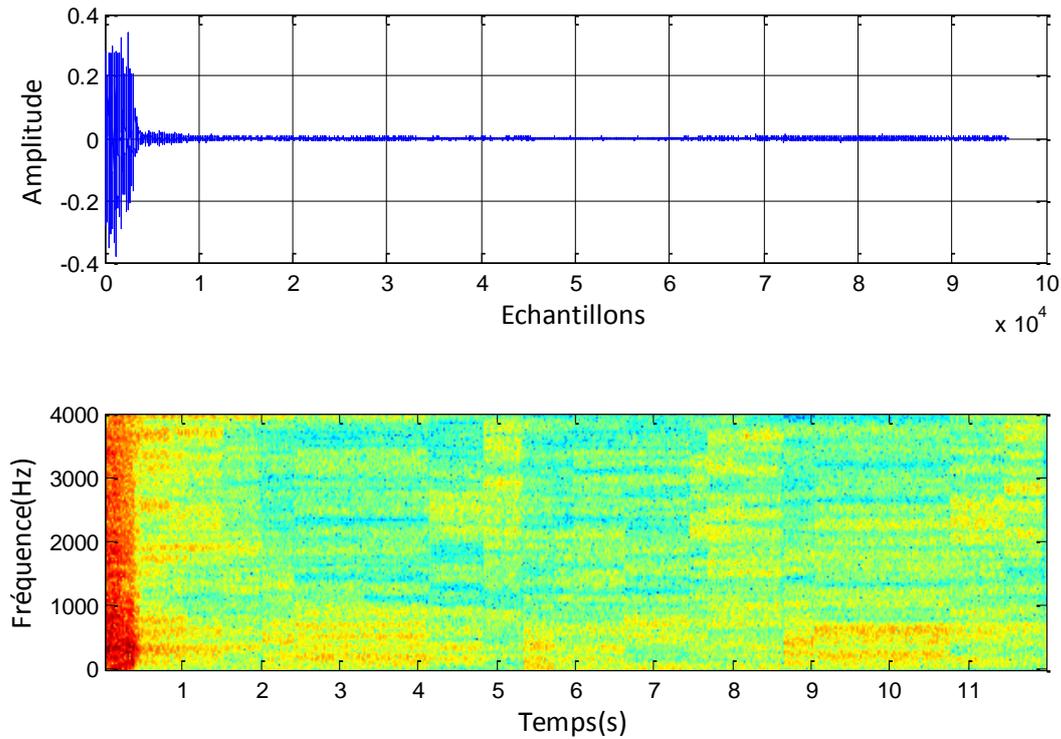


Figure 4.13 Le signal du bruit et son spectrogramme en sortie du traitement.

Nous remarquons d'après la figure 4.13 que le bruit a été supprimé avec succès et d'une manière rapide. Cela, est grâce l'efficacité de l'algorithme proposé.

c Comparaison entre le signal de parole bruité et celui estimé en sortie du traitement

La figure 4.14 présente une comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ (signal bruité) et le signal de parole estimé en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

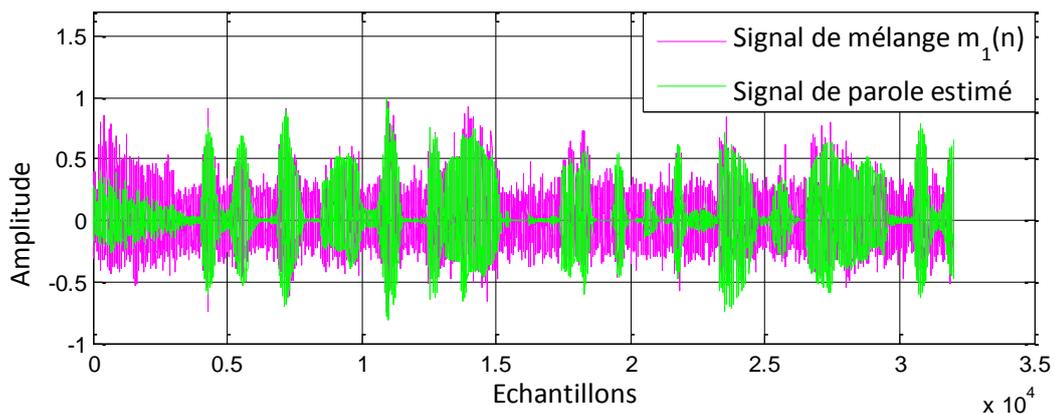


Figure 4.14 Comparaison entre le signal de mélange $m_1(n)$ et le signal de parole estimé.

Nous remarquons d'après la figure 4.14 la grande différence entre le signal de mélange $m_1(n)$ et celui de parole estimé en sortie du traitement de l'algorithme proposé. Cela, montre que ce dernier a supprimé le bruit contenant dans le signal de parole original.

4.5 Comparaison entre les résultats de simulations de l'algorithme proposé et du NLMS classique

Nous présentons dans cette partie une comparaison entre les signaux de parole, du bruit et les réponses impulsionnelles en sortie des deux algorithmes.

4.5.1 Le signal de parole

Les résultats de simulations du signal de parole original et celui en sortie du traitement des deux algorithmes sont présentés dans les figures 4.15, 4.16 :

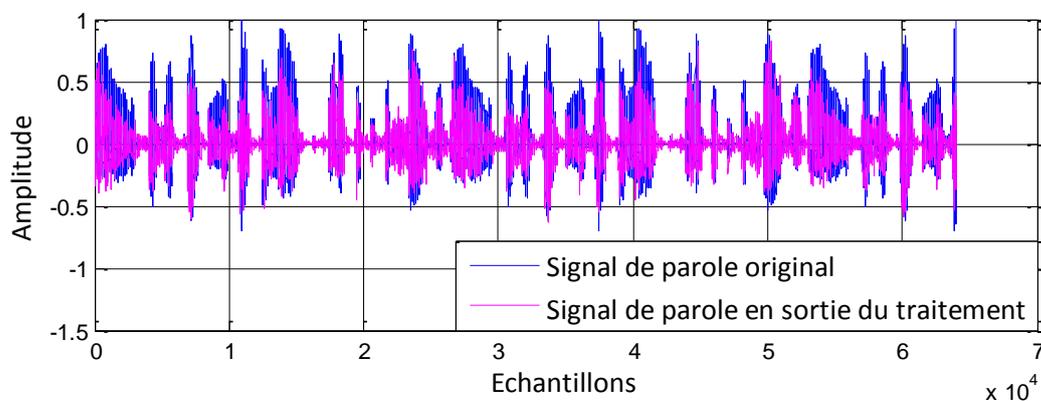


Figure 4. 15 Comparaison entre le Signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.

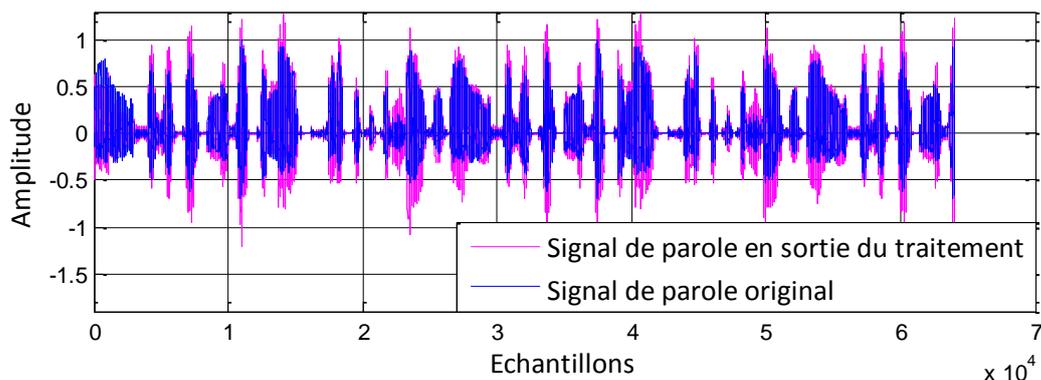


Figure 4. 16 Comparaison entre le Signal de parole original et celui à la sortie du traitement de l'algorithme proposé.

Les figures 4.15 et 4.16 montre que le signal de parole en sortie du traitement de l’algorithme NLMS non paramétrique est plus proche au signal de parole original par rapport au celui en sortie du traitement de l’algorithme NLMS classique. La distorsion de ce dernier est remarquable dans la figure 4.15.

La figure 4.17 représente une comparaison entre le signal de parole en sortie du traitement de l’algorithme proposé et celui en sortie du traitement de l’algorithme NLMS classique.

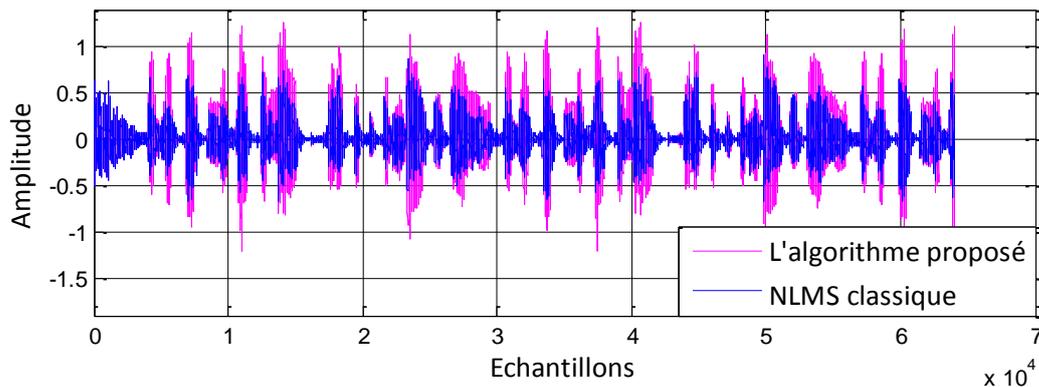


Figure 4. 17 Comparaison entre le Signal de parole en sortie du traitement des deux algorithmes.

À partir de la figure 4.17 nous remarquons que le signal de parole en sortie du traitement de l’algorithme proposé est plus nettoyé du bruit et moins distordu par rapport au celui à la sortie du traitement de l’algorithme NLMS classique. En effet, le rehaussement du signal de parole est remarquable en sortie du traitement de l’algorithme proposé.

4.5.2 Le signal du bruit

Les résultats de simulations du signal du bruit à l’entrée et en sortie du traitement des deux algorithmes sont présentés dans les figures 4.18, 4.19 :

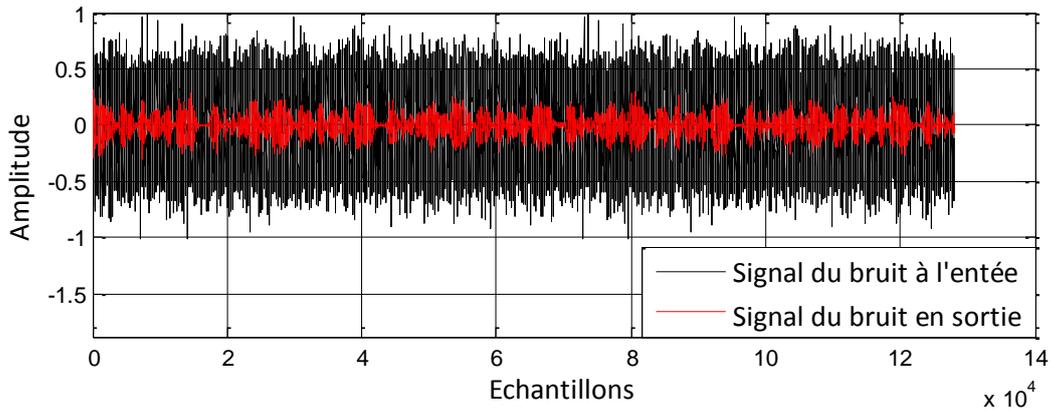


Figure 4. 18 Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique.

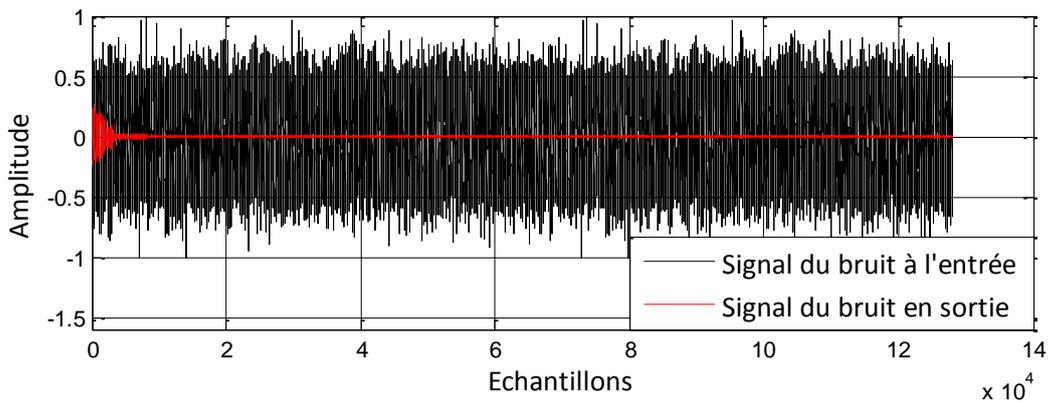


Figure 4. 19 Comparaison entre le Signal du bruit à l'entrée et en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

Le bruit en sortie de l'algorithme proposé a été supprimé d'une manière rapide (Figure 4.19), par contre il n'est pas bien supprimé en sortie de l'algorithme NLMS classique (Figure 4.18).

Les résultats de simulation du signal du signal du bruit en sortie du traitement des deux algorithmes sont représentés dans la figure 4.20 :

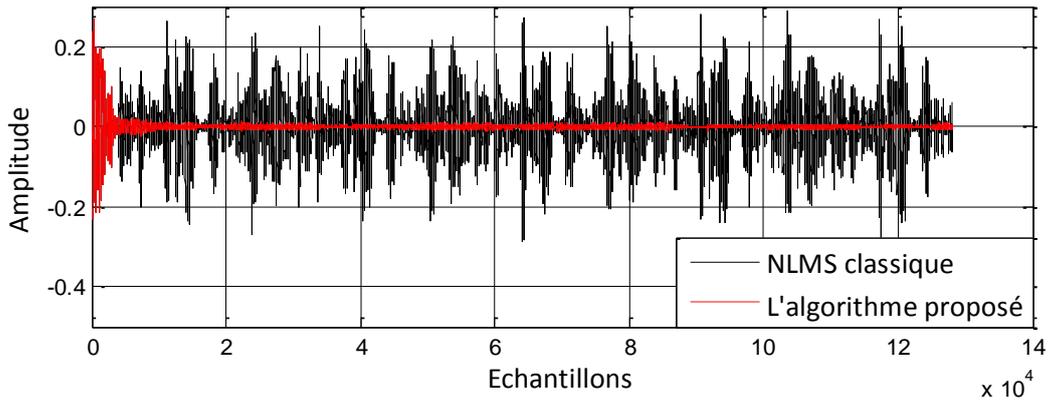


Figure 4. 20 Comparaison entre le signal du bruit en sortie du traitement des deux algorithmes.

La figure 4.20 nous montre la supériorité de l’algorithme proposé par rapport au NLMS classique en termes de rapidité de suppression du bruit et la quantité du bruit supprimé.

4.5.3 Comparaison des réponses impulsionnelles réelle et estimée

Nous avons fait dans cette partie, une comparaison entre les réponses impulsionnelles réelles et estimées pour les deux algorithmes.

a NLMS classique

La figure 4.21 représente une comparaison entre les réponses impulsionnelles réelle $h_{21}(n)$ et estimée $w(n)$ du l’algorithme NLMS classique.

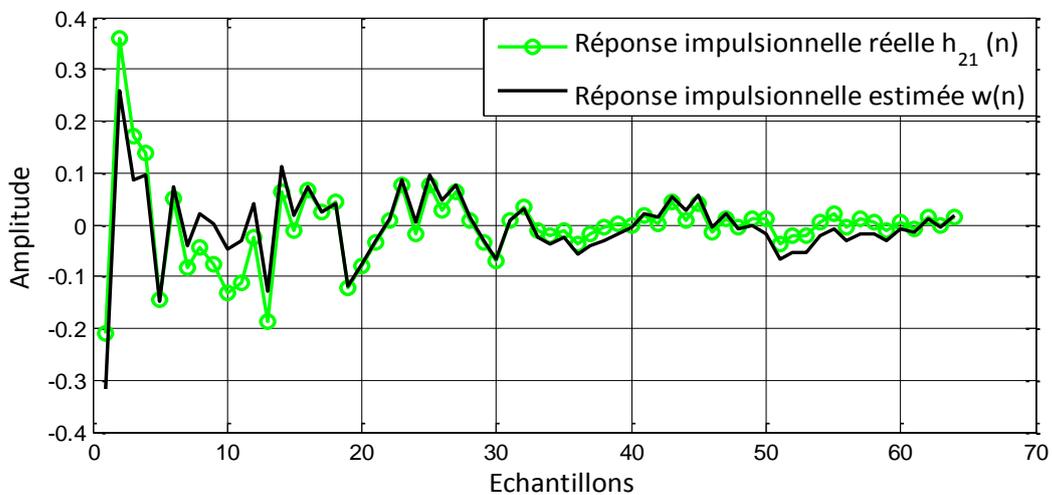


Figure 4. 21 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l’algorithme NLMS classique.

b NLMS non paramétrique

La figure 4.22 représente une comparaison entre les réponses impulsionnelles réelle $h_{21}(n)$ et estimée $w_1(n)$ de l'algorithme NLMS non paramétrique.

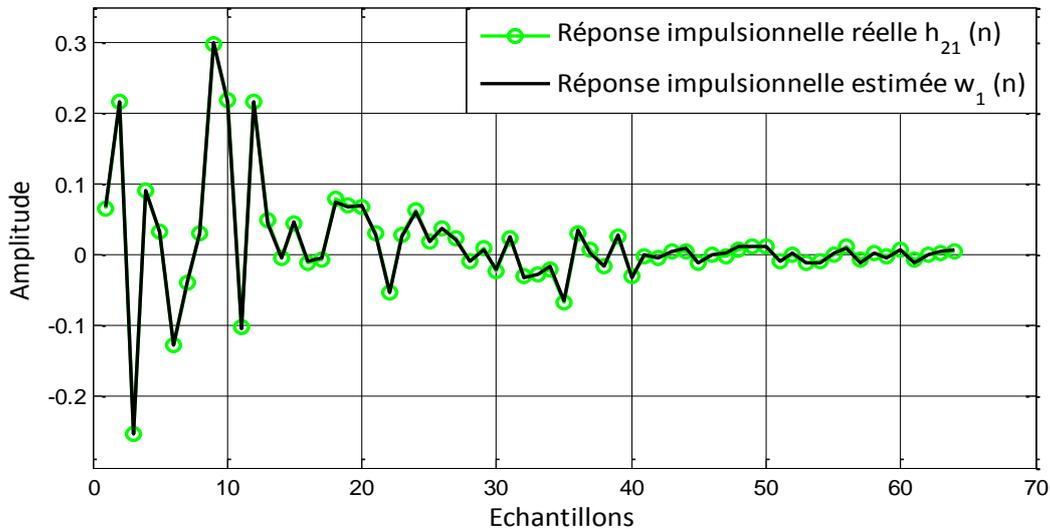


Figure 4. 22 Réponses impulsionnelles réelle et estimée en sortie du traitement de l'algorithme proposé.

La figure 4.22 montre que les allures des réponses impulsionnelles réelle et estimée sont superposées, donc la condition principale de l'ANC présentée dans l'équation (3.15) est vérifiée, ce qui n'est pas bien vérifiée dans la figure 4.21.

La figure 4.22 montre bien la convergence des coefficients du filtre adaptatif $w_1(n)$ vers l'optimum. Cela confirme l'avantage de l'algorithme proposé par rapport au celui du NLMS classique.

4.6 Evaluation des critères de mesure des performances

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 trois critères, en utilisant un bruit blanc et un bruit USASI à l'entrée du système.

4.6.1 Evaluation du SNR segmenté

Nous avons évalué la sortie SegSNR de l'algorithme proposé (NLMS non paramétrique) et le NLMS classique. L'estimation SegSNR est basée sur la relation suivante:

$$SegSNR(dB) = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \log_{10} \frac{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} s^2(n)}{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} \{s(n) - \tilde{s}(n)\}^2} \quad (4.2)$$

Où $s(n)$ Est le signal d'entrée et $\tilde{s}(n)$ est le signal estimé.

L Est la longueur de la trame (nombre d'échantillons), et M est le nombre de trames dans le signal (N=ML) [5].

a Cas d'un bruit blanc

Les figures 4.23, 4.24 et 4.25 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegSNR des deux algorithmes (NLMS non paramétrique et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

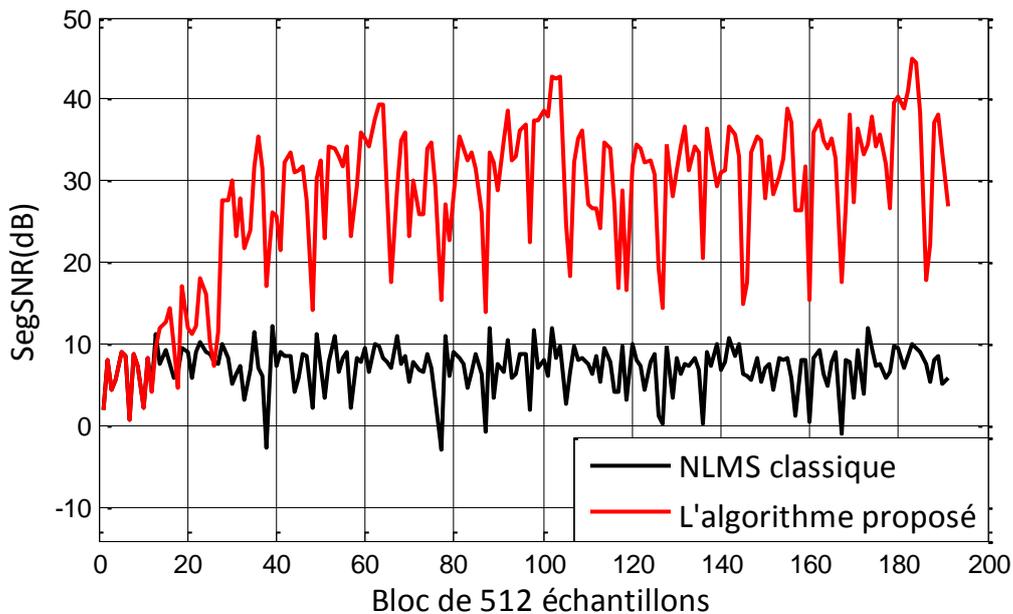


Figure 4. 23 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.

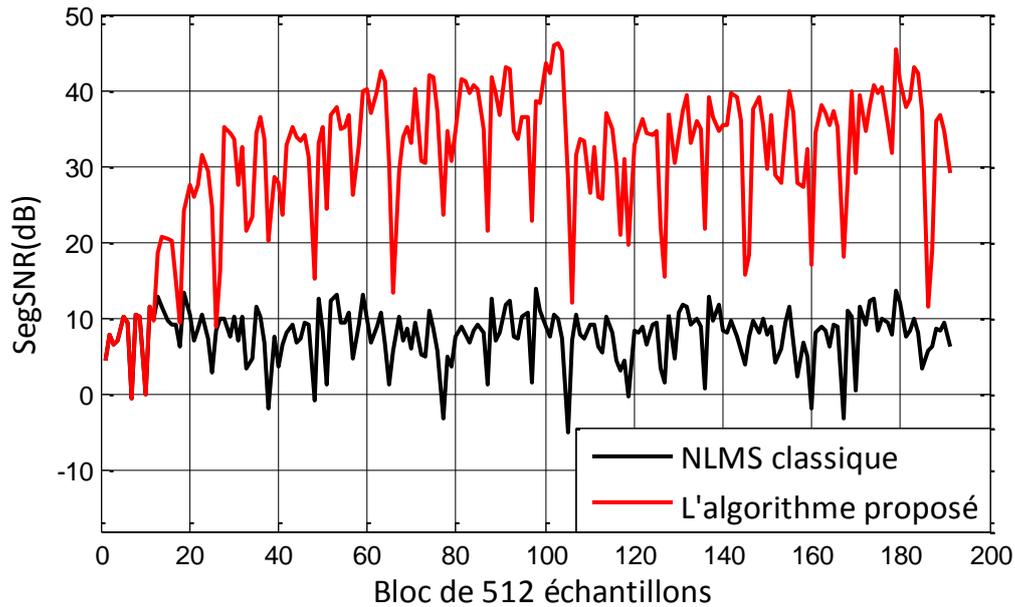


Figure 4. 24 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.

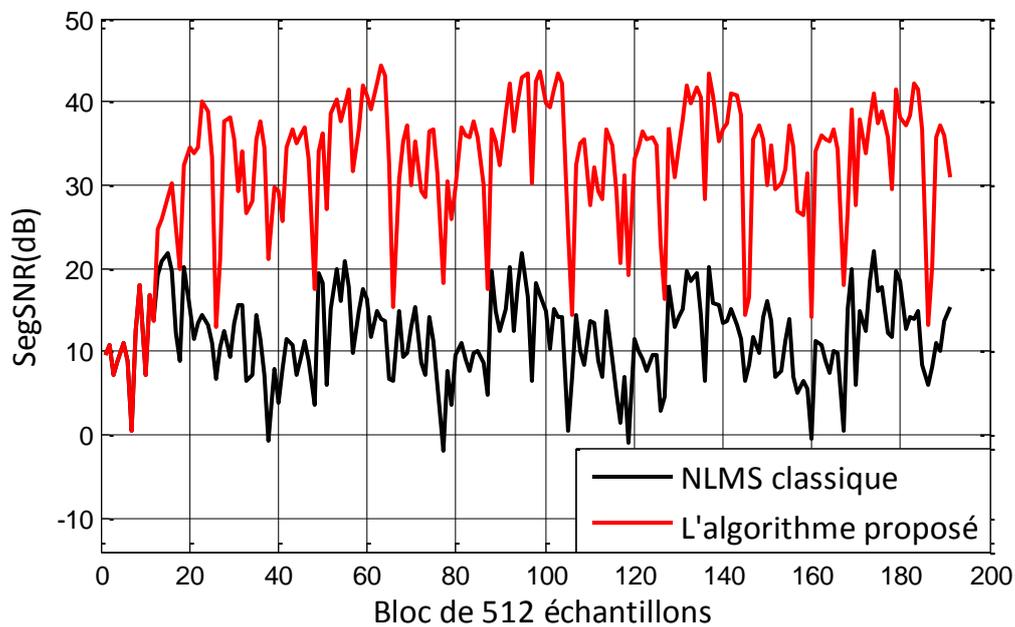


Figure 4. 25 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.

b Cas d'un bruit USASI

Les figures 4.26, 4.27 et 4.28 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegSNR des deux algorithmes (NLMS non paramétrique et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

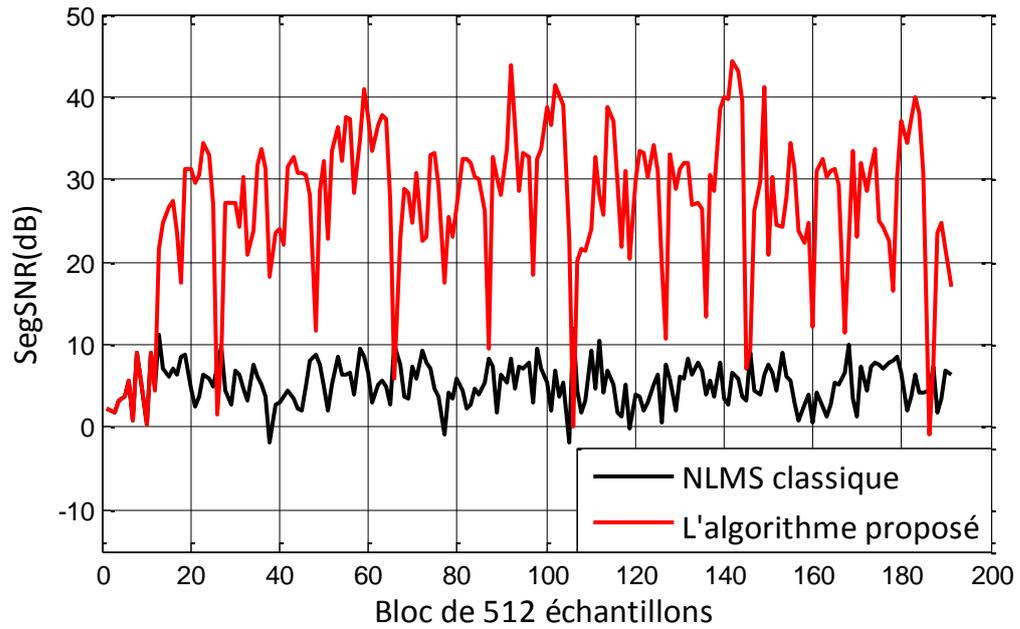


Figure 4. 26 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.

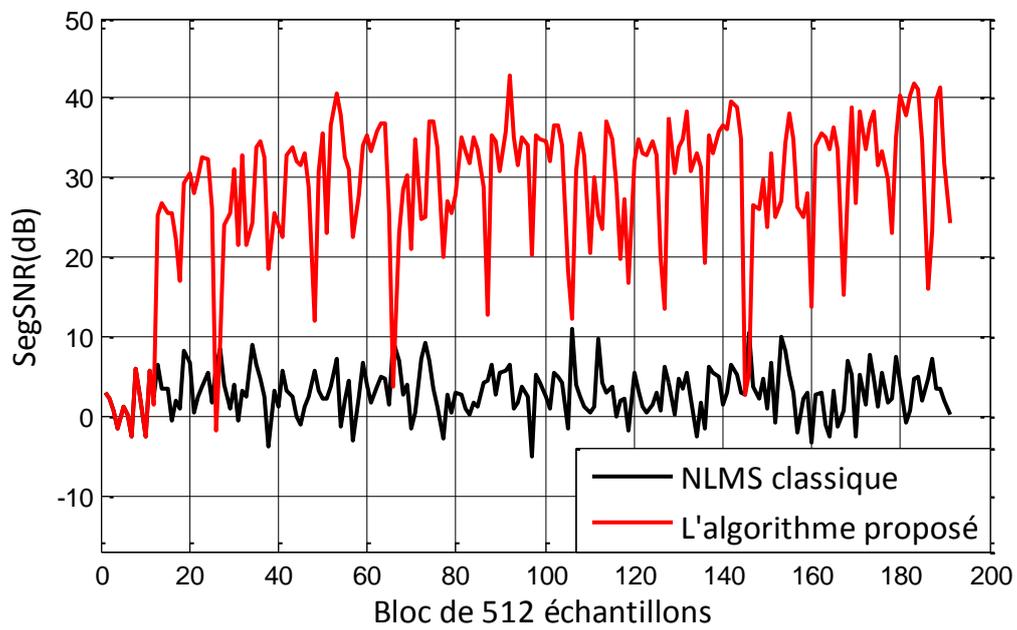


Figure 4. 27 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.

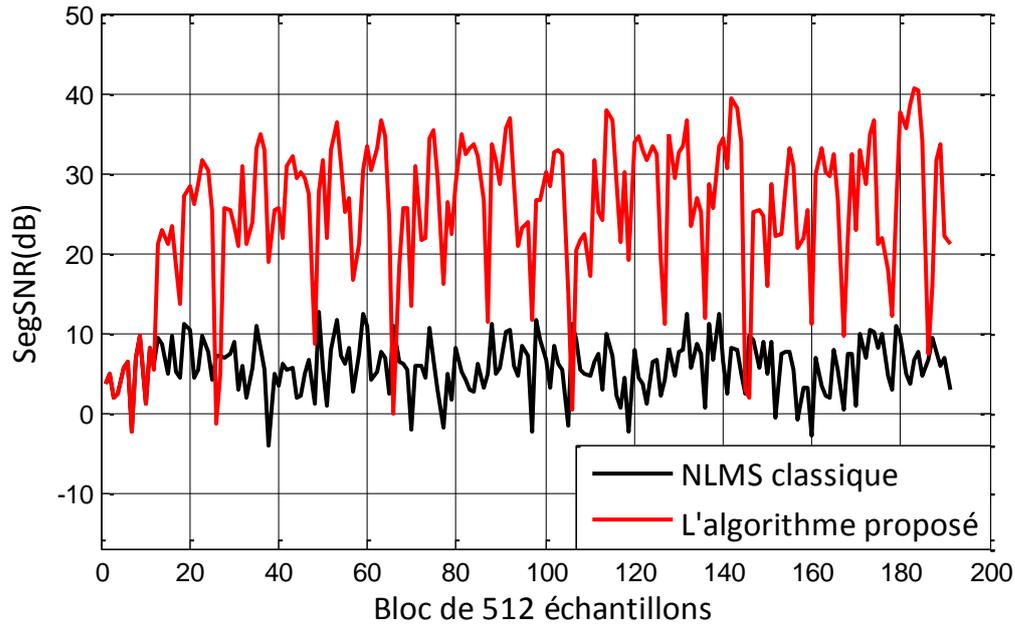


Figure 4. 28 Evaluation du SNR segmenté des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, nous remarquons que la valeur du SNR segmenté en sortie du traitement de l'algorithme NLMS non paramétrique est plus élevée que celle en sortie du traitement de l'algorithme NLMS classique, cette différence remarquable dans le cas d'utilisation du bruit blanc et bruit USASI à l'entrée du système est due à l'efficacité de l'algorithme proposé dans le contexte de la réduction du bruit acoustique.

4.6.2 Evaluation du MSE segmenté

Nous quantifions la convergence des filtres adaptatifs des deux algorithmes (NLMS non paramétrique et le NLMS classique) en terme du critère SegMSE qui est donné par:

$$SegMSE(dB) = (20 \log_{10} \sum_{k=0}^{M-1} |e_1(k)|) DAV(k) \quad (4.3)$$

Où M est la longueur de trame de la sortie $e_1(n)$.

La présence du détecteur d'activité vocale $DAV(k)$ dans l'équation (4.3) signifie que le critère SegMSE est estimé que dans les périodes d'inactivité vocale [5].

a Cas d'un bruit blanc

Les figures 4.29, 4.30 et 4.31 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux algorithmes (NLMS non paramétrique et le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

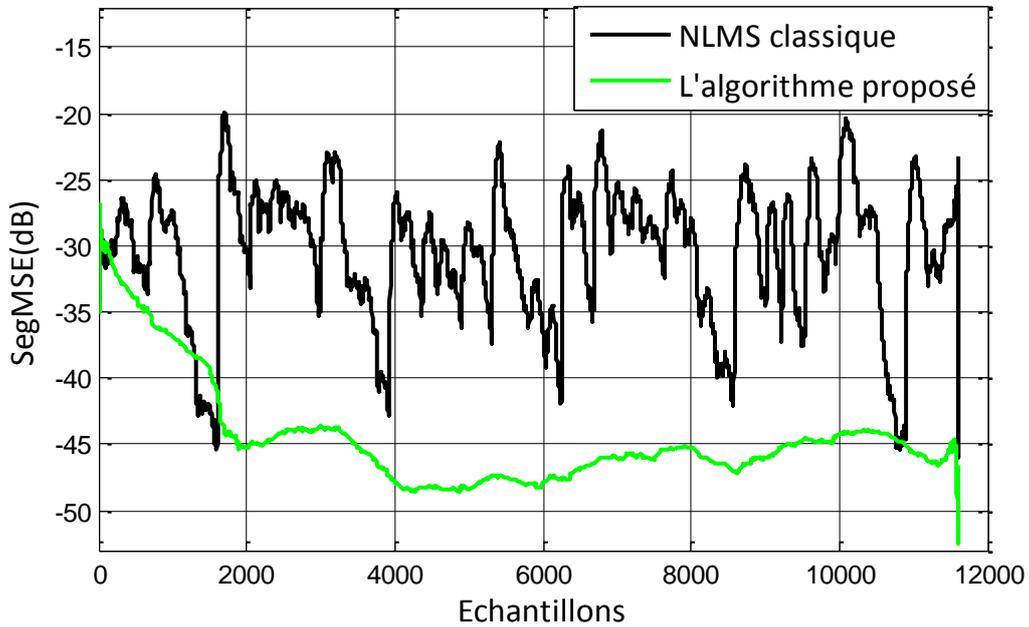


Figure 4. 29 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.

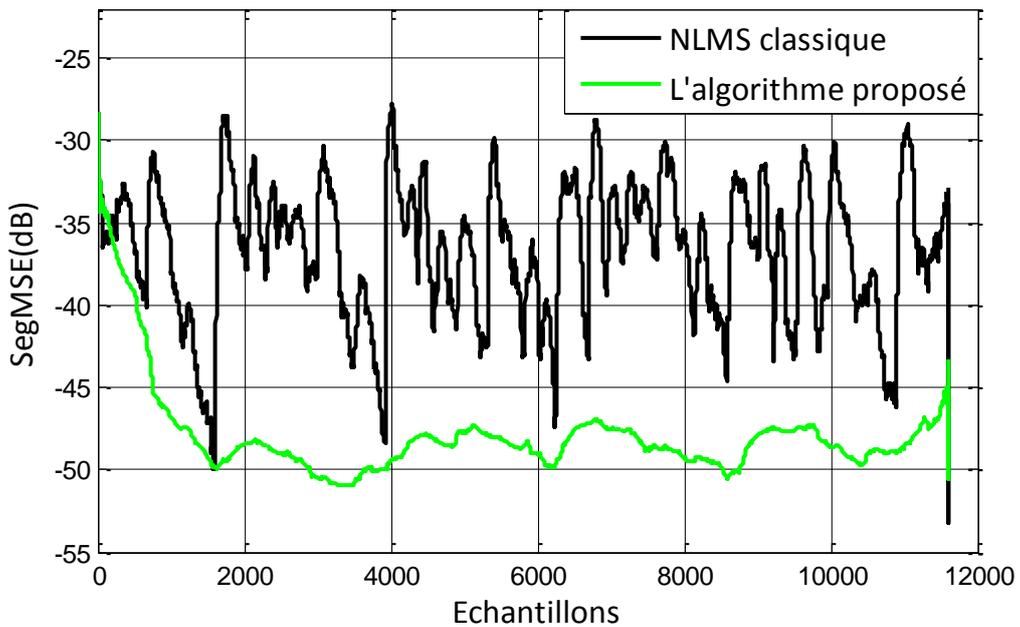


Figure 4. 30 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.

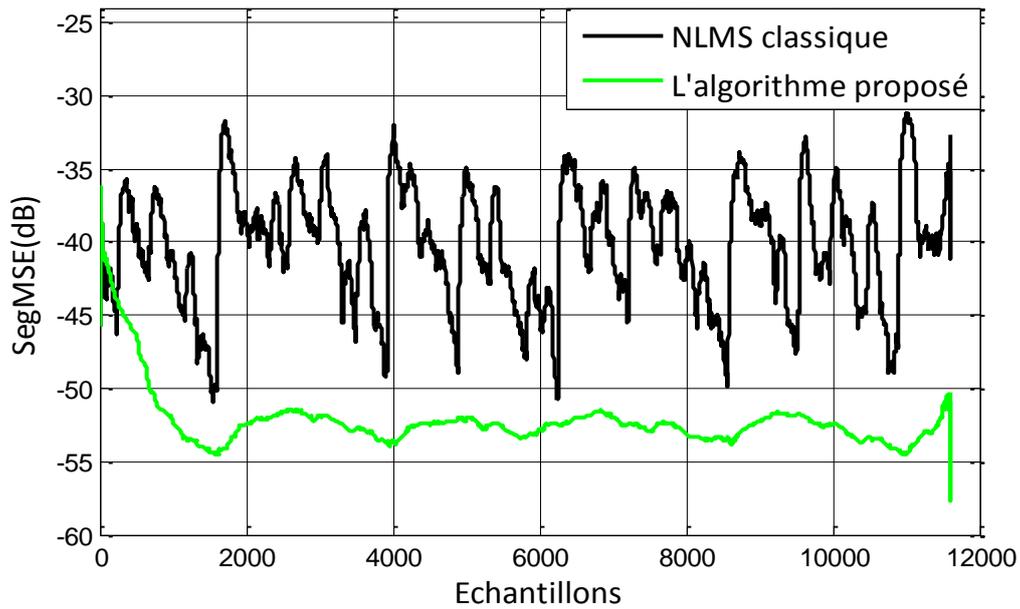


Figure 4. 31 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.

b Cas d'un bruit USASI

Les figures 4.32, 4.33 et 4.34 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SegMSE des deux algorithmes (NLMS non paramétrique et le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

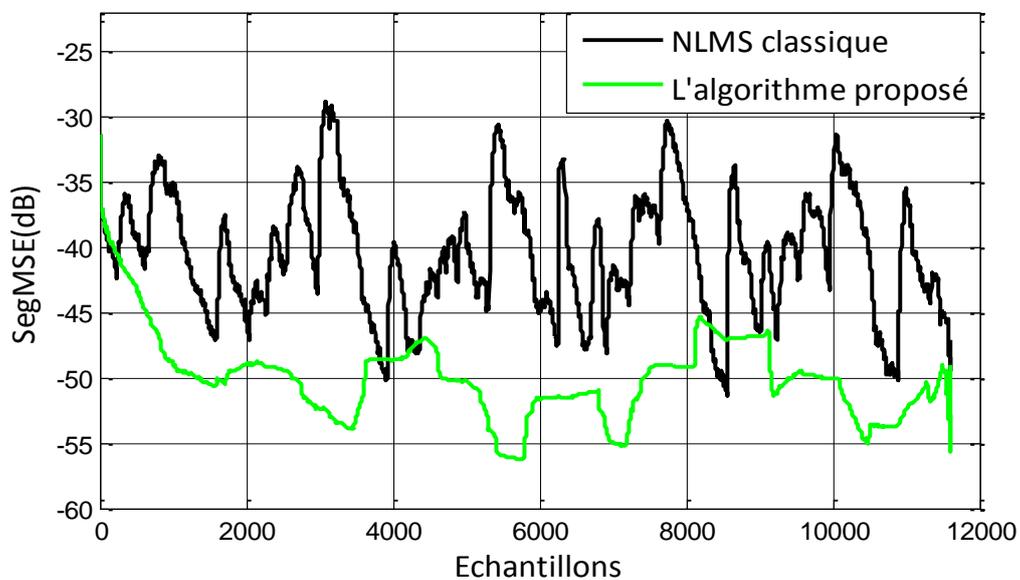


Figure 4. 32 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.

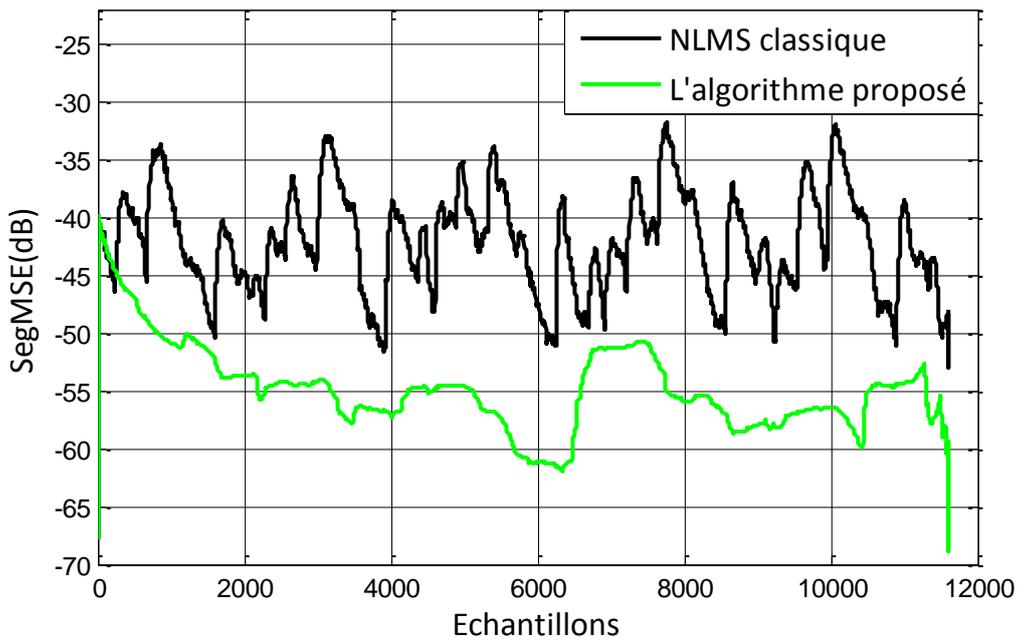


Figure 4. 33 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.

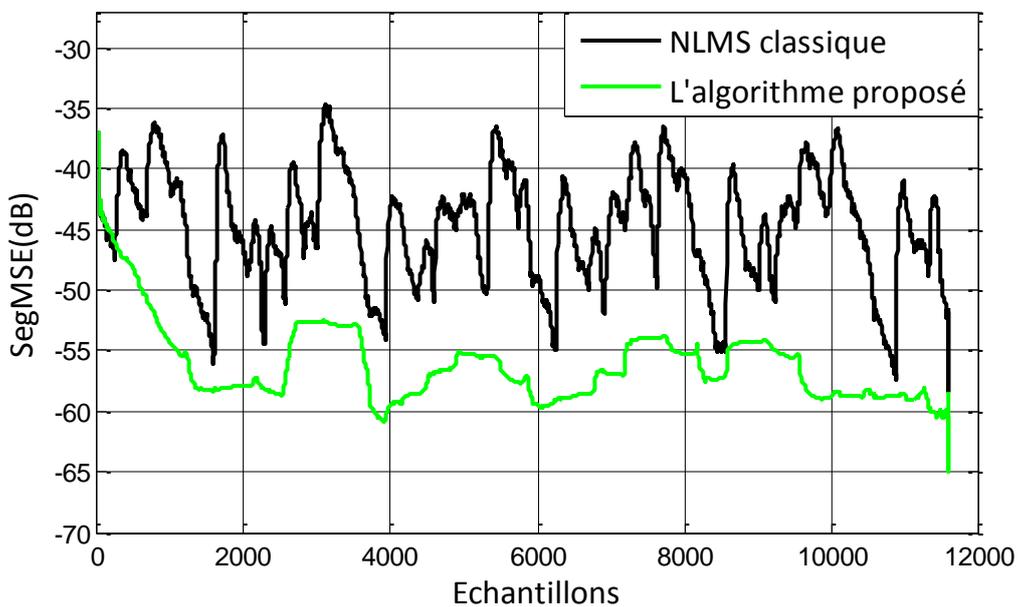


Figure 4. 34 Evaluation du critère SegMSE des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.

D'après les résultats obtenus dans les figures précédentes, nous remarquons la supériorité de l'algorithme proposé (NLMS non paramétrique) par rapport au NLMS classique en termes de la rapidité de convergence et la grande minimisation de l'erreur quadratique moyenne.

Nous remarquons aussi que l'algorithme NLMS non paramétrique a réussi à contrôler l'algorithme NLMS classique sans avoir besoin de la DAV manuelle.

4.6.3 Evaluation du système Mismatch

Nous avons évalué la caractéristique de la vitesse de convergence de l'algorithme proposé et de l'algorithme NLMS classique par l'utilisation du critère SM qui est calculé entre la réponse impulsionnelle réelle et celle estimée. Le critère du SM est estimé par la relation suivante [5]:

$$SM(dB) = 20 \log_{10} \left(\frac{\| \alpha_1 h_1(n) - w(n) \|}{\| \alpha_1 h_1(n) \|} \right) \quad (4.4)$$

a Cas d'un bruit blanc

Les figures 4.35, 4.36 et 4.37 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux algorithmes (NLMS non paramétrique le NLMS classique) avec un bruit blanc à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

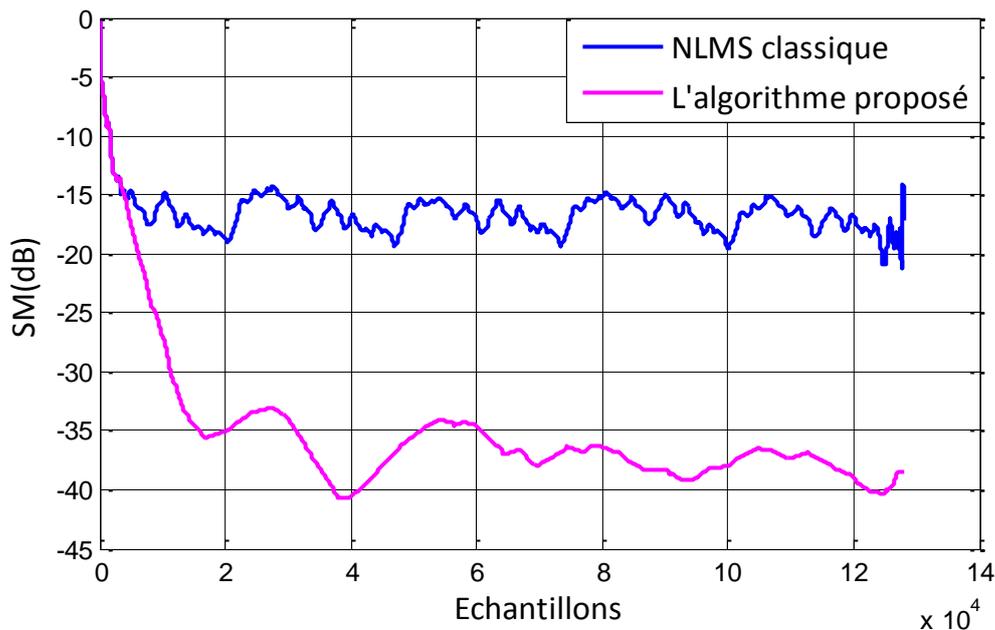


Figure 4. 35 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.

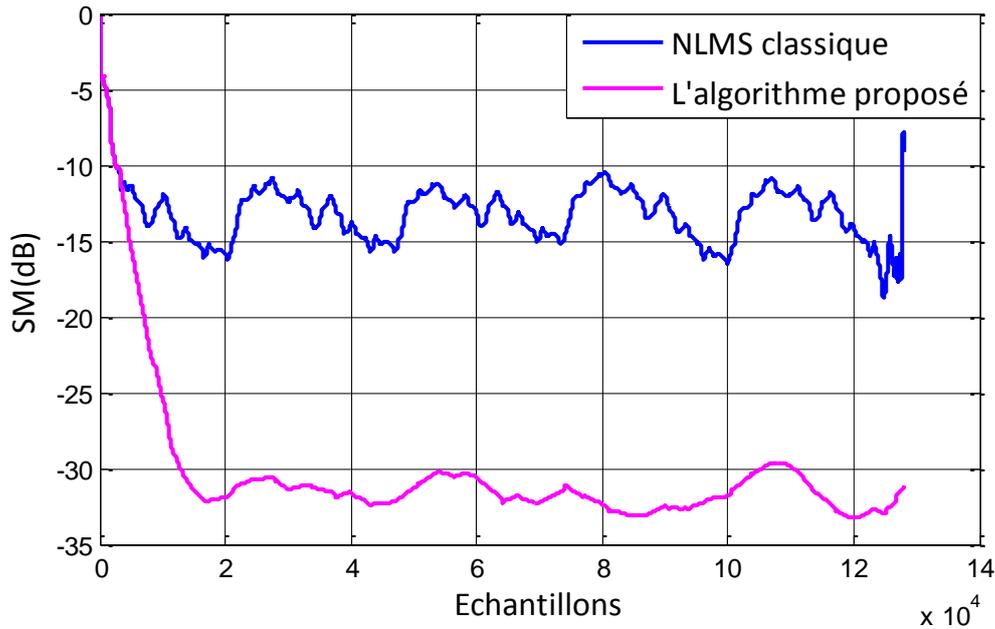


Figure 4. 36 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.

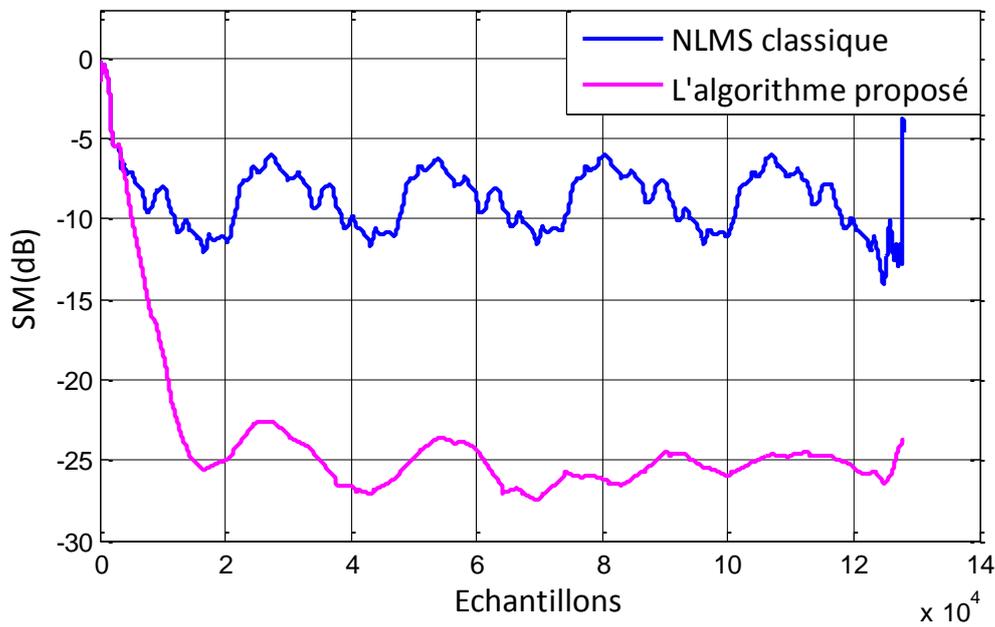


Figure 4. 37 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.

b Cas d'un bruit USASI

Les figures 4.38, 4.39 et 4.40 représentent les résultats obtenus de l'évaluation du critère SM des deux algorithmes (NLMS non paramétrique le NLMS classique) avec un bruit USASI à l'entrée du système. Le SNR d'entrée est de -5 dB, 0 dB et 5dB respectivement.

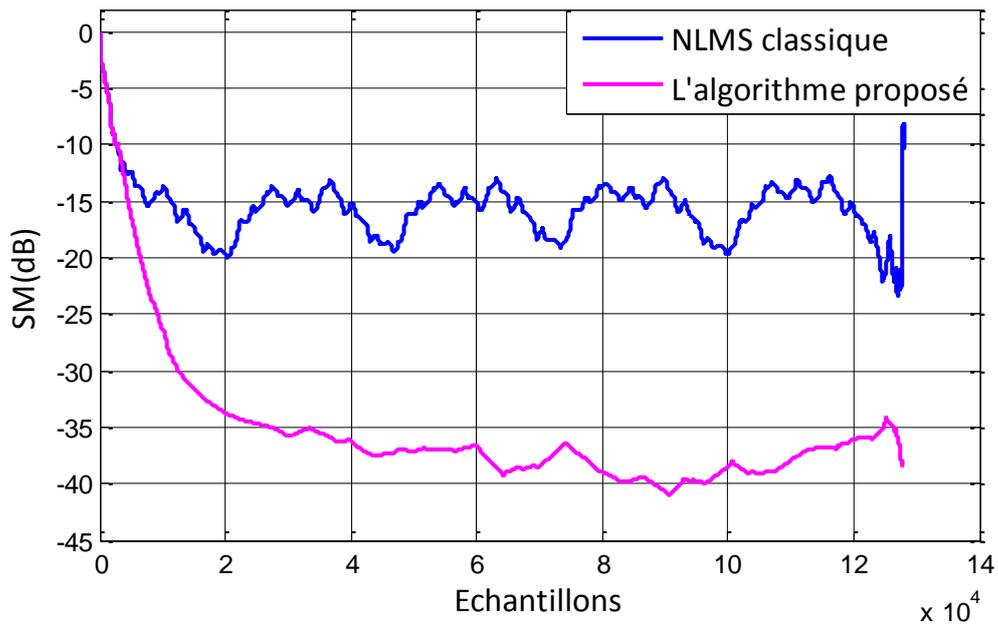


Figure 4. 38 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de -5dB.

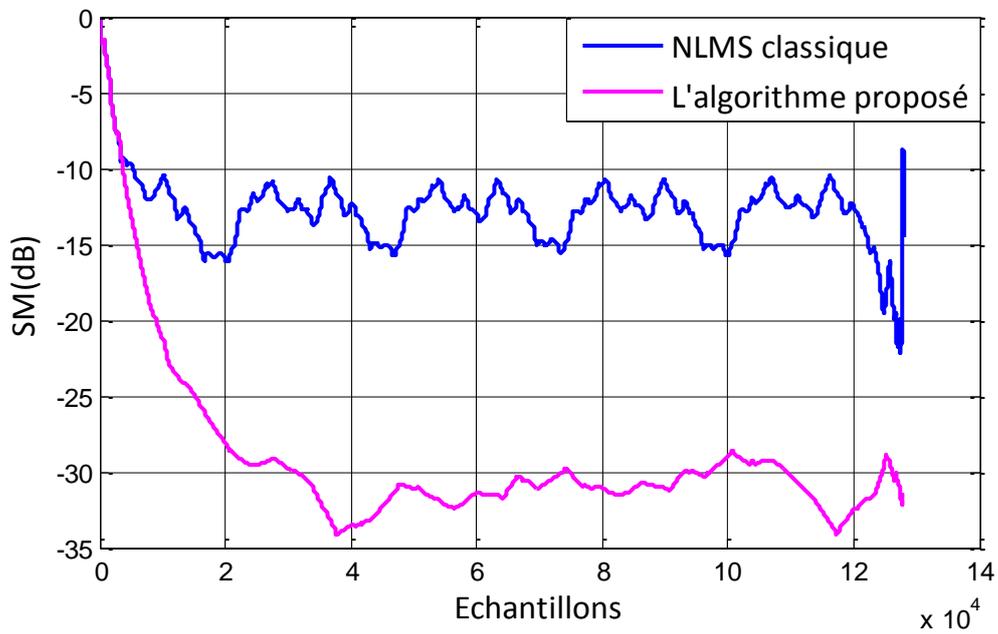


Figure 4. 39 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 0dB.

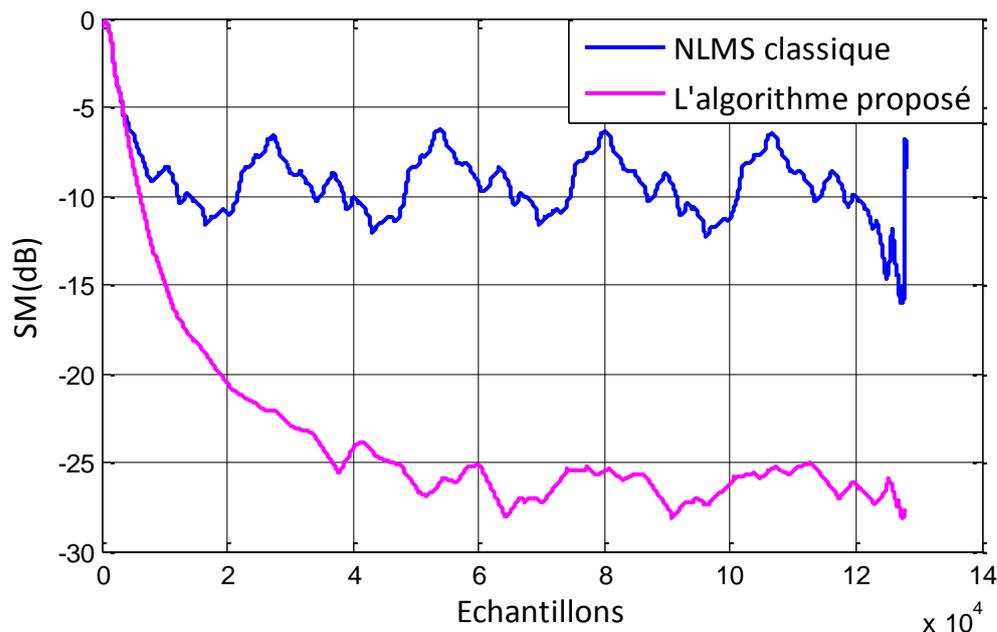


Figure 4.40 Evaluation du système mismatch des deux algorithmes avec SNR d'entrée de 5dB.

Les résultats de l'évaluation temporelle du désajustement des coefficients des filtres $w_1(n)$ et $w_2(n)$ présentés dans les figures précédentes montre bien l'avantage de l'algorithme NLMS non paramétrique par rapport au NLMS classique en terme de vitesse de convergence. Cette différence est remarquable dans le cas d'utilisation du bruit blanc et du bruit USASI à l'entrée du système.

4.7 Conclusion

D'après les résultats de simulation obtenus, on a bien montré que l'algorithme NLMS non paramétrique est très efficace et très utile dans le domaine de la réduction du bruit acoustique dans les systèmes de téléphonie à main libre à bord des véhicules en termes de rapidité de convergence et de faible désajustement.

La simulation des critères de mesure des performances montre bien l'avantage de l'algorithme NLMS non paramétrique par rapport à l'algorithme NLMS classique dans ce domaine en se basant sur une technique automatique sans avoir besoin de la DAV manuelle.

Conclusion générale

L'objectif de ce travail est de donner une étude sur le filtrage adaptatif, pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de parole dans les systèmes téléphonique à mains libres à bord des véhicules, en utilisant des algorithmes adaptatifs.

Au départ, nous avons présenté une généralité sur la parole et le bruit, en précisant leurs caractéristiques principales afin de donner une étude théorique sur ces notions.

En deuxième lieu, nous avons fait une étude générale sur le filtrage adaptatif avec ses algorithmes classiques tels que le LMS, NLMS et le RLS, avant de proposer un autre algorithme NLMS non paramétrique à pas variable.

Ensuite, nous avons entamé la partie pratique de l'ANC, en utilisant les deux algorithmes : le NLMS classique et le NLMS non paramétrique à pas variable pour contrôler l'algorithme NLMS, en présentant leurs principes de fonctionnement et les équations mathématiques nécessaires pour chacun.

Finalement, nous avons fait une étude comparative entre les deux algorithmes en évaluant les critères de mesure de performances tels que le Mismatch (SM), l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE) et le rapport signal sur bruit segmenté (SegSNR).

Nous pouvons conclure que l'algorithme NLMS est automatiquement contrôlé grâce à une technique automatique sans avoir besoin de la DAV manuelle, cette technique a permis d'améliorer les performances de l'algorithme NLMS.

D'autre part, l'algorithme proposé (NLMS non paramétrique) est plus performant que celui du NLMS classique dans le contexte d'annulation adaptative du bruit acoustique, d'après les résultats d'évaluation des critères de performances que nous avons obtenus.

Enfin, Nous concluons que l'algorithme proposé (NLMS non paramétrique) a réussi à atténuer le bruit contenant dans le signal utile, et donner des bonnes performances telles que la vitesse rapide de convergence, et le minimum de distorsion du signal utile en sortie du traitement.

Bibliographie

- [1] A.Amehraye : 'Débruitage perceptuel de la parole', Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure des télécommunications de Bretagne, 2009.
- [2] A.Benchenief : 'Réduction du bruit d'un signal monodimensionnel par le filtrage adaptatif récursif', Mémoire de Magister, Université Mohamed KHEIDER Biskra, 2009
- [3] A.Munoz : 'Rehaussement d'un signal de la parole altéré par un bruit convolutif et additif à l'aide de la transformée en ondelette', Mémoire présenté comme exigence partielle à l'obtention de la maîtrise en génie électrique, Ecole de technologie supérieure, université de Québec, 2006.
- [4] A.Sayoud, H.Rahima : 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme RLS bi-capteur', Mémoire de Master, Université SAAD DAHLEB, Blida, 2016.
- [5] A.Sayoud, M.Djendi, and A.Guessoum : 'A Two-Channel Fast NLMS Algorithm for Speech Enhancement and Acoustic Noise Reduction, University of Blida 1', signal processing and image Laboratory (LATSI), Algeria, October 29-31, Boumerdes, Algeria, 2017.
- [6] B.Boulakdem, Y.R.Hocine : 'Réduction du bruit acoustique par une approche non quadratique de l'erreur', Mémoire de master, Université Saad DAHLEB, Blida, 2017.
- [7] C.Plapous : 'Traitements pour la réduction de bruit, application à la communication parlée', Thèse de doctorat, Université Rennes 1, 2005.
- [8] DELAUNAY S.A.S : 'Solutions d'insonorisations acoustiques sur mesures', 15 rue de la Gare, 60134 Villers Saint Sépulcre, France.
- [9] Francis Cottet : 'Aide-Mémoire Traitement du signal', ISBN 2 10 049690 5, Dunod Paris 2000, Nouvelle présentation 2005.

- [10] F.KHEMIES et A.MORSLI : 'Réduction du bruit acoustique par un algorithme fréquentiel de décorrélation', mémoire de projet de fin d'étude pour l'observation du diplôme master en électronique spécialité Réseaux et Télécommunications, Université Blida 1, 2015
- [11] J.Benesty : 'Traitement des signaux numériques – II Filtrage adaptatif et analyse spectrale', INRS-EMT, 2005.
- [12] J.Benesty : 'Algorithmes de type gradient à complexité de calcul réduite et à capacité de poursuite et vitesse de convergence accrues. Application à l'annulation d'écho acoustique', PRE/ETP 38-40, rue General Leclerc, 92131 ISSY-LES MOLINEAUX, France, 27 Octobre 1992.
- [13] Jacob Benesty, Senior Member, IEEE, Hernán Rey, Leonardo Rey Vega, and Sara Tressens : ' A Nonparametric VSS NLMS Algorithm', IEEE SIGNAL PROCESSING LETTERS, VOL. 13, NO. 10, OCTOBER 2006.
- [14] J.-F. Bercher & P. Jardin : 'Introduction au filtrage adaptatif', - ESIEE Paris, I4-TTS 2003.
- [15] M.OUSERIR et A.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.
- [16] M.Zoulikha, KH.Moukhache : 'Rehaussement de signal de parole par les méthodes adaptatives de réduction de bruit', Mémoire de projet de fin d'études pour l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en électronique, Université Saad DAHLEB, Blida, 2010.
- [17] M.Zoulikha : ' Méthodes améliorés pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de signal de parole ', Mémoire de magister, Université Saad DAHLEB, Blida, 2014.
- [18] R.Bendoumia : 'Annulation du bruit par les méthode de séparation de sources aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques', Thèse de doctorat, Université Blida 1, Blida 2014.
- [19] Y.Aziza : 'Modélisation AR et ARMA de la parole pour une vérification robuste du locuteur dans un milieu bruité en mode dépendant du texte', Mémoire de Magister, Université FERHAT ABBAS Setif ,2013.
- [20] Z.A.ABIDAT : 'Conception d'un système anti-bruit pour des systèmes de ventilation (partie software)', Université de MONTPELLIER II, Septembre 2006.