

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

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

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière : Télécommunications
Spécialité : Réseaux & Télécommunications

Présenté par

Hallaz Azzedine

&

Haddab Idir Mohamed Amine

Rehaussement de la parole par une technique à faible complexité équivalente aux Projections Affines

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Année Universitaire 2023-2024

Remerciements

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à toutes les personnes qui ont contribué à la réalisation de ce projet de fin d'études.

En premier lieu, nous souhaitons remercier notre directeur de mémoire, Professeur DJENDI Mohamed, pour ses précieux conseils, son soutien indéfectible et sa patience tout au long de ce projet. Sa rigueur scientifique et son enthousiasme pour la recherche ont été une source d'inspiration constante.

Nous adressons notre sincère gratitude envers les membres du jury qui ont accepté d'évaluer ce travail. Votre expertise et votre temps consacrés à l'examen de ce mémoire sont grandement appréciés.

Nos remerciements vont également à nos camarades de classe pour leur camaraderie, leur soutien et les nombreuses discussions stimulantes que nous avons eues.

Enfin, nous tenons à exprimer notre gratitude à nos familles et à nos amis pour leur soutien moral et leur encouragement constant. Leur confiance en nous a été un pilier sur lequel nous avons pu nous appuyer tout au long de ce voyage.

Merci à tous.

Je dédie ce projet :

À mon cher père

*À mon cher père **TOUFIK**, aucune dédicace ne saurait exprimer l'amour, l'estime, le dévouement et le respect que j'ai toujours eu pour toi. Ce travail est le fruit de tes sacrifices que tu as consentis pour mon éducation et ma formation. Je te dédie ce travail en témoignage de mon profond amour. Puisse Dieu, le tout puissant, te préserver et t'accorder santé, longue vie et bonheur.*

À ma chère mère

*À ma très chère mère, honorable, aimable **AMEL**, tu représentes pour moi le symbole de la bonté par excellence, la source de tendresse et l'exemple du dévouement qui n'a pas cessé de m'encourager. Ta prière et ta bénédiction m'ont été d'un grand secours pour mener à bien mes études. Aucune dédicace ne saurait être assez éloquente pour exprimer ce que tu mérites pour tous les sacrifices depuis ma naissance, durant mon enfance et même à l'âge adulte.*

À ma chère soeur

*À ma chère sœur **ILHEM**, Ton sourire, ta gentillesse et ta curiosité illuminent mes journées. À travers les rires partagés, les secrets échangés et les moments complices, tu es devenue bien plus qu'une sœur : une amie sincère. Que ce travail soit un témoignage de mon amour pour toi. Puisse-tu toujours poursuivre tes rêves avec la même détermination et la même joie que tu as aujourd'hui.*

À mes chers proches et amis

*Une pensée particulière pour **OUASSIM, ABDERRAHMANE et SOUAD** dont l'amitié sincère, l'amour et le soutien sans faille m'ont porté dans les moments les plus difficiles. À tous ceux qui ont cru en moi et m'ont accompagné dans cette aventure, je vous exprime ma plus profonde gratitude. Ce projet est le fruit de votre amour, de votre confiance et de vos encouragements.*

Hallaz Azzedine

Je dédie ce projet :

À ma chère mère, Hacina,

Ton amour et ton soutien inébranlable ont été la clé de mes réussites académiques depuis mes cinq ans. Ton dévouement et tes encouragements constants ont toujours été une source d'inspiration pour moi. Merci d'avoir été le pilier de ma vie et de m'avoir guidé avec tant de tendresse et de sagesse.

À mon cher père, Mouloud,

Ta présence rassurante et tes sacrifices ont été essentiels à mon éducation. Ta confiance en mes capacités m'a poussé à toujours donner le meilleur de moi-même. Je suis infiniment reconnaissant pour tout ce que tu as fait pour moi.

À ma sœur, Dr Imene,

Ton exemple de réussite et de persévérance a toujours été une source de motivation pour moi. Merci pour ton soutien indéfectible et tes précieux conseils tout au long de mon parcours.

En hommage à mes deux grands-pères Ali & Hocine, paix à leurs âmes,

Votre mémoire et vos encouragements ont toujours résonné en moi. Vous m'avez inculqué l'importance de l'excellence et de la détermination. Ce travail est également dédié à votre souvenir, en témoignage de ma gratitude et de mon profond respect.

Haddab Idir Mohamed Amine

ملخص : دراستنا تركز على الابتكار في معالجة الإشارات الصوتية من خلال تطوير خوارزمية الإسقاط التآلفي المزدوج الاستشعار (APLB). يهدف هذا الأداة إلى تحسين وضوح الكلام عن طريق تخفيف الضوضاء المحيطة. ولتأكيد فعاليته، أجرينا سلسلة من المحاكاة المقارنة، حيث قمنا بمقارنة APLB مع الأساليب المعروفة مثل NLMS و APA و APL. تسلط النتائج التي حصلنا عليها الضوء على الأداء الواعد لمنهجنا في مجال إزالة الضوضاء الصوتية.

كلمات المفاتيح : معالجة الإشارات الصوتية، الإسقاط التآلفي المزدوج الاستشعار، الضوضاء، APL، APA، NLMS، إزالة الضوضاء الصوتية.

Résumé : Notre étude se concentre sur l'innovation en traitement du signal acoustique avec le développement de l'algorithme Affine Projection Like Bi-capteur (APLB). Cet outil vise à optimiser l'intelligibilité de la parole en atténuant les perturbations sonores environnantes. Pour valider son efficacité, nous avons mené une série de simulations comparatives, confrontant l'APLB à des méthodes établies telles que le NLMS, l'APA et l'APL. Les résultats obtenus mettent en lumière les performances prometteuses de notre approche dans le domaine de la débruitation acoustique.

Mots clés : Traitement de signal acoustique, APLB, Perturbation sonores, NLMS, APA, APL, Débruitation acoustique.

Abstract : Our study focuses on innovation in acoustic signal processing through the development of the Affine Projection Like Bi-sensor (APLB) algorithm. This tool aims to optimize speech intelligibility by mitigating surrounding sound disturbances. To validate its effectiveness, we conducted a series of comparative simulations, pitting APLB against established methods such as NLMS, APA, and APL. The results obtained highlight the promising performance of our approach in the field of acoustic denoising.

Keywords : Acoustic signal processing, APLB, Sound disturbances, NLMS, APA, APL, Acoustic denoising.

Listes des acronymes et abréviations

- ANC : Active Noise Cancellation.
- APA : Algorithm Projection Affine.
- APL : Affine Projection Like.
- APLB : Affine Projection Like Bi-capteur.
- dB : décibel.
- DSP : Densité Spectrale de puissance.
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne.
- LMS : Least Mean Squares.
- MSE : Mean Square Error.
- NLMS : Normalized Least Mean Squares.
- RI : Réponse impulsionnelle.
- RLS : Recursive least squares.
- RSB : Rapport Signal à Bruit.
- SM : System Mismatch.
- SNR : Signal to Noise Ratio.
- USASI : United States of American Standard Institut.

Table des matières

Remerciements.....	1
Dédicaces.....	1
Résumé.....	1
Liste des acronymes et abréviations.....	1
Table des matières.....	1
Liste des figures.....	1
Liste des tableaux.....	1
Introduction générale.....	1
Généralité sur la parole et le bruit acoustique.....	2
1.1 Introduction.....	2
1.2 Notions générale sur la parole.....	2
1.2.1 Définition.....	2
1.2.2 Classification des sons de la parole.....	2
1.2.3 Paramètre de signal de parole.....	3
1.2.4 Caractéristiques du signal de parole.....	5
1.2.5 Mesure de son.....	6
1.3 Notion générale sur le bruit.....	7
1.3.1 Définition.....	7
1.3.2 Source de Bruit.....	7
1.3.3 Différentes classes de bruit.....	8
1.3.4 Types de bruit.....	9
1.3.5 Relation Signal sur Bruit SNR.....	9
1.4 Stratégies de réduction de bruit.....	10
1.4.1 Méthode Mono-capteur.....	10
1.4.2 Méthode Bi-capteur.....	11
1.4.3 Méthode Multi-capteur.....	14
1.5 Conclusion.....	15
Les filtres et les algorithmes adaptatifs.....	16
2.1 Introduction.....	16
2.2 Insuffisance du filtrage classique.....	16
2.3 Filtre de Wiener.....	16
2.4 Filtre adaptatif.....	19
2.4.1 Principe du filtrage adaptatif.....	20
2.5 Algorithme adaptatif.....	21
2.5.1 Le choix d'un algorithme adaptatif.....	21
2.5.2 L'algorithme du gradient stochastique LMS.....	21
2.5.3 L'algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS.....	23
2.6 Conclusion.....	24
Suggestion d'un nouvel Algorithme Bi-capteurs équivalent aux Projections Affines (APLB).....	25
3.1 Introduction.....	25

3.2 Algorithme de Projection Affine APA.....	25
3.3 Suggestion d'un algorithme bi-capteurs équivalent aux projections affines.....	28
3.4 Conclusion.....	33
Résultats des simulations.....	34
4.1 Introduction.....	34
4.2 Présentation des signaux de simulation.....	34
4.3 Evaluation du nouvel algorithme proposé.....	38
4.4 Conclusion.....	57
Conclusion générale.....	58
Bibliographie.....	59

Liste des Figures

Figure 1.1 - Sons voisés et non-voisés.....	3
Figure 1.2 - Principe de débruitage mono-capteur.....	11
Figure 1.3 - Mélange convolutif bi-capteurs.....	12
Figure 1.4 -Structure d'annulation adaptative de bruit avec référence.....	13
Figure 1.5 - Structure d'un mélange convolutif multi capteurs (cas général)	15
Figure 2.1 - Représentation schématique d'un filtre Wiener.....	17
Figure 2.2 - Principe d'un filtre adaptatif.....	20
Figure 3.1 - Représentation schématique de l'AP.....	25
Figure 3.2 - Diagramme de fonctionnement de l'APL.....	29
Figure 4.1 - Signal de parole adopté.....	35
Figure 4.2 - Signal de bruit blanc.....	35
Figure 4.3 - Signal de bruit USASI.....	36
Figure 4.4 - Signal de bruit Street (Rue).....	37
Figure 4.5 - Réponse impulsionnelle h_{12}	37
Figure 4.6 - Réponse impulsionnelle h_{21}	38
Figure 4.7 - Le signal mélange m_1	38
Figure 4.8 - Signal du mélange m_2	39
Figure 4.9 - Evaluation temporelle des signaux (bruit blanc).....	40
Figure 4.10 - Comparaison entre RI du filtre réel et RI du NLMS,APA et APL.....	41
Figure 4.11 - Comparaison entre RI réelle et RI du APLB.....	42
Figure 4.12 - Critère SM pour $L=32$ & $RSB=-6$	42
Figure 4.13 - Critère MSE pour $L=32$ & $RSB=-6$	43
Figure 4.14 - Critère SM pour $L=32$ & $RSB=0$	44
Figure 4.15 - Critère MSE pour $L=32$ & $RSB=0$	44
Figure 4.16 - Critère SM pour $L=32$ & $RSB=6$	45
Figure 4.17 - Critère MSE pour $L=32$ & $RSB=6$	45
Figure 4.18 - Critère SM pour $L=128$ & $RSB=-6$	46
Figure 4.19 - Critère MSE pour $L=128$ & $RSB=-6$	46
Figure 4.20 - Critère SM pour $L=128$ & $RSB=0$	47
Figure 4.21 - Critère MSE pour $L=128$ & $RSB=0$	47
Figure 4.22 - Critère SM pour $L=128$ & $RSB=6$	48
Figure 4.23 - Critère MSE pour $L=128$ & $RSB=6$	49
Figure 4.24 - Évaluation temporelle des signaux (bruit USASI).....	50
Figure 4.25 - Comparaison entre RI du filtre réel et RI du NLMS,APA et APL.....	51
Figure 4.26 - Comparaison entre RI réelle et RI du APLB.....	51
Figure 4.27 - Critère SM pour $L=128$ & $M=24$ & $RSB=6$	52
Figure 4.28 - Critère MSE pour $L=128$ & $M=24$ & $RSB=6$	53

Figure 4.29 - Évaluation temporelle des signaux (bruit street).....	54
Figure 4.30 - Comparaison entre RI du filtre réel et RI du NLMS,APA et APL.....	54
Figure 4.31 - Comparaison entre RI réelle et RI du APLB.....	55
Figure 4.32 - Critère SM pour L=64 & M=24 & RSB=6.....	56
Figure 4.33 - Critère MSE pour L=64 & M=24 & RSB=6.....	57

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 - Les sources de bruits et leurs caractéristiques.....	7
Tableau 1.2 - Les différentes natures et comportements du bruit et ses principales classes.....	8
Tableau 1.3 - Classification des différents types de bruit.....	9
Tableau 3.1 - Résumé des équations de l'AP.....	28
Tableau 4.1 - Paramètres utilisés dans notre simulation.....	40

Introduction générale

La parole est un moyen fondamental de communication, utilisé dans une multitude de contextes allant des conversations quotidiennes aux applications professionnelles et technologiques. Cependant, la qualité de la communication peut être compromise par la présence omniprésente du bruit acoustique, qui peut provenir de diverses sources telles que l'environnement, les appareils électroniques ou les interférences électromagnétiques. La réduction du bruit acoustique est donc un enjeu majeur pour garantir la clarté et l'intelligibilité des signaux de parole.

Ce mémoire se concentre sur l'étude et le développement de techniques de réduction de bruit acoustique, visant à améliorer la qualité des signaux de parole dans différents contextes d'application. Pour ce faire, nous explorerons diverses méthodes et algorithmes, en mettant particulièrement l'accent sur les filtres et les techniques adaptatives.

Dans le premier chapitre, nous couvrirons les bases de la parole, du bruit acoustique et des techniques de réduction de bruit. Le deuxième chapitre se penchera sur les filtres et les algorithmes adaptatifs, tandis que les deux derniers chapitres se concentreront sur le développement et le fonctionnement pratique des algorithmes de réduction de bruit acoustique.

En conclusion, nous conclurons ce mémoire en présentant les résultats de simulations réalisées, permettant d'évaluer l'efficacité et la robustesse des techniques de réduction de bruit acoustique étudiées. Ces résultats fourniront des indications précieuses sur l'efficacité des méthodes proposées et ouvriront la voie à de futures recherches dans ce domaine crucial de la communication humaine.

Généralité sur la parole et le bruit acoustique

1.1 Introduction

La parole, vecteur primordial de notre communication, se déploie au sein d'un environnement souvent bruyant et discordant. Face à cette cacophonie ambiante, les acousticiens se sont engagés dans une quête incessante visant à atténuer les interférences sonores et à sublimer la clarté de nos échanges verbaux. Dans ce chapitre, nous plongerons au cœur des méandres du signal de parole, explorant ses intrications avec le bruit et les techniques novatrices conçues pour les démêler. En embrassant les rudiments de la parole et du tumulte sonore, nous ouvrons ainsi la porte à une compréhension éclairée des enjeux et des solutions qui animent l'univers captivant de l'ingénierie acoustique.

1.2 Notions générale sur la parole

1.2.1 Définition

La parole, en tant que modalité de communication humaine, se définit par sa nature acoustique complexe et distinctive, résultant des mécanismes de production articulaire. Physiquement, elle se présente sous forme de fluctuations de pression de l'air émises par l'appareil phonatoire. Ce signal, caractérisé par sa continuité et sa non-stationnarité, est limité en énergie mais peut être considéré comme stationnaire dans de courts intervalles temporels. Les fréquences typiques de la parole, situées entre 100 Hz et 400 Hz, jouent un rôle crucial dans son identification individuelle. [1]

1.2.2 Classification des sons de la parole

La classification des sons de la parole revêt une importance capitale dans la compréhension et l'analyse des signaux acoustiques émis lors de la communication humaine. Ces sons peuvent être regroupés en trois catégories distinctes : les sons voisés, les sons non voisés et les silences. [2]

- **Sons voisés**, tels que les voyelles (a, e, i, o, u, y), se caractérisent par leur nature quasi périodique, résultant de l'excitation du conduit vocal par des impulsions périodiques de pression. Ces sons sont riches en harmoniques et présentent une fréquence fondamentale appelée pitch. Par exemple, lors de la

production du son "a", les cordes vocales vibrent de manière périodique, générant un son avec une fréquence fondamentale spécifique et des harmoniques multiples.

- **Sons non voisés**, comme certaines consonnes (p, t, k, s), se distinguent par leur absence de structure périodique. Ils résultent généralement de l'écoulement libre de l'air par la glotte sans vibration des cordes vocales. Par exemple, lors de la production du son "s", l'air est expulsé à travers un rétrécissement dans le conduit vocal, créant un bruit d'écoulement sans périodicité.

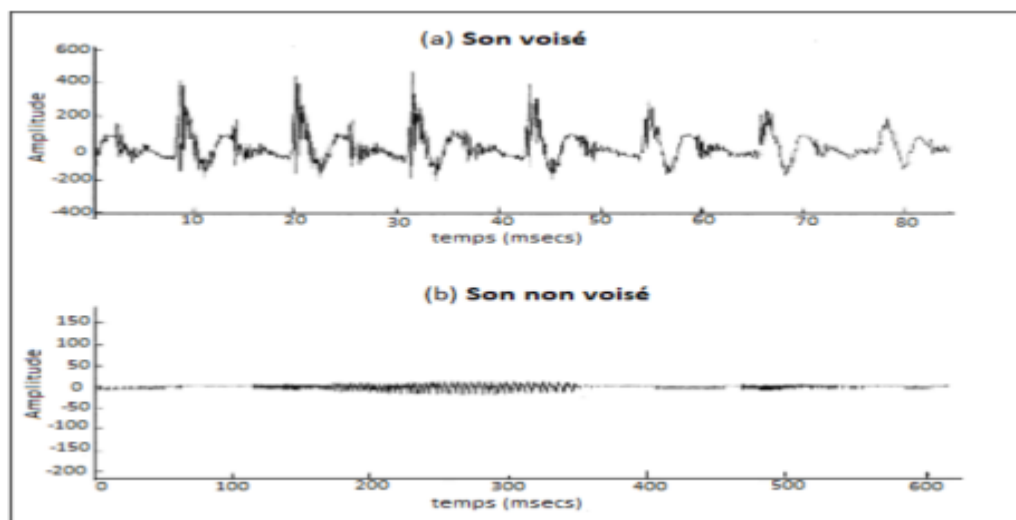


Fig.1.1 - Sons voisés et non-voisés.

- **Silences** représentent les intervalles où aucun signal utile n'est présent. Bien que souvent négligeables en énergie par rapport au signal utile, ils peuvent être associés à divers types de bruits d'origines variées, comme des bruits de fond environnementaux ou des pauses intentionnelles dans la parole pour marquer des séparations syntaxiques ou des intentions communicatives.

1.2.3 Paramètre de signal de parole

L'analyse du signal de parole implique l'évaluation de plusieurs paramètres essentiels, dont la fréquence fondamentale, l'énergie et le spectre, qui peuvent être définis mathématiquement. [1]

- **Fréquence fondamentale (f)** d'un signal vocal, mesurée en (Hz) et peut être déterminée en calculant la période T , qui est l'inverse de la fréquence fondamentale, à partir de l'enveloppe temporelle du signal. Mathématiquement, la période T peut être exprimée comme :

$$T = \frac{1}{f} \quad (1.1)$$

Cette période représente la durée entre deux cycles successifs du signal périodique, tels que ceux produits par les cordes vocales lors de la phonation des sons voisés et elle peut varier :

- De 80 Hz à 200 Hz pour une voix masculine.
 - De 150 Hz à 450 Hz pour une voix féminine.
 - De 200 Hz à 600 Hz pour une voix d'enfant.
- **Énergie (E)** du signal de parole peut être calculée en intégrant la puissance instantanée du signal sur une période de temps donnée. Mathématiquement, l'énergie peut être définie comme :

$$E = \int_{t_1}^{t_2} |x(t)|^2 dt \quad (1.2)$$

Où :

- E : L'énergie du signal.
- $x(t)$: Le signal de parole en fonction du temps.
- (t_1) et (t_2) : Les instants de début et de fin de la période de temps sur laquelle l'énergie est calculée.

- $|x(t)|^2$: La puissance instantanée du signal, étant le carré de la valeur absolue de $x(t)$.
- **Spectre** du signal de parole peut être obtenu en appliquant une transformation de Fourier au signal dans le domaine temporel pour le convertir en domaine fréquentiel. Cela permet d'analyser la distribution de l'énergie du signal par rapport aux différentes fréquences. Mathématiquement, la transformation de Fourier d'un signal $x(t)$ est donnée par :

$$X(f) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.3)$$

Où :

- $X(f)$: La représentation fréquentielle du signal.
- $x(t)$: Le signal dans le domaine temporel.
- $(e^{-j2\pi ft})$: La fonction exponentielle complexe qui fait partie de la transformation de Fourier.
- (f) : La fréquence en hertz.
- (t) : Le temps en secondes.
- (dt) : L'élément différentiel du temps utilisé dans l'intégration.

1.2.4 Caractéristiques du signal de parole

- **Nature Périodique et Non-stationnaire**

Le signal de parole $x(t)$ est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais peut être considéré comme quasi-stationnaire sur de courtes fenêtres temporelles ($\Delta t \approx 20 - 30 \text{ ms}$) Pour une fenêtre temporelle

$$T_w : x(t) \approx \text{stationnaire pour } t \in [t_0, t_0 + T_w]. [3]$$

- **Périodicité et Pseudo-périodicité**

Le signal de parole présente une structure périodique, ou pseudo-périodique, environ 70 % du temps. Pendant ces périodes, les sons vocaux sont produits de manière régulière. Cette pseudo-périodicité peut être modélisée par une fonction périodique avec des périodes de silence ou de bruit.

Si T est la période fondamentale : $x(t) \approx x(t + T)$ pour les périodes pseudo-périodiques.

- **Largeur de Bande du Signal :**

La bande passante du signal de parole peut être large ou limitée. Généralement, la bande de fréquence est comprise entre $f_{min} = 0 \text{ Hz}$ et $f_{max} = 8000 \text{ Hz}$.

Cette caractéristique spectrale est fondamentale pour le traitement et l'analyse du signal de parole.

1.2.5 Mesure de son

Dans le domaine de la mesure du son, en plus des microphones et des haut-parleurs, il existe d'autres transducteurs électroacoustiques moins connus mais tout aussi importants pour diverses applications : [4]

- **Capteurs de vibrations**

Les capteurs de vibrations convertissent les vibrations mécaniques en signaux électriques. La relation entre la force de vibration $F(t)$ et la sortie électrique $V(t)$ du capteur est donnée par :

$$V(t) = kv \cdot F(t) \quad (1.4)$$

où :

kv est le coefficient de sensibilité du capteur.

- **Hydrophones**

Les hydrophones transforment les variations de pression acoustique sous-marine $P(t)$ en signaux électriques. La relation est :

$$V(t) = kh \cdot P(t) \quad (1.5)$$

où :

kh est le coefficient de sensibilité du hydrophone.

Les hydrophones sont utilisés pour des applications telles que :

- Océanographie
- Recherche sous-marine
- Surveillance des écosystèmes aquatiques
- Détection des sons sous-marins (e.g., vocalisations des mammifères marins, bruits des bateaux, activités sismiques)

1.3 Notion générale sur le bruit

1.3.1 Définition

Le bruit, en acoustique, désigne toute perturbation indésirable ajoutée au signal utile dans une chaîne de mesure ou de transmission. Il altère la qualité de la communication en introduisant un son non désiré, souvent perçu comme gênant ou désagréable. Techniquement, il se présente sous forme de vibrations aléatoires de l'air, se propageant sous forme d'ondes sonores. Cette interférence audible peut perturber la transmission d'informations claires et compréhensibles, affectant la concentration, le sommeil et la santé en général.[1]

1.3.2 Source de Bruit

Les bruits se divisent en deux catégories principales : les bruits additifs, provenant d'agents externes, et les bruits multiplicatifs, résultant de distorsions internes. Les bruits additifs peuvent être atténués par des techniques de blindage, tandis que le bruit de fond reste souvent invariant.

Tableau 1.1 - Les sources de bruits et leurs caractéristiques.

Sources de Bruit	Caractéristiques	Exemples
Bruits Additifs (Externes)	Proviennent d'agents extérieurs	Bruits cosmiques - Bruits atmosphériques - Parasites générés par équipements électriques industriels
Bruits Multiplicatifs (Internes)	Résultent de distorsions induites par la voie de communication	Bruit de fond généré par des commutations de courants - Bruit thermique dans les circuits passifs (résistances) - Bruit de grenaille dans les composants actifs (diodes, transistors)

1.3.3 Différentes classes de bruit

Les classes de bruit varient selon leur structure, leur comportement temporel, leur bande de fréquence, leur dépendance, ainsi que leurs propriétés statistiques et spatiales.

Tableau 1.2 - Les différentes natures et comportements du bruit et ses principales classes

Propriétés	Types
Structure	Continu : Le bruit est constant dans le temps. Impulsif : Le bruit est caractérisé par des impulsions soudaines et brèves. Périodique : Le bruit se répète à intervalles réguliers.
Type d'interaction	Additif : Le bruit s'ajoute au signal utile. Multiplicatif : Le bruit modifie le signal utile de manière multiplicatrice. Convolutif : Le bruit est le résultat de la convolution du signal utile avec un autre signal.
Comportement temporel	Stationnaire : Les caractéristiques statistiques du bruit restent constantes dans le temps. Non-stationnaire : Les caractéristiques statistiques du bruit varient dans le temps.
Bande de fréquence	Étroite : Le bruit est concentré sur une plage restreinte de fréquences. Large : Le bruit couvre une large gamme de fréquences.
Dépendance	Corrélé : Le bruit est lié au signal utile. Décorrélé : Le bruit est indépendant du signal utile.
Propriétés statistiques	Dépendants : Les caractéristiques du bruit sont influencées par celles du signal utile. Indépendants : Les caractéristiques du bruit ne sont pas influencées par celles du signal utile.
Propriétés spatiales	Cohérents : Le bruit présente une corrélation spatiale. Incohérents : Le bruit ne présente pas de corrélation spatiale.

1.3.4 Types de bruit

Les bruits acoustiques peuvent être classés en plusieurs catégories distinctes, chacune ayant ses propres caractéristiques et sources. Pour une meilleure compréhension de ces différents types, ils sont présentés de manière synthétique dans le tableau ci-dessous.

Tableau 1.3 - Classification des différents types de bruit

Types de Bruit	Caractéristiques	Exemple
Bruit blanc	Distribution uniforme de l'énergie sur tout le spectre des fréquences. Puissance égale dans chaque bande de fréquence.	Bruit électronique, bruit thermique.
Bruits Colorés	Densité spectrale de puissance (DSP) varie selon la fréquence. Différents spectres pour différents types de bruit coloré.	Bruit rose : décroissance de puissance proportionnelle à l'inverse de la fréquence. Bruit brun : décroissance plus rapide.
Bruit Acoustique	Généré par les mouvements des sources environnementales. Peut masquer ou altérer les signaux de parole.	Bruit des véhicules, des appareils de chauffage ou de climatisation.
Bruit USASI	Bruit rose filtré avec une distribution spécifique de l'énergie sur différentes bandes de fréquences. Utilisé dans les tests d'évaluation de la qualité audio.	Communications dans les avions, transmissions radio.

1.3.5 Relation Signal sur Bruit SNR

Le RSB, aussi connu sous le nom de SNR (Signal to Noise Ratio en anglais), est un indicateur de la qualité d'un signal. Il représente l'ampleur de la dégradation d'un signal informatif causée par un bruit non informatif. Il sert à évaluer un système de transmission en comparant la valeur du signal à l'entrée du système à celle de la sortie, ou à juger la performance de différentes techniques de traitement de signal.

La relation qui donne le RSB implique P_s et P_b , qui représentent respectivement la puissance du signal et la puissance du bruit : [5]

$$SNR = \frac{P_s}{P_b} \quad (1.6)$$

En décibel :

$$SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left(\frac{P_s}{P_b} \right) \quad (1.7)$$

Où :

- SNR_{dB} : Le rapport signal sur bruit en décibels.
- P_s : La puissance du signal.
- P_b : La puissance du bruit.

1.4 Stratégies de réduction de bruit

Les techniques de réduction de bruit se déclinent en trois principales méthodes, chacune de ces méthodes propose des stratégies distinctes pour atténuer les perturbations sonores indésirables et améliorer la qualité des signaux. [1]

1.4.1 Méthode Mono-capteur

Dans la méthode mono-capteur, on se base sur une seule observation pour distinguer le signal vocal du bruit à l'aide d'un algorithme adaptatif. Le son capté par le microphone est perçu comme une combinaison d'un signal souhaité et d'un bruit indésirable à éliminer. [6]

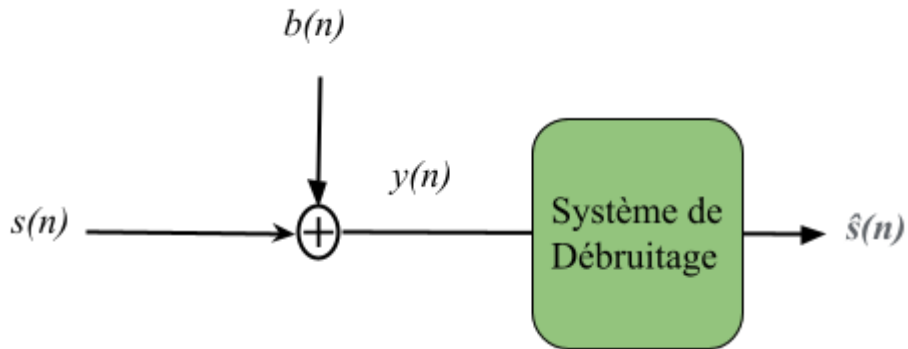


Fig. 1.2 - Principe de débruitage mono-capteur.

Où :

- $s(n)$: Le signal de la parole.
- $b(n)$: Le bruit.
- $y(n)$: Le signal de la parole bruité .
- $\hat{s}(n)$: Le signal de la parole après débruitage.

1.4.2 Méthode Bi-capteur

Les techniques bi-capteurs sont couramment utilisées pour réduire le bruit et améliorer la qualité de la parole. Elles impliquent l'utilisation de deux microphones au lieu d'un seul pour éliminer le bruit environnant. Cette approche permet une meilleure séparation entre le signal utile et le bruit. [6]

- **Mélange convolutif bi-capteurs**

Dans un système bi-capteur, le mélange convolutif combine les signaux de deux microphones captant à la fois la parole et le bruit. Ce processus est représenté par une convolution des signaux de chaque microphone. Le but est de séparer la parole du bruit pour améliorer la qualité audio, souvent réalisé par des techniques comme les filtres adaptatifs.

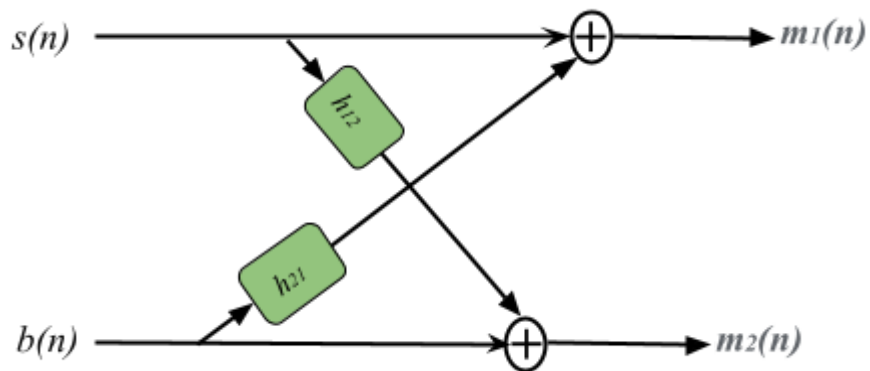


Fig. 1.3 - Mélange convolutif bi-captifs.

Dans cette structure les deux microphones captent deux signaux bruités $m_1(n)$ et $m_2(n)$. On a les équations des signaux observés à la sortie de ce mélange sont écrit comme suit :

$$m_1(n) = s(n) + \alpha_1 b(n) \times h_{21}(n) \quad (1.8)$$

$$m_2(n) = b(n) + \alpha_2 s(n) \times h_{12}(n) \quad (1.9)$$

Où :

- h_{21} et h_{12} représentent les impacts de l'interaction mutuelle entre les signaux.
- $s(n)$ et $b(n)$ sont respectivement, deux sources ponctuelles de parole et de bruit.
- α_1 : Coefficient utilisé pour gérer l'interférence du bruit sur le canal 1.
- α_2 : Coefficient utilisé pour gérer l'interférence du bruit sur le canal 2.

Avec :

$$RSB_1 = 10 \log_{10} \left(\frac{E_s}{\alpha_1 E_b} \right) \Rightarrow \alpha_1 = \sqrt{\frac{E_s}{E_b} 10^{\frac{-RSB_1}{10}}} \quad (1.10)$$

$$RSB_2 = 10 \log_{10} \left(\frac{E_s}{\alpha_2 E_b} \right) \Rightarrow \alpha_2 = \sqrt{\frac{E_s}{E_b} 10^{\frac{+RSB_2}{10}}} \quad (1.11)$$

- **Annulation Adaptative du Bruit (ANC)**

Elle utilise des filtres adaptatifs pour analyser en temps réel le signal capté par un microphone, générant ainsi un signal de compensation pour atténuer le bruit de fond. En ajustant les coefficients du filtre de manière adaptative, l'ANC ajoute un signal anti-bruit au signal d'entrée pour réduire efficacement le niveau de bruit perçu. [7]

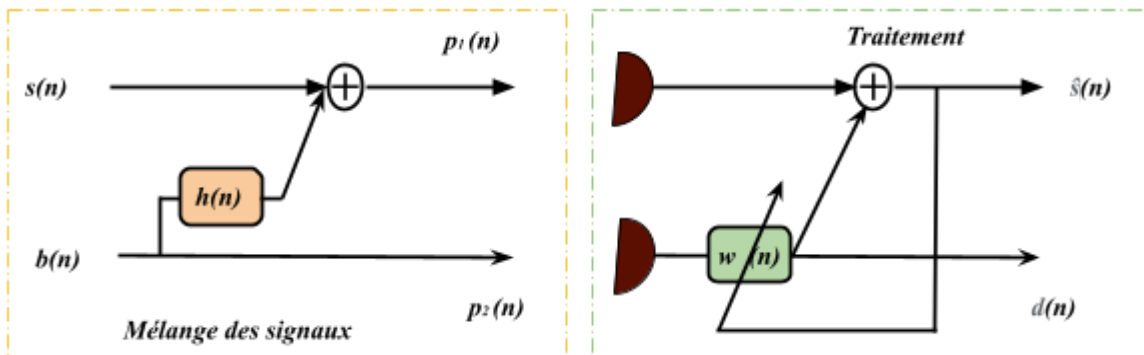


Fig. 1.4 -Structure d'annulation adaptative de bruit avec référence.

Considérons une observation bruitée $p_1(n)$ d'un signal $s(n)$, c-à-d :

$$p_1(n) = s(n) + b_1(n) \quad (1.12)$$

Où :

$$b_1(n) = b(n) * h_1(n) \quad (1.13)$$

avec * représentant la convolution.

Supposons que nous disposons d'un second capteur fournissant un bruit $p_2(n)$ fortement corrélé à $b_1(n)$, mais non corrélé avec le signal $s(n)$.

- **Relation entre les bruits**

La relation entre $b_1(n)$ et $b(n)$ est supposée linéaire. L'objectif de l'ANC est de filtrer $p_2(n)$ de manière à obtenir la meilleure estimation de $b_1(n)$, minimisant l'erreur quadratique.

- **Formule du signal de sortie**

Le signal de sortie est donné par :

$$e(n) = p_1(n) - p_2(n) * w(n) \quad (1.14)$$

- **Décomposition des signaux**

Les signaux $p1(n)$ et $p2(n)$ sont :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_1(n) \quad (1.15)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_2(n) \quad (1.16)$$

En substituant $p1(n)$ et $p2(n)$ dans la formule du signal de sortie, nous obtenons :

$$\hat{s}(n) = (s(n) + b(n) * h_1(n)) - (b(n) + s(n) * h_2(n)) * w(n) \quad (1.17)$$

$$\hat{s}(n) = b(n) * (h_1(n) - w(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_2 * w(n)) \quad (1.18)$$

- **Condition d'optimisation**

À L'optimum, $w(n)$ doit égalé $h_1(n)$:

$$w_{opt}(n) = h_1(n) \quad (1.19)$$

Ainsi, le signal estimé $\hat{s}(n)$ égale le signal original :

$$\hat{s}(n) = s(n) \quad (1.20)$$

1.4.3 Méthode Multi-capteur

La méthode multi-capteur, ou beamforming spatial, utilise plusieurs capteurs (microphones) pour capturer plusieurs signaux audio ou bruit, exploitant les différences de temps d'arrivée et d'amplitude entre les capteurs pour améliorer la qualité du signal et réduire le bruit. Les signaux de source $s(n) = [S_1(n), S_2(n), \dots, S_\varphi(n)]$ subissent une convolution avec les réponses impulsionnelles $h_{ip}(k)$ pour chaque canal. La correspondance entre les signaux source et les observations est établie par la relation suivante :

$$m_p(n) = \sum_{i=1}^{\varphi} \sum_{k=0}^{M-1} h_{ip}(k) s_i(n - k), \quad p = 1, 2, \dots, \Psi$$

Où :

- Ψ : Le nombre de mélanges.
- φ : Le nombre de sources.
- M : La longueur de réponses impulsionnelles.

Le schéma général du mélange est présenté ci-dessous :

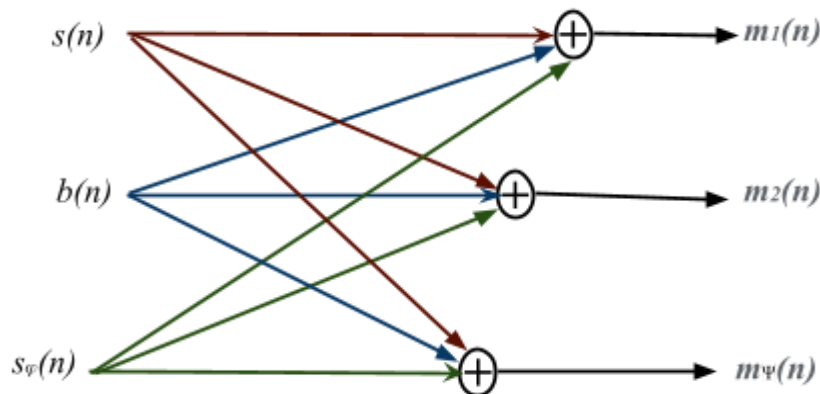


Fig. 1.5 - Structure d'un mélange convolutif multi capteurs (cas général).

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les bases de la parole et du bruit acoustique, ainsi que les différentes stratégies de réduction du bruit. Nous avons examiné les approches mono-capteur, bi-capteur et multi-capteur pour atténuer le bruit dans les signaux audio. Dans le prochain chapitre, nous aborderons le filtrage et les algorithmes adaptatifs, des outils essentiels pour améliorer la qualité des signaux audio.

Filtres et les algorithmes adaptatifs

2.1 Introduction

Dans cette étude, nous plongerons dans le monde du traitement numérique du signal, en nous focalisant sur le filtrage adaptatif, une discipline dont l'importance découle de son application dans divers domaines des télécommunications. Inspiré par les travaux de Bernard Widrow et Marcian Hoff à l'université de Stanford dans les années 1950, le filtrage adaptatif repose sur l'association d'un filtre numérique et d'un algorithme d'ajustement automatique pour résoudre un éventail de problèmes, allant du traitement vocal à la réduction du bruit en passant par l'annulation de l'écho. Dans ce deuxième chapitre, nous explorerons en profondeur le filtrage de Wiener et le filtrage adaptatif, ainsi que les algorithmes clés qui y sont associés, tels que LMS (Least Mean Square) et NLMS (Normalized Least Mean Square).

2.2 Insuffisance du filtrage classique

Malgré son efficacité dans de nombreux cas, le filtrage classique peut échouer à isoler le signal souhaité lorsque le bruit partage des caractéristiques similaires, comme c'est le cas avec le bruit aléatoire. Cela met en lumière la nécessité de développer des méthodes plus sophistiquées et adaptatives pour les environnements bruyants.

2.3 Filtre de Wiener

Le filtre de Wiener est une technique linéaire de traitement du signal, utilisée pour atténuer le bruit et récupérer un signal altéré par des perturbations. Il fonctionne en minimisant l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal souhaité et le signal produit. Cette méthode ne peut être mise en œuvre que lorsque le bruit et le signal sont stationnaires. Le filtre de Wiener utilise une approche mathématique qui tient compte des informations statistiques préalables du signal original et du bruit qui l'affecte. Grâce à ces informations, le filtre est capable d'estimer la part du bruit et de la soustraire du signal initial pour obtenir un signal plus net. L'objectif principal de ce filtre est de générer une sortie qui se rapproche le plus possible d'une réponse désirée, notée $d(n)$. [8]

Une représentation schématique d'un filtre de Wiener serait illustrée dans la figure ci-dessous :

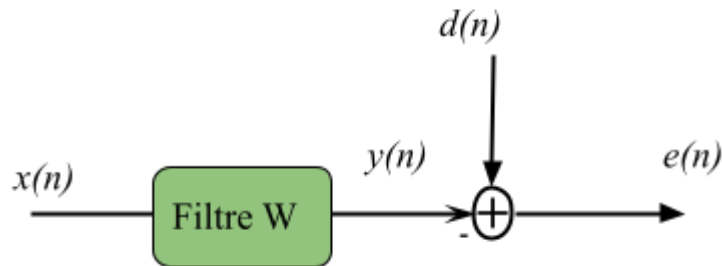


Fig. 2.1 - Représentation schématique d'un filtre Wiener.

On définit :

- $x(n)$: Signal d'entrée.
- w : Filtre Wiener (d'estimation).
- $y(n)$: Signal de sortie du filtre adaptatif.
- $e(n)$: signal d'erreur entre la réponse désirée et la sortie du filtre.
- $d(n)$: signal désiré (référence).

La sortie de filtre est donnée par :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} w_i x(n - i) \quad \text{avec : } n = 0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

La notation vectorielle :

$$y(n) = \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n) = \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (2.2)$$

où \mathbf{w} désigne un vecteur de N coefficients avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{N-1}]^T \quad (2.3)$$

2.3.1 Erreur quadratique moyenne

L'erreur quadratique moyenne (EQM) est une mesure utilisée pour évaluer la précision d'un modèle ou d'un système de traitement du signal dans les systèmes de communication numérique. L'objectif principal de ces systèmes est de minimiser les erreurs lors de la transmission de l'information. Pour évaluer ces erreurs, on peut utiliser l'EQM, et la fonction de coût sert de référence pour réduire l'erreur en utilisant des filtres optimaux.

$$J = E \{ e^2(n) \} \quad (2.4)$$

Où :

J : La fonction coût

E : L'espérance mathématique.

Le signal d'erreur est donné par :

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

2.3.2 Principe d'orthogonalité

Le vecteur \mathbf{w}_{opt} est optimal lorsqu'il rend le gradient nul :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 0 \quad (2.6)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\} = - 2E \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \quad (2.7)$$

Lorsque nous atteignons l'optimum, nous aurons :

$$E \{ e_{min} \mathbf{x}(n) \} = 0 \quad (2.8)$$

Quand l'erreur $e(n)$ atteint sa valeur la plus basse cela signifie que le minimum $e_{min}(n)$ à été obtenu. A ce moment-là $\mathbf{x}(n)$ et $e(n)$ sont orthogonaux, ce qui correspond à l'état optimal.

Selon le principe d'orthogonalité, les entrées $x(n - i)$, pour lesquelles $0 < i < N - 1$, sont indépendantes de l'erreur $e_{min}(n)$, ce qui signifie qu'elles sont décorrélées.

Toujours dans le cas optimal, nous avons :

$$e_{min} = d(n) - [\mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}_{opt}] \quad (2.9)$$

On développant l'équation (2.8), on aura :

$$E \{ \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}_{opt}] \} = 0 \quad (2.10)$$

$$E [\mathbf{x}(n) d(n)] = E [\mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T] \mathbf{w}_{opt} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{R}_{xd} = \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{opt} \quad (2.12)$$

Donc on peut écrire l'équation de Wiener sous la forme :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{R}_{xd} \quad (2.13)$$

Où :

$$\text{La matrice d'autocorrélation : } \mathbf{R}_{xx} = E \{ \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T \} \quad (2.14)$$

$$\text{La matrice d'intercorrélacion : } \mathbf{R}_{xd} = E \{ \mathbf{x}(n) d(n) \} \quad (2.15)$$

2.4 Filtre adaptatif

Dans cette partie, nous allons étudier une technique de filtrage appelée filtrage adaptatif. Cette méthode révolutionnaire offre une capacité de réaction instantanée (en temps réel) face aux variations du signal et de son contexte, offrant ainsi une souplesse inégalée dans le domaine du traitement numérique du signal.

2.4.1 Principe du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif repose sur la capacité d'un filtre à ajuster ses coefficients de manière itérative en fonction des caractéristiques changeantes du signal d'entrée. Contrairement aux filtres traditionnels dont les réglages sont figés, les filtres adaptatifs exploitent des algorithmes sophistiqués pour analyser en permanence le signal entrant et s'ajuster en conséquence. Cette adaptation dynamique permet d'atteindre une performance optimale dans des environnements variables et imprévisibles.

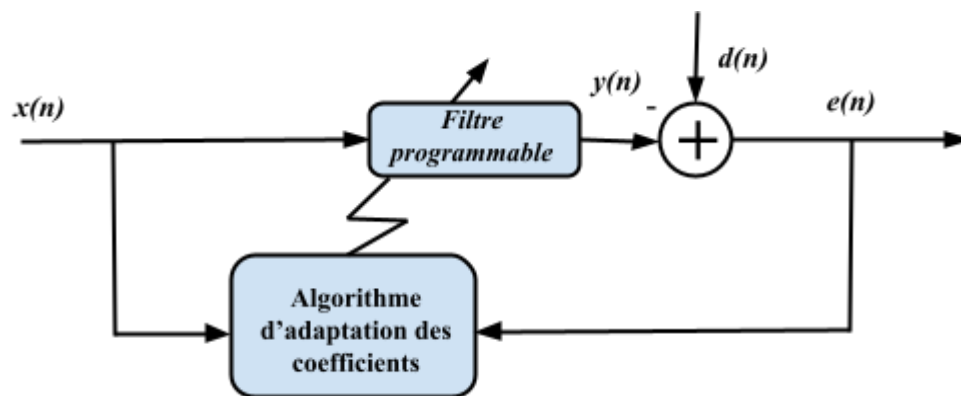


Fig. 2.2 Principe d'un filtre adaptatif.

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 .

Le processus de ce filtrage comprend deux étapes :

- Premièrement, le signal d'entrée $x(n)$ est traité par un filtre $w(n)$, générant un signal de sortie $y(n)$ qui est comparé au signal désiré $d(n)$.
- Deuxièmement, un algorithme d'adaptation prédéfini est employé pour calculer les coefficients du filtre $w(n)$, dans le but de minimiser le signal d'erreur $e(n) = d(n) - y(n)$. Dans certains cas, il est nécessaire de diminuer $e(n)$ jusqu'à ce qu'il atteigne zéro (le cas parfait théoriquement). À ce moment, les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter.

2.5 Algorithme adaptatif

Un algorithme adaptatif dans le traitement du signal ajuste les paramètres d'un filtre numérique en fonction du signal reçu pour optimiser la qualité du signal de sortie. Il utilise un signal de référence pour calculer et minimiser l'erreur entre le signal désiré et le signal filtré.

2.5.1 Le choix d'un algorithme adaptatif

Lors du choix d'un algorithme adaptatif, plusieurs critères doivent être pris en compte pour garantir son efficacité dans une application spécifique :

- **Type et complexité du signal** : Sélectionnez un algorithme adaptatif en fonction du type de signal (audio, vidéo, etc.) et de sa complexité.
- **Niveau et nature du bruit** : L'algorithme choisi doit gérer efficacement le niveau et la nature du bruit dans le signal.
- **Adaptabilité et robustesse** : La capacité d'adaptation de l'algorithme à des changements dans les conditions du signal et de l'environnement est un facteur crucial.
- **Ressources disponibles** : Il est important de prendre en compte les ressources matérielles disponibles, telles que la mémoire, la puissance de calcul et le temps de réponse, lors du choix d'un algorithme adaptatif.

2.5.2 L'algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme du gradient stochastique LMS (Least Mean Square) est une méthode couramment utilisée pour adapter un filtre linéaire dans le traitement de signal. Son principal objectif est de minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la sortie du filtre et le signal désiré. [8]

On a l'équation de $e(n)$:

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (2.16)$$

Et l'équation de l'algorithme de gradient déterministe est donnée par :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \mathbf{g}(n) \quad (2.17)$$

Avec :

$$\mathbf{g}(n) = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (2.18)$$

Et :

$$0 < \mu < \frac{1}{L\sigma_x^2} \quad (2.19)$$

Où :

- $\mathbf{g}(n)$: Le gradient de la fonction coût.
- μ : Le pas d'adaptation.
 - σ_x^2 : L'énergie du signal d'entrée.
 - L : La taille de filtre adaptatif.

Lorsqu'on utilise l'algorithme du gradient pour résoudre l'équation de Wiener Hopf, on se heurte à un obstacle : les valeurs de \mathbf{R}_{xx} et \mathbf{R}_{xd} sont inconnues. C'est pour surmonter ce problème que l'algorithme du gradient stochastique LMS est introduit. En effet, l'algorithme LMS est une variante de l'algorithme du gradient qui propose une solution à ce problème en remplaçant les valeurs inconnues \mathbf{R}_{xx} et \mathbf{R}_{xd} par une estimation à l'instant n .

Il est possible d'estimer les valeurs des équations (2.14) et (2.15) par :

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n) \mathbf{x}(n)^T \quad (2.20)$$

$$\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n) = \mathbf{x}(n) d(n) \quad (2.21)$$

Lorsqu'on substitue $\widehat{\mathbf{R}}_{xx}(n)$ et $\widehat{\mathbf{R}}_{xd}(n)$ dans l'algorithme du gradient déterministe, on parvient à l'équation de mise à jour de l'algorithme LMS :

$$\mathbf{w}(n + 1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n) e(n) \quad (2.22)$$

2.5.3 L'algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

L'algorithme LMS peut rencontrer des difficultés de fonctionnement du fait que μ est fixe. Cependant, l'introduction de l'algorithme LMS normalisé (NLMS) pallie à ce problème en substituant μ par un pas μ_n qui est redéfini à chaque itération :

$$\mu_n = \frac{\mu}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} \quad (2.23)$$

Donc, l'équation qui permet la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif en utilisant l'algorithme NLMS est donnée par :

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

Où :

- ε : Une constante positive pour prévenir une division par zéro.

Pour analyser la stabilité de NLMS, on effectue une comparaison entre l'erreur a priori, définie par $e(n) = d(n) - \mathbf{w}(n)^T \mathbf{x}(n)$, et l'erreur a posteriori, définie par $\epsilon(n) = d(n) - \mathbf{w}(n + 1)^T \mathbf{x}(n)$, en posant la première est supérieure à la seconde. On substitue ensuite la formule de mise à jour de NLMS dans $\epsilon(n)$ et en supposant que $\varepsilon = 0$, on obtient :

$$\epsilon(n) = d(n) - \left(\mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\mathbf{x}(n)^T \mathbf{x}(n)} e(n) \mathbf{x}(n) \right)^T \mathbf{x}(n) \quad (2.25)$$

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

$$\epsilon(n) = e(n)(1 - \mu) \quad (2.26)$$

Ainsi que :

$$|\epsilon(n)| < |e(n)|$$

$$e(n)(1 - \mu) < 1$$

$$|1 - \mu| < 1$$

$$0 < \mu < 2 \tag{2.27}$$

Donc, ce résultat est la condition de stabilité de l'algorithme NLMS.

2.6 Conclusion

Ce chapitre nous a offert une vue d'ensemble du filtrage adaptatif et de ses multiples usages. Par la suite, nous avons étudié minutieusement les algorithmes de la famille du gradient stochastique, en particulier les algorithmes LMS et NLMS.

Suggestion d'un nouvel Algorithme Bi-capteurs équivalent aux Projections Affines (APLB)

3.1 Introduction

Dans le domaine de traitement de signal, et en utilisant divers algorithmes de filtrage adaptatif, l'atténuation de bruit acoustique nuisible à la qualité de la parole, est réalisable.

Cette opération est faite en appliquant des algorithmes bâti sur les moindres carrés récurrents (RLS) qui est plus complexe que celui de LMS mais il offre une convergence rapide, une faible erreur asymptotique et une résistance aux variations des valeurs propres, ou des algorithmes basés sur le gradient (LMS,APA).

L'algorithme LMS, populaire pour sa simplicité de calcul, est limité en performance pour les signaux d'entrée colorés. L'algorithme NLMS, bien qu'il converge plus rapidement que le LMS, reste insatisfaisant pour les signaux hautement corrélés. L'algorithme de projection affine (AP) offre une meilleure vitesse de convergence dans ces situations.

Ce chapitre traite l'algorithme de projection affine l'APA, l'algorithme de projection affine similaire l'APL et l'APLB, des variantes proposées pour réduire le bruit acoustique.

3.2 Algorithme de Projection Affine APA

Dans les applications qui impliquent des signaux d'entrées hautement corrélés, l'algorithme de projection affine (AP) offre une meilleure vitesse de convergence que l'algorithme NLMS au prix d'une augmentation modérée de la complexité de calcul. [9]

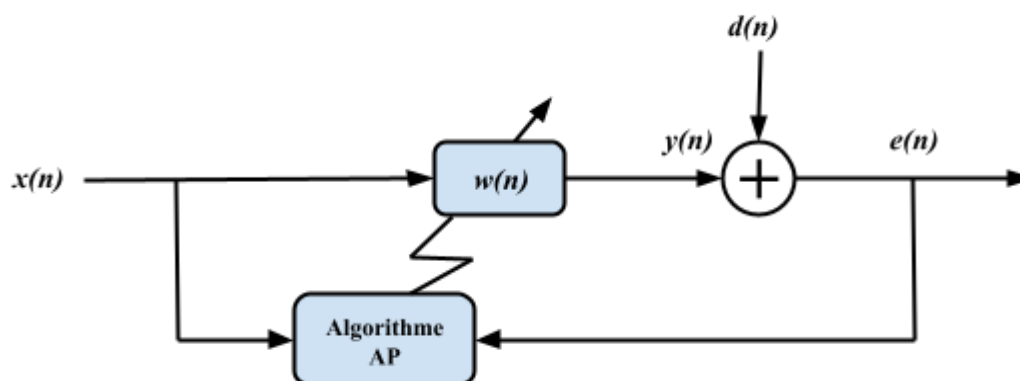


Fig. 3.1 - Représentation schématique de l'AP

Soit la matrice d'entrée de dimension $L \times M$, avec L l'ordre de projection :

$$\mathbf{X}(n) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n - 1), \dots, \mathbf{x}(n - L + 1)] \quad (3.1)$$

Soit le vecteur du signal désiré de longueur L suivants :

$$\mathbf{d}(n) = [d(n), d(n - 1), \dots, d(n - L + 1)] \quad (3.2)$$

On trouve l'équation de l'APA en minimisant la fonction coût suivante :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n - 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (3.3)$$

En minimisant $\mathbf{w}(n - 1)$ avec la technique des multiplicateurs de Lagrange, on obtient :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n - 1) - \mathbf{w}(n)\|^2 + \boldsymbol{\lambda}[\mathbf{d}(n) - \mathbf{X}(n)^T \mathbf{w}(n - 1)] \quad (3.4)$$

Où :

$$\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{L-1}]^T$$

$$\mathbf{w}(n - 1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2} \mathbf{X}(n) \boldsymbol{\lambda} \quad (3.5)$$

D'après les contraintes :

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{X}^T(n) \mathbf{w}(n - 1)$$

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{X}^T(n) \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n) \boldsymbol{\lambda}$$

$$\mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n) \mathbf{w}(n) = \frac{1}{2} \mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n) \boldsymbol{\lambda}$$

$$\mathbf{e}(n) = \frac{1}{2} \mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n) \boldsymbol{\lambda}$$

$$\boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (3.6)$$

Avec :

- $\mathbf{e}(n)$: Le vecteur d'erreur a priori.

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n) \mathbf{w}(n)$$

En remplaçant l'équation (3.6) dans (3.5) on aura la formule de mise à jour de l'algorithme APA :

$$\mathbf{w}(n - 1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{X}(n)(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (3.7)$$

Maintenant, pour étudier la stabilité de cet algorithme on ajoute un facteur de régulation à l'équation de mise à jour, et la formule devient :

$$\mathbf{w}(n - 1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n)(\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (3.7)$$

Avec :

- δ : Facteur de régulation.

On pose l'erreur a priori :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (3.8)$$

Et l'erreur a posteriori :

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n - 1) \quad (3.9)$$

Alors, l'algorithme AP est stable si :

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\epsilon}^T(n)\boldsymbol{\epsilon}(n) &< \mathbf{e}^T(n)\mathbf{e}(n) \\ (1 - \alpha)\mathbf{e}^T(n)(1 - \alpha)\mathbf{e}(n) &< \mathbf{e}^T(n)\mathbf{e}(n) \\ (1 - \alpha)^2 &< 1 \\ 0 &< \alpha < 2 \end{aligned} \quad (3.10)$$

Donc, on dit que l'APA est stable lorsque α est contenue dans l'intervalle $]0, 2[$.

Résumé :

Tableau 3.1 - Résumé des équations de l'APA.

Signal d'entrée	$\mathbf{X}(n)$
Signal de sortie	$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{X}(n)$
Signal d'erreur	$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n)$
Equation de mise à jour	$\mathbf{w}(n - 1) = \mathbf{w}(n) + \alpha\mathbf{X}(n)(\delta\mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n)$
Condition de convergence	$0 < \alpha < 2$

3.3 Suggestion d'un algorithme bi-capteurs équivalent aux projections affines

Dans l'intention d'améliorer l'efficacité de l'algorithme de projection affine (APA), nous suggérons deux algorithmes analogues l'APL (Affine Projection Like) et l'APLB.

3.3.1 Algorithme APL

Cette classe d'algorithme d'adaptation de type Projection Affine (APL) est obtenue en éliminant la contrainte de forcer à zéro le vecteur a posteriori dans l'algorithme AP, de cette manière, l'inversion directe ou indirecte de la matrice du signal d'entrée n'est pas requise. De plus, la quantité de calcul requise par itération peut être réduite par rapport à celle requise par l'APA. Ainsi, les algorithmes APL proposés offrent un désalignement en régime permanent réduit par rapport à celui obtenu par l'APA dans les applications d'identification de système, d'égalisation de canal et d'annulation d'écho acoustique [10].

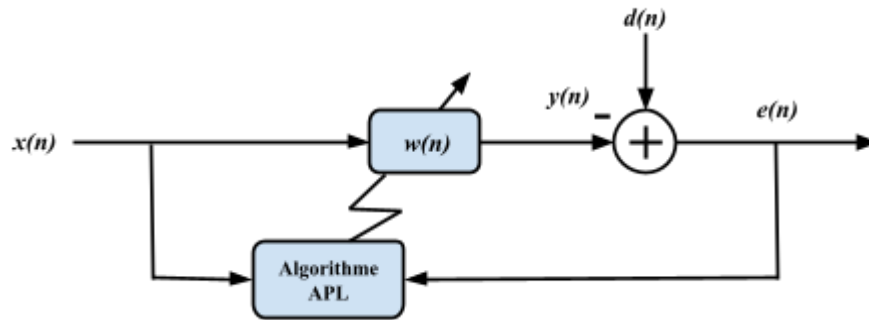


Fig. 3.2 - Diagramme de fonctionnement de l'APL

L'APL se distingue par sa convergence rapide dans les environnements bruités, surpassant les algorithmes LMS et AP. Il utilise une projection affine similaire à l'AP pour mettre à jour les coefficients de filtre, résolvant un système d'équations linéaires basé sur plusieurs vecteurs d'entrée. En ce qui concerne la stabilité, il l'améliore en utilisant des techniques pour stabiliser et simplifier la mise à jour des coefficients, évitant l'inversion de matrice, ce qui le rend efficace pour l'annulation du bruit acoustique.

La formule de mise à jour de l'algorithme APL est donnée par :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \mu_n \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n \quad (3.11)$$

Avec μ_n est la taille de pas définie par :

$$\mu_n = \frac{\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2}{\|\mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2} \quad (3.12)$$

Où elle doit être choisie la condition :

$$0 < \mu_n \leq \frac{2}{\lambda_{m,n}} \quad (3.13)$$

Cette condition assure la convergence du filtre adaptatif dans la moyenne, puisque $\lambda_{m,n}$ est la valeur convenable maximale de la matrice $(\mathbf{X}_n \mathbf{X}_n^T)$.

3.3.2 Algorithme APLB

Dans ce qui suit nous allons présenter la formulation mathématique de l'algorithme bi-capteur proposé (APLB).

Ce dernier se distingue par ses performances et présente des avantages distincts en termes de performance. Nous allons démontrer ces différences dans les résultats à venir.

L'algorithme APLB utilise la formule de mise à jour de (3.11), tout comme l'algorithme APL, sauf que la taille du pas μ_n est obtenue en minimisant la fonction de coût suivante :

$$J(\mu_n) = \frac{1}{2} \| \mathbf{X}_n^T \mathbf{w}_n - \mathbf{d}_{f,n} \|^2 \quad (3.14)$$

Où :

- $\mathbf{d}_{f,n}$: Le signal désiré sans bruit. Avec : $\mathbf{d}_{f,n} = \mathbf{X}_n^T \mathbf{w}_{opt}$

Le résultat de (3.14) est donné par :

$$\mu_n = \frac{\mathbf{e}_n^T \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}}{\mathbf{e}_n^T \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n} \quad (3.15)$$

En définissant la dérivée $J(\mu_n)$ en ce qui concerne μ_n à zéro, d'où :

$$\mathbf{e}_{f,n} = \mathbf{d}_{f,n} - \mathbf{X}_n^T \mathbf{w}_{n-1} \quad (3.16)$$

est le signal d'erreur a priori sans bruit. Le signal d'erreur a priori \mathbf{e}_n de l'APA peut être exprimé en termes de $\mathbf{d}_{f,n}$ comme :

$$\mathbf{e}_n = \mathbf{e}_{f,n} + \mathbf{v}_n \quad (3.17)$$

Où :

- \mathbf{v}_n : Le vecteur de mesure bruit-signal.

en utilisant \mathbf{e}_n donnée dans (3.17) en (3.15), on obtient :

$$\mu_n = \frac{\mathbf{e}_{f,n}^T \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}}{\mathbf{e}_n^T \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n} + \frac{\mathbf{v}_n^T \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}}{\mathbf{e}_n^T \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n} \quad (3.18)$$

Le vecteur de mesure bruit-signal \mathbf{v}_n est un bruit gaussien blanc indépendant et typiquement distribué, le deuxième terme du côté droit de (3.18) n'aurait aucun effet sur la formule de mise à jour du vecteur de poids en moyenne et peut donc être abandonné sans aucune conséquence. On obtient donc :

$$\mu_n \approx \frac{\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2}{\|\mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2} \quad (3.19)$$

Le vecteur d'erreur sans bruit $\mathbf{e}_{f,n}$ est inconnu mais peut être obtenu à partir de (3.17) en utilisant une méthode de retrait itératif, mais cela augmenterait considérablement la complexité de calcul. Une approche alternative consiste à égaliser les numérateurs de (3.12) et (3.19) et à utiliser (3.17), en notant que leurs dénominateurs sont identiques, nous obtenons :

$$\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2 = \|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2 + f(\mathbf{v}_n) \quad (3.20)$$

Où :

$$f(\mathbf{v}_n) = 2\mathbf{e}_{f,n}^T \mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{v}_n + \|\mathbf{X}_n \mathbf{v}_n\|^2$$

Nous appliquons maintenant la méthode de retrait itératif, pour obtenir :

$$\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2 = \text{sign}(\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2) \max(\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2 - \tau, 0) \quad (3.21)$$

Où le paramètre de seuil est choisi comme : $\tau = c_1 L \sigma_v^2 \sqrt{c_2 M} / \sigma_x^2$.

Pour assurer la robustesse des algorithmes APL, les valeurs des paramètres c_1 et c_2 sont choisis pour être compris entre 1 et M sur la base de résultats de simulation approfondis. [10]

La formule de mise à jour de l'algorithme APLB proposé peut être exprimée comme suit :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2}{\|\mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2} \mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n} \quad (3.22)$$

Où : $\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2$ est obtenu à partir de (3.21).

De plus, la mise en place de l'algorithme APLB est aussi simple que celle de l'algorithme APL. D'après (3.21), on peut montrer que :

$$0 \leq \|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2 < \|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2$$

et de (15) dans [10] nous avons :

$$0 \leq \frac{\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2}{\|\mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2} < \frac{1}{\lambda_{m,k}} \quad (3.23)$$

Comme on peut le voir, la taille du pas en (3.19) satisfait à la condition en (3.13). La taille du pas dans (3.19) est obtenu en soustrayant un petit paramètre de seuil τ du numérateur de la taille de pas dans (3.12).

3.3.3 Remarque

Dans l'article de référence, les auteurs ont présenté un résultat concernant la formule de mise à jour de l'algorithme APLB :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2}{\|\mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2} \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n \quad (3.24)$$

Cependant, après une analyse approfondie et des essais pratiques, nous avons identifié une erreur dans leur calculs.

En corrigeant cette erreur et en appliquant une approche rigoureuse, nous avons obtenu un résultat différent, plus précis et fiable. Le résultat corrigé que nous proposons est le suivant :

$$\mathbf{w}_n = \mathbf{w}_{n-1} + \frac{\|\mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n}\|^2}{\|\mathbf{X}_n^T \mathbf{X}_n \mathbf{e}_n\|^2} \mathbf{X}_n \mathbf{e}_{f,n} \quad (3.25)$$

Comme vous pouvez le constater on a remplacé le vecteur d'erreur *a priori* \mathbf{e}_n par le vecteur d'erreur *a priori* sans bruit $\mathbf{e}_{f,n}$ (Free-noise *a priori* error signal).

Ce résultat diffère de celui rapporté précédemment par rapport au convergence de filtre adaptatif. Notre nouvelle contribution apporte ainsi une rectification importante et une compréhension plus juste de l'atténuation du bruit acoustique.

3.4 Conclusion

Bien que l'APA soit un algorithme performant, les améliorations apportées par les algorithmes APL et APLB, en particulier l'APLB, en font des choix préférentiels pour des applications nécessitant une haute efficacité, une rapidité de convergence et une robustesse accrue. Ces algorithmes optimisés permettent de mieux répondre aux exigences des systèmes modernes d'annulation d'écho acoustique, d'identification de système et d'égalisation de canal.

4.1 Introduction

Ce chapitre sera consacré à la présentation et à l'analyse des résultats de simulation obtenus grâce à logiciel Matlab. Dans un premier temps, nous introduisons d'une façon abrégée les signaux sources exploités dans cette étude, à savoir le signal de parole et le signal de bruit, ainsi que les réponses impulsionnelles associées.

Nous procéderons ensuite à une comparaison entre des algorithmes adaptatifs bien connus : l'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square), l'algorithme de projection affine APA, l'algorithme APL (Affine Projection Like) et notre nouvel algorithme bi-capteur équivalent aux projection affine ALPB. Les performances respectives de ces algorithmes seront évaluées et confrontées au travers de deux critères clés : le Système Mismatch (SM) et l'erreur quadratique moyenne MSE (Mean Square Error).

Cette analyse comparative rigoureuse nous permettra de mettre en évidence les forces et les faiblesses de chaque approche, et de démontrer les avantages potentiels offerts par notre nouvel algorithme APLB en termes d'efficacité et de robustesse pour le traitement des signaux audio.

4.2 Présentation des signaux de simulation

4.2.1 Signal de parole

Dans le cadre de cette étude, nous avons travaillé avec un échantillon de signal de parole d'une durée de 4 secondes, prononcé par un locuteur masculin. Ce signal vocal a été numérisé à une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz. La phrase prononcée est : "Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre". La figure 4.1 illustre le signal de parole utilisé pour nos expérimentations :

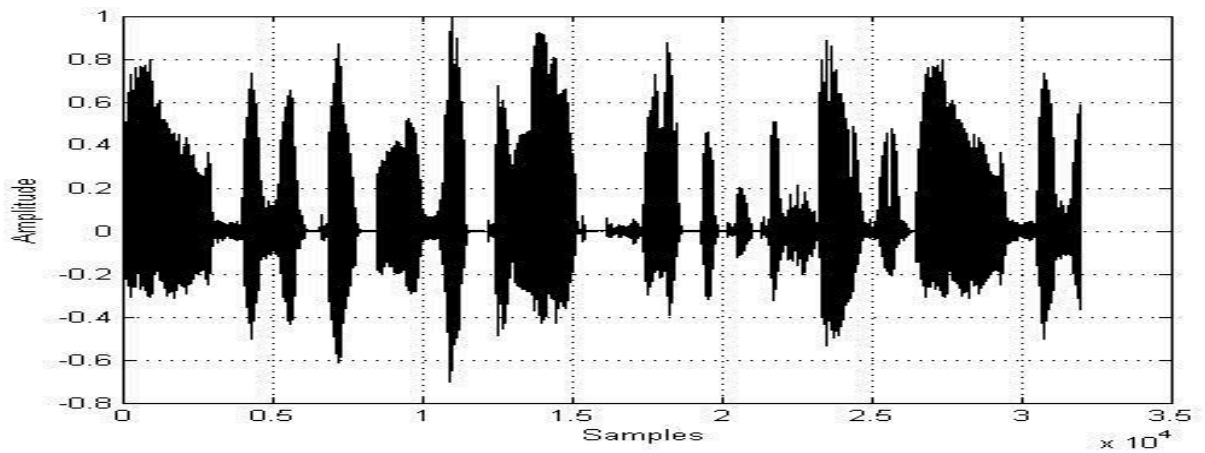


Fig.4.1- Signal de parole adopté.

4.2.2 Signal bruit

4.2.2.1 Signal bruit blanc

Le bruit blanc est un phénomène aléatoire stationnaire où chaque échantillon est une variable aléatoire indépendante des autres. Sa caractéristique unique est que sa densité spectrale de puissance est la même à travers toutes les fréquences.

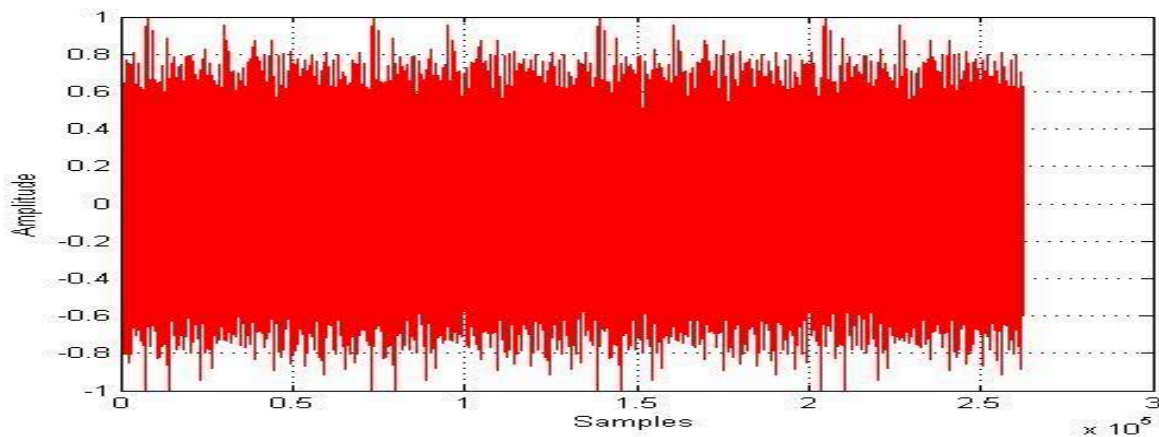


Fig.4.2- Signal de bruit blanc.

Ce bruit est couramment utilisé pour tester la robustesse des algorithmes adaptatifs. L'image ci-dessous représente un signal de bruit blanc.

4.2.2.2 Signal bruit USASI

C'est un signal aléatoire stationnaire dont les échantillons sont des variables aléatoires corrélées. Il est utilisé dans le domaine de rehaussement de la parole et la réduction du bruit pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs. Sa présentation est comme suit :

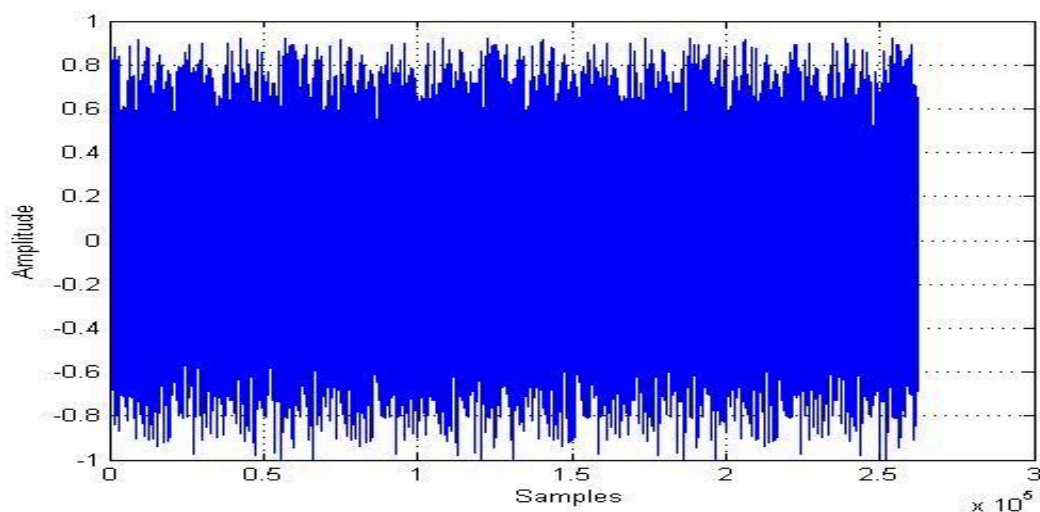


Fig.4.3- Signal de bruit USASI.

4.2.2.3 Signal bruit Street (Rue)

Le bruit Street dans le traitement du signal représente un environnement sonore urbain complexe et dynamique. Caractérisé par sa non-stationnarité et sa large bande spectrale, il englobe une variété de sources sonores telles que le trafic, les conversations piétonnes et les activités de construction. Sa nature impulsive, sa variabilité temporelle et ses effets de réverbération en font un défi significatif pour les systèmes de traitement audio.

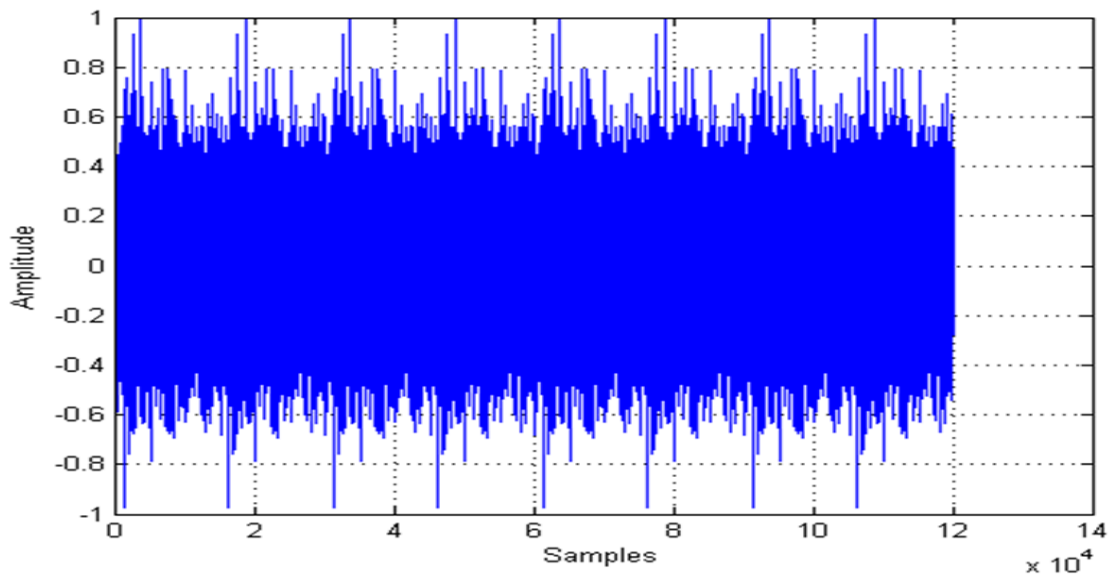


Fig.4.4- Signal de bruit Street (Rue).

4.2.3 Réponses impulsionnelles

Les figures suivantes illustrent la modélisation des réponses impulsionnelles h_{12} et h_{21} des filtres utilisés. Ces réponses impulsionnelles sont générées en modulant un bruit gaussien par une fonction exponentielle décroissante, sur une durée d'environ 128 échantillons à une fréquence d'échantillonnage de 8 kHz. Cette modélisation vise à reproduire de manière plus réaliste les conditions de propagation des signaux audio dans une pièce, en prenant en compte l'effet de la distance entre les deux microphones.

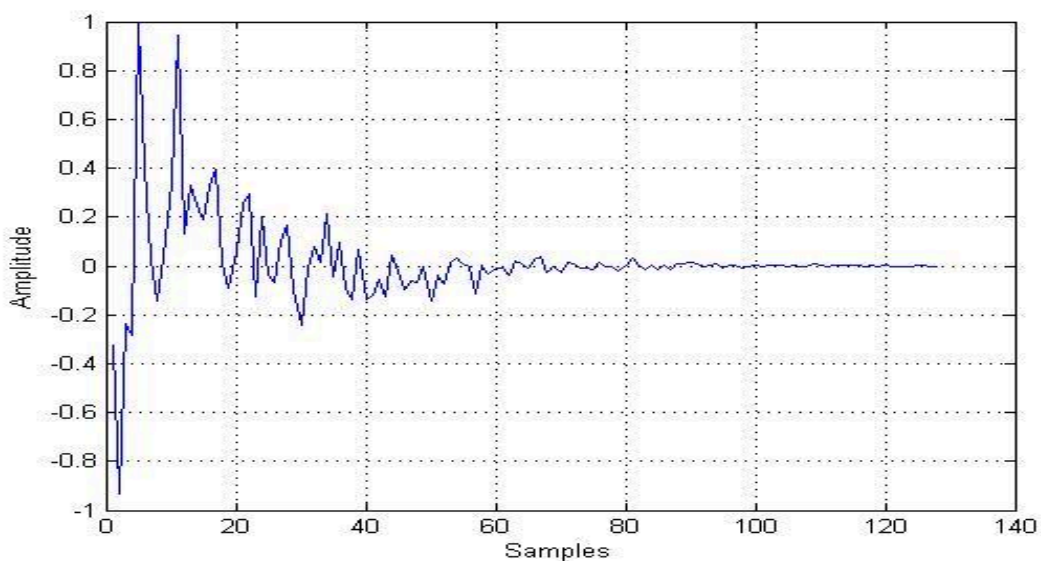


Fig.4.5- Réponse impulsionnelle h_{12}

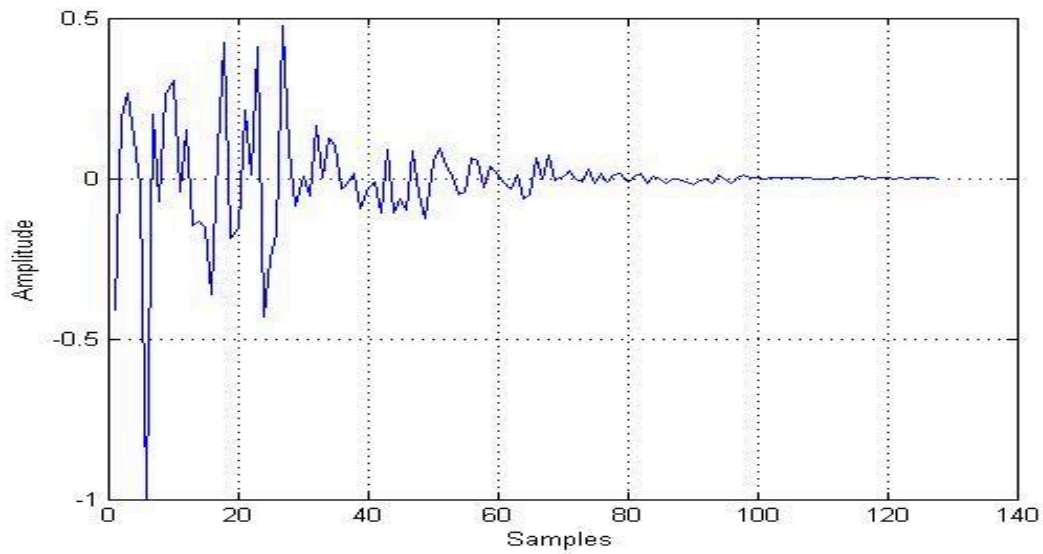


Fig.4.6- Réponse impulsionnelle h_{21}

4.2.4 Signaux de mélange

Cette partie présente les signaux résultants $m_1(n)$ et $m_2(n)$ obtenus à la sortie d'une structure de mélange convolutif. Les signaux d'entrée utilisés sont un signal de parole et un signal de bruit avec un rapport signal sur bruit (SNR) de 3 dB pour les deux canaux. La longueur des filtres de convolution employés est fixée à $L = 128$.

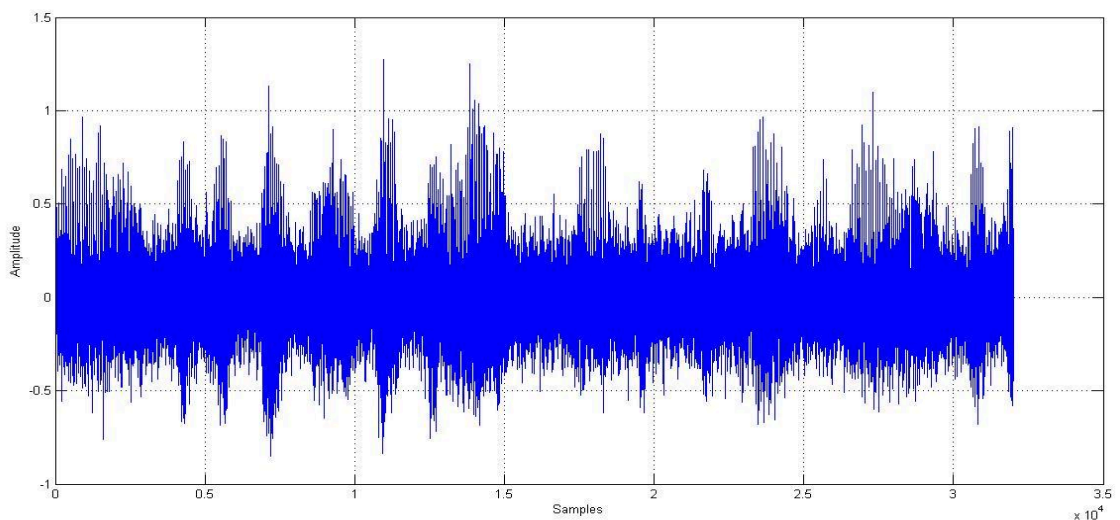


Fig.4.7- Le signal mélange m_1

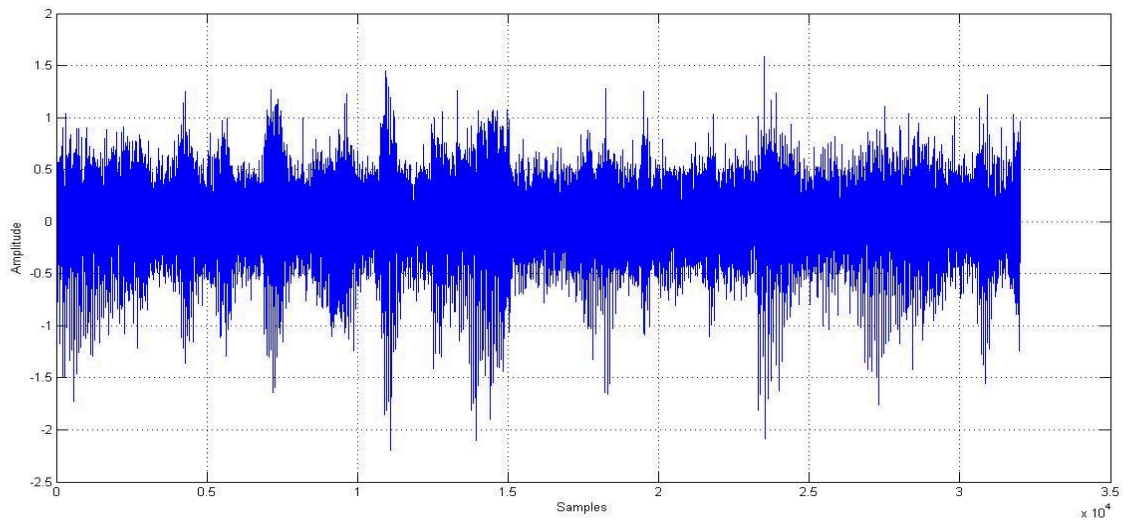


Fig.4.8- Signal du mélange m_2

4.3 Evaluation du nouvel algorithme proposé

Dans ce segment, nous procéderons à l'analyse de l'efficacité de l'algorithme nouvellement suggéré, APLB, en le comparant face à diverses sortes de bruit, différentes dimensions de filtre et divers niveaux de RSB en entrée. Cette évaluation se fera en se basant sur deux critères objectifs de qualité qui sont :

4.3.1 Critère du MSE (Mean Square Error)

L'évaluation du bruit résiduel restant dans le signal est réalisée grâce à la mesure de l'erreur quadratique moyenne (MSE). Cette mesure est effectuée durant les phases de silence. La formule suivante est utilisée pour estimer le *MSE* :

$$MSE_{dB} = 10 \log_{10}(Eb) \quad (4.1)$$

Avec : Eb est l'énergie du signal de bruit.

4.3.2 Critère de désajustement (System Mismatch)

C'est un critère qui évalue la convergence de l'algorithme à se rapprocher des coefficients optimaux. L'estimation de *SM* est déterminée en se basant sur l'équation suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \frac{|h_{21} - w|^2}{|h_{21}|^2} \quad (4.2)$$

4.3.3 Comparaison entre différents type de bruit et effets du RSB

Les paramètres que nous avons utilisés sont résumées dans ce tableau :

Tableau 4.1- Paramètres utilisés dans notre simulation

Signal source	La parole
Signal bruit	Bruit blanc & bruit USASI
Taille de filtre	$L = 32$ & $L = 128$ & $L = 64$ (Street)
Nombre d'itérations	iter = 130000
Fréquence d'échantillonnage	$F_e = 8000$
Ordre de projection	$M = 10$ & $M = 24$ (USASI)
Rapport signal sur bruit	RSB = -6 & RSB = 0 & RSB = 6
Pas d'adaptation	$\mu = 0.9$

- **Bruit blanc**

Les figures suivantes représentent la comparaison sous bruit blanc entre l'algorithme proposé APLB et APL, APA, NLMS sur chaque critères :

- **Evaluation temporelle du signal de sortie**

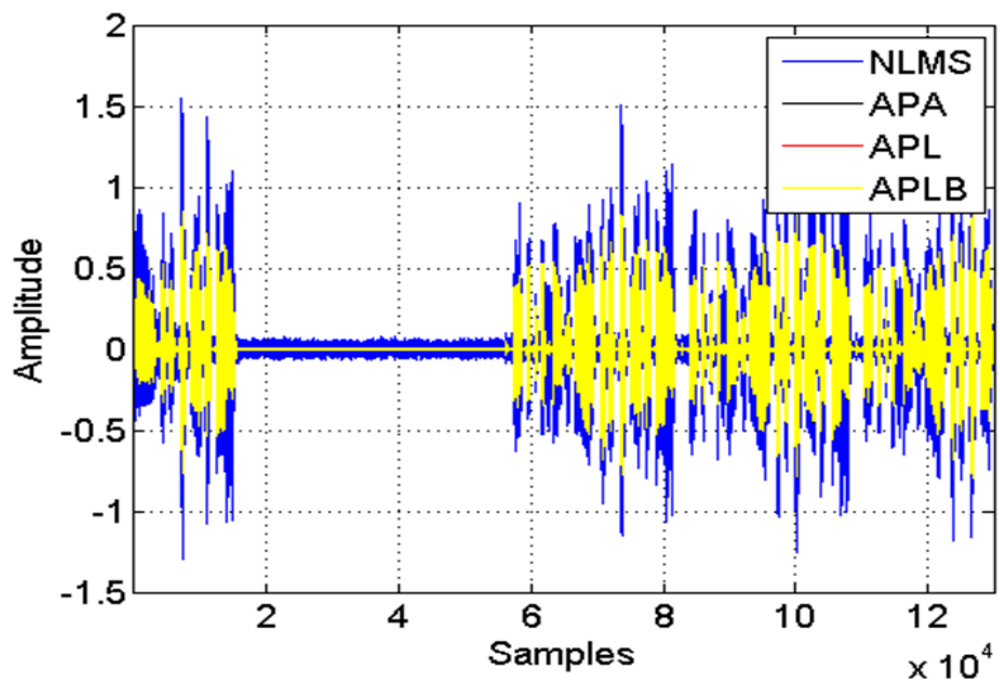


Fig.4.9- Evaluation temporelle des signaux (bruit blanc).

La figure illustre l'évolution temporelle comparative des performances de différents algorithmes adaptatifs, notamment le NLMS, l'APA, l'APL et la nouvelle approche proposée APLB. L'analyse de la figure 4.8 révèle que l'algorithme APLB suggéré parvient à fournir un signal de sortie dont la qualité est jugée acceptable, et ce tant au cours des intervalles de silence que durant les segments de parole. Cette caractéristique représente un avantage notable par rapport au comportement des autres méthodes évaluées dans les mêmes conditions expérimentales.

○ Réponse impulsionnelle

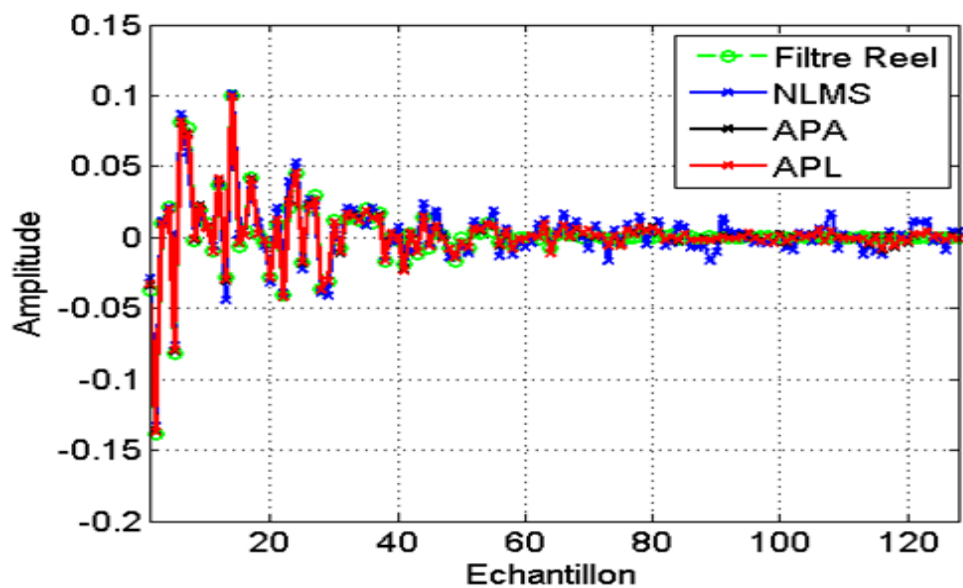


Fig.4.10- Comparaison entre RI du filtre réel et RI du NLMS,APA et APL.

Fig.4.10: On peut observer que les réponses impulsionnelles du filtre réel sont quasiment similaires à celles des algorithmes NLMS, APA et APL, à l'exception de quelques différences d'amplitude sur certains échantillons.

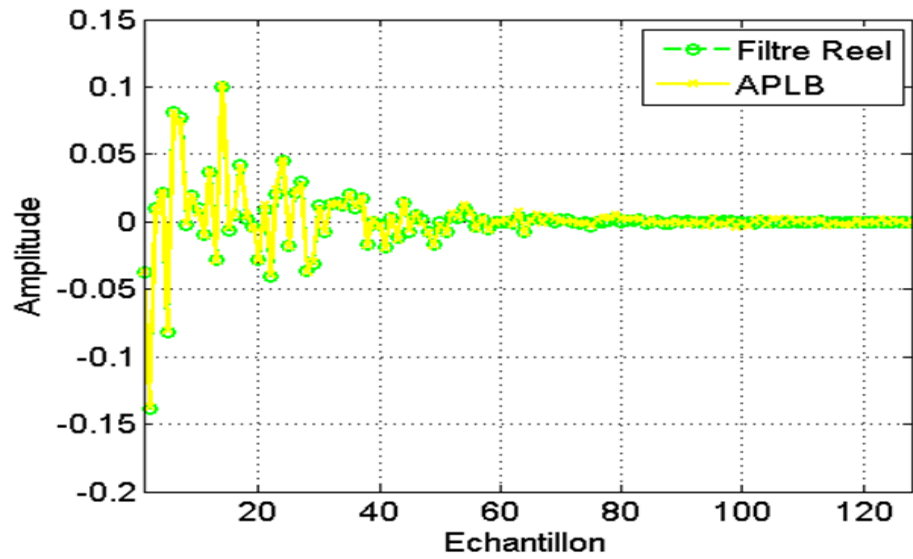


Fig.4.11- Comparaison entre RI réelle et RI du APLB.

Fig.4.11: Nous pouvons constater que les réponses impulsionnelles du filtre réel coïncident avec celles de l'algorithme APLB.

- $L = 32$ & $RSB = -6$:

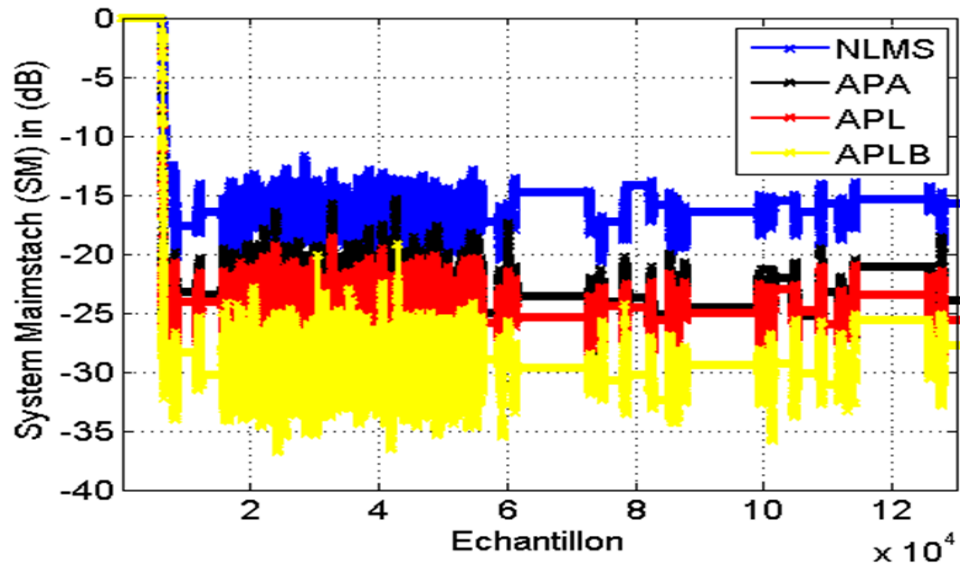


Fig.4.12- Critère SM pour $L = 32$ & $RSB = -6$.

Fig.4.12: Cette figure illustre le critère de Système Mismatch pour les algorithmes APLB, NLMS, APA et APL. On peut remarquer dans cette figure que notre algorithme suggéré converge jusqu'à dépasser la valeur de -30dB, puis fluctue entre -20dB et -35dB. En revanche, les autres algorithmes convergent dans un petit intervalle de temps, atteignant -20dB pour le NLMS et surpassant -25dB pour l'APA et l'APL.

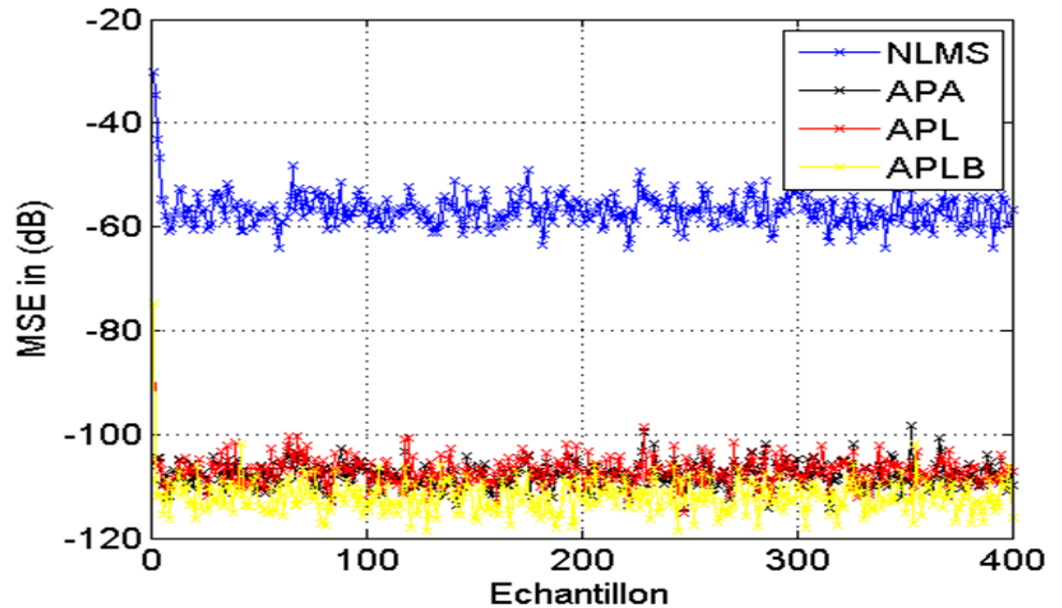


Fig.4.13- Critère MSE pour $L = 32$ & $RSB = -6$.

Fig.4.13: Cette illustration dépeint la variation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) pour les algorithmes NLMS, APA, APL et APLB. On voit que l'algorithme suggéré, l'APLB, a réussi à atteindre une valeur de -118dB.

- $L = 32$ & $RSB = 0$:

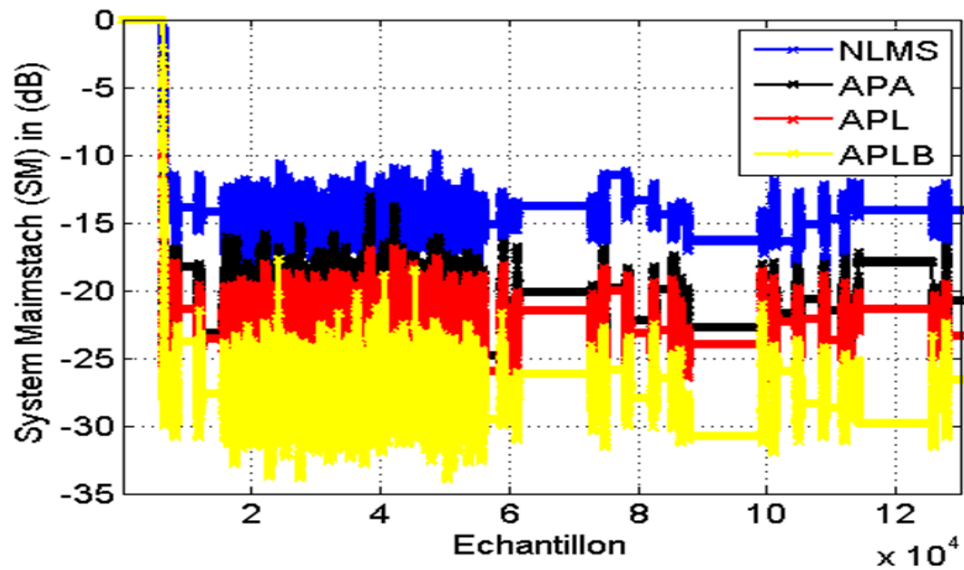


Fig.4.14- Critère SM pour $L = 32$ & $RSB = 0$.

Fig.4.14: Cette représentation graphique met en évidence la convergence remarquable de l'APLB, dépassant une valeur de -30dB. Par la suite, ses performances fluctuent dans une plage de -20dB et -35dB. Par contre, les autres algorithmes convergent et atteignent des niveaux de référence modérés.

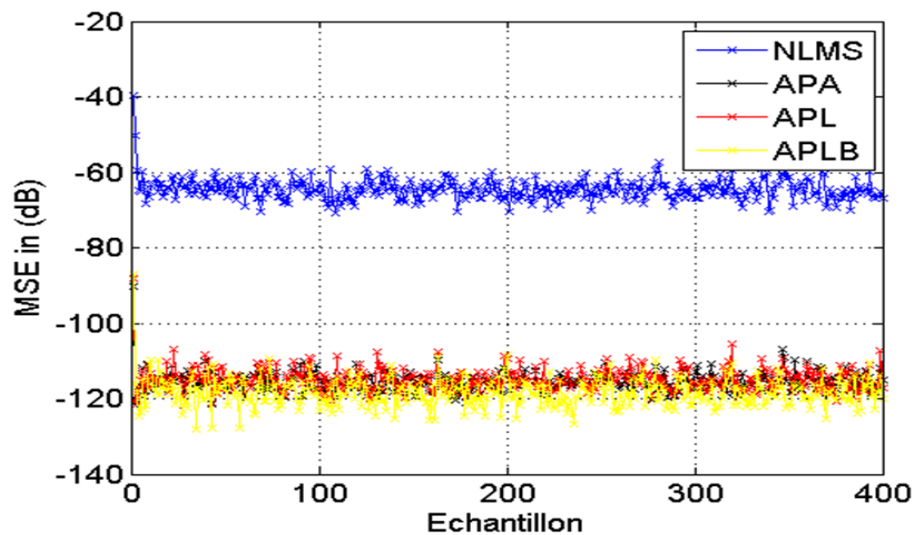


Fig.4.15- Critère MSE pour $L = 32$ & $RSB = 0$.

Fig.4.15: Sur cette figure il est observable que l'algorithme proposé APLB, a rapidement convergé vers des performances notables situées dans l'intervalle compris entre -118dB et -122dB.

- $L = 32$ & $RSB = 6$:

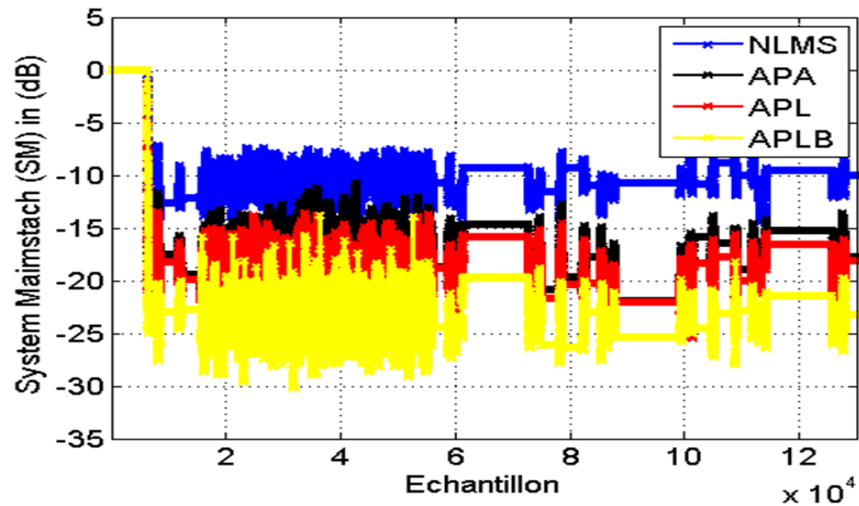


Fig.4.16- Critère SM pour $L = 32$ & $RSB = 6$.

Fig.4.16: Cette figure indique la convergence de l'APLB au-delà de -25dB, avec des performances variant entre -20dB et -30dB. A l'inverse, une convergence vers des niveaux moyens pour les autres algorithmes.

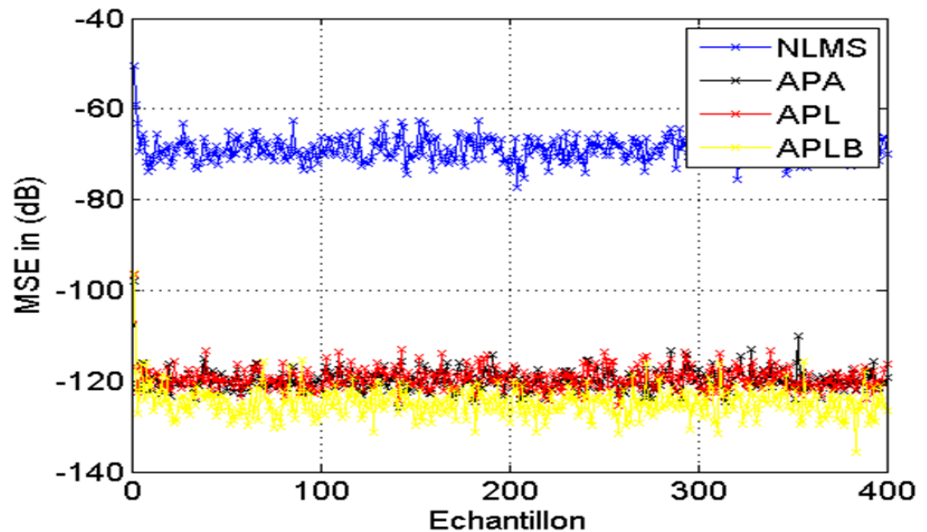


Fig.4.17- Critère MSE pour $L = 32$ & $RSB = 6$.

Fig.4.17: Cette figure montre que l’algorithme APLB a convergé rapidement vers des performances considérables, dépassant les -120dB.

- $L = 128$ & $RSB = -6$:

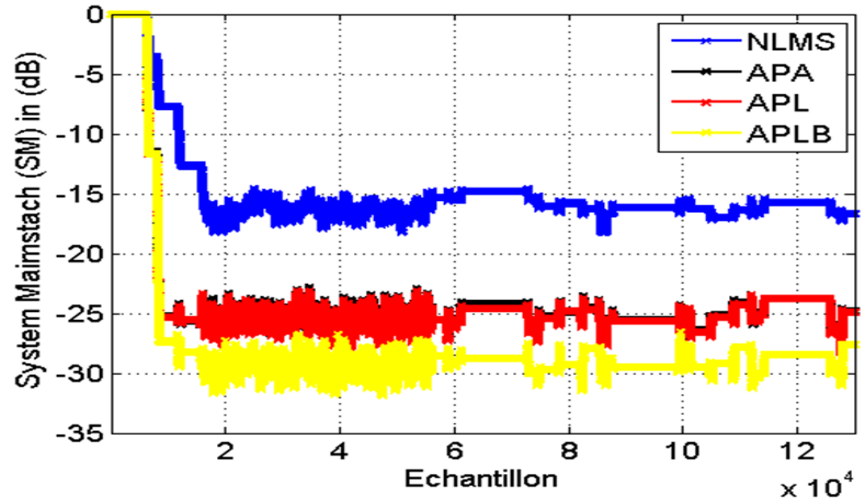


Fig.4.18- Critère SM pour $L = 128$ & $RSB = -6$.

Fig.4.18: Cette illustration graphique souligne la convergence de l’APLB, qui atteint et demeure presque stable à une valeur de -30dB. Les autres algorithmes convergent et parviennent à des niveaux de référence médiocre.

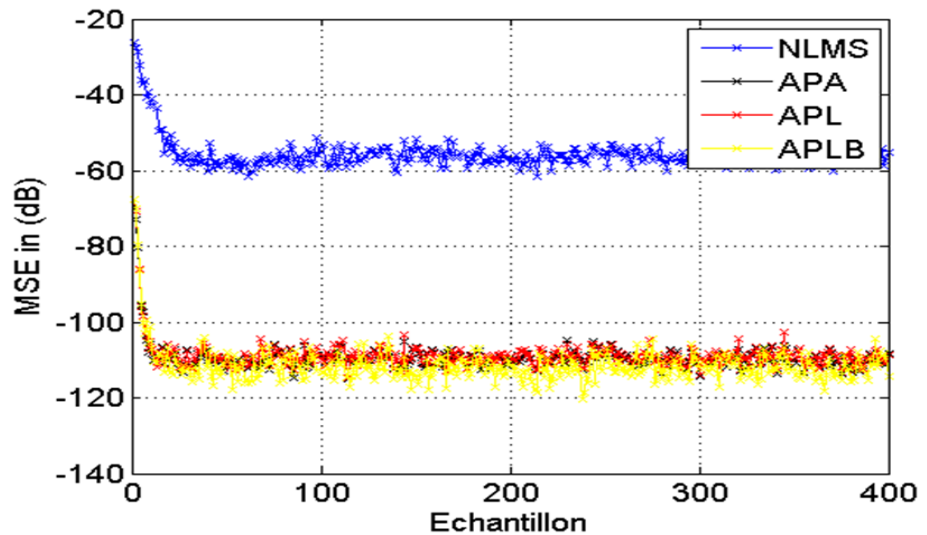


Fig.4.19- Critère MSE pour $L = 128$ & $RSB = -6$.

Fig.4.19: Le critère MSE montre une brève différence de convergence entre l’APLB (environ -118dB) et les autres algorithmes (entre -58dB et -115dB).

- $L = 128$ & $RSB = 0$:

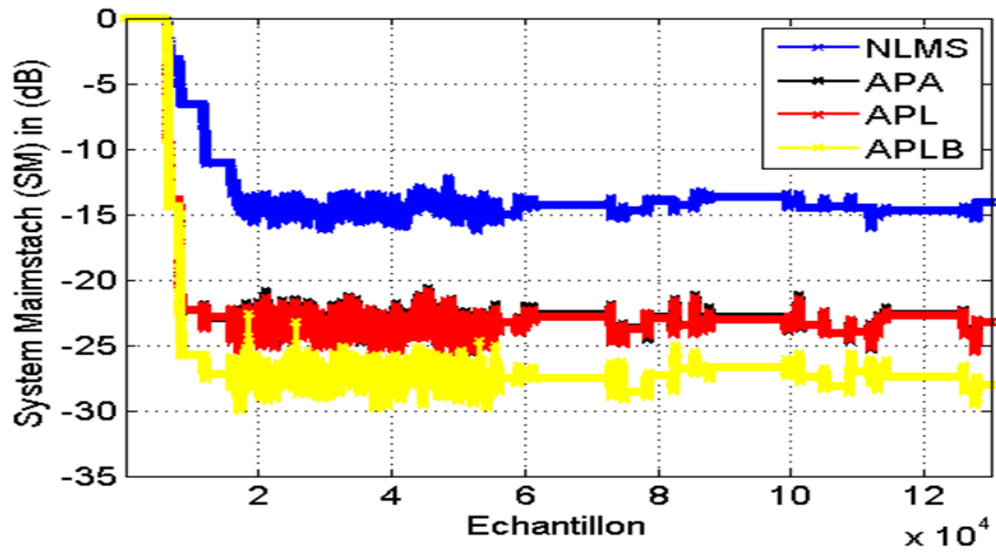


Fig.4.20- Critère SM pour $L = 128$ & $RSB = 0$.

Fig.4.20: Une convergence de l'APLB qui atteint une valeur de -28dB et qui varie par la suite dans un intervalle de -25dB et -30dB. Les autres algorithmes convergent et parviennent à des niveaux de référence moyen.

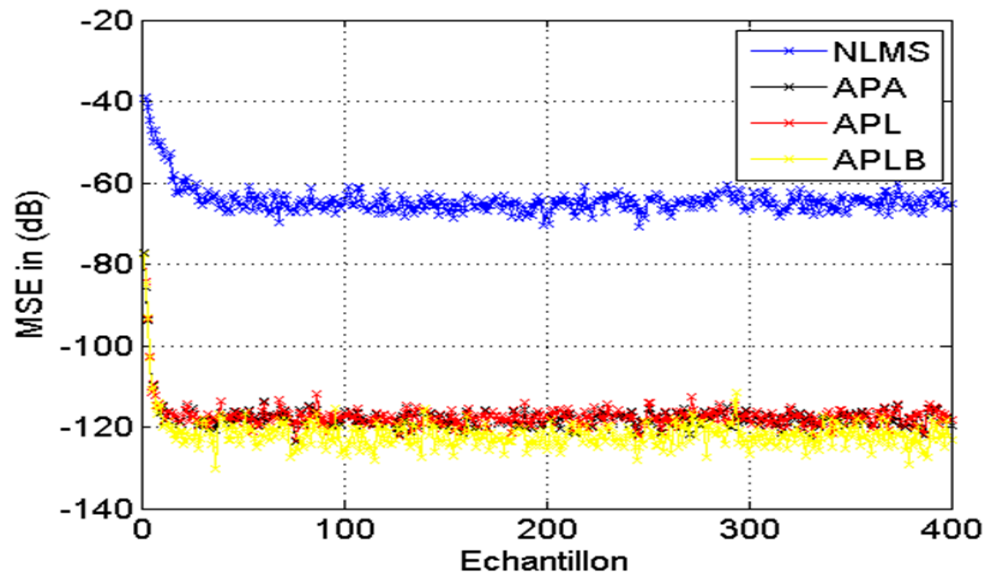


Fig.4.21- Critère MSE pour $L = 128$ & $RSB = 0$.

Fig.4.21 : Selon le critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE), on observe un petit écart de convergence entre l'algorithme APLB, qui dépasse approximativement -120dB, et les autres approches dont les performances touchent une valeur de -63dB pour le NLMS et n'atteigne même pas -120dB pour l'APA et l'APL.

- $L = 128$ & $RSB = 6$:

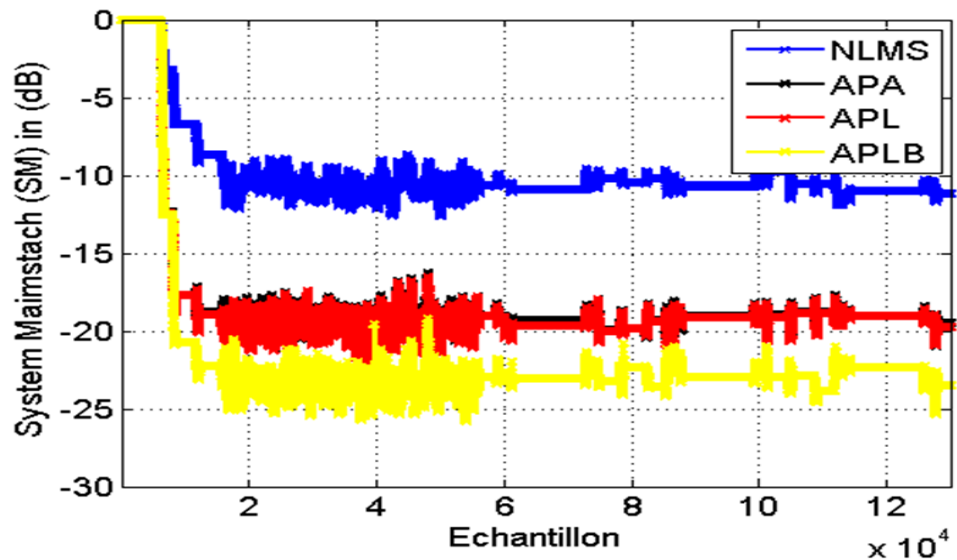


Fig.4.22- Critère SM pour $L = 128$ & $RSB = 6$.

Fig.4.22: On peut remarquer dans cette figure que l'APLB converge jusqu'à dépasser la valeur de -20dB, puis varie entre -20dB et -25dB. En revanche, les autres algorithmes convergent en dépassant -10dB pour le NLMS et atteignant -20dB pour l'APA et l'APL.

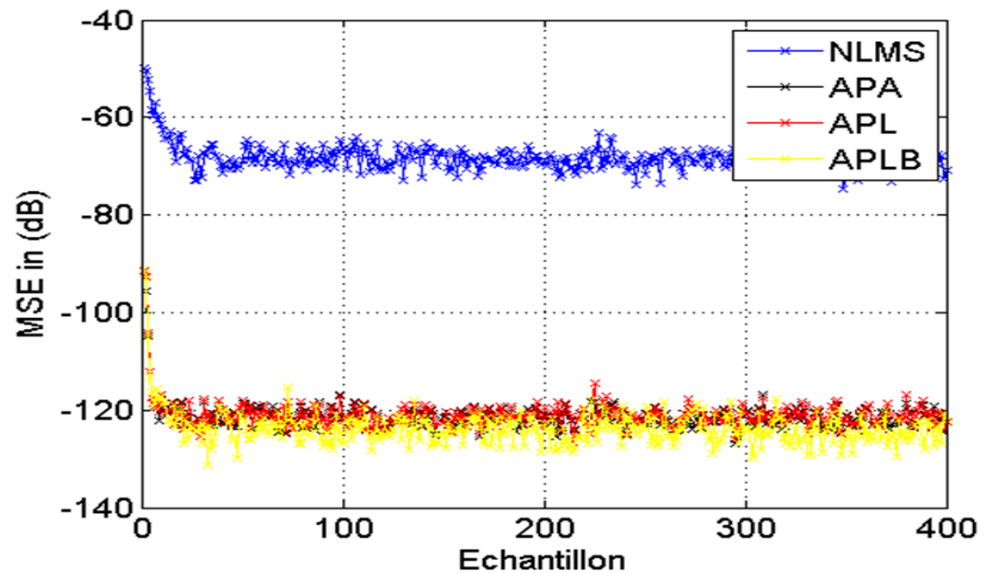


Fig.4.23- Critère MSE pour $L = 128$ & $RSB = 6$.

Fig.4.23: En analysant le critère MSE, nous découvrons que la convergence entre l'APLB et l'APA, l'APL est quasi similaire dans une plage de -118dB jusqu' à -123dB.

- **Bruit USASI :**

Dans le cadre de cette étude, nous avons intégré le bruit USASI afin d'évaluer la performance des algorithmes de traitement de signal acoustique. Les résultats obtenus ont été comparés entre l'algorithme APLB et les autres algorithmes NLMS, APA, APL. Les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant les paramètres ($L=128/M=24/RSB=6$) et ils sont présentés comme suit :

- **Evaluation temporelle du signal de sortie**

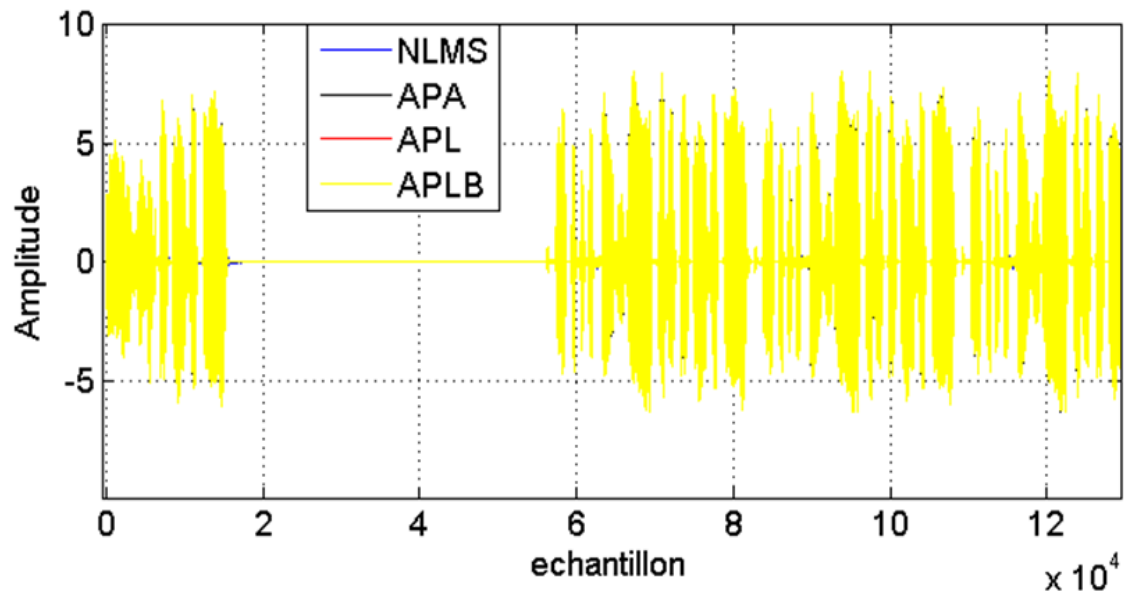


Fig.4.24- Evaluation temporelle des signaux (bruit USASI).

Figure 4.24 : L'étude compare l'efficacité temporelle de plusieurs algorithmes adaptatifs, dont le nouvel APLB, face au bruit USASI. Les résultats indiquent que l'APLB surpasse ses concurrents, maintenant une qualité de signal satisfaisante durant les phases de parole et de silence. Cette performance constante en conditions de bruit réalistes souligne l'avantage significatif de l'APLB par rapport aux méthodes conventionnelles.

- Réponse impulsionnelle

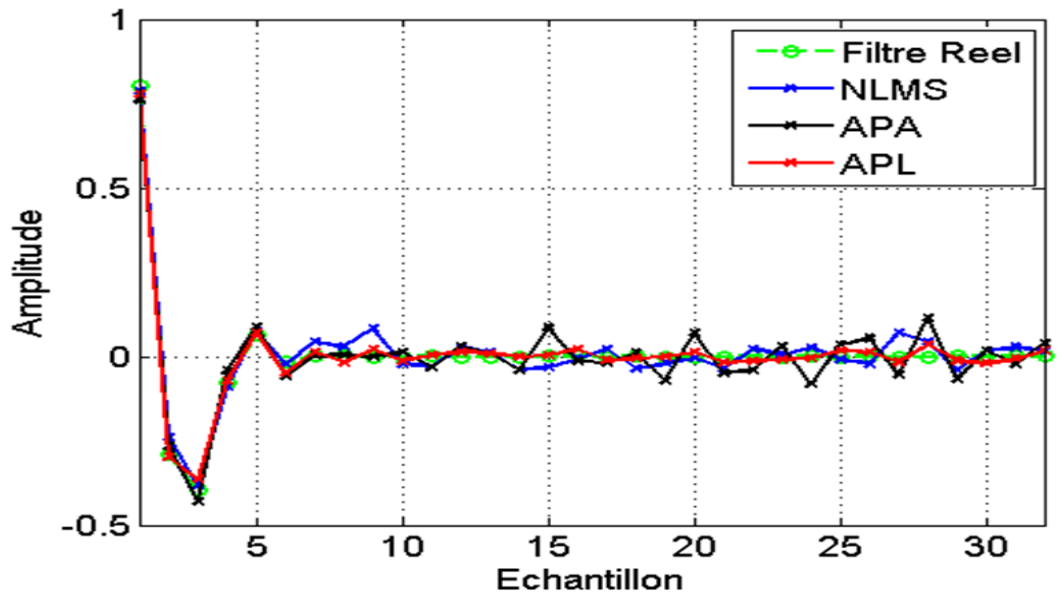


Fig.4.25- Comparaison entre RI du filtre réel et RI du NLMS,APA et APL.

Figure 4.25 : L'analyse comparative des réponses impulsionnelles révèle des divergences entre le filtre réel et les algorithmes NLMS, APA et APL. Bien que présentant certaines similitudes, on constate des écarts d'amplitude significatifs sur plusieurs échantillons.

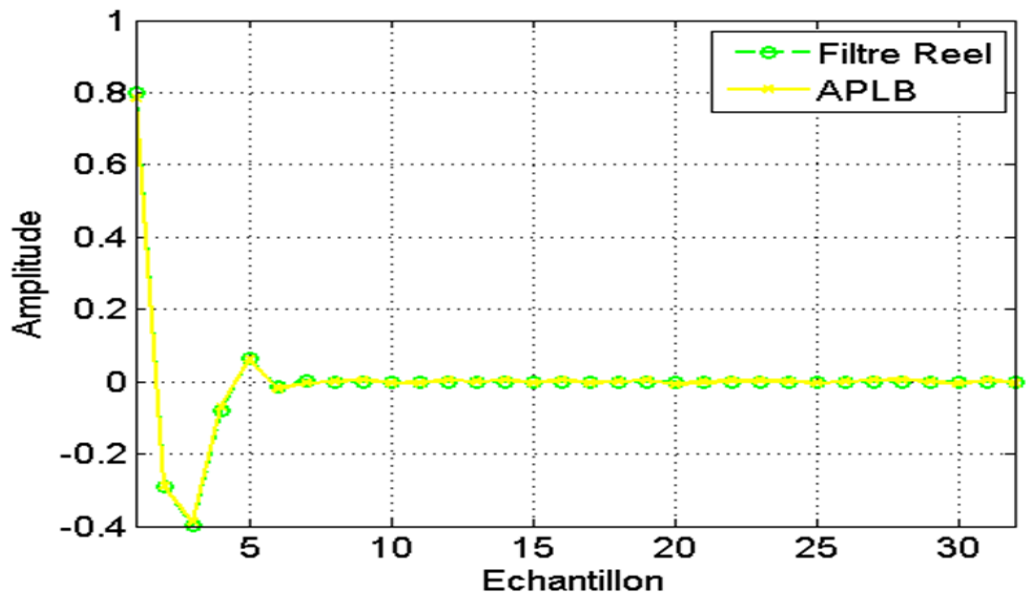


Fig.4.26- Comparaison entre RI réelle et RI du APLB.

Figure 4.26 : L'examen des réponses impulsionnelles met en évidence une concordance remarquable entre celles obtenues pour le filtre réel et celles générées par l'algorithme APLB. Cette correspondance étroite suggère que l'approche APLB parvient à modéliser avec une grande fidélité le comportement du filtre réel, reproduisant avec précision ses caractéristiques temporelles de sa réponse impulsionnelle.

- Critère de désajustement (System Mismatch)

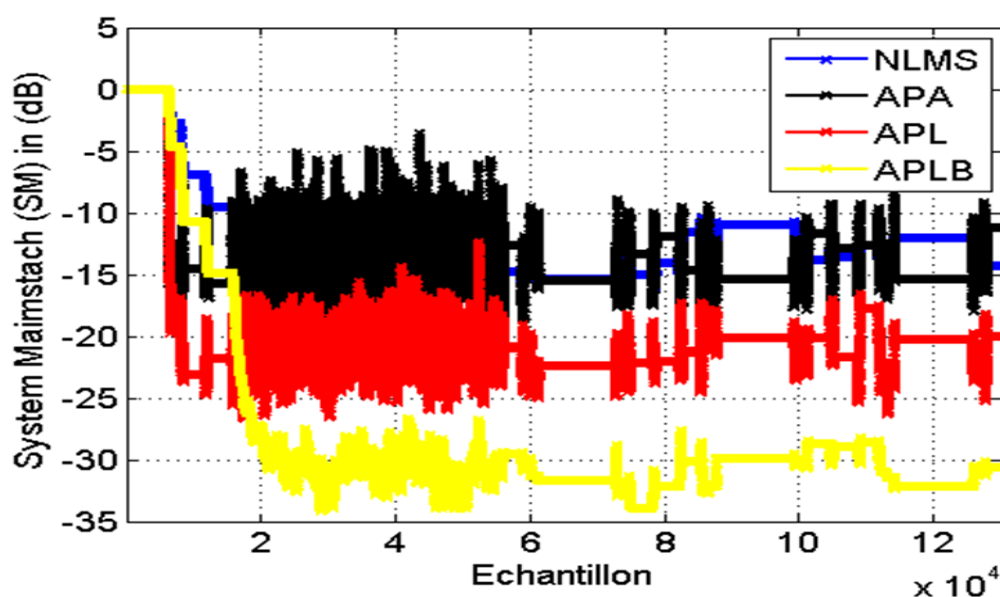


Fig.4.27- Critère SM pour L=128 & M=24 & RSB=6.

Figure 4.27 : La figure en question représente le critère de System Mismatch pour une série d'algorithmes, notamment APLB, NLMS, APA et APL. Il est à noter que l'algorithme proposé APLB, démontre une convergence significative, surpassant la valeur de -30dB avant de varier dans une plage de -25dB à -35dB. Par contre, les autres algorithmes affichent une convergence limitée sur une courte période de temps, ce qui est considéré comme insatisfaisant dans ce contexte.

- Critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE)

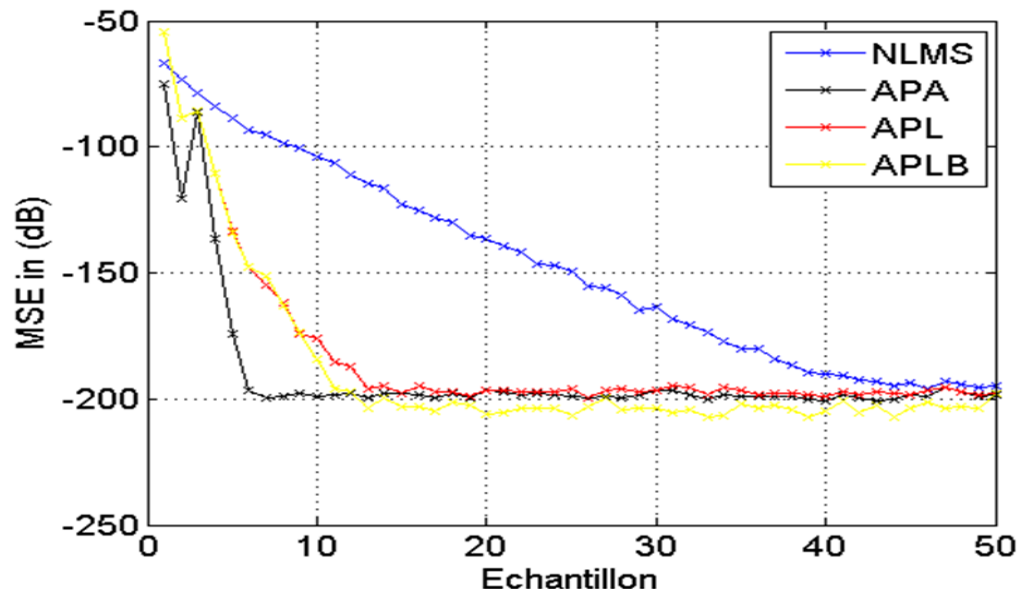


Fig.4.28- Critère MSE pour L=128 & M=24 & RSB=6.

Figure 4.28 : En se basant sur le critère MSE (Mean Square Error), nos expérimentations en présence de bruit USASI ont révélé des résultats particulièrement prometteurs pour l'algorithme APLB proposé. Comme l'illustre la figure, l'APLB démontre une convergence remarquablement rapide, atteignant des performances exceptionnelles avec un MSE inférieur à -200 dB.

- **Bruit street (Bruit de rue) :**

Dans le cadre de notre dernier essai, nous avons choisi d'utiliser le bruit de rue (Bruit Street) comme source de bruit pour tester nos algorithmes. Les performances de l'algorithme proposé APLB ont été comparées à celles des autres algorithmes, à savoir NLMS, APA et APL. Les résultats obtenus ont été analysés et évalués en fonction de divers critères et en utilisant les paramètres (L=64/M=24/RSB=6).

- **Evaluation temporelle du signal de sortie**

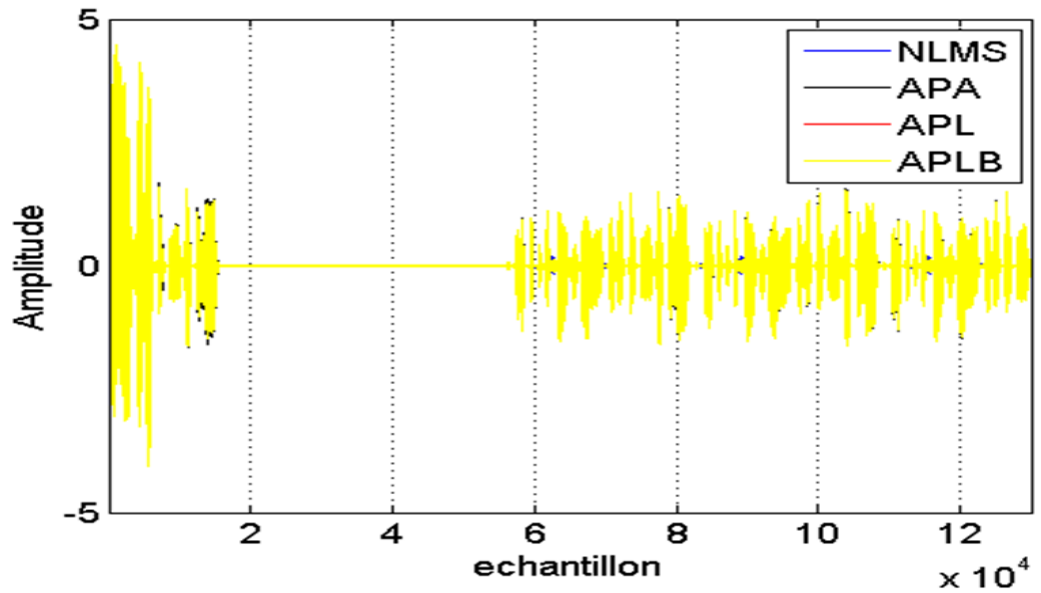


Fig.4.29- Evaluation temporelle des signaux (bruit street).

Figure 4.28 : L'APLB, un nouvel algorithme adaptatif, surpasse ses concurrents face au bruit de rue, offrant une meilleure qualité de signal pendant la parole et les silences. Cette performance supérieure en conditions réalistes démontre l'avantage significatif de l'APLB sur les méthodes conventionnelles.

- **Réponse impulsionnelle**

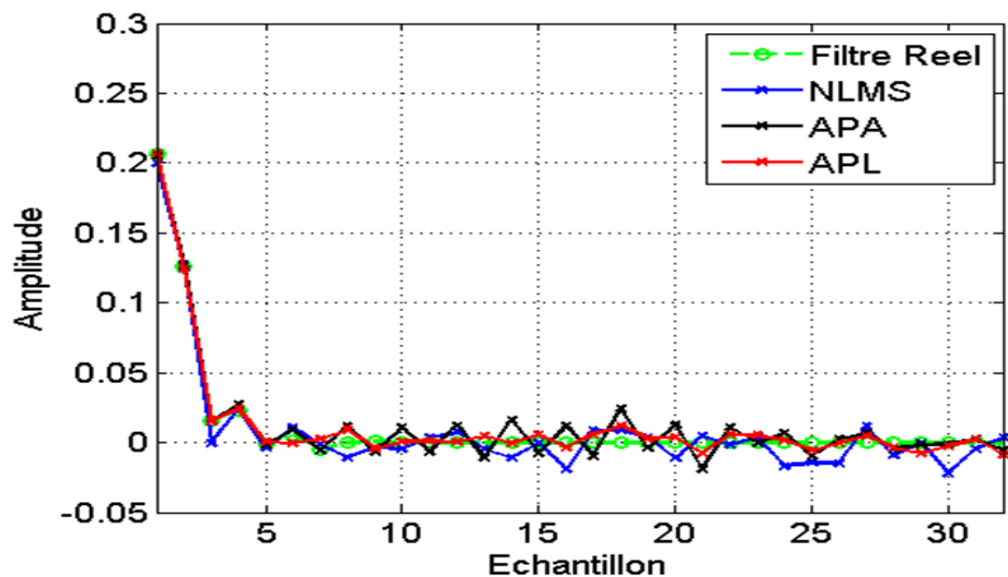


Fig.4.30- Comparaison entre RI du filtre réel et RI du NLMS, APA et APL.

Figure 4.30 : L'examen comparatif des réponses impulsionnelles met en évidence des disparités entre le filtre authentique et les algorithmes NLMS, APA et APL. Malgré l'existence de certaines correspondances, des variations d'amplitude considérables sont observées sur un nombre non négligeable d'échantillons.

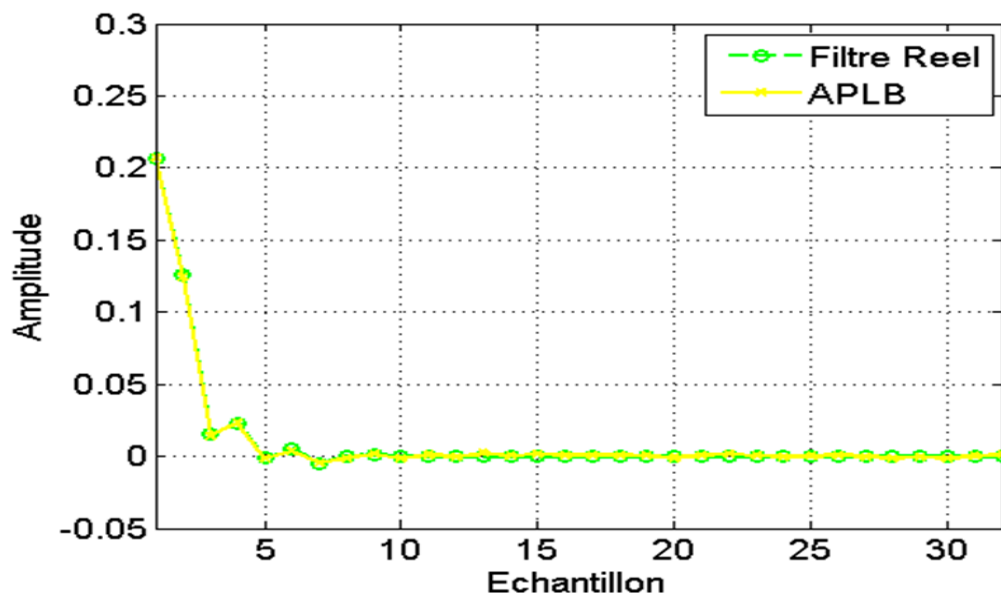


Fig.4.31- Comparaison entre RI réelle et RI du APLB.

Figure 4.31 : L'inspection des réponses impulsionnelles démontre une concordance significative entre les résultats obtenus pour le filtre authentique et ceux produits par l'algorithme APLB. Cette coïncidence précise suggère que la méthode APLB réussit à modéliser de manière très fidèle le comportement dynamique du système physique, en reproduisant avec exactitude les attributs temporels de sa réponse impulsionnelle.

- Critère de désajustement (System Mismatch)

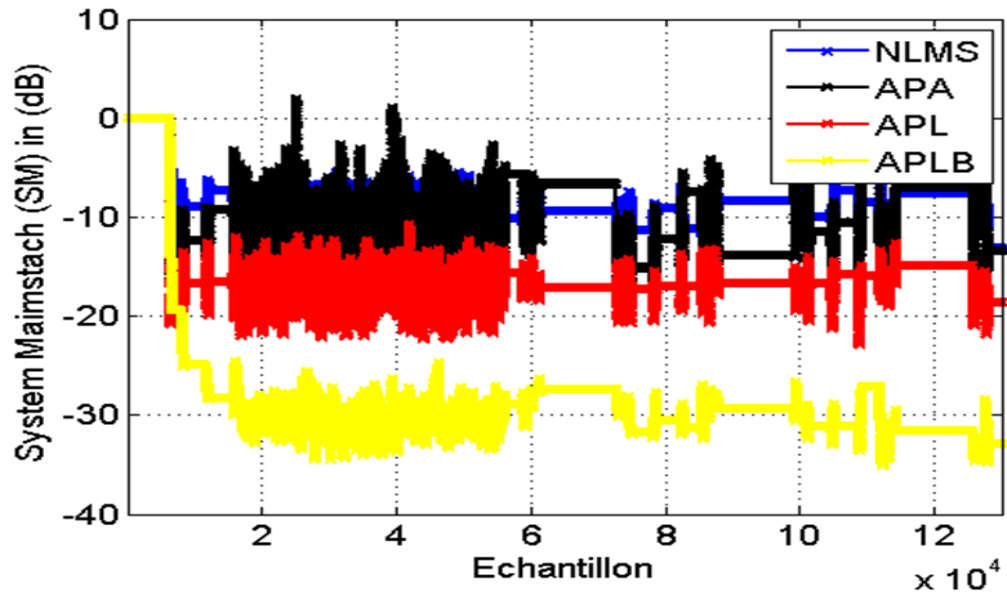


Fig.4.32- Critère SM pour L=64 & M=24 & RSB=6.

Figure 4.32 : La figure présentée illustre le critère de System Mismatch pour une gamme d’algorithmes, y compris APLB, NLMS, APA et APL. Il est important de souligner que l’algorithme APLB qui est notre proposition, manifeste une convergence notable surpassant et se stabilisant approximativement à la valeur de -30dB. En revanche, les autres algorithmes montrent une convergence restreinte sur une durée brève, ce qui est jugé comme étant décevant dans ce contexte.

- Critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE)

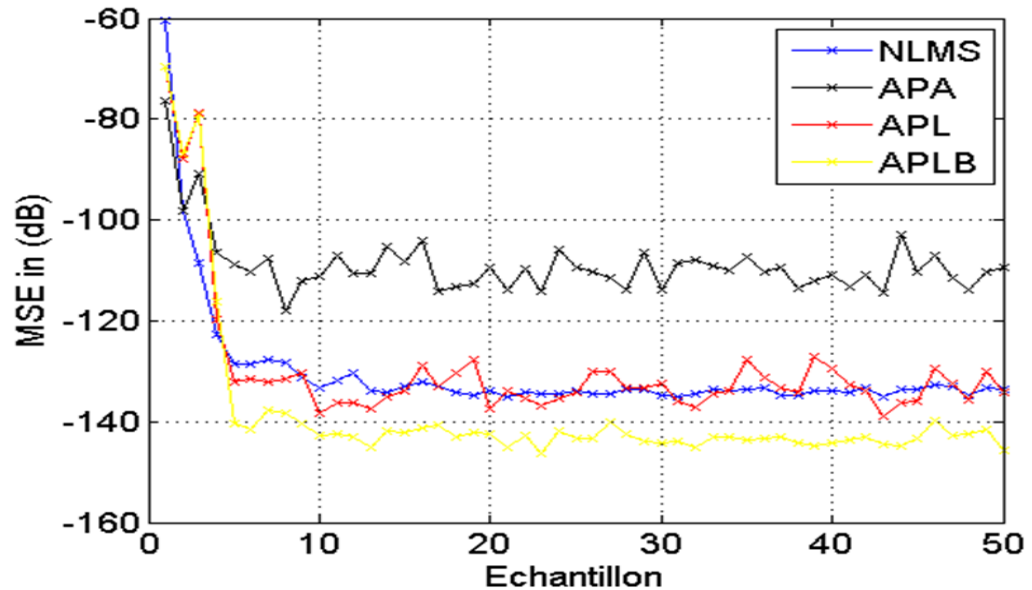


Fig.4.33- Critère MSE pour L=64 & M=24 & RSB=6.

Figure 4.33 : Dans nos expériences utilisant le bruit de rue, l'algorithme APLB proposé a démontré des performances exceptionnelles selon le critère MSE (Mean Square Error). La figure illustre une convergence particulièrement rapide de l'APLB, atteignant un MSE inférieur à -140 dB. Cette performance impressionnante, obtenue dans des conditions de bruit urbain complexes et réalistes, souligne l'efficacité supérieure de notre approche pour la réduction du bruit acoustique dans des environnements sonores difficiles.

4.4 Conclusion

En conclusion, ce chapitre a été consacré à une comparaison entre l'algorithme APLB et les algorithmes NLMS, APA, APL. Nos résultats ont été exposés en utilisant un signal vocal dans divers environnements bruités, tels que le bruit blanc, le bruit USASI et le bruit de rue, tout en modifiant les paramètres de simulation. Les résultats de nos simulations ont mis en évidence les performances supérieures de l'algorithme proposé en termes de convergence et d'atténuation du bruit. Ces résultats attestent de la capacité de l'algorithme à parvenir rapidement à la solution optimale du filtrage adaptatif.

Conclusion générale

Ce projet de fin d'étude traite le problème du rehaussement de la parole en utilisant une technique à faible capacité équivalente aux projections affines. L'objectif principal était de développer et d'évaluer un nouvel algorithme bi-capteurs pour améliorer la qualité de la parole dans des environnements bruités.

Dans un premier volet, nous avons abordé les notions générales sur la parole et le bruit acoustique, en définissant la parole, classifiant les sons, et examinant les paramètres et caractéristiques du signal de parole. Nous avons également exploré les différentes sources et classes de bruit, ainsi que la relation entre le signal et le bruit (SNR). Cette section a couvert les stratégies de réduction du bruit, y compris les méthodes mono-capteur, bi-capteur, et multi-capteur.

Ensuite, nous avons examiné les filtres et algorithmes adaptatifs, en analysant les limites du filtrage classique et en présentant les principes du filtrage adaptatif, notamment le filtre de Wiener, les algorithmes LMS (Least Mean Squares) et NLMS (Normalized Least Mean Squares).

Le nouvel algorithme bi-capteurs équivalent aux projections affines (APLB) a été proposé pour surmonter les limitations des méthodes existantes. Nous avons détaillé son fonctionnement pour améliorer la réduction du bruit tout en préservant la qualité de la parole.

Finalement, une étude approfondie des résultats des simulations a montré que l'algorithme APLB offre une meilleure stabilité temporelle et une convergence plus rapide par rapport aux algorithmes traditionnels tels que NLMS et APA. Les performances ont été mesurées par des indicateurs tels que le rapport signal-bruit (RSB) et la rapidité de convergence.

Les résultats confirment que l'algorithme APLB est une solution efficace pour le rehaussement de la parole dans des environnements bruités, surpassant les méthodes existantes en termes de qualité de la parole et de réduction du bruit.

Bibliographie

- [1] Rabiner, L. R., & Schafer, R. W. (2010). *Theory and Applications of Digital Speech Processing*. Prentice Hall.
- [2] Amrita Vishwa Vidyapeetham Virtual Lab. (n.d.). Identification of Voice/Unvoiced/Silence Regions of Speech. Speech Signal Processing Laboratory, Biotechnology and Biomedical Engineering.
- [3] César, D. (1996). Recherche d'invariants et de paramètres caractéristiques dans les signaux de parole. Thèse de doctorat, Université de Besançon, France. Supervisée par Claude Roques-Carmes, Département des Sciences Appliquées.
- [4] Meguenni, M., & Mammou, R. (2021). *Un nouvel algorithme automatique de projection affine (APA) dédié pour la réduction bi-capteurs du bruit acoustique*. Mémoire de master, Université Blida 1.
- [5] Proakis, J. G., & Manolakis, D. G. (2006). *Digital Signal Processing: Principles, Algorithms, and Applications*. Pearson Education.
- [6] Boumegouas, R., & Izri, M. (2020). *Annulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APA Backward bi-capteurs*. Mémoire de master, Université de Blida 1.
- [7] Bouderbala, F., & Chabouni, O. (2018). *Proposition d'un algorithme rapide à deux canaux pour la réduction du bruit dans les systèmes téléphoniques à mains-libres*. Mémoire de master, Université de Blida 1.
- [8] Perrier, A., Delyon, B., & Moulines, E. (1995). *Analyse de performance de l'algorithme du gradient stochastique en régime permanent par la méthode de développement par perturbation*. Grets, France.
- [9] Gonzalez, A., Ferrer, M., Albu, F., & Maria de Diego (2012). *Affine Projection Algorithms: Evolution to Smart and Fast Algorithms and Applications*. Universitat Politècnica de València, Spain.
- [10] Md. Zulfiqar Ali Bhotto, Membre, IEEE, et Andreas Antoniou, chercheur à vie, IEE (2014). "Algorithmes de filtrage adaptatif de type projection affine utilisant une taille de pas basée sur le dégradé."