



Mémoire de Master

Pour l'obtention du Diplôme de Master Académique en Génie Electronique

Filière : Télécommunication

Spécialité : Réseaux & Télécommunications

RT 18

Présenté par :

MESSAOUDENE Sarah

&

HASSINI Khaoula

Rehaussement du signal de parole en milieu bruité par l'approche APA-Wiener

Proposé par : Pr. DJENDI Mohamed

Remerciement

Nous remercions d'abord Dieu Le Tout-Puissant de nous avoir donné la santé, la force et la persévérance pour terminer ce travail.

Nous remercions chaleureusement Monsieur Mohamed DJENDI, professeur à l'Université de Blida 1, de nous avoir guidés pendant toute l'année. Ce fut un honneur de travailler avec lui grâce à son aide précieuse, sa disponibilité et son soutien constant. Nous espérons travailler de nouveau avec lui à l'avenir et lui exprimons toute notre gratitude.

Nous remercions aussi les membres du jury pour avoir accepté d'examiner et d'évaluer ce mémoire et pour l'attention qu'ils lui ont portée.

Un remerciement spécial à nos chers parents, pour leur amour, leurs sacrifices et leur soutien inconditionnel.

Enfin, nous remercions toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué au succès de ce travail.

Merci à tous.

Dédicace

Je remercie Allah de m'avoir permis d'apprendre une petite partie de sa science infinie.

Je dédie ce travail à :

Mes chers parents, pour tout leur amour, leur aide et leurs sacrifices.

Merci à ma mère pour ses prières, et à mon père pour sa force et son courage.

À mes frères Seïf Eddîn, Ilyes, Houssem, et à ma sœur Racha, pour leur soutien et leur amour.

À mon binôme Messaoudene Sarah, pour sa collaboration précieuse et son engagement tout au long de ce travail.

À toute ma famille, mes amis, et toutes les personnes qui m'ont soutenu(e).

À mon encadreur M. Djendi, pour ses conseils et sa confiance.

À tous ceux qui cherchent à apprendre dans le monde entier.

Que dieu nous guide tous vers le bien.

Khaoula

Dédicace

Du fond du cœur, je dédie ce travail à tous ceux qui me sont chers.

À ma chère maman Houria, pour son amour infini, sa patience et son soutien sans faille.

À mon père Abdelkader, pour sa force, son encouragement et sa confiance.

À mon frère Amine et à mes sœurs Amel et Fella, que Dieu vous garde pour votre amour et votre soutien constants.

À mon binôme Hassini Khaoula, merci pour ta patience, ton soutien et ta compréhension tout au long de ce projet.

Spécialement Amel Boutouta, pour leur amitié sincère et leur présence.

À toute ma famille et mes proches, pour leur motivation et leur soutien moral.

À tous ceux que j'aime, cette réussite vous revient aussi.

Sarah

Résumé

ملخص: يركز هذا المشروع لنيل شهادة الماستر على تحسين جودة الإشارة الصوتية المندھورة بفعل الضوضاء من خلال اقتراح نهج هجين جديد يُعرف باسم Wiener-Affine. تجمع هذه الطريقة بين الكفاءة المثلى لترشيح Wiener و سرعة التقارب و القدرة التكيفية العالية لخوارزمية الإسقاط الأفيني (APA). تم تطوير هذا النموذج ليكون فعالاً في البيئات الصاخبة و غير المستقرة. وقد أظهرت نتائج المحاكاة أن الخوارزمية المقترحة تتفوق على الخوارزميات التقليدية مثل NLMS وفقاً لمعايير تقييم موضوعية مثل segSNR و معيار SM.

الكلمات المفتاحية: تحسين الإشارة الصوتية؛ مرشح Wiener؛ خوارزمية الإسقاط الأفيني؛ بيئات غير مستقرة.

Résumé:

Ce travail de fin d'études de Master vise à améliorer la qualité du signal de parole dégradé par le bruit en proposant une nouvelle approche hybride, dénommée Wiener-Affine. Cette méthode combine la puissance du filtrage optimal de Wiener avec la rapidité de convergence et la capacité d'adaptation de l'algorithme de projection affine (APA). Elle est conçue pour offrir des performances robustes, notamment dans des environnements bruités et non stationnaires. Les résultats expérimentaux obtenus à travers des simulations confirment la supériorité de l'approche proposée par rapport à des algorithmes classiques comme le NLMS, selon des critères objectifs tels que le segSNR et le critère SM.

Mot clés: Rehaussement de la parole ; Réduction du bruit ; Filtrage de Wiener ; Algorithme de projection affine ; Environnements non stationnaires.

Abstract:

This Master's project focuses on improving the quality of speech signals corrupted by noise through a novel hybrid approach called Wiener-Affine. This method combines the optimal filtering capability of the Wiener filter with the fast convergence and adaptability of the Affine Projection Algorithm (APA). It is specifically designed to deliver robust performance in noisy and non-stationary environments. Simulation results demonstrate that the proposed method outperforms conventional algorithms such as NLMS, based on objective metrics like SegSNR and the SM criterion.

Keywords: Speech enhancement; Noise reduction; Wiener filtering; Affine Projection Algorithm; Non-stationary environments.

Liste des abréviations

- APA : Affine Projection Algorithme.
- AR : Auto Régressif.
- ARMA : Auto Régressif Moyenne Ajustée.
- DAV : Détection Activité Vocale.
- EQM : Erreur Quadratique Moyenne.
- EQMM : Erreur Quadratique Moyenne Minimum.
- LMS : Least-Mean Square.
- LTI : Linear Time-Invariant.
- MA : Moyenne Ajustée.
- MIT : Massachusetts Institute of Technology.
- MSE : Mean Squared Error.
- NLMS : Normalized Least Mean Squares.
- RIF : Réponse Impulsionnelle Finie.
- RII : Réponse Impulsionnelle Infinie.
- RSB : Rapport Signal sur Bruit .
- SegMSE : Segmental Mean Squared Error.
- SegSNR : Segmental Signal to Noise Ratio.
- SM : Système Mismatch.
- SNR : Signal to Noise Ratio.
- USASI : United States of American Standards Institute.

Table des matières

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

Chapitre 1 : Généralités sur les filtres adaptatifs

1.1	Introduction	4
1.2	Historique des filtres adaptatif	4
1.3	Concepts fondamentaux des filtres	5
1.3.1	Filtrage numérique	5
1.3.2	Filtrage adaptatif	6
1.4	Principe de filtrage adaptatif	7
1.5	Critères d'évaluation et choix des algorithmes adaptatifs	9
1.6	Rôle du filtre adaptatif	10
1.7	Application du filtrage adaptatif	10
1.7.1	Identifications d'un système	10
1.7.2	Prédiction	11
1.7.3	Modélisation inverse	11
1.7.4	Annulation d'interférences (annulation d'écho, de bruit)	12
1.8	Du Filtrage de Wiener au Filtrage Adaptatif	13
1.9	Filtrage de Wiener	13
1.10	Principe d'orthogonalité	15
1.11	Equation de Wiener -Hopf	15
1.12	Algorithme d'adaptation des filtres	16
1.12.1	Définition d'un algorithme	16
1.13	Algorithmes du gradient	16
1.13.1	Algorithme du gradient stochastique LMS	16
1.13.2	Algorithme de gradient stochastique normalise (NLMS)	19
1.13.3	Algorithme de Projection Affine (APA)	21
1.14	Avantages et inconvénients des algorithmes	25
1.15	Conclusion	25

Chapitre 2 : Techniques de réduction du bruit acoustique

2.1	Introduction	26
2.2	Signal de parole	26
2.2.1	Définition	26
2.2.2	Classification des sons de la parole	26
2.3	Définition de l'acoustique	27
2.4	Modélisation du bruit	27
2.4.2	Types de bruit	27
2.5	Source de bruit	28

Table des matières

2.6	Types de mélanges bruités.....	29
2.6.1	Mélange linéaire.....	29
2.6.2	Mélange linéaire instantané.....	29
2.6.3	Mélange linéaire convolutif	30
2.7	Effet du bruit sur le signal.....	31
2.8	Techniques de réduction du bruit acoustique.....	31
2.8.1	Techniques mono-capteurs	31
2.8.2	Technique bi-capteur	32
2.8.3	Technique Multi-capteur	34
2.9	Conclusion.....	36

Chapitre 3 : Rehaussement du signal de parole par l'approche de Wiener affine

3.1	Introduction	25
3.2	Problématique du rehaussement en environnement réel.....	25
3.3	Proposition d'un nouvel algorithme APA-Wiener	26
3.3.1	Principe de la nouvelle approche de APA-Wiener.....	26
3.3.2	Développement d'un nouvel algorithme de projection affine Wiener.....	27
3.3.3	Avantages théoriques du modèle proposé.....	29
3.4	Organigramme de l'algorithme proposé APA-Wiener.....	30

Chapitre 4 : Résultats de simulation

4.1	Introduction	34
4.2	Présentation des signaux test des simulations.....	34
4.2.1	Signal de la parole.....	34
4.2.2	Signaux de bruit	34
4.2.2.1	Signal bruit blanc	32
4.2.3	Réponses impulsionnelles.....	33
4.2.4	Mélange des signaux	34
4.2.5	Principe de détection d'activité vocale.....	35
4.3	Evaluation de la nouvelle approche proposée APA-Wiener.....	35
4.3.1	Critère de système SM.....	36
4.3.2	L'erreur quadratique moyenne segmentée (Segmental-MSE).....	36
4.3.3	Le rapport signal sur bruit segmentaire (SegSNR).....	36
4.3.4	Paramètres de simulation.....	37
4.4	Résultats de simulation.....	37
4.4.1	Entrée blanche	37
4.5	Conclusion.....	43

Conclusion générale.....	45
Bibliographie.....	47

Liste des figures

Figure 1.1 : Filtre numérique.	5
Figure 1.2 : Principe d'un filtre adaptatif.....	7
Figure 1.3 : Identifications d'un système.....	10
Figure 1.4 : Principe de la prédiction.....	11
Figure 1.5 : Principe de la modélisation inverse.....	11
Figure 1.6: Principe d'annulation d'interférence.....	12
Figure 1.7: Schéma du filtre de Wiener	13
Figure 1.8: Schéma bloc de l'algorithme LMS.....	17
Figure 1.9: Schema bloc de l'algorithme APA.....	21
Figure 2.1 : Modèle du mélange linéaire instantané.....	29
Figure 2.2: Modèle du mélange linéaire convolutif.....	30
Figure 2.3: Principe de débruitage.....	32
Figure 2.4: la structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs.....	33
Figure 2.5 : La structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteur.....	34
Figure 2.6 : la structure de mélange multi-capteurs.....	34
Figure 3.1: Schéma bloc représentant le système du nouvel algorithme.....	26
Figure 3 2: Schéma bloc de l'algorithme APA-Wiener.....	27
Figure 3.3: Organigramme de l'approche proposée APA-Wiener.....	31
Figure 4.1 : Signal de la parole et son spectrogramme.....	34
Figure 4.2 : Signal de bruit blanc gaussien et son spectrogramme.....	33
Figure 4.3:Les réponses impulsionnelles.....	33
Figure 4.4: Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme.....	34
Figure 4.5: Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme.....	34
Figure 4.6: Signal de parole original avec segmentation manuelle DAV.....	35
Figure 4.7: Signal de parole dans le cas $L=32$ et un entré bruit blanc.....	38
Figure 4. 8 : Signal de parole dans le cas $L=128$ et un entré bruit blanc.....	38
Figure 4.9 : Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$	39
Figure 4.10: Critère SM pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=128$	39

Liste des figures

Figure 4.11: Critère SegSNR pour RSB= -3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de L=32.	40
Figure 4.12 : Critère SegSNR pour RSB= -3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de L=128.	41
Figure 4.13 : Critère SegMSE pour RSB= -3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de L=32	42
Figure 4.14: Critère SegMSE pour RSB= -3, RSB= 0, RSB= 3 dans le cas de L= 128.....	42

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Critères d'évaluation des filtres adaptatifs.	9
Tableau 1. 2 : Avantages et inconvénients des algorithmes LMS, NLMS et APA	25
Tableau 3.1: Signification des variables de l'algorithme APA-Wiener.	30
Tableau 4. 1: Paramètres de test de l'algorithme APA-Wiener.	37

Introduction générale

Introduction générale

L'amélioration de la qualité du signal vocal dans les systèmes de communication, notamment en présence de bruit ambiant, représente un défi fondamental en traitement du signal. Les bruits acoustiques, souvent imprévisibles et variés, altèrent la clarté et l'intelligibilité de la parole, compromettant ainsi les performances des systèmes mains libres, des appels téléphoniques et d'autres applications vocales. Assurer une transmission vocale fidèle et intelligible dans des environnements réels demeure donc une problématique centrale et toujours d'actualité.

Les techniques de filtrage adaptatif représentent une solution efficace pour la réduction du bruit, grâce à leur capacité d'ajustement en temps réel aux variations des caractéristiques du bruit et du signal. Parmi ces techniques, l'algorithme de projection affine (APA) a démontré des performances supérieures en termes de rapidité de convergence et de robustesse, notamment dans des environnements bruités et non stationnaires.

Par ailleurs, le filtre de Wiener est reconnu pour son efficacité optimale dans la minimisation de l'erreur quadratique moyenne, ce qui en fait une référence théorique incontournable en matière de suppression du bruit.

L'objectif de ce mémoire est de proposer une solution performante pour la réduction du bruit acoustique dans les systèmes de communication vocale, en particulier dans des environnements réels et bruités. Pour cela, nous avons développé et étudié une approche hybride bi-capteur basée sur l'approche APA-Wiener, qui combine la capacité adaptative de l'algorithme de projection affine (APA) avec l'efficacité statistique du filtre de Wiener.

Dans ce cadre, notre travail s'organise de la manière suivante :

- **Premier chapitre : Généralité sur les algorithmes de filtrage adaptatif**

Dans ce chapitre, nous allons présenter les principes fondamentaux du filtrage, en abordant les filtres de Wiener ainsi que les filtres adaptatifs LMS, NLMS et APA, qui s'adaptent aux variations du signal en temps réel.

- **Deuxième chapitre : Techniques de réduction du bruit acoustique**

Dans ce chapitre, nous allons présenter les notions fondamentales du traitement de la parole, les types et sources de bruit, ainsi que les techniques de réduction du bruit pour les systèmes mono et multi-capteurs.

- **Troisième chapitre : Rehaussement du signal de parole par nouvelle approche APA-Wiener**

Ce chapitre présenter une méthode hybride développée dans le cadre de ce projet, visant le rehaussement en combinant les algorithmes APA et Wiener pour améliorer la qualité du signal vocal.

- **Quatrième chapitre : Résultat et simulation**

Ce chapitre présente les résultats obtenus lors de la simulation de l'algorithme proposé, ainsi qu'une évaluation de ses performances comparées à celles de l'algorithme APA-Wiener selon plusieurs critères.

Chapitre 1

Généralités sur les filtres adaptatifs

1.1 Introduction

Les filtres adaptatifs occupent une place centrale dans le traitement du signal, notamment pour la réduction du bruit, la suppression d'écho et l'adaptation aux variations temporelles des signaux.

Contrairement aux filtres classiques à coefficients fixes, ils ont la capacité d'ajuster dynamiquement leurs paramètres en fonction de l'environnement.

Cette propriété d'adaptation repose sur des algorithmes qui mettent à jour les coefficients du filtre à chaque nouvel échantillon, dans le but de minimiser l'erreur entre la sortie produite et le signal désiré.

Dans ce chapitre, nous présenterons les principes fondamentaux du filtrage adaptatif ainsi que les algorithmes d'apprentissage fondés sur le gradient stochastique LMS (Least Mean Squares), notamment les algorithmes NLMS (Normalized Least Mean Squares) et APA (Affine Projection Algorithm).

1.2 Historique des filtres adaptatif

Le début d'une théorie sur l'estimation, dans laquelle plusieurs tentatives sont faites pour minimiser une fonction d'erreur, remonte à Galileo Galilée en 1632. Plus tard, en 1795, Gauss posa les bases de la théorie de l'estimation linéaire en développant la méthode des moindres carrés.

À la fin des années 1930, Kolmogorov, Krein et Wiener furent les premiers à étudier l'erreur quadratique moyenne dans les systèmes stochastiques. Wiener formula alors le problème du filtrage en temps continu pour estimer un système affecté par du bruit, tandis qu'en 1947, Levinson introduisit le filtre de Wiener en temps discret. Les premiers travaux sur les filtres dits adaptatifs apparurent à la fin des années 1950, avec Swerling et Kalman qui, respectivement en 1958 et 1960, explorèrent le filtrage dans des systèmes non stationnaires.

En 1959, Widrow et Hoff développèrent l'un des premiers algorithmes de filtrage adaptatif, l'algorithme du gradient stochastique ou LMS (Least Mean Square). Depuis les années 1970, le filtrage adaptatif a connu un essor considérable au sein de la communauté du traitement du signal et de l'image [1].

1.3 Concepts fondamentaux des filtres

1.3.1 Filtrage numérique

Un filtre numérique est un système utilisé pour modifier la distribution fréquentielle d'un signal numérique entrée $x(n)$ en un signal numérique désiré en sortie $y(n)$, il se caractérise par sa précision, sa stabilité, sa fiabilité et son adaptabilité [2].

La figure (1.1) est une représentation d'un filtre numérique à une entrée et une sortie.

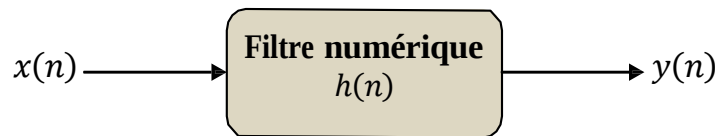


Figure 1.1 : Filtre numérique.

La sortie d'un filtre numérique linéaire et invariant dans le temps (LTI) est donnée par :

$$y(n) = h(n) * x(n)$$

$$y(n) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} h(k)x(n-k) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} x(k)h(n-k) \quad (1.1)$$

Les filtres numériques se répartissent en deux grandes catégories selon la longueur de la réponse impulsionnelle.

✓ Filtres à réponse impulsionnelle finie (FIR) [MA]

Les filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF) sont des filtres linéaires invariants dans le temps. Ils se caractérisent par une réponse impulsionnelle de durée finie et s'obtiennent lorsque $a_i = 0$. L'expression de la sortie $y(n)$ du filtre s'écrit [3] :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} b_i x(n-i) = \sum_{i=0}^{N-1} h_i x(n-i) \quad (1.2)$$

Ils sont toujours stables car ils n'ont pas de pôles. Sa fonction de transfert s'écrit :

$$H(n) = \sum_{i=0}^{N-1} b_i z^{-i} \quad (1.3)$$

➤ **Les caractéristiques principales du filtre sont :**

- Ce filtre est causal si $|z| > R_c$.
- Une stabilité inhérente $\sum_{n=0}^{N-1} |h_n| < \infty$.
- Une meilleure stabilité numérique que les filtres RII.
- Des méthodes de synthèse efficaces.

✓ **Filtres à réponse impulsionnelle infinie (RII) [ARMA]**

Dans ce cas la réponse impulsionnelle est infinie et la réponse $y(n)$ s'écrit :

$$y(n) = \sum_{i=0}^N b_i x(n-i) - \sum_{i=1}^L a_i y(n-i) \quad (1.4)$$

Sa fonction de transfert donne par :

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{i=0}^N b_i z^{-i}}{\sum_{i=1}^L a_i z^{-i}} \quad (1.5)$$

➤ **Les caractéristiques principales du filtre sont :**

- Transition fréquentielle étroite.
- Peuvent modéliser des filtres autorégressifs (AR).
- Risque d'instabilité si les pôles sont hors du cercle unité.
- Sensibles aux erreurs de quantification (instabilité numérique).

1.3.2 Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un type de filtre qui peut ajuster ses paramètres en temps réel afin de s'adapter aux variations du signal d'entrée. Contrairement aux filtres fixes, qui ont des coefficients constants, les filtres adaptatifs utilisent des algorithmes pour ajuster ces coefficients en fonction des caractéristiques du signal. Ils sont donc particulièrement utiles dans des applications comme la réduction de bruit, l'égalisation de canal et le traitement du signal en temps réel. Les algorithmes les plus couramment utilisés pour le filtrage adaptatif incluent la descente de gradient stochastique, qui permet d'optimiser les performances du filtre en minimisant l'erreur entre le signal désiré et le signal filtré.

1.4 Principe de filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif c'est ajustement des coefficients de filtre en fonction du signal qu'il reçoit en temps réel. Cette optimisation permet au filtre de s'adapter aux changements de signal, ce qui est un atout dans des environnements bruyants.

L'objectif principal est de minimiser l'erreur entre le signal souhaité et le signal obtenu après filtrage, afin de fournir une estimation du signal inconnu. Cette estimation est obtenue en réalisant une opération de filtrage du signal par le système.

La figure ci-dessous présente le schéma de fonctionnement d'un filtre adaptatif :

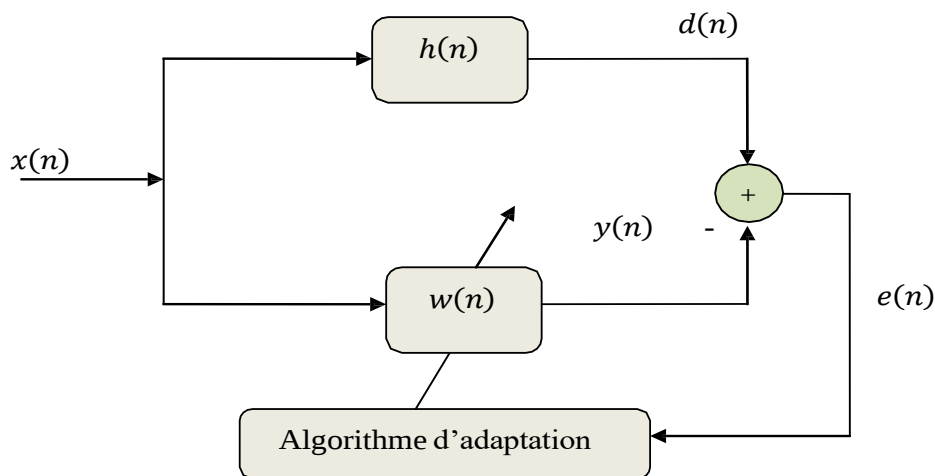


Figure 1.2 : Principe d'un filtre adaptatif.

On définit :

- $x(n)$: Le signal d'entrée.
- $h(n)$: Filtre réel (système à identifier).
- $w(n)$: Le filtre d'estimation (filtre adaptatif).
- $y(n)$: La sortie du filtre adaptatif.
- $e(n)$: Le signal d'erreur.

Le signal $y(n)$ est donne par :

$$y(n) = x(n) * h(n) + b(n) \quad (1.6)$$

Où désigne la convolution.

En notation vectorielle :

$$y(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n) + b(n) = \sum_{i=0}^{L-1} h(i) x(n-i) \quad (1.7)$$

Où :

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T \quad (1.8)$$

$$\mathbf{h}(n) = [h_0, h_1, \dots, h_{L-1}]^T \quad (1.9)$$

Avec L étant la taille du filtre.

Le signal estimé $\hat{y}(n)$ est donné par :

$$\hat{y}(n) = x(n) * w(n) = \mathbf{x}^T(n) * \mathbf{w}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} w_l x(n-l) \quad (1.10)$$

Avec :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T \quad (1.11)$$

L'erreur de filtrage est définie comme :

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) \quad (1.12)$$

$$e(n) = y(n) - \mathbf{x}(n)^T \mathbf{w}(n) \quad (1.13)$$

Solution du filtrage adaptatif :

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) = \mathbf{x}^T(n) \mathbf{h}(n) + b(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n) \quad (1.14)$$

$$e(n) = \mathbf{x}^T(n)(\mathbf{h}(n) - \mathbf{w}(n)) + b(n) \quad (1.15)$$

L'objectif du filtre adaptatif est de minimiser l'erreur $e(n)$:

- $e(n) \rightarrow 0$ Si $\mathbf{w}(n) = \mathbf{h}(n)$
- $b(n) \rightarrow 0$: $\left\{ \begin{array}{l} \textbf{Bruit diffus:} \text{ infinité de source, solution stable.} \\ \textbf{Bruit confiné:} \text{ contrainte liée à l'acoustique.} \end{array} \right.$

On peut classer les filtres adaptatifs en fonction des paramètres suivants [4] :

- ✓ Le critère d'optimisation.
- ✓ L'algorithme de mise à jour des coefficients.
- ✓ La structure du filtre programmable.
- ✓ Le type de signal traité (mono ou multidimensionnel).

1.5 Critères d'évaluation et choix des algorithmes adaptatifs

Le choix de l'algorithme sera basé sur les critères suivants qui sont résumés dans le tableau [5].

Tableau 1.1 : Critères d'évaluation des filtres adaptatifs.

Critère	Définition
Taux de convergence	le nombre d'itération requise pour se rapprocher suffisamment de la solution de Wiener.
Désajustement	La différence entre la moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique et l'erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener.
Robustesse	Résistance au mauvais conditionnement des données.
Complexité	Nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données).
Structure	complexité de l'implémentation matérielle (Aspect hardware)
Stabilité numérique	Influence des erreurs de quantification, problème de la propagation des erreurs.

1.6 Rôle du filtre adaptatif

Le rôle principal d'un filtre adaptatif est d'ajuster dynamiquement son paramètre w afin d'atteindre un objectif précis, comme réduire au maximum l'erreur quadratique moyenne (EQM).

1.7 Application du filtrage adaptatif

Le filtre adaptatif est un outil essentiel en traitement du signal, capable de modifier automatiquement ses paramètres en fonction des variations du signal entrée $x(n)$. Il s'appuie sur la réponse désirée $d(n)$ et l'erreur, définie comme la différence entre $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$, pour ajuster dynamiquement ses coefficients et améliorer ses performances.

- leurs applications peuvent être regroupées en quatre grandes catégories [5].
 - Identification de système.
 - Prédiction.
 - La modélisation inverse.
 - Annulation d'interférences (réduction du bruit, annulation d'écho).

1.7.1 Identifications d'un système

L'identification des systèmes consiste à déterminer un modèle du système à identifier, en utilisant un filtre adaptatif recevant le même signal entrée que le système à modéliser.

La figure ci-dessous présente le schéma général de ce processus d'identification.

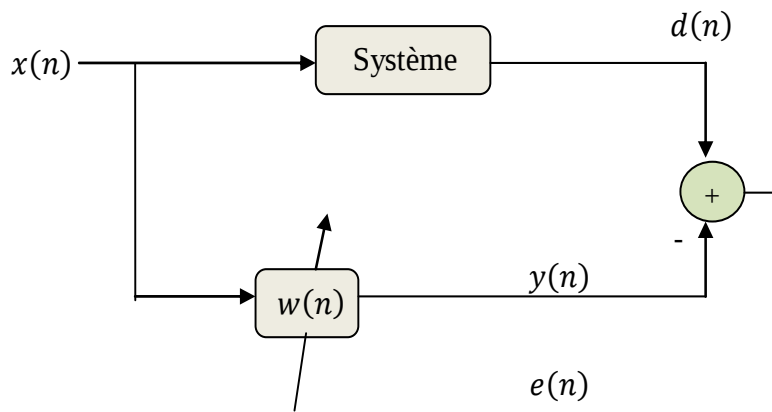


Figure 1.3 : Identifications d'un système.

1.7.2 Prédiction

La prédiction consiste à estimer la valeur actuelle d'un signal $d(n)$ à partir de ses valeurs passées $d(n-1), d(n-2), \dots$. L'estimation obtenue, notée $\hat{y}(n)$, permet de générer une version du signal dans laquelle les bruits et perturbations peuvent être réduits.

Afin d'optimiser cette estimation, un filtre adaptatif ajuste dynamiquement ses coefficients en fonction des données précédentes, dans le but de minimiser l'erreur de prédiction, définie par :

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (1.16)$$

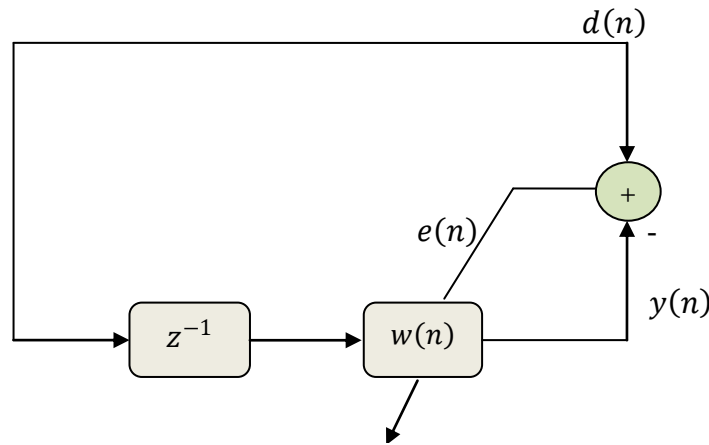


Figure 1.4 : Principe de la prédiction.

1.7.3 Modélisation inverse

Le schéma ci-dessous représente le principe de base de la modélisation inverse, utilisée pour réduire la dispersion et éliminer l'interférence entre symboles dans les systèmes de communications numériques rapides, tels que les modems [5].

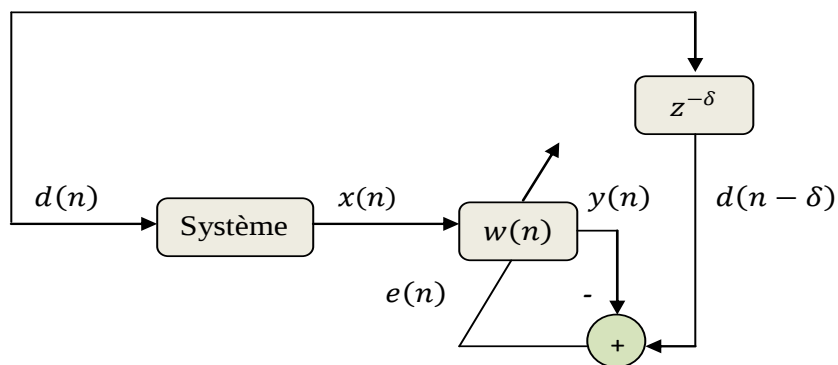


Figure 1.5 : Principe de la modélisation inverse.

1.7.4 Annulation d'interférences (annulation d'écho, de bruit)

L'annulation des interférences a pour but de récupérer un signal utile en supprimant le bruit qui le perturbe. Pour cela, on utilise d'abord un filtre permettant d'estimer le bruit présent dans le signal reçu. Ensuite, cette estimation du bruit est soustraite du signal original, ce qui permet d'obtenir le signal utile sans aucune distorsion.

L'objectif est de garantir que le signal final soit aussi proche que possible de ce qu'il devrait être, sans être affecté par les interférences .

La figure illustre un filtre adaptatif conçu pour éliminer les interférences d'un signal utile.

- **Signal primaire** : Il est composé du signal utile $x(n)$ et d'un bruit $b1(n)$ soit :

$$d(n) = x(n) + b1(n) \quad (1.17)$$

- **Signal de référence** : Un autre bruit $b2(n)$ supposé décorrélé de $x(n)$, est utilisé pour estimer $b1(n)$ à l'aide d'un filtre adaptatif.
- **Annulation du bruit** : Le filtre génère une sortie $\hat{y}(n)$, qui est une approximation de $b1(n)$. Cette estimation est ensuite soustraite du signal primaire :

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) = x(n) + b1(n) - \hat{y}(n) \quad (1.18)$$

Si $\hat{y}(n)$ est correctement ajustée, on obtient principalement le signal utile $x(n)$ avec une réduction significative du bruit.

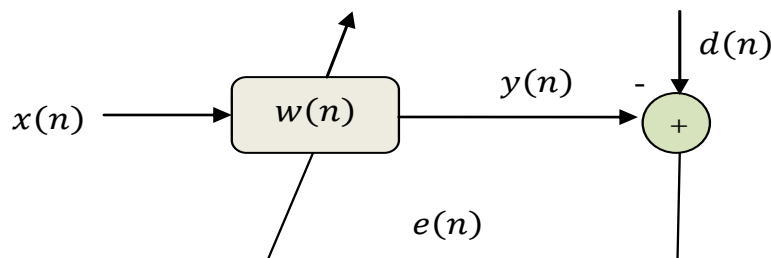


Figure 1.6: Principe d'annulation d'interférence.

1.8 Du Filtrage de Wiener au Filtrage Adaptatif

Les filtres linéaires optimaux se divisent en deux grandes classes :

- **Le filtrage de Wiener** : est cette méthode est utiliser pour estimer des signaux stationnaire, c'est-à-dire lorsque les signaux considères $d(n)$ et $x(n)$ sont stationnaires. Elle vise à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le signal estimé et signal réel.
- **Le filtrage de Kalman** : il s'agit d'une généralisation du filtre de Wiener, applicable à des processus non stationnaires.

1.9 Filtrage de Wiener

Dans le cadre de recherches militaires menées au MIT (Massachusetts Institute of Technology), Norbert Wiener s'est intéressé à l'estimation d'un signal à partir de données bruitées. Il a ainsi développé le filtre de Wiener, une méthode de filtrage permettant de reconstruire un signal estimé à partir d'un signal d'entrée corrélé [6].

Le filtre de Wiener est un filtre linéaire utilisé pour réduire le bruit dans les signaux. Il repose sur l'hypothèse de stationnarité des signaux et vise à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQMM) entre le signal filtré et le signal désiré.

Le principe de ce filtre est de trouver en sortie une réponse plus proche d'une réponse désirée $d(n)$. Il est représenté dans la figure ci-dessous :

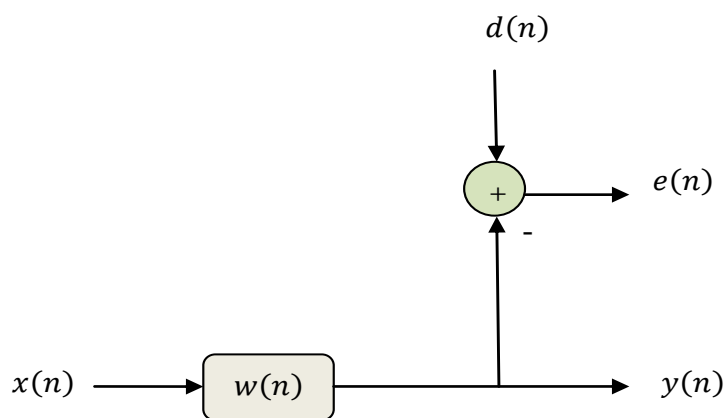


Figure 1.7: Schéma du filtre de Wiener.

On définit :

- $x(n)$: Le signal d'entrée.
- $w(n)$: Le filtre d'estimation.
- $y(n)$: La sortie du filtre adaptatif.
- $e(n)$: Le signal d'erreur.
- $d(n)$: Le signal désiré.

Nous considérons que les signaux $x(n)$ et $y(n)$ sont stationnaire. Le filtre $w(n)$, supposé linéaire, est optimisé de manière à minimiser l'erreur quadratique moyenne (EQM), définie comme la puissance moyenne de l'erreur.

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

Ce filtre repose sur le critère du minimum de l'erreur quadratique moyenne :

$$J_{\min} = \text{Min}(EQMM) \quad (1.19)$$

L'objectif est donc de déterminer un filtre qui minimise l'erreur $e(n)$ selon ce critère.

$$\mathbf{w}_{opt} = \arg \left[\min [J(e(n))] \right] \quad (1.20)$$

Où $\mathbf{w}_{opt}$ désigne le vecteur optimal et J correspond à la fonction de coût.

$$J = E\{e(n)^2\} \quad (1.21)$$

- J : Erreur Quadratique Moyenne (EQM).
- E : Espérance mathématique

Parmi les filtres linéaires et invariants dans le temps, La sortie de filtre $y(n)$ est donne par :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \sum_{k=0}^{L-1} w_k x(n-k) \quad (1.22)$$

1.10 Principe d'orthogonalité

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

$$J = E\{e(n)^2\} \quad (1.23)$$

On utilise la notion vectorielle pour la sortie du filtre :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.24)$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.25)$$

On a :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}(n)} = \partial[E\{e^2(n)\}] = 2E\{e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}(n)}\} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.26)$$

Ainsi, à l'optimum, on a :

$$E\{e_{min(n)} \mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.27)$$

Où :

e_{min} Représente l'erreur minimale, ce qui signifie que l'optimum est atteint lorsque $e(n)$ est orthogonale à l'entrée $\mathbf{x}(n)$.

1.11 Equation de Wiener -Hopf

En développant cette équation, on trouve :

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

Soit :

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

Ce qui revient :

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

On obtient ainsi l'équation de Wiener-Hopf :

$$\mathbf{w}_{opt} = (\mathbf{R}_{Lxx})^{-1} \mathbf{P}_{Lxd} \quad (1.28)$$

Cette équation repose sur deux éléments fondamentaux :

- **La matrice d'autocorrélation** de l'entrée $\mathbf{x}(n)$, notée :

$$\mathbf{R}_{Lxx} = E\{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)\}$$

Elle représente la structure statistique du signal d'entrée sur un ordre donné.

- **Le vecteur d'inter-corrélation** entre le signal d'entrée et le signal désiré, notée :

$$\mathbf{P}_{Lxd} = E\{\mathbf{x}(n) d(n)\}$$

Il exprime la corrélation entre l'entrée $\mathbf{x}(n)$ et la sortie désirée $d(n)$.

1.12 Algorithme d'adaptation des filtres

1.12.1 Définition d'un algorithme

Un algorithme d'adaptation est une méthode mathématique qui permet à un filtre adaptatif d'ajuster dynamiquement ses coefficients afin de minimiser une fonction d'erreur, souvent basée sur l'erreur quadratique moyenne (MSE).

1.13 Algorithmes du gradient

Dans cette partie, nous allons présenter plusieurs algorithmes couramment utilisés en filtrage adaptatif :

1.13.1 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme du gradient stochastique, connu sous le nom de LMS (Least Mean Squares ou Moindres Carrés Moyens), est l'un des algorithmes les plus utilisés pour l'ajustement des coefficients d'un filtre adaptatif, en raison de sa simplicité de calcul et de sa robustesse. Proposé par Widrow et Hoff en 1960, il constitue une version simplifiée de l'algorithme du gradient déterministe.

Contrairement à ce dernier, l'algorithme LMS utilise le gradient de l'erreur quadratique instantané, ce qui permet une adaptation plus rapide des coefficients.

Son principe de fonctionnement est représenté sur la figure 1.8 :

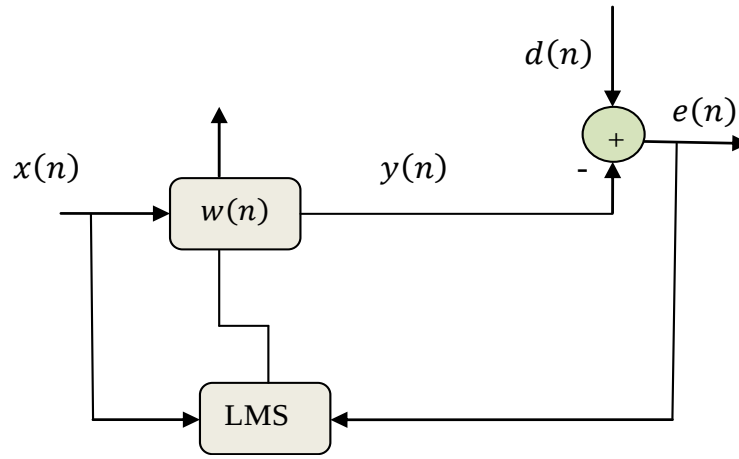


Figure 1.8: Schéma bloc de l'algorithme LMS.

Dans le cas du LMS, on choisit les estimations les plus simples possible, à savoir :

$$\mathbf{R}_{Lxx} = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x} \quad (1.29)$$

$$\mathbf{R}_{xd} = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.30)$$

L'objectif est de minimiser l'erreur quadratique moyenne définie par :

$$J(w) = E[e^2(n)]$$

L'utilisation de $\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}(n)} e^2(n)$ à la place de $\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}(n)} E(e^2(n))$ revient à remplacer la matrice de corrélation $\mathbf{R}_{xx}$ par des estimations instantanés. Le gradient de la fonction coût devient alors :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \frac{\partial (e^2(n))}{\partial \mathbf{w}}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2e(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.31)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\mathbf{r}_{xd}(n) + 2\mathbf{R}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.32)$$

Puisque l'algorithme LMS est basé sur le gradient déterministe, la mise à jour des coefficients est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \quad (1.33)$$

En remplaçant le gradient $\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}}$ par son expression, on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu e(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.34)$$

Où :

- $\mathbf{w}(n)$: le poids de vecteur.
- μ : pas d'adaptation de l'algorithme.

Pour assurer la convergence de l'équation (1.34), une condition nécessaire et suffisante est donnée par [7].

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.35)$$

Avec λ_{max} correspondant à la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal entrée. Toutefois, cette condition repose sur l'hypothèse d'indépendance entre le signal $x(n)$ et $w(n)$ des poids. Il existe une autre condition plus précise, mais celle-ci repose également sur certaines hypothèses spécifiques [8].

$$\mu < \frac{2}{\text{trace}(\mathbf{R}_{xx})} \quad (1.36)$$

Avec :

Trace ($\mathbf{R}_{xx}$) Représente l'énergie totale du signal d'entrée. L'algorithme LMS peut devenir instable face à des signaux non stationnaires, dont l'énergie varie dans le temps. Un mauvais choix du pas μ peut provoquer une convergence lente ou une instabilité. Pour y remédier, l'algorithme NLMS adapte dynamiquement μ en le normalisant par l'énergie du signal, assurant ainsi une meilleure stabilité.

1.13.2 Algorithme de gradient stochastique normalisé (NLMS)

L'algorithme NLMS (Normalisé Least Mean Square) est une version améliorée de l'algorithme LMS. Il s'adapte plus efficacement aux signaux présentant de fortes variations d'énergie, tandis que le LMS se montre moins performant dans ce cas. Le NLMS a été introduit pour résoudre ce problème, notamment dans le traitement de la parole. La solution consiste à normaliser le pas d'adaptation en fonction de l'énergie d'entrée. L'équation du NLMS est obtenue en minimisant la fonction coût exprimée ci-dessous :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (1.37)$$

Avec la contrainte :

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \quad (1.38)$$

On appliquant la méthode des multiplicateurs de Lagrange et en optimisant par rapport à $\mathbf{w}(n+1)$ on obtient :

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

$$\frac{dJ(n)}{d\mathbf{w}(n+1)} = 0$$

$$2[\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)] - \lambda\mathbf{x}(n) = 0$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}(n) \quad (1.39)$$

Avec :

- λ : Multiplieur de Lagrange

On a :

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

$$d(n) = \left(\mathbf{w}^T(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{x}^T(n)\right)\mathbf{x}(n)$$

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

$$\lambda = \frac{2e(n)}{x^T(n)x(n)} \quad (1.40)$$

En remplaçant (1.40) dans (1.39), on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{x^T(n)x(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.41)$$

On introduit deux paramètres complémentaires :

- α , qui joue le rôle de régulateur du pas d'adaptation.
- δ , qui permet d'éviter les divisions par zéro ou par valeurs très faibles.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{x^T(n)x(n)+\delta} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.42)$$

Pour analyser la stabilité de l'algorithme NLMS, on considère l'erreur a priori :

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

Et l'erreur a posteriori :

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

En général, la norme de l'erreur a posteriori est inférieure à celle de l'erreur a priori :

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

On a remplacé dans la formule de mise à jour de l'NLMS dans $\epsilon(n)$ et en supposant que $\delta = 0$, on trouve :

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

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

$$\epsilon(n) = e(n)(1 - \alpha)$$

Donc :

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

$$|e(n)(1 - \alpha)| < |e(n)|$$

$$|1 - \alpha| < 1$$

La condition de convergence de l'algorithme NLMS est donnée par :

$$0 < \alpha \leq 2$$

1.13.3 Algorithme de Projection Affine (APA)

L'algorithme de Projection Affine (APA) est une méthode adaptative développée pour surmonter les limitations de l'algorithme NLMS, notamment sa lenteur de convergence lorsque le signal d'entrée est fortement corrélé.

Contrairement au NLMS qui n'utilise qu'un seul vecteur du signal d'entrée à chaque itération, l'APA exploite P vecteur (où P représente l'ordre de projection) afin d'accélérer la convergence et d'améliorer la précision de l'estimation. Il est donc souvent considéré comme une extension généralisée du NLMS.

Dans cette section, nous allons présenter les différentes relations et équations qui définissent le fonctionnement de l'APA.

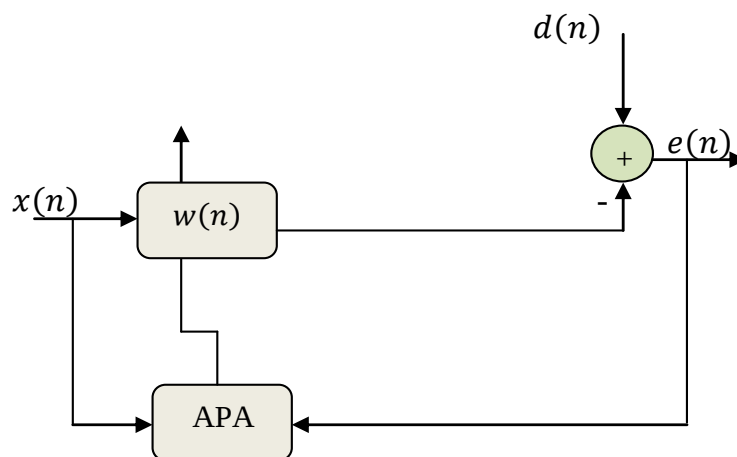


Figure 1.9: Schéma bloc de l'algorithme APA.

Soit la matrice $\mathbf{x}(n)$ de dimension $L \times P$, définie comme :

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

Cette matrice regroupe les P vecteurs d'entrée les plus récents du signal $\mathbf{x}(n)$, chacun de longueur L .

De même, soit le vecteur $\mathbf{d}(n)$ de longueur P , défini par :

$$\mathbf{d}(n) = [d(n), d(n-1), \dots, d(n-P+1)]^T$$

Ce vecteur regroupe les P derniers échantillons du signal désiré $\mathbf{d}(n)$.

L'équation de mise à jour de l'algorithme (APA) est obtenue en minimisant la fonction coût :

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

Sous P contraintes d'égalité, exprimées par :

$$\mathbf{d}(n-P) = \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{X}(n-P) ; \text{ pour } P = 0, 1, \dots, P-1$$

Ces contraintes peuvent être écrites sous forme vectorielle :

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

Pour résoudre ce problème, on applique la méthode des multiplicateurs de Lagrange. La fonction à minimiser devient alors :

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

$$\text{Ou : } \boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{p-1}]^T$$

En dérivant par rapport à $\mathbf{w}(n+1)$ et en égalant à zéro, on obtient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{X}(n)\boldsymbol{\lambda} \quad (1.43)$$

D'après les contraintes :

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

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

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

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

$$\boldsymbol{\lambda} = 2(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (1.44)$$

Avec :

$$\mathbf{e}(n) = [e(n), e(n-1), \dots, e(n-P+1)]^T$$

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

En remplaçant la relation (1.44) dans (1.43), on obtient :

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

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

Ce qui peut s'écrire également sous la forme :

$$\mathbf{w}(n+1) = (1 - \mathbf{P}(n))\mathbf{w}(n) + \mathbf{X}(n)(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1}\mathbf{d}(n) \quad (1.45)$$

Avec :

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{X}(n)(\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1}\mathbf{X}^T(n) \quad (1.46)$$

Qui est appelée matrice de projection.

Pour améliorer la stabilité se l'APA, on introduit un facteur de régulation $\delta > 0$, ce qui donne :

$$\mathbf{w}(n+1) = (1 - \mathbf{P}(n))\mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n)(\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{d}(n)$$

Où :

$$0 < \alpha < 2 \quad \text{Est le facteur d'ajustement.}$$

En réécrivant cette équation avec l'erreur a priori :

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

On obtient la forme modifiée de l'APA :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n)(\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (1.47)$$

La stabilité de l'APA est assurée si l'erreur a posteriori :

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

L'APA est stable si l'erreur a posteriori est plus faible que l'erreur a priori.

$$\boldsymbol{\epsilon}^T(n)\boldsymbol{\epsilon}(n) < \mathbf{e}^T(n)\mathbf{e}(n)$$

En remplaçant l'erreur a posteriori par son expression en fonction de, on obtient :

$$(1 - \alpha)\mathbf{e}^T(n)(1 - \alpha)\mathbf{e}(n) < \mathbf{e}^T(n)\mathbf{e}(n)$$

$$(1 - \alpha)^2 < 1$$

$$0 < \alpha < 2 \quad (1.48)$$

Ainsi, l'APA est stable lorsque le paramètre d'adaptation α appartient à l'intervalle $0 < \alpha < 2$.

1.14 Avantages et inconvénients des algorithmes

Tableau 1. 2 : Avantages et inconvénients des algorithmes LMS, NLMS et APA [9].

Algorithme	Avantages	Inconvénients
LMS	• Facile à implémenter	• Convergence lente • Peu efficace pour les signaux à variation non stationnaire.
NLMS	• Adapté aux signaux non-stationnaires avec des variations d'énergie • Facile à implémenter	• Convergence lente pour les signaux à forte corrélation
APA	• Meilleure adaptation pour les signaux corrélés. • Plus performant que NLMS.	• Plus complexe à implémenter que NLMS.

1.15 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principes de base du filtrage adaptatif ainsi que son importance dans le traitement du signal. Nous avons également analysé les critères d'évaluation des algorithmes adaptatifs, tels que la convergence, la robustesse et la complexité.

Par la suite, nous avons étudié différents algorithmes, notamment LMS, NLMS et APA, en expliquant leur fonctionnement et leurs performances. Cette analyse constitue une base essentielle pour la compréhension des techniques avancées de réduction du bruit qui seront abordées dans les chapitres suivants.

Chapitre 2

Techniques de réduction du bruit acoustique

2.1 Introduction

Avant d'explorer ce chapitre sur les techniques de réduction du bruit, un domaine essentiel dans le traitement du signal, il convient de clarifier certains concepts fondamentaux liés au bruit, au signal de parole et à ses propriétés, bien connus de tout spécialiste du domaine.

La réduction du bruit vise à atténuer efficacement les bruits indésirables afin d'améliorer la qualité du son et le confort auditif. Elle utilise notamment des microphones intégrés capables de générer des ondes sonores opposées pour contrer le bruit. Il existe plusieurs techniques de réduction du bruit, notamment les méthodes actives, qui reposent sur génération d'ondes sonores opposées, telles que l'isolation acoustique.

Au terme de ce chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes de la réduction de bruit acoustique ainsi que leurs applications.

2.2 Signal de parole

2.2.1 Définition

La parole est un signal acoustique, réel et continu, généré par le système phonatoire humain, et constitue un moyen fondamental de communication entre les individus.

Elle se compose de sons voisés (périodiques), produits par l'activation répétée des cordes vocales sous l'effet des variations de pression de l'air générées par l'appareil phonatoire, ainsi que de sons non voisés (aléatoires), formés sans vibration des cordes vocales, lorsque l'air circule librement ou à travers un rétrécissement particulier.

D'un point de vue physique, le signal de parole est une onde acoustique de puissance finie, caractérisée par une nature non stationnaire.

2.2.2 Classification des sons de la parole

Le signal de parole est naturellement non-stationnaire, peut être considéré comme relativement stable sur de courtes périodes entre 10 à 30 ms. Il se décompose en trois types : sons voisés, sons non voisés et silences. Cette classification, basée sur l'analyse spectrale, est essentielle pour le traitement et la réduction du bruit.

- ✓ **Sons voisés** : tels que les voyelles, sont générés par l'oscillation des cordes vocales sous l'effet de l'air. Ils se caractérisent par une quasi-périodicité, énergie élevée. Ce type de son représente environ 80 % du temps de phonation, avec une période fondamentale variant entre 2 ms et 20 ms [10].

- ✓ **Sons non-voisés** : comme certaines consonnes, sont des signaux apériodiques produits sans vibration des cordes vocales. Ils ressemblent à un bruit légèrement corrélé, avec un spectre riche en hautes fréquences et sans structure harmonique. Moins énergétiques que les sons voisés, ils sont considérés comme aléatoires [11].
- ✓ **Silences** : sont des intervalles où le signal vocal est absent, souvent remplis par du bruit de faible énergie comparée à celle de la parole utile [12].

2.3 Définition de l'acoustique

L'acoustique est une branche de la physique qui étudie le son et le bruit, ainsi que leurs relations physiologiques et leurs effets sur l'environnement. Elle s'intéresse également à tout ce qui concerne leur propagation et leur réception [13].

2.4 Modélisation du bruit

2.4.1 Définition du bruit

Le bruit est une perturbation indésirable qui altère un signal utile. Il se compose d'un mélange complexe de sons de fréquences variées, pouvant interférer avec le signal principal à différents points d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission. Cette interférence peut entraver la transmission, l'interprétation ou la perception du signal utile, comme c'est le cas pour le signal de parole [12].

2.4.2 Types de bruit

- **Bruit blanc** :

Le bruit est un signal aléatoire stationnaire à densité spectrale constante, représentant une énergie uniforme sur toutes les fréquences. Ses échantillons sont non corrélés dans le temps et sa fonction d'auto-corrélation est une impulsion de Dirac [12].

- **Bruit coloré**

Le bruit coloré est un bruit blanc filtré, contenant une proportion plus élevée de basses fréquences que de hautes fréquences. Il est parfois appelé bruit rose. Par conséquent, sa fonction d'auto-corrélation prend la forme d'une courbe étroite (plutôt qu'une impulsion de Dirac), tandis que sa densité spectrale de puissance varie en fonction de la fréquence et n'est pas constante [14].

- **Bruit USASI**

Le bruit USASI est signal aléatoire stationnaire à échantillons corrélés, utilisé pour tester l'efficacité des algorithmes adaptatifs dans l'amélioration de la parole et la réduction du bruit [15].

2.5 Source de bruit

- **Le bruit additif (bruit externe)**

Le bruit additif, également appelé bruit externe, est causé par des facteurs extérieurs au système de transmission. Il s'agit d'interférence qui affectent l'une ou plusieurs des trois étapes suivantes

- **Source** : modifie le signal avant son envoi.
- **Canal** : interfère avec le signal pendant sa transmission.
- **Récepteur** : affecte la réception du signal.

Ce type de bruit peut provenir de perturbations naturelles (bruit cosmique, ou la foudre) ou artificielles (comme interférences électromagnétiques, les signaux radio) [16].

- **Le bruit convolutionnel (bruit interne)**

Aussi appelé bruit interne, il résulte de la distorsion introduite par le canal de communication au cours de la transmission. Il est lié aux caractéristiques du système de transmission et provient de source internes, tels que :

- **Distorsions impulsionnelles** : dues aux commutations de courants électriques.
- **Bruit de fond** : généré à l'intérieur des câbles et des composants électroniques.
- **Bruit thermique** : présent dans les circuits passifs, tels que les résistances et les condensateurs.
- **Bruit de grenaille (Shot noise)** : affectant les composants actifs tels que les transistors et les diodes.

Le bruit convolutionnel ne peut pas être totalement éliminé, mais son effet peut être réduit grâce à une conception optimisée des composants électroniques et des circuits électriques.

2.6 Types de mélanges bruités

Parmi les types de mélange largement étudiés, on trouve le « mélange linéaire », où les observations sont un mélange linéaire des sources de signaux.

2.6.1 Mélange linéaire

Un mélange linéaire est une combinaison de plusieurs signaux sources pondérés par des coefficients (poids) spécifiques. Il est largement étudié en séparation de sources et peut être représenté par une somme pondérée des signaux. Ce modèle est souvent utilisé pour analyser et extraire les signaux d'origine à partir des signaux mélangés [17].

2.6.2 Mélange linéaire instantané

Le mélange linéaire instantané signifie que les observations sont un mélange linéaire sources sans délai, c'est-à-dire que les signaux sources arrivent à tous les capteurs en même temps, mais avec des intensités différentes [17].

La figure 2.1 illustre un modèle de mélange linéaire instantané.

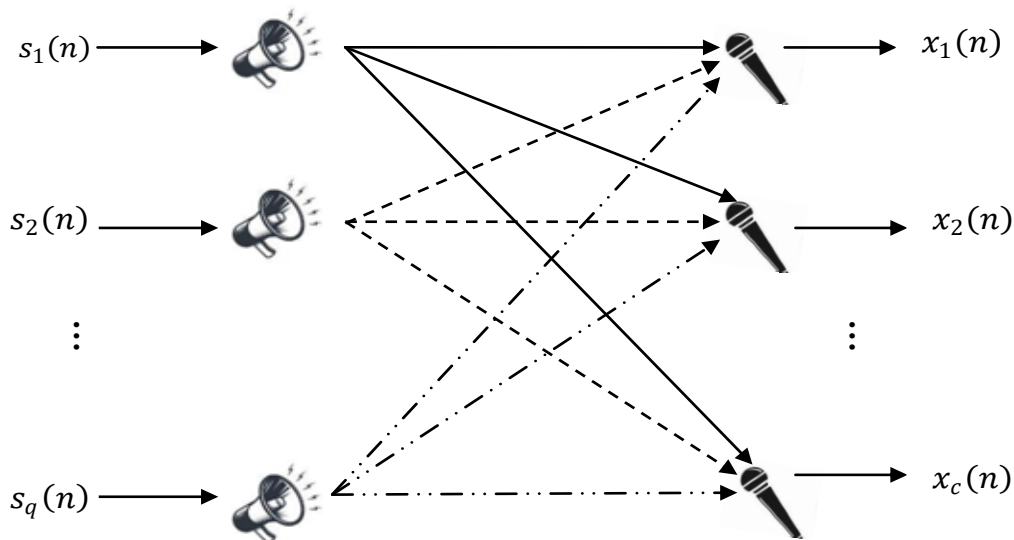


Figure 2.1 : Modèle du mélange linéaire instantané.

Il peut être exprimé sous la forme :

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^q h_{ji} s_j(n) \quad \text{Avec } i = 1, 2, 3, \dots, C \quad (2.3)$$

Où $s_j(n)$ correspond au signal de la source j à l'instant d'échantillonnage n , h_{ji} est le coefficient reflétant la contribution de la source j sur le capteur .

2.6.3 Mélange linéaire convolutif

Dans ce modèle, chaque observation est représentée comme une combinaison linéaire des Signaux sources, convolutés avec un filtre spécifique à chaque paire source-observation. Ce filtre représente la réponse impulsionnelle du canal de transmission entre source et un capteur [18].

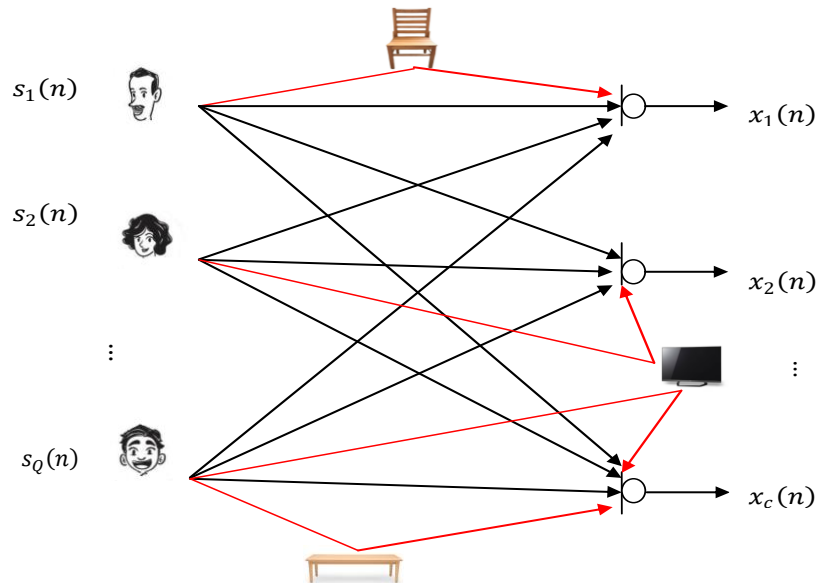


Figure 2.2: Modèle du mélange linéaire convolutif.

Cela s'exprime mathématiquement par :

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^Q h_{ji}(n) * s_j(n) \quad (2.4)$$

Où $*$ représente l'opérateur de convolution, et $h_{ji}(n)$ représente la réponse impulsionnelle du filtre de mélange, correspondant à la contribution de la source s_j dans l'observation x_i [18].

2.7 Effet du bruit sur le signal

Le bruit affecte considérablement la qualité et la clarté du signal en masquant certaines fréquences, ce qui entraîne également une diminution du rapport signal sur bruit (SNR). Cela rend plus difficile la distinction entre le signal utile et le bruit de fond. Le bruit complique davantage l'extraction des informations, impactant ainsi le traitement numérique du signal. De plus, il modifie les caractéristiques spectrales du signal, ce qui peut nuire à sa perception auditive.

2.8 Techniques de réduction du bruit acoustique

La technologie de réduction du bruit est un élément important des systèmes de télécommunication. Les technologies doivent donc être plus efficaces pour répondre aux besoins du plus grand nombre d'utilisateurs possible afin d'extraire le signal vocal utile en optimisant les conditions de communication permettant au signal vocal d'être transmis avec le moins de bruit possible. De nombreuses applications nécessitent une meilleure qualité audio, comme les Communications vocales, les enregistrements vocaux, l'analyse des signaux médicaux, etc.

Ces techniques reposent soit sur l'utilisation de plusieurs microphones (techniques multi-capteurs), soit sur des techniques basées sur deux microphones (techniques bi-capteur), soit sur un seul microphone (techniques mono-capteur), qui sont considérées comme les plus anciennes.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les méthodes débruitage de la parole utilisant ces techniques (mono-capteur, bi-capteur, multi-capteur).

2.8.1 Techniques mono-capteurs

La technique de mono-capteur est une méthode de réduction du bruit et est considérée comme la plus ancienne technique utilisée. Elle repose sur l'utilisation d'un seul capteur pour capturer un signal mixte composé de parole et de bruit, dans le but de séparer la parole du bruit, améliorant ainsi la qualité d'écoute dans des applications telles que les communications vocales. Comme illustré dans la figure 2.3 :

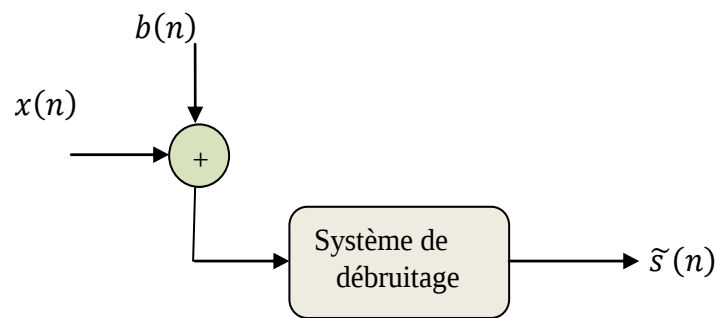


Figure 2.3: Principe de débruitage.

Où :

- $s(n)$: est le signal de la parole.
- $b(n)$: est le bruit.
- $y(n)$: est le signal de la parole bruité tel que :

Avec : $y(n) = s(n) + b(n)$ (signal observé).

- $\tilde{s}(n)$ est le signal de la parole après débruitage.

Un algorithme adaptatif est utilisé pour séparer la parole du bruit, basé sur des transformations fréquentielles telles que [16] :

- Transformée de Fourier discrète (DFT).
- Transformée en cosinus discrète (DCT).
- Transformée en ondelettes.

Ces techniques supposent que la bruit et le signal vocal ne sont pas corrélés, que la parole utile est intermittente, et que l'oreille humaine est insensible à la phase du signal.

Ces méthodes peuvent être classées en plusieurs catégories :

- Le filtrage de Wiener.
- Le filtrage de Kalman.
- Soustraction spectrale (SSA (Amplitude), SSP (Puissance)).

2.8.2 Technique bi-capteur

La méthode bi-capteur nécessite l'utilisation de deux microphones pour l'annulation du bruit. C'est l'une des méthodes les plus couramment utilisées dans ce domaine. L'un des microphones capte principalement la source de la parole, tandis que l'autre capte

essentiellement la source du bruit, ce qui produit un mélange convolutif du signal de la parole et du bruit [19].

Le mélange convolutif linéaire entre le signal de parole et le bruit peut être représenté à l'aide d'un modèle complet donné par la figure suivante :

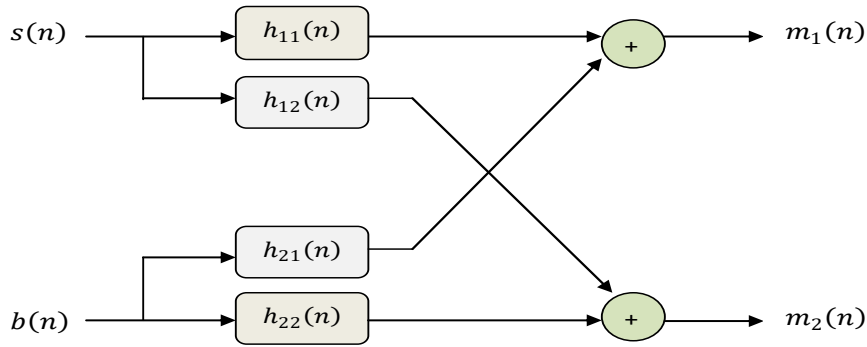


Figure 2.4: la structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs.

Les équations de ce mélange s'écrivent donc :

$$m_1(n) = h_{11}(n) * s(n) + h_{21}(n) * b(n) \quad (2.5)$$

$$m_2(n) = h_{22}(n) * b(n) + h_{12}(n) * s(n) \quad (2.6)$$

Ou :

- h_{11} et $h_{22}(n)$: Les impulsionnelles des canaux directs de couplage.
- h_{12} et $h_{21}(n)$: Les effets du couplage mutuel entre les signaux.
- $s(n)$: Source de parole.
- $b(n)$: Source du bruit.

Nous supposons que le bruit est ponctuel et que la distance entre la source de la parole, le bruit et les microphones est négligeable. Dans ce cas, les fonctions de transfert acoustiques peuvent être approximées par des fonctions impulsionnelles unitaires, ce qui donne :

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

Donc le modèle du mélange peut être simplifié comme illustré dans la figure 2.5 :

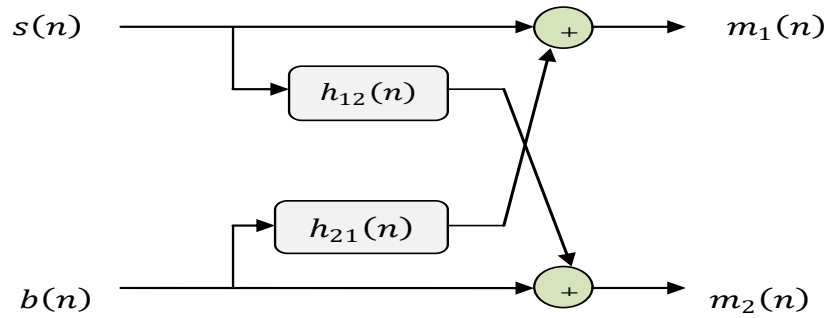


Figure 2.5 : La structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteur.

Les équations de ce mélange s'écrivent donc :

$$m_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.7)$$

$$m_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.8)$$

2.8.3 Technique Multi-capteur

Les techniques multi-capteurs utilisent plusieurs microphones pour capter des signaux provenant de différentes sources (parole, bruit) dans un environnement. Chaque capteur enregistre un mélange convolutif des signaux, dû à la propagation acoustique à travers un milieu avec des réflexions. En exploitant la redondance spatiale entre les signaux reçus, ces techniques permettent de séparer la parole du bruit et d'améliorer ainsi la qualité du signal [19].

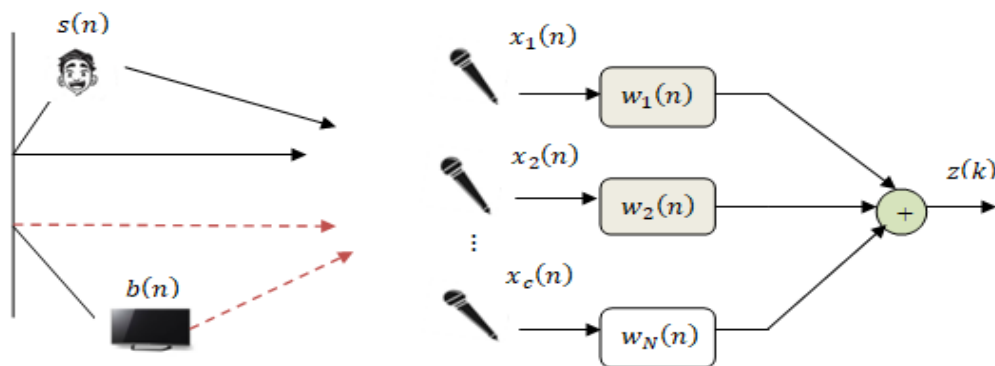


Figure 2.6 : la structure de mélange multi-capteurs.

Un signal observé $x_i(n)$, capté par le i -ème microphone, est composé de deux éléments :

La composante utile de parole $s_i(n)$, et la composante de bruit $b_i(n)$. On a donc :

$$x_i(n) = s_i(n) + b_i(n)$$

Les composantes $s_i(n)$ et $b_i(n)$ peuvent s'exprimer à partir du signal source de parole $s(n)$ et du bruit $b(n)$, convolués respectivement avec les réponses impulsionnelles acoustiques $h_{si}(n)$ et $h_{bi}(n)$, propres à chaque microphone :

$$s_i(n) = s(n) * h_{si}(n) \quad (2.9)$$

$$b_i(n) = b(n) * h_{bi}(n) \quad (2.10)$$

Ici, $h_{si}(n)$ désigne la réponse impulsionnelle entre la source de la parole et le i -ème microphone, tandis que $h(n)$ représente la réponse impulsionnelle entre la source du bruit et ce même microphone.

Ainsi, les signaux observés $x_i(n)$ peuvent être réécrits comme suit :

$$x_1(n) = s(n) * h_{s1}(n) + b(n) * h_{b1}(n) \quad (2.11)$$

$$x_2(n) = s(n) * h_{s2}(n) + b(n) * h_{b2}(n) \quad (2.12)$$

.

.

$$x_{iC}(n) = s(n) * h_{si}(n) + b(n) * h_{bi}(n) \quad (2.13)$$

Les réponses impulsionnelles correspondent aux coefficients des filtres FIR (Réponse Impulsionnelle Finie) de longueur M, avec :

$$h_{si}(n) = [h_{si,1}(n) h_{si,2}(n) \dots h_{si,M}(n)]^T \quad \text{Avec } i = 1, 2, \dots, C$$

$$h_{bi}(n) = [h_{bi,1}(n) h_{bi,2}(n) \dots h_{bi,M}(n)]^T \quad \text{Avec } i = 1, 2, \dots, C$$

Dans la figure 2.6, tous les signaux observés $x_i(n)$ sont traités par les filtres $w_i(n)$ puis combinés pour obtenir le signal de parole rehaussé $z(n)$. Ce dernier s'écrit :

$$z(n) = \sum_{i=1}^c \mathbf{w}_i(n) * x_i(n) \quad (2.14)$$

Les filtres $w_i(n)$ sont également des filtres FIR de longueur M , avec :

$$\mathbf{w}_i(n) = [w_i(n) w_{i,2}(n) \dots \dots w_{i,M}(n)]^T \quad i = 1, 2, \dots \dots C$$

Donc, le signal de parole estimé $z(n)$ peut être reformulé sous la forme compacte suivante :

$$z(n) = \sum_{i=1}^c \mathbf{w}_i^T(n) \mathbf{x}_i(n) \quad (2.15)$$

Les filtres utilisés dans les techniques de réduction de bruit multi-capteurs sont généralement des filtres adaptatifs, c'est-à-dire des filtres capables de s'ajuster dynamiquement aux caractéristiques du signal et du bruit.

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une définition des concepts fondamentaux liés au bruit acoustique, en explorant ses caractéristiques, ses sources et son impact sur les signaux. Nous avons également abordé les types de mélange ainsi que les principales techniques de réduction du bruit, en utilisant des systèmes de capteurs mono-capteur, bi-capteur et multi-capteur.

Chapitre 3

*Rehaussement du signal de parole
par l'approche de Wiener affine*

3.1 Introduction

Ce chapitre traite du rehaussement de la parole dans des environnements bruyants et changeants. Les méthodes traditionnelles, telles que les algorithmes LMS et RLS, présentent plusieurs limites : l'algorithme LMS converge lentement, ce qui le rend inefficace face aux variations rapides du bruit, tandis que l'algorithme RLS, bien que plus rapide, est complexe et exigeant en calcul, ce qui complique son utilisation en temps réel. De plus, les approches utilisant un seul capteur ne permettent pas toujours de bien séparer la parole du bruit, en particulier lorsque celui-ci est non stationnaire.

Pour surmonter ces limitations, nous proposons une nouvelle approche hybride, appelée Wiener-affine, qui combine les avantages du filtre de Wiener et de l'algorithme de projection affine (APA), en s'appuyant sur une structure bi-capteurs. Cette approche vise à améliorer la qualité et l'intelligibilité de la parole tout en assurant une adaptation rapide aux conditions acoustiques réelles.

3.2 Problématique du rehaussement en environnement réel

Cette problématique réside dans la difficulté que rencontrent les systèmes de traitement de la parole à extraire un signal vocal clair et intelligible à partir d'un enregistrement contaminé par du bruit, sans provoquer de distorsion du signal original. Ce défi est particulièrement présent dans des environnements variés tels que les rues, les transports ou les lieux publics, où les interférences sonores sont multiples, imprévisibles et souvent non stationnaires. Ces bruits complexes rendent l'extraction et la préservation du signal utile encore plus difficile.

Les techniques classiques de filtrage adaptatif, comme les algorithmes LMS (Least Mean Squares) ou RLS (Récurive Least Squares), présentent des limitations significatives : LMS souffre d'une convergence lente, tandis que RLS est efficace mais très coûteux en ressources de calcul, ce qui complique son déploiement dans des applications en temps réel. En outre, les approches à capteur unique ne permettent pas toujours une séparation efficace entre la parole et le bruit, notamment dans les situations à faible rapport signal sur bruit (SNR) ou lorsque le bruit présente une structure spectrale proche de celle de la parole.

Ainsi, On besoin d'une solution robuste, rapide, et peu coûteuse en calcul devient crucial. C'est dans cette optique que le chapitre introduit une nouvelle approche hybride, appelée Wiener- APA, combinant les avantages du filtre de Wiener et de l'algorithme de projection affine (APA), avec une structure bi-capteurs.

Cette solution vise à offrir un bon compromis entre performance, adaptabilité aux bruits réels, et compatibilité avec des applications en temps réel.

3.3 Proposition d'un nouvel algorithme APA-Wiener

Pour rendre l'algorithme de projection affine plus efficace, robuste et adaptable, nous proposons une nouvelle approche hybride appelée APA-Wiener. Cette technique associe la puissance du filtrage optimal de Wiener avec la flexibilité de l'algorithme APA, pour un rehaussement plus performant du signal vocal, notamment dans des environnements bruités et non stationnaires.

3.3.1 Principe de la nouvelle approche de APA-Wiener

Dans cette figure, nous présentons un schéma bloc détaillé du système proposé, où l'algorithme hybride APA-Wiener est intégré avec un système de contrôle automatique.

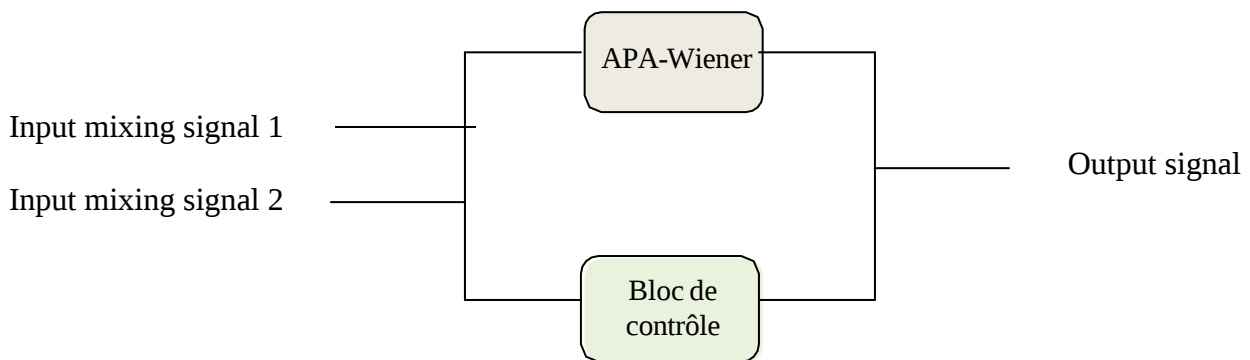


Figure 3.1: Schéma bloc représentant le système du nouvel algorithme.

• Bloc de contrôle

Le bloc de contrôle prend automatiquement une décision en comparant certains paramètres du signal. Il indique “0” si de la parole est détectée (activité vocale) et “1” s’il s’agit d’un silence. Cette décision permet de contrôler le processus de filtrage APA-Wiener, en adaptant son comportement selon l’activité vocale dans le signal de mélange à l’entrée du filtre adaptatif APA-Wiener.

3.3.2 Développement d'un nouvel algorithme de projection affine Wiener

Plusieurs variantes de l'algorithme de projection affine ont été proposées afin d'en améliorer l'efficacité et l'adaptabilité, en particulier dans des environnements bruités et non stationnaires. Dans cette continuité, nous avons conçu une version hybride nommée APA-Wiener, qui associe la robustesse de l'algorithme APA aux performances optimales du filtrage de Wiener.

Pour mieux illustrer le fonctionnement de cette approche, le schéma bloc de l'algorithme APA- Wiener est présent dans la figure :

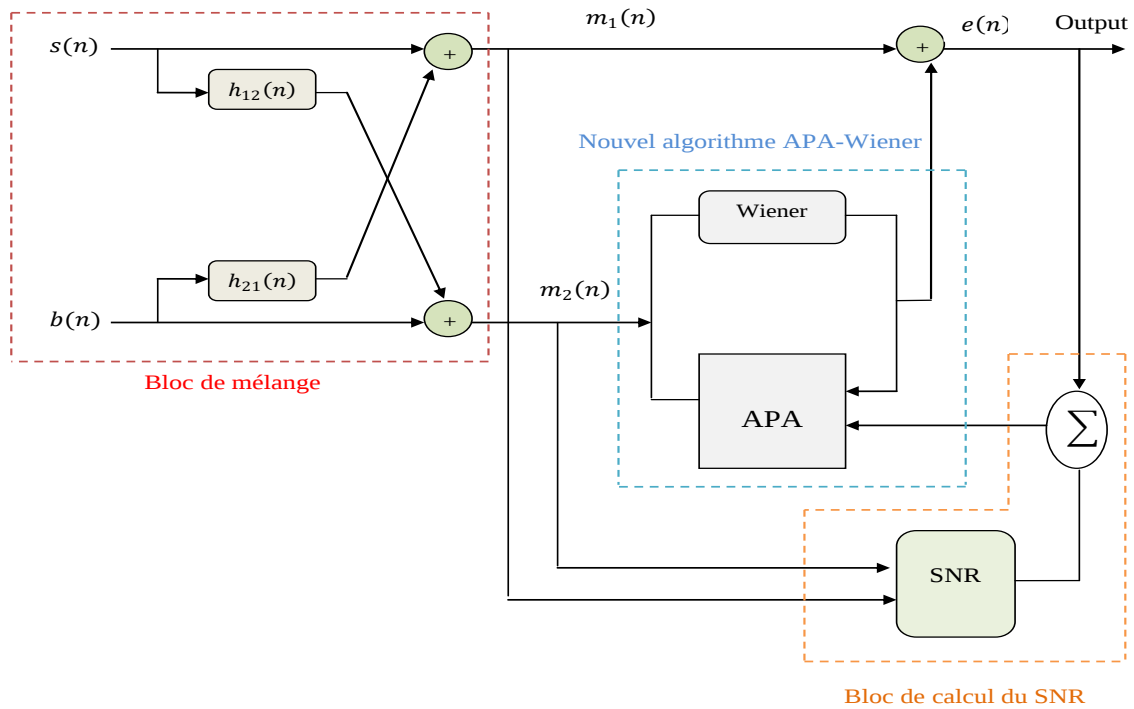


Figure 3.2: Schéma bloc de l'algorithme APA-Wiener.

L'algorithme APA vise à estimer le signal souhaité $d(n)$ à partir du signal bruité (n) . On pose donc :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (3.1)$$

Ou

- $\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-p+1)]$ est le vecteur d'entrée (taille P).
- $\mathbf{w}(n)$ est le vecteur de coefficients du filtre (taille P).
- $d(n)$ est la composante désirée (généralement le signal de parole).

On utilise les P dernières trames pour construire la matrice :

$$\mathbf{X}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-p+1)] \quad (3.2)$$

Et le vecteur des signaux désirés correspondants :

$$\mathbf{d}(n) = [d(n), d(n-1), \dots, d(n-P+1)] \quad (3.3)$$

On met à jour le filtre pour réduire cette erreur, selon la formule :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n)(\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (3.4)$$

Où :

- α est le pas d'adaptation.
- δ est un facteur de régularisation pour stabiliser l'inversion.

Le filtre n'est mis à jour que si la parole est détectée :

$$\mathbf{w}(n+1) = \begin{cases} \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n)(\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n))^{-1} \mathbf{e}(n) & \text{si } wiener(n) = 1 \\ \mathbf{w}(n) & \text{si } wiener(n) = 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

Cela évite d'adapter le filtre quand il n'y a que du bruit.

La nouvelle expression de l'erreur de filtrage utilisée dans l'algorithme APA modifié est donnée par l'équation suivante. Après la mise à jour des coefficients du filtre, l'erreur peut être recalculée à l'aide des nouveaux poids obtenus :

$$\mathbf{e}_p(n) = d(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (3.6)$$

A la fin, l'équation de mise à jour des coefficients du filtre dans l'algorithme APA-Wiener s'exprime comme suit, en tenant compte des nouveaux critères d'adaptation introduits dans cette approche.

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

Avec : $0 < \alpha < 2$ et est δ le facteur de régulations.

3.3.3 Avantages théoriques du modèle proposé

Le modèle APA-Wiener proposé présente plusieurs avantages théoriques notables, qui le rendent particulièrement adapté au traitement des signaux de parole dans des environnements bruités et non stationnaires. Grâce à la combinaison du filtrage optimal de Wiener et de la flexibilité de l'algorithme de projection affine (APA).

Cette approche hybride constitue une solution à la fois robuste, flexible et performante pour le rehaussement du signal vocal. Parmi ces avantages, on peut citer :

- Il permet une meilleure séparation entre la parole et le bruit, même dans des conditions difficiles.
- Il s'adapte automatiquement aux changements rapides dans l'environnement sonore.
- Il est moins sensible aux erreurs de modélisation que certains filtres classiques.
- Il peut fonctionner de manière stable même avec un faible rapport signal sur bruit (SNR).
- Il peut améliorer ses performances à long terme grâce à son apprentissage et à son adaptation continue.
- Il présente une convergence rapide et stable, même dans des environnements non stationnaires.
- Il peut être intégré dans des applications mobiles ou embarquées, grâce à sa structure relativement légère.

3.4 Organigramme de l'algorithme proposé APA-Wiener

L'organigramme ci-dessous illustre le déroulement du programme de simulation de notre algorithme proposé de filtrage adaptatif APA-Wiener. Il commence par l'initialisation des paramètres, puis procède à la mise à jour itérative du filtre à chaque échantillon, en fonction de l'erreur calculée. À intervalles réguliers (toutes les trames de L échantillons), l'erreur quadratique moyenne (MSE) est évaluée pour analyser la performance du filtre.

Tableau 3.1: Signification des variables de l'algorithme APA-Wiener.

RSB	Rapport signal bruit
L	Longueur du filtre
α	pas adaptation
Iter	itération
Cpt	Compteur
P	Nombre de projection
Ech	Nombre d'échantillon
Fen	Bloc d'échantillons

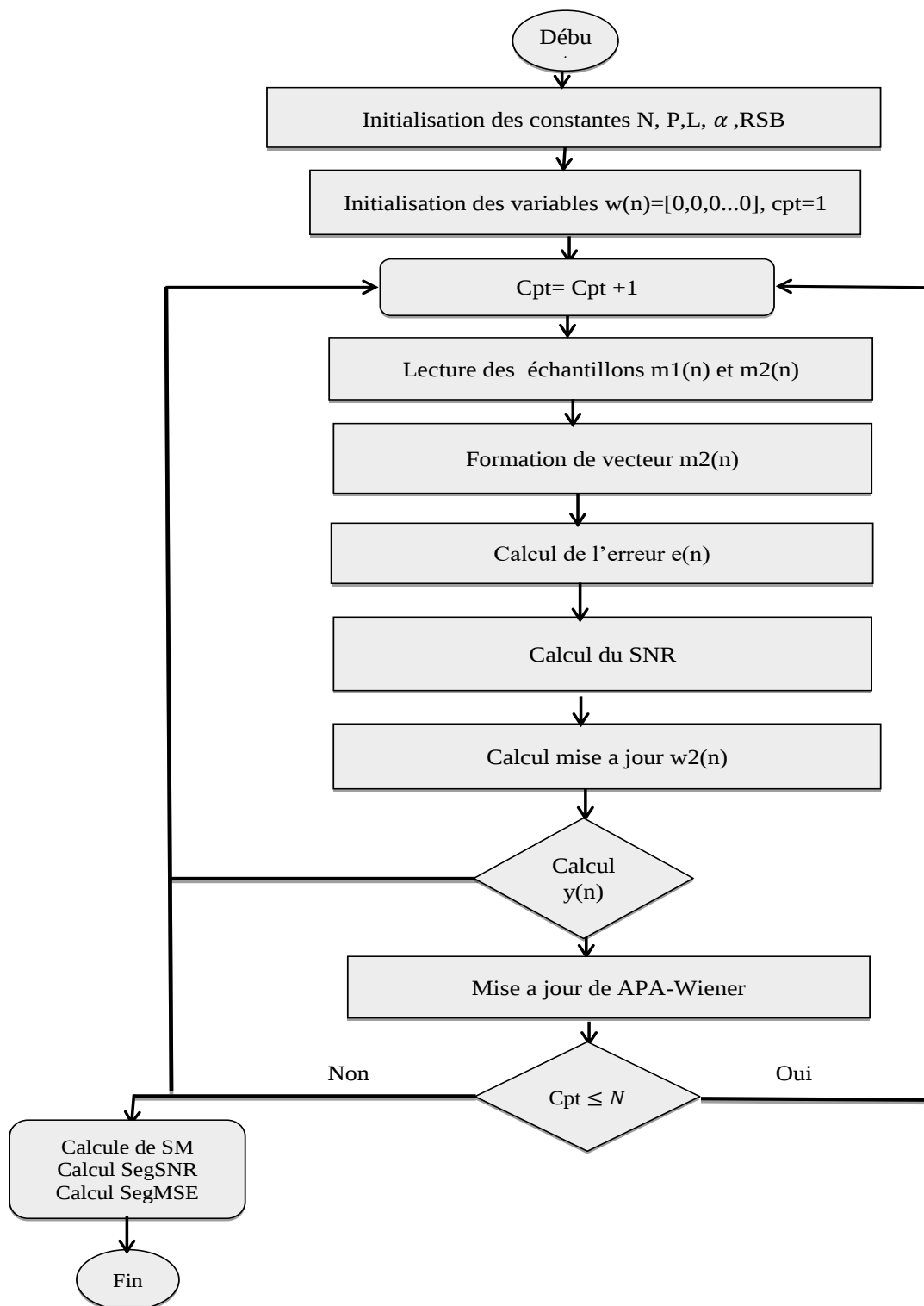


Figure 3. 3: Organigramme de l'approche proposée APA-Wiener.

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un nouvel algorithme APA-Wiener, conçu pour améliorer la parole dans un environnement bruité. Il combine les avantages de l'algorithme de projection affine (APA) et du filtre de Wiener pour offrir une meilleure performance de réduction de bruit. Nous avons détaillé son fonctionnement et comparé ses performances à d'autres méthodes. Le chapitre suivant est consacré à son évaluation a travers des simulations et des critères objectifs.

Chapitre 4

Résultats de simulation

4.1 Introduction

Dans ce quatrième et dernier chapitre, nous présentons les résultats des simulations réalisées pour évaluer les performances de la nouvelle approche de réduction du bruit basée sur l'algorithme APA-Wiener. Ces simulations, effectuées sous l'environnement MATLAB, permettent d'analyser l'efficacité de l'algorithme selon trois critères essentiels : l'Erreur Quadratique Moyenne Segmentaire (SegMSE), le Rapport signal sur bruit segmentaire (SegSNR), ainsi que le critère de Mismatch, qui mesure la précision d'adaptation du filtre.

4.2 Présentation des signaux test des simulations

4.2.1 Signal de la parole

Cette figure représente un signal temporel de la parole originale et son spectrogramme à une fréquence d'échantillonnage de 8 KHz, On y observe comment les fréquences évoluent pendant la parole.

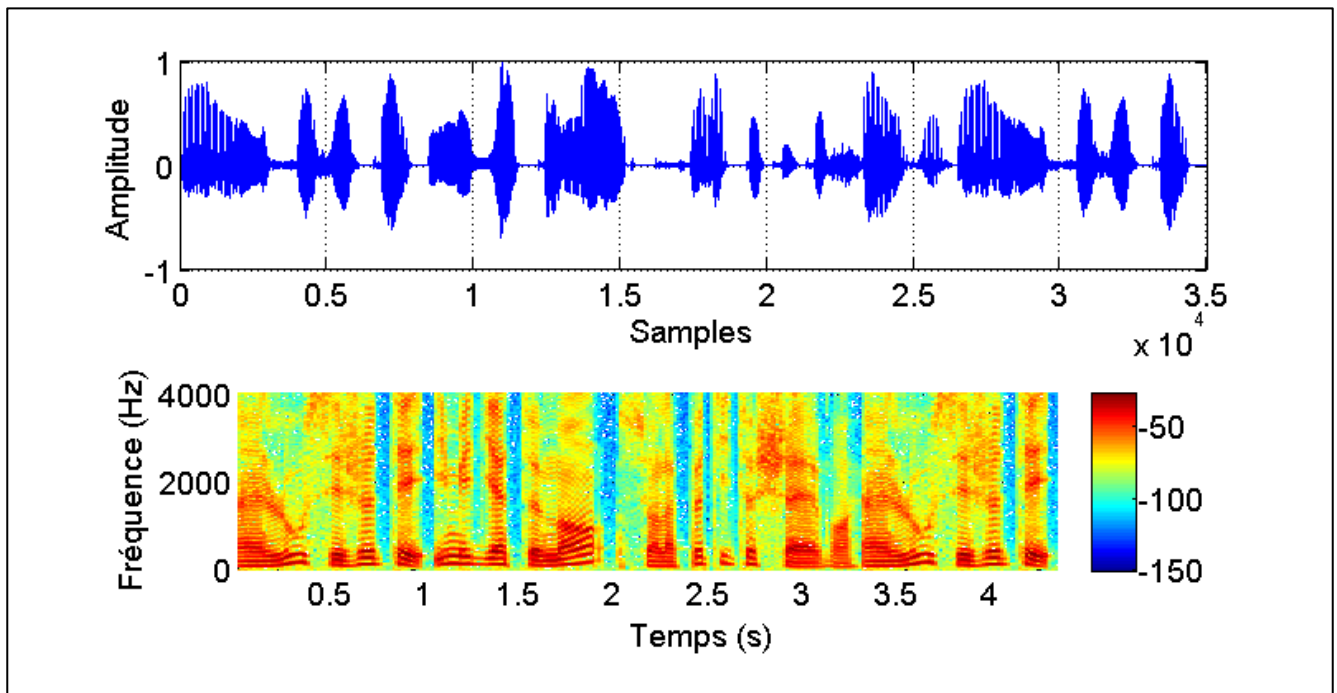


Figure 4.1 : Signal de la parole et son spectrogramme.

4.2.2 Signaux de bruit

4.2.2.1 Signal bruit blanc

Cette figure présente un signal de bruit blanc stationnaire qui est utilisé pour vérifier la robustesse et la stabilité numérique des algorithmes utilisées.

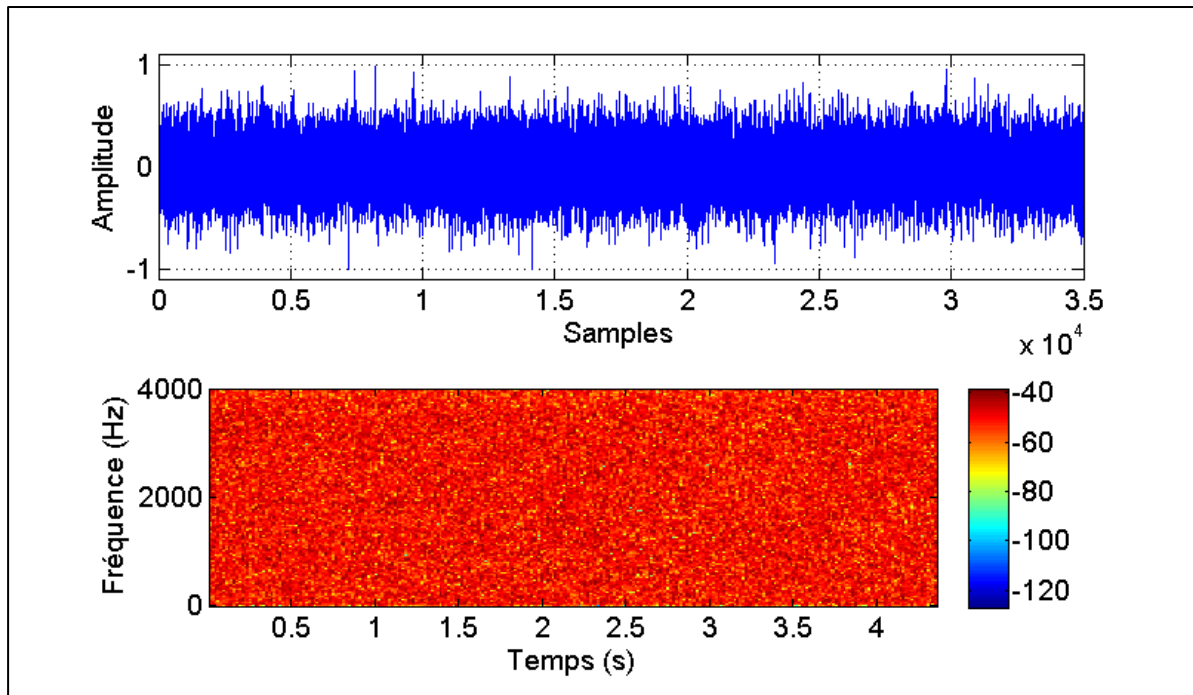


Figure 4.2: Signal de bruit blanc gaussien et son spectrogramme.

4.2.3 Réponses impulsionnelles

On présente deux réponses impulsionnelles h_{12} et h_{21} qui sont générées avec un bruit gaussien atténué par une fonction exponentielle. La longueur des réponses est $L=128$. Ces réponses modélisent l'impact de la distance entre deux microphones sur le signal, comme on montre dans cette figure.

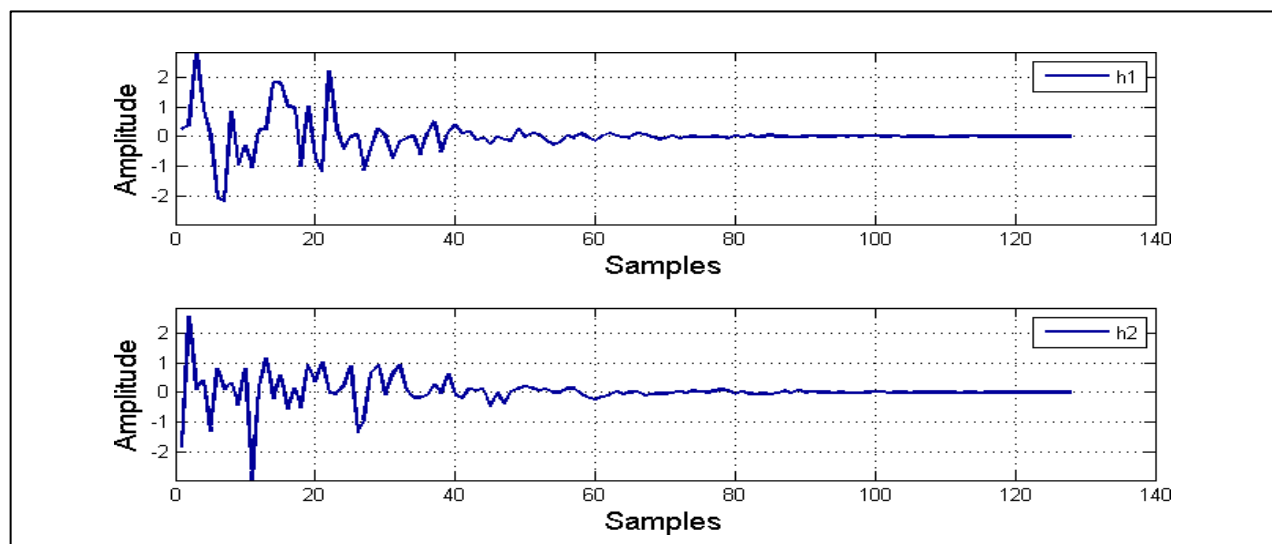


Figure 4.3: Les réponses impulsionnelles.

4.2.4 Mélange des signaux

Dans cette partie, nous présentons les signaux de mélange $m_1(n)$ et $m_2(n)$ obtenus par convolution d'un signal de parole et d'un bruit blanc à l'aide de deux filtres de longueur $L = 128$, avec un rapport signal sur bruit fixé à 0 dB pour les deux canaux.

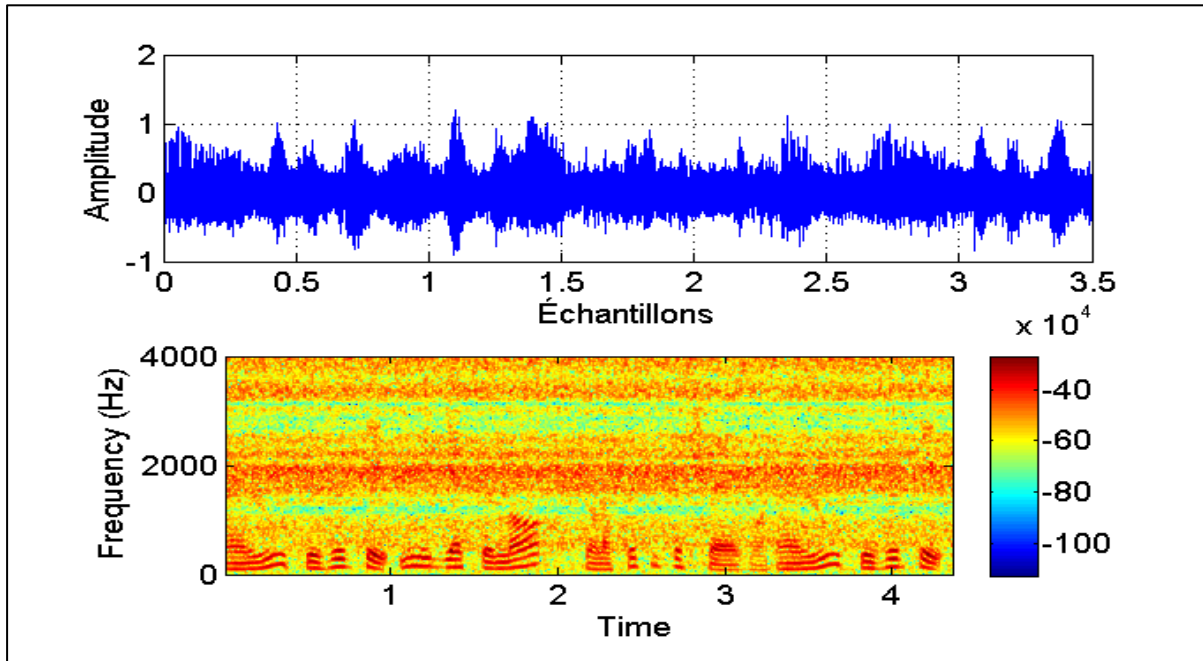


Figure 4.4: Signal de mélange $m_1(n)$ et son spectrogramme.

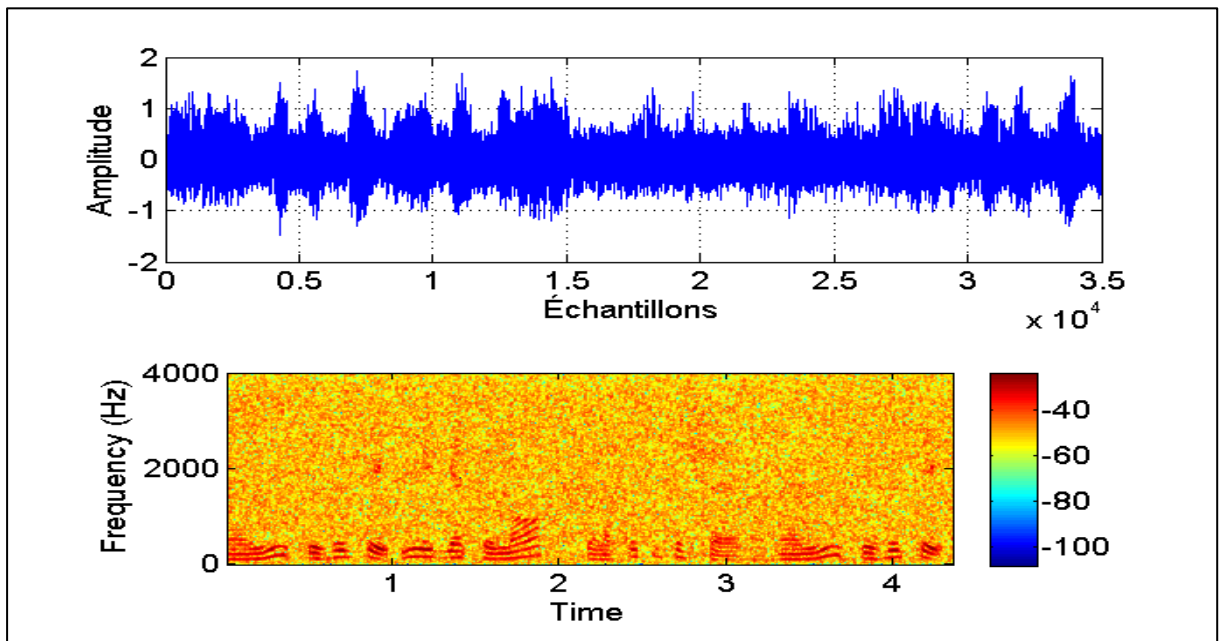


Figure 4.5: Signal de mélange $m_2(n)$ et son spectrogramme.

4.2.5 Principe de détection d'activité vocale

Un système de Détection d'Activité Vocale (DAV) permet d'identifier les périodes de présence ou d'absence de parole dans un signal audio. Dans le cadre de notre approche, nous avons implémenté une méthode manuelle de DAV pour contrôler l'adaptation du filtre $w_1(n)$. Cette mise à jour du filtre est activée uniquement durant les intervalles où seul le bruit est présent, c'est-à-dire en l'absence de toute activité vocale. Ce mécanisme permet d'assurer une estimation plus fiable du bruit de fond, sans interférence de la parole, et ainsi d'optimiser la performance du système adaptatif.

Cette figure présente un exemple de DAV manuel sur le même signal de parole qu'avant.

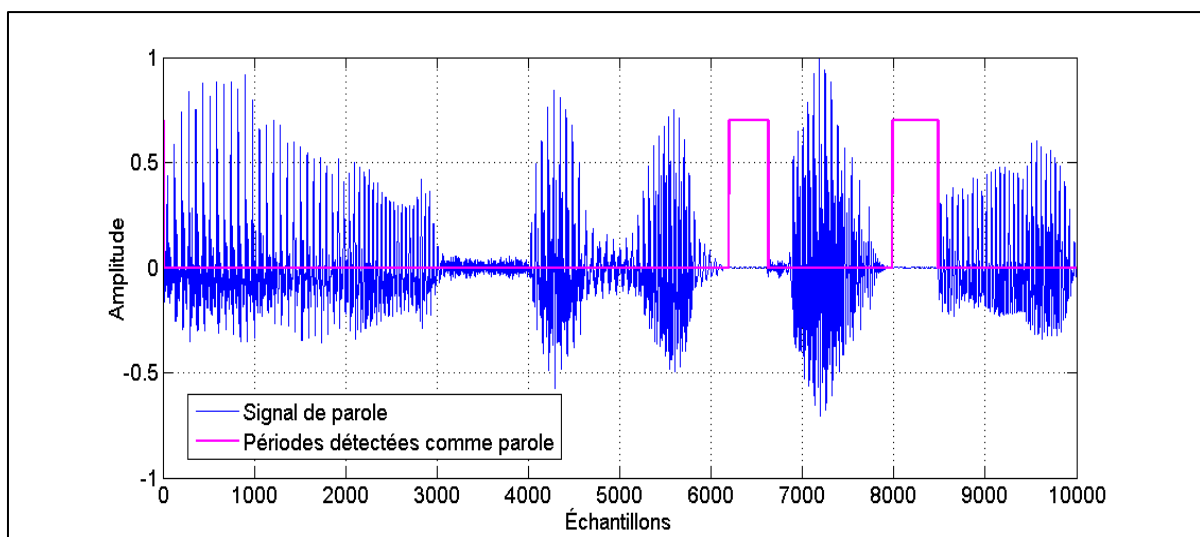


Figure 4.6: Signal de parole original avec segmentation manuelle DAV.

4.3 Evaluation de la nouvelle approche proposée APA-Wiener

Dans cette partie, nous allons analyser les performances de l'algorithme APA-Wiener Selon les différentes longueurs de filtre, différentes ordres de projections et aussi et aussi différents pas d'adaptation, en utilisant le signal de parole précédemment présenté, altéré par un bruit blanc.

Afin d'évaluer les performances de l'algorithme APA-Wiener proposé, Nous allons utiliser les critères objectifs de qualité suivants :

4.3.1 Critère de système SM

Le critère Mismatch (SM) permet d'évaluer la capacité de l'approche à converger vers les coefficients optimaux, tout en indiquant le niveau d'amélioration du signal par rapport au bruit résiduel.

$$SM = 10 \log_{10} \left[\frac{\|w(n) - h(n)\|^2}{\|h(n)\|^2} \right] \quad (4.1)$$

4.3.2 L'erreur quadratique moyenne segmentée (Segmental-MSE)

Ce critère permet d'évaluer la quantité de bruit résiduel présente dans le signal après le rehaussement. Il est particulièrement calculé pendant les périodes de silence du signal de parole. L'estimation du segMSE repose sur la formule suivante :

$$s(dB) = 20 \log_{10} \left(\sum_{k=0}^{M-1} |e_1(k)| DAV(k) \right) \quad (4.2)$$

Où M désigne la longueur d'une trame du signal de sortie $e_1(n)$.

4.3.3 Le rapport signal sur bruit segmentaire (SegSNR)

Le rapport signal à bruit segmenté (Segmental-SNR) permet d'évaluer le niveau d'amplification du signal de parole par rapport au bruit résiduel.

L'estimation de ce critère repose sur la formule suivante :

$$segSNR(dB) = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} 10 \log_{10} \frac{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} \tilde{s}^2(n)}{\sum_{n=Lm}^{Lm+L-1} \tilde{b}^2(n)} \quad (4.3)$$

- $\tilde{s}^2(n)$: signal de parole (estimé).
- $\tilde{b}^2(n)$: bruit résiduel.
- L: longueur d'une trame.
- M: nombre total de trames.

4.3.4 Paramètres de simulation

Tableau 4. 1: Paramètres de test de l'algorithme APA-Wiener.

Paramètre	Signification	Valeur
Ech	Nombre échantillon	100000
L	Longueur de filtre	32 ; 128
μ	Pas d'adaptation	0.01
RSB1= RSB2	Rapport signal sur bruit	-3 ; 0 ; 3

4.4 Résultats de simulation

4.4.1 Entrée blanche

Trois graphiques présentés dans la figure 4.7 illustrent les principales étapes de l'analyse et du filtrage du signal, avec $L = 32$ et $RSB = 0$ dB.

Le premier graphique à gauche montre la comparaison entre le signal de paroles originales, le signal bruité ($RSB = 0$ dB), et le signal obtenu après application du filtre APA-Wiener. On constate que ce filtre parvient à réduire efficacement le bruit, ce qui permet d'obtenir un signal plus clair et fidèle à la parole d'origine.

Le graphique du milieu illustre le signal bruité, la sortie du filtre APA-Wiener et le signal d'erreur. On remarque que l'approche APA-Wiener parvient à atténuer le bruit de manière efficace, en rapprochant le signal filtré du signal de parole initial. L'erreur reste relativement faible, ce qui traduit une bonne performance du filtrage.

Le graphique de droite illustre la comparaison entre le filtre réel et celui estimé par l'approche APA-Wiener. On observe que les deux courbes sont proches, ce qui indique que l'approche parvient à bien reproduire les coefficients du filtre original.

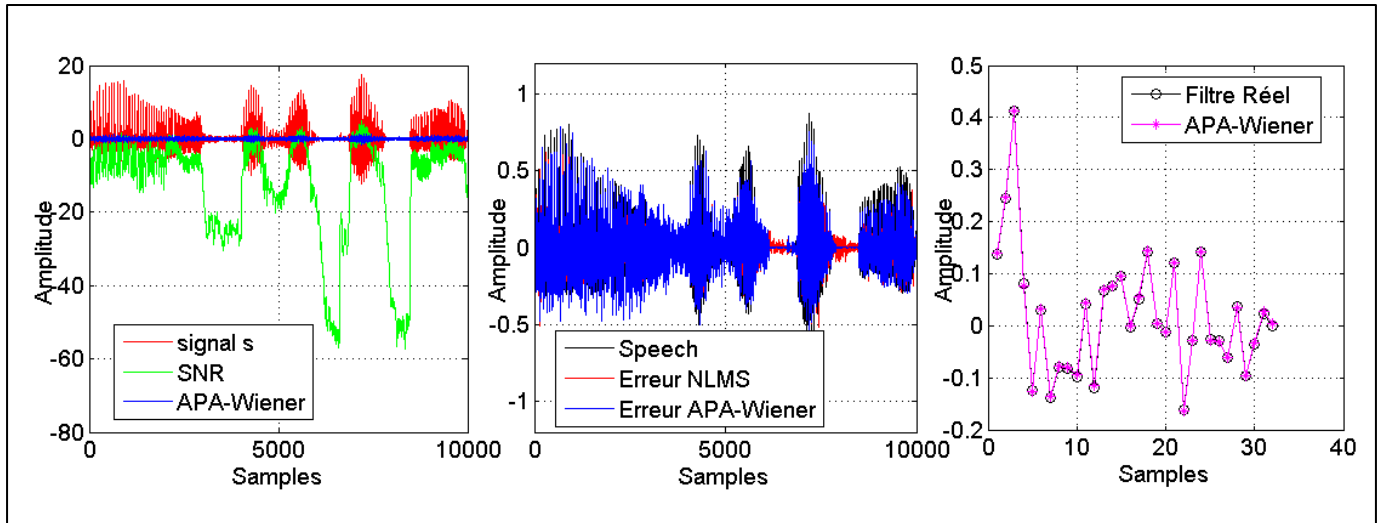


Figure 4.7: Signal de parole dans le cas $L=32$ et un entré bruit blanc.

La figure 4.8 affiche trois graphiques comparables à ceux de la figure 4.7, avec quelques différences notables : $L = 128$ et $RSB = 0$ dB.

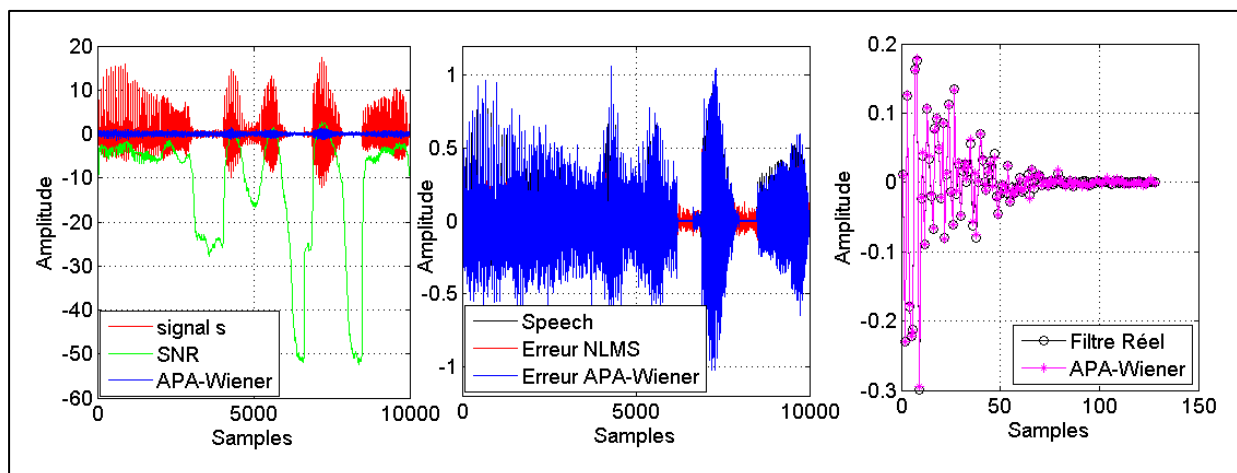


Figure 4. 8 : Signal de parole dans le cas $L=128$ et un entré bruit blanc.

À partir des résultats obtenus, on constate que l'approche APA-Wiener donne de meilleurs résultats pour $L = 128$ comparé à $L = 32$. L'erreur est plus faible, le signal filtré est plus proche du signal original, et les coefficients estimés du filtre sont plus précis. Cela s'explique par le fait qu'une taille de filtre plus grande permet une meilleure modélisation du canal, améliorant ainsi la performance du filtrage adaptatif.

a. Système Mismatch

La figure suivante présente trois graphiques comparant les performances des approches NLMS et APA-Wiener en termes de désadaptation du système (SM), exprimée en dB, pour trois valeurs du rapport signal sur bruit (RSB) : -3 dB, 0 dB et 3 dB. La longueur du filtre adaptatif est fixée à $L = 32$.

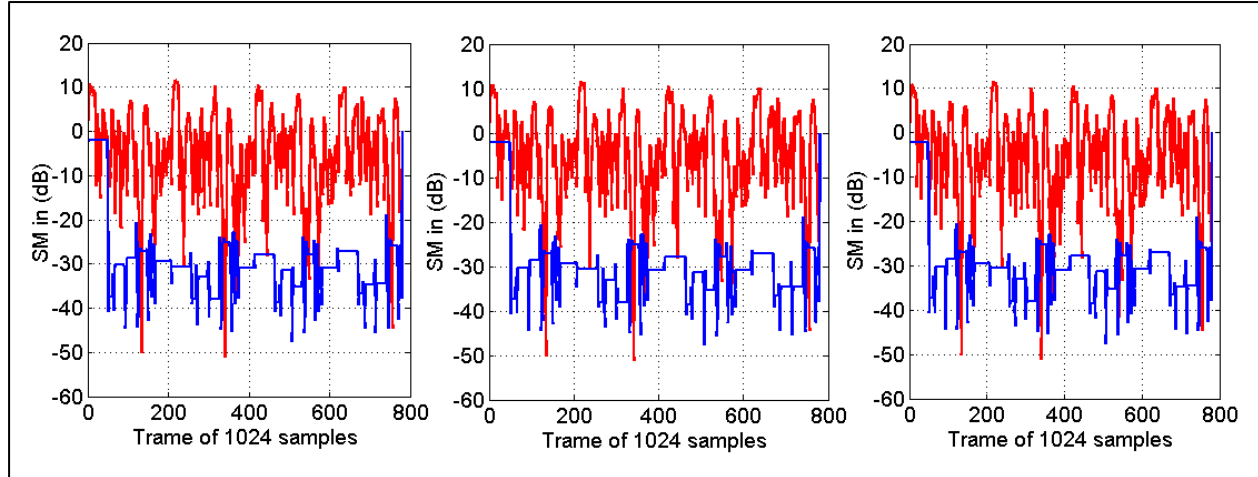


Figure 4.9 : Critère SM pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de $L=32$.

La figure suivante présente trois graphiques montrant la désadaptation du système (SM) en dB pour les approches NLMS et APA-Wiener, selon le nombre de trames, pour trois valeurs du rapport signal sur bruit (RSB) : -3 dB, 0 dB et 3 dB. La longueur du filtre adaptatif est fixée à $L = 128$.

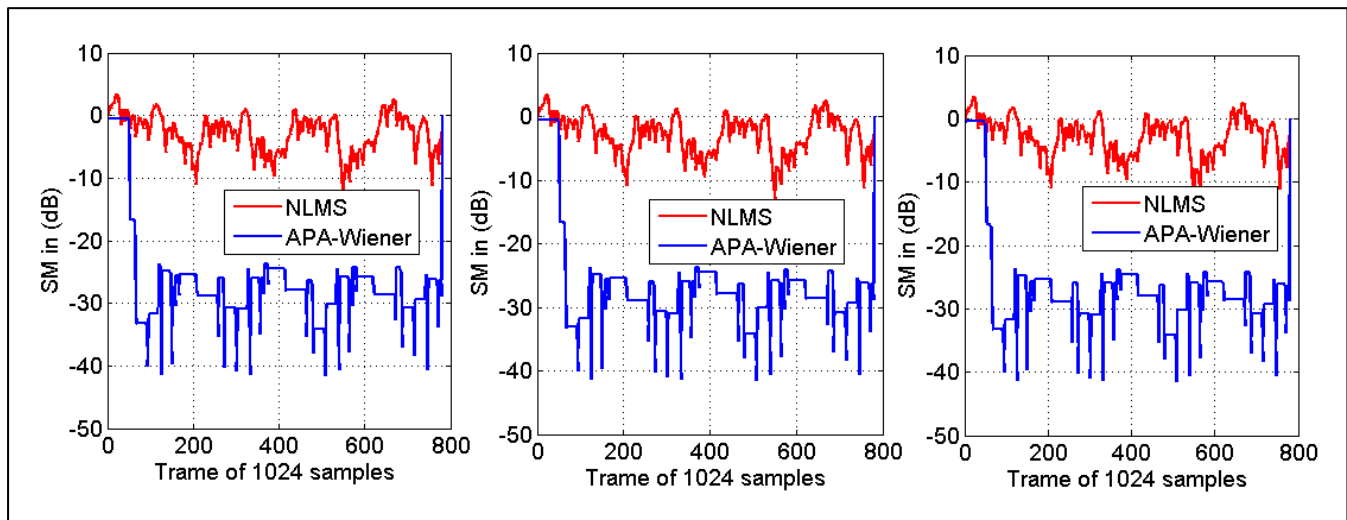


Figure 4.10: Critère SM pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de $L=128$.

Les deux figures 4.9 et 4.10 permettent de comparer les performances des approches APA-Wiener et NLMS en termes de désadaptation du système (SM), pour trois valeurs du rapport signal sur bruit (RSB) : -3 dB, 0 dB et 3 dB, avec une longueur de filtre.

On remarque que l'APA-Wiener donne de meilleurs résultats : il s'adapte plus vite, reste plus stable et garde une erreur plus faible, même quand le bruit est fort. Au contraire, le NLMS a une désadaptation plus grande et varie beaucoup, surtout quand le RSB est bas. Cela montre que l'APA-Wiener est plus performant et plus robuste que le NLMS, en particulier dans des environnements bruyants.

b. Rapport signal à bruit segmentaire (SegSNR)

Cette figure présente la comparaison du critère SegSNR (rapport signal sur bruit segmentaire, en dB) pour les approches NLMS et APA-Wiener, appliqués à un signal vocal corrompu par du bruit. Les performances sont affichées pour trois niveaux de rapport signal sur bruit (RSB): -3 dB, 0 dB et 3 dB. La longueur du filtre adaptatif est fixée à $L = 32$.

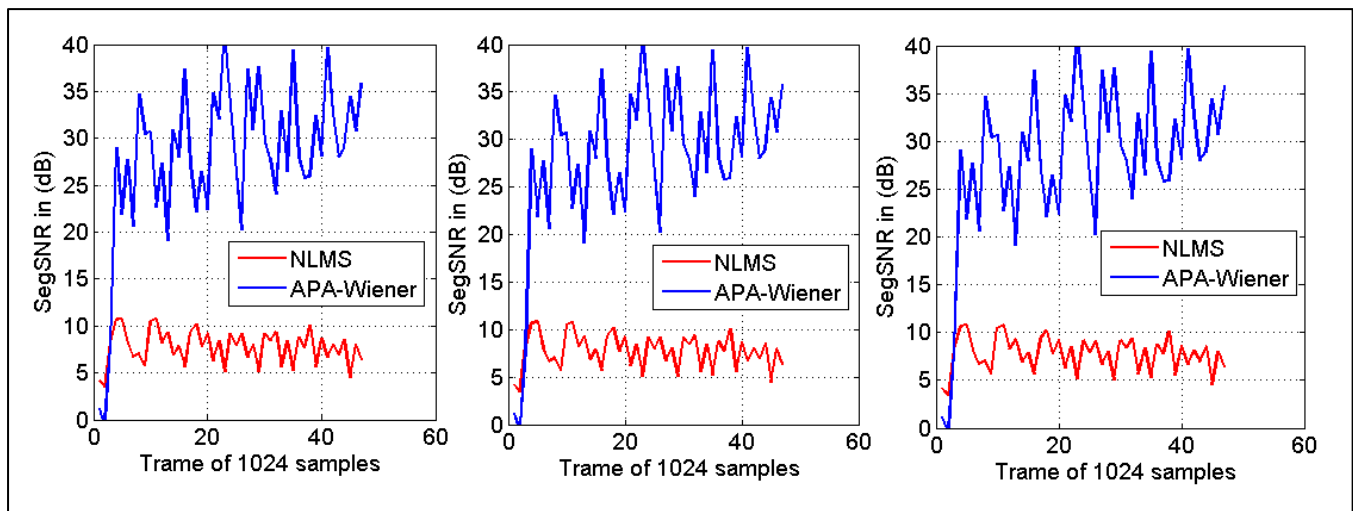


Figure 4. 11: Critère SegSNR pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de $L=32$.

La figure 4.12 présente trois graphiques illustrant les performances des approches NLMS et APA-Wiener en termes de SegSNR (en dB). Chaque graphique correspond à une valeur du rapport signal sur bruit (RSB) : -3 dB, 0 dB et 3 dB avec $L=128$.

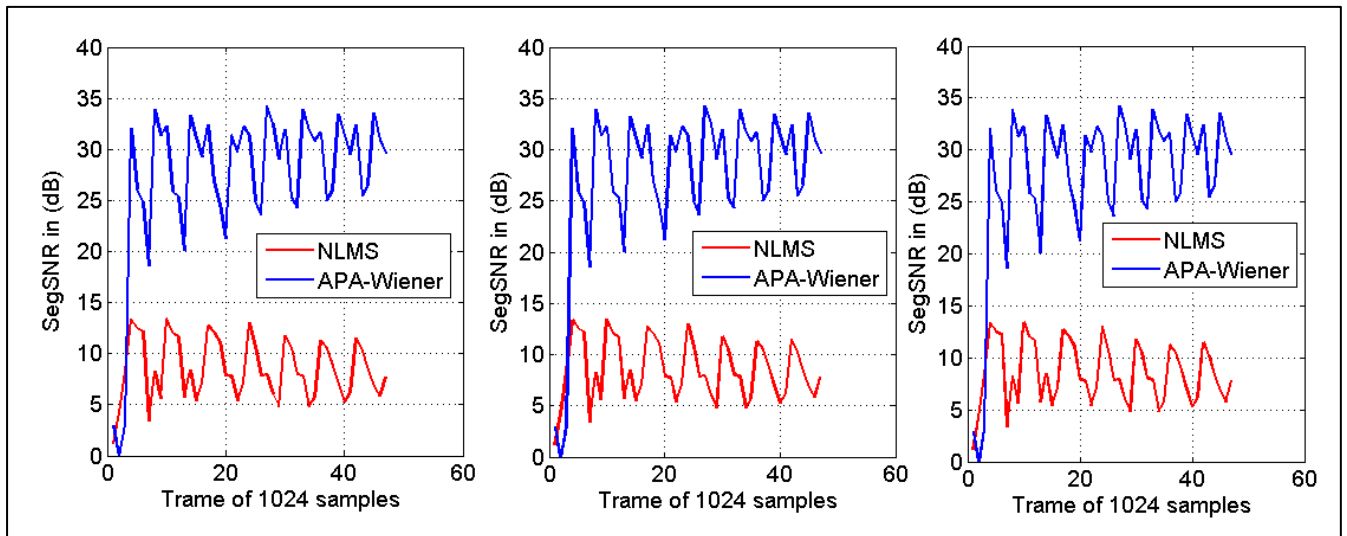


Figure 4.12 : Critère SegSNR pour RSB=-3, RSB=0, RSB=3 dans le cas de $L=128$.

Les figures 4.11et 4.12 présentent une analyse comparative des approches APA-Wiener et NLMS en fonction du rapport signal sur bruit segmentaire (SegSNR), pour trois niveaux de bruit : -3 dB, 0 dB et 3 dB, avec une longueur de filtre L .

On observe que l'APA-Wiener offre de meilleurs résultats : il améliore plus rapidement la qualité du signal, maintient un niveau de SegSNR élevé et stable, même en présence de bruit important.

Tandis que, l'approche NLMS présente un SegSNR plus réduit et une évolution moins régulière, surtout lorsque le RSB est faible.

C. Erreur quadratique moyenne segmentée (Segmental-MSE) :

La figure présente la comparaison du critère segMSE (erreur quadratique moyenne segmentaire) également appelée MSE segmentée pour les approches NLMS et APA-Wiener, appliqués à un signal de parole dégradé par du bruit. Les performances sont évaluées pour trois valeurs du rapport signal sur bruit (RSB) : -3 dB, 0 dB et 3 dB avec $L=32$.

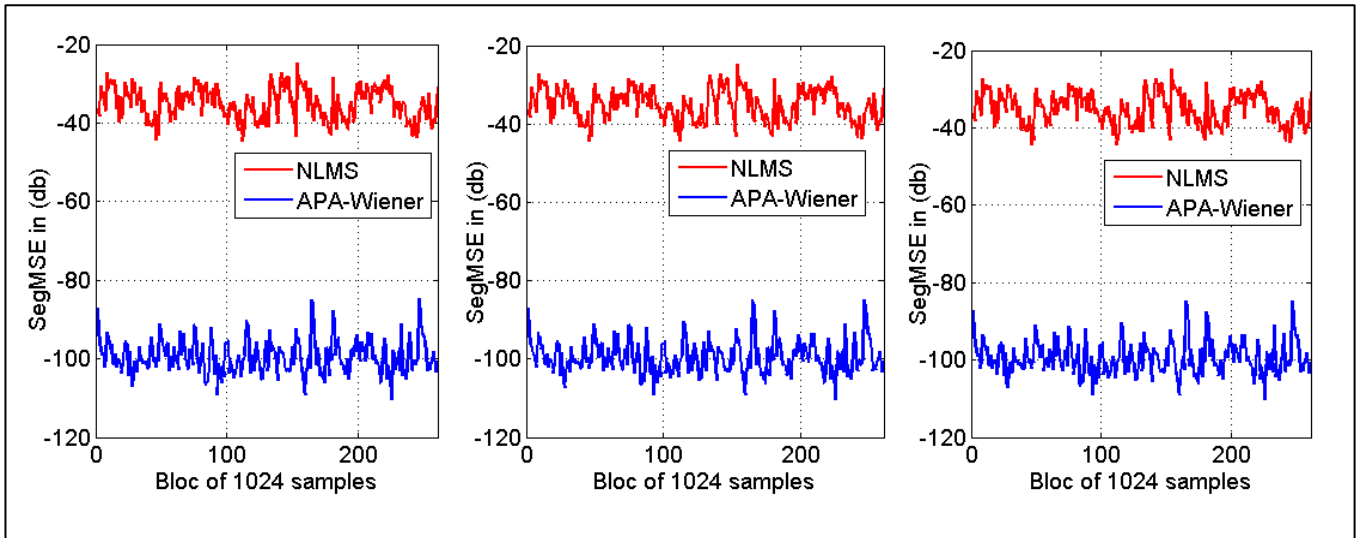


Figure 4.13: Critère SegMSE pour $RSB=-3$, $RSB=0$, $RSB=3$ dans le cas de $L=32$

La figure 4.14 compare les algorithmes NLMS et APA-Wiener en termes de SegMSE (erreur moyenne segmentaire) pour un signal de parole bruité. Les performances sont évaluées à trois niveaux de bruit : -3 dB, 0 dB et 3 dB, avec un filtre de longueur $L = 128$.

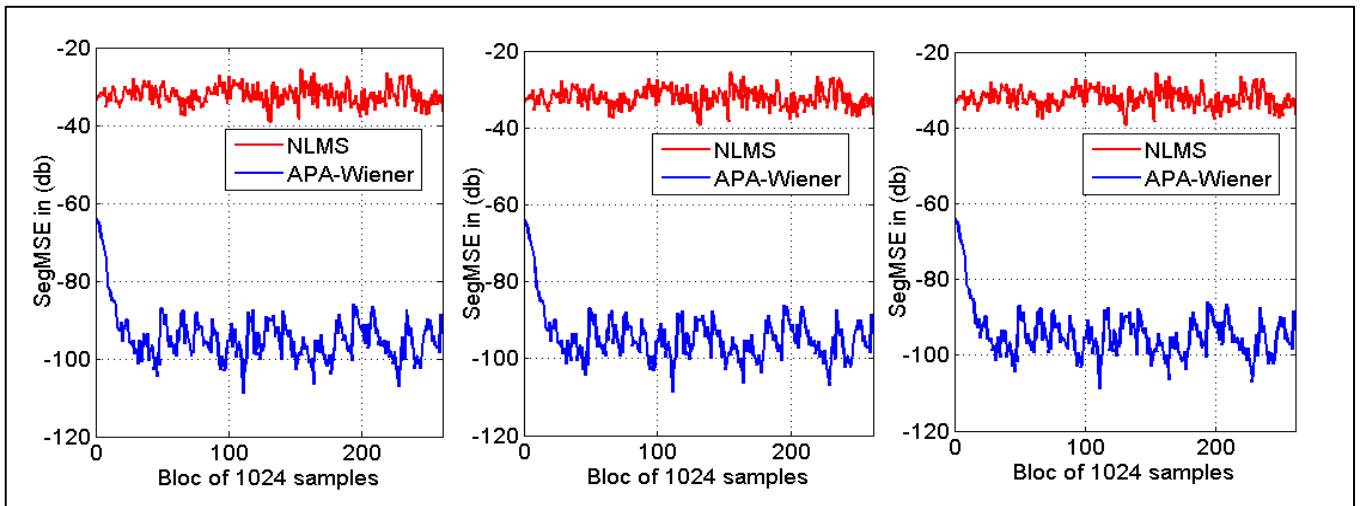


Figure 4. 14: Critère SegMSE pour $RSB= -3$, $RSB= 0$, $RSB= 3$ dans le cas de $L= 128$.

Les figures 4.13 et 4.14 comparent les approches NLMS et APA-Wiener selon le critère SegMSE, pour différents niveaux de bruit ($RSB = -3$ dB, 0 dB et 3 dB), avec un filtre de longueur $L = 128$. On observe que l'APA-Wiener offre de meilleurs résultats que le NLMS : il présente une erreur plus faible, une meilleure stabilité et une meilleure résistance au bruit.

À l'inverse, le NLMS montre plus d'erreurs, surtout lorsque le bruit est important. Cela indique que l'APA-Wiener est plus adapté aux environnements bruyants.

4.5 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une étude comparative des performances des algorithmes de filtrage adaptatif NLMS, APA et APA-Wiener. Les simulations ont été réalisées à partir d'un signal de parole soumis à un bruit blanc additif en entrée du système.

Les résultats ont mis en évidence la supériorité de l'algorithme APA-Wiener, qui se distingue par une réduction de bruit plus efficace et une vitesse de convergence rapide. Grâce à ces performances, il atteint plus rapidement la solution optimale, offrant ainsi un rehaussement du signal de parole plus performant que les algorithmes APA classique et NLMS.

.

Conclusion

Conclusion générale

Dans ce projet, nous avons développé un nouvel algorithme basé sur l'approche combinatoire de l'APA et le filtre de Wiener (APA-Wiener) dédié pour l'amélioration de la qualité du signal de parole en environnement bruité, à travers une approche de rehaussement efficace.

Nous avons d'abord introduit le filtre de Wiener, reconnu comme une solution linéaire optimale en matière de réduction de bruit, particulièrement efficace lorsque le signal et le bruit sont stationnaires. Ce filtre repose sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal souhaité et la sortie du système, ce qui lui confère une grande pertinence théorique. Ensuite nous avons abordé le principe du filtrage adaptatif, une technique souple permettant de suivre les variations temporelles des signaux. À cet effet, plusieurs algorithmes d'adaptation ont été étudiés, notamment le LMS, qui minimise l'EQM de manière simple et efficace, le NLMS, qui améliore la stabilité et la vitesse de convergence en normalisant le pas d'adaptation et enfin l'APA, qui exploite plusieurs échantillons récents du signal pour offrir une convergence plus rapide et de meilleures performances en environnements bruités.

Parallèlement, les notions fondamentales liées à la parole et au bruit ont été introduites, en mettant en avant leurs principales caractéristiques ainsi que les différents types, sources et couleurs de bruit (tels que le bruit blanc, le bruit coloré et USASI). Le concept de mélange linéaire instantané a ensuite été présenté, représentant une combinaison directe de plusieurs sources à un instant donné, sans effet de propagation ni mémoire. Ce modèle, simple et couramment utilisé, a été complété par l'étude du mélange convolutif, plus réaliste, qui prend en compte les retards et les réverbérations acoustiques. Enfin, un ensemble de techniques de réduction de bruit a été abordées afin d'extraire efficacement le signal utile.

Dans la continuité de notre étude, nous avons proposé l'algorithme APA-Wiener, une approche hybride combinant les avantages de l'algorithme Affine Projection Algorithm (APA) avec les propriétés optimales du filtre de Wiener. Cette méthode se distingue par sa capacité à exploiter plusieurs échantillons récents du signal d'entrée pour ajuster dynamiquement les coefficients du filtre, ce qui améliore significativement la vitesse de convergence et la robustesse face aux variations du signal, comparé aux algorithmes classiques comme le NLMS.

L'algorithme APA-Wiener, qui combine l'algorithme Affine Projection Algorithm (APA) avec le filtre de Wiener, a été testé sur plusieurs types de signaux : un signal vocal, un bruit blanc, ainsi que deux signaux de mélange. Les simulations ont été réalisées en variant la taille

Conclusion générale

du filtre et le rapport signal sur bruit (RSB). Les performances ont été évaluées selon différents critères, et les résultats obtenus ont montré que l'APA-Wiener est plus efficace que l'algorithme NLMS et l'APA classiques dans toutes les configurations testées.

En conclusion, on peut dire que notre algorithme APA-Wiener proposé est robuste dans les situations et les scénarios de bruits acoustiques gênants dans les communications mobiles. Ce nouvel algorithme peut être une bonne alternative pour les systèmes basés sur le filtrage adaptatif.

Bibliographie

- [1] Mathieu. POULIQUEN, ‘‘Introduction au filtrage adaptatif et a l’galisation’’, ENSI Caen année 2008 - 2009.
- [2] F. Cottet, « Aide mémoire traitement de signal », Dunod, Paris, 2005.
- [3] M. Bellenger, « Traitement Numérique du Signal », Collection CNET-ENST, MASSON, 1987.
- [4] K. Chabbi, A. Slimani, M. Lahmer . Utilitation de filtre adaptatif NLMS à la réduction des bruits, Mémoire de master, Université Kasdi Merbah Ouargla, 2019 .
- [5] HAMIDIA, Mahfoud .Rehaussement de la parole par filtrage adaptatif pour les applications en télécommunications .83p . Mémoire de Magister : Communication Parlée : Alger, Université des Sciences et la Technologie Houari BOUMEDIENE.2012.
- [6] S. Haykin , ‘‘Adaptive filtre theory’’, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J. 07632.
- [7] Zanich A. Principles of Adaptive Filtres and self-learning Systems .L ondon : springer-Verlag ; 2005.
- [8] P. Loiseau, ‘‘Contrôle actif acoustique du bruit large bande dans un habitacle automobile’’, thèse doctorat, l’Ecole Nationale Supérieure des Mines de Nantes, 2016.
- [9] Pr. DJENDI Mohamed " Annulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APABackward bi-capteurs" mémoire pour l'obtention d'un master en électronique des systèmes embarqués présenté par BOUMEGOUA Rahil er IZRI Mouloud.
- [10] M. Ouserir, A.Ouserir, ‘Réduction du bruit par des techniques mono-capteurs’, Mémoire de master, Université de Blida 1, 2013.
- [11] A. Sadaui, ‘Codage linéaire prédictif du signal parole’, Mémoire de master, Université de Hassiba ben bouali de Chlef, juin 2013.
- [12] R. Bendoumia, « Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles, Application aux systèmes de télécommunications numériques » thèse de doctorat. Blida, 2014.
- [13] D. Duhamel ‘ACOUSTIQUE’, École d’ingénieur, France. 2013.
- [14] M.Zoulikha. Méthodes améliorés pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de signal de parole. Mémoire de master .Université Blida 1 .2024 .
- [15] M. Omari, S. Abdat « Nouvelle version proportionnelle de l’algorithme Bacward bi-capteurs pour la réduction du bruit acoustique », mémoire de master, USDB 2019.

- [16] R.Boumegouas, M.Izri, Annulation du bruit acoustique par un nouvel algorithme APA Backward bi-capteurs, USDB, 2019.
- [17] Lina Jarboui. Méthodes avancées de séparation de sources applicables aux mélanges linéaires- quadratiques. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paul Sabatier - Toulouse III; Université de Sfax (Tunisie), 2017.
- [18] Axel Boulais. Méthodes de séparation aveugle de sources et application à l'imagerie hyperspectrale en astrophysique. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2017.
- [19] A. Spriet « Adaptative filtering techniques for noise reduction and acoustic feedback cancellation in hearing aids » these de doctorat. Université catholique de Louvain, 2004.