

République Algérienne démocratique et populaire
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

UNIVERSITE BLIDA 1
Faculté de Technologie
Département d'Électronique



THESE DE DOCTORAT

Filière : **Electronique**
Spécialité : **Systemes Embarqués**

Contribution Du Filtrage Adaptatif Dans Le Rehaussement Des
Communications Téléphoniques Aux Bords Des Voitures En
Présence De Fortes Composantes Du Bruit D'Interférences

Par

Rahil BOUMEGOUAS

Devant le jury composé de :

S. DAHMANI	MCA, U. Blida 1	Président
M. BOUHEDDA	Professeur, U. Médéa	Examineur
R. BENDOUMIA	MCA, U. Blida 1	Examineur
M. DJENDI	Professeur, U. Blida 1	Rapporteur

Blida 2025

Résumé

Les systèmes de communication mains-libres dans les véhicules permettent de conduire et de communiquer en toute sécurité et flexibilité. Cependant, il est difficile d'assurer une bonne qualité sonore lors des appels, car les microphones captent également les bruits d'environnements en plus de la voix. Au cours de nos recherches et dans le cadre de cette thèse, nous avons travaillé sur le développement des nouveaux outils du rehaussement de la parole et la réduction du bruit acoustique et d'interférence impulsive, utilisant les techniques de séparation aveugle de source et les méthodes de projection affine.

Dans ce travail, nous avons proposé trois nouvelles approches qui conviennent avec le contexte de l'application envisagée. Dans un premier temps, nous avons proposé un algorithme récursif de projection affine à double capteurs pour l'amélioration et le débruitage des signaux audio dans un contexte aveugle. Les limitations et la dégradation des performances des méthodes de réduction du bruit à base de la norme d'optimisation de filtre adaptatif l_2 en présence des bruits d'interférences impulsives non-Gaussiennes, nous ont conduits au développement des autres méthodes à base de faible norme d'optimisation pour résoudre ce problème et d'assurer la robustesse contre les interférences impulsives intensives non-Gaussiennes. Les deux autres méthodes proposées dans ce manuscrit sont à base de l'algorithme de projection affine de signe qui met à jour leurs vecteurs des coefficients des filtres adaptatifs avec la norme de minimisation l_1 , en combinaison avec les deux structures de séparation aveugle de source 'Récursive et Directe', respectivement. Ces deux approches proposées prouvent leurs robustesses en présence des bruits d'interférences impulsives non-Gaussiennes.

Mots clés : Configuration linéaire convolutif bi capteurs, Séparation aveugle de sources, Interférence impulsive non-Gaussienne, Réduction du bruit acoustique, Algorithme de filtrage adaptatif.

Abstract

Hands-free communication systems in vehicles allow safe and flexible driving and communication. However, it is difficult to ensure good sound quality during calls, since the microphones also pick up surrounding noises in addition to the voice. Throughout our research and in the context of this thesis, we focused on developing new tools for speech enhancement and acoustic noise and impulsive interference reduction using blind source separation techniques and affine projection methods.

In this work, we proposed three new approaches that fit the context of the intended application. First, we proposed a recursive double sensors affine projection algorithm for the enhancement and the denoising of audio signals in a blind context. The limitations and performance degradation of the noise reduction methods based on the l_2 norm optimization of the adaptive filter in the presence of non-Gaussian impulsive interferences, led us to develop other methods based on low-order optimization norms to solve this problem and ensure robustness against strong non-Gaussian impulsive interferences. The two other methods proposed in this manuscript are based on the affine projection sign algorithm, which updates their coefficient vectors of the adaptive filters using the l_1 minimization norm, combined with both blind source separation structures 'Recursive and Direct', respectively.

Keywords: Bi sensor linear convolutive configuration, Blind source separation, Impulsive non-Gaussian interference, Acoustic noise reduction, Adaptive filtering algorithms.

ملخص

تسمح أنظمة الاتصال بدون استخدام اليدين في المركبات بالقيادة واجراء الاتصالات بطريقة امنة ومرنة. لكن مع ذلك، من الصعب في الأماكن المغلقة كثيرة الضوضاء مثل السيارة، من الصعب ضمان جودة الصوت اثناء اجراء المكالمات عن بعد لان الميكروفونات تلتقط إشارة الصوت بالإضافة الى الضوضاء المحيطة.

خلال بحثنا وفي إطار هذه الاطروحة، عملنا على تطوير خوارزميات جديدة لتحسين جودة إشارة الكلام والتقليل من الضوضاء الصوتية والتداخلات الاندفاعية باستخدام تقنيات الفصل العمياء المصدر وطرق الاسقاط الدقيقة.

في هذه الاطروحة اقترحنا ثلاث خوارزميات جديدة تتناسب مع سياق الإشكالية المقترحة

أولا اقترحنا خوارزمية اسقاط رجعية مزدوجة المستشعر للتقليل من الضوضاء الصوتية في سياق اعمى. ادى استعمال تحسين المرشح التكيفي (المستوى الثاني) في وجود التداخلات الاندفاعية الى تدهور أداء الخوارزمية المقترحة، لذلك اقترحنا خوارزميتين اخرتين تعتمدان على طرق الاسقاط الدقيقة التي تستعمل معيار تحسين المرشح التكيفي (المستوى الاول) مع بنيتي الفصل العمياء المصدر المباشر والرجعي، على التوالي.

كلتا الخوارزميتين المقترحتين أثبتنا قوتها في تحسين جودة الإشارات الصوتية والتقليل من الضوضاء في وجود التداخلات الاندفاعية.

الكلمات المفتاحية: الفصل الاعمى للمصادر، تقليل الضوضاء الصوتية، التداخل الاندفاعي خوارزمية الترشيح التكيفي.

DEDICACE

Je dédie ce modeste travail

A mes très chers parents pour leurs prières, sacrifices, patiences et le grand amour dont ils
m'ont entouré depuis ma naissance.

A mon mari pour son soutien et support dans les moments difficiles.

A mes frères et ma sœur.

A tous les membres de ma famille, et tous mes amis puisse Dieu vous donner santé, bonheur
et surtout réussite.

REMERCIEMENTS

En premier lieu, je tiens à exprimer mes profondes gratitude à Allah tout puissant de m'avoir permis et donné la patience et la volonté pour réaliser ce modeste travail.

J'adresse mes profonds remerciements à mon directeur de thèse, Monsieur Mohamed DJENDI, Professeur à l'université Blida 1, pour avoir encadré mes premiers pas dans la recherche lors de mon Master et tout au long de ce travail de thèse de Doctorat. Je le remercie pour ses conseils judicieux, son suivi intensif et ses encouragements qui ont sans aucun doute été déterminants dans l'aboutissement de cette thèse.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur Samir DAHMANI, Maître de conférence à l'université Blida 1, de m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury.

Mes remerciements s'adressent également aux membres du jury, Monsieur Mounir BOUHHEDA, Professeur à l'université de Médéa, et Monsieur Rédha BENDOUMIA, Maître de conférence à l'université Blida 1, qui ont bien voulu lire, corriger et valoriser mon manuscrit et d'être les membres du jury de cette thèse.

Enfin, j'exprime toute ma gratitude à ceux qui, de près ou de loin, chacun à sa manière, ont contribué à la concrétisation de cette thèse.

LISTES DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE 1

Figure 1.1 Configuration generale d'un filtre adaptatif.....	6
Figure 1.2 Schéma fonctionnel détaillé du filtrage adaptatif.	7
Figure 1.3 Contexte du filtre de Wiener.....	9

CHAPITRE 2

Figure 2.1 Configuration du modèle du débruitage mono capteur.....	22
Figure 2.2 Configuration du modèle du débruitage multi capteurs.....	24
Figure 2.3 Configuration du modèle du débruitage bi capteurs.	25
Figure 2.4 Procédure du mélange.....	26
Figure 2.5 Modèle du mélange linéaire instantané à deux sources et deux capteurs.	27
Figure 2.6 Modèle du mélange linéaire convolutif à deux sources et deux capteurs.....	28
Figure 2.7 Structure complète du mélange convolutif bi capteurs.....	28
Figure 2.8 Structure simplifiée du mélange convolutif bi capteurs.	29
Figure 2.9 Structure générale du problème de la Séparation Aveugle de Sources.....	31
Figure 2.10 Schéma de la structure de séparation aveugle de source Directe FBSS.	31
Figure 2.11 Schéma de la structure de séparation aveugle de source Récursive BBSS.....	33
Figure 2.12 Schéma bloc du principe de contrôle d'adaptation par le système de DAV.....	34

CHAPITRE 3

Figure 3.1 Schéma bloc du principe de la séparation de sources avec un schéma descriptif détaillé du mélange linéaire convolutif bi capteurs en (a), le principe de la structure SAS directe en (b), et l'algorithme DC-DAPS proposé en (c).....	38
Figure 3.2 Signal de parole (le panneau supérieur), un échantillon des réponses impulsionnelles (les panneaux de milieu), et les observations bruité (les panneaux inférieur).	47
Figure 3.3 Comportement de l'algorithme DC-DAPS proposé quand $SIR1 = SIR2 = -25dB$. Le panneau gauche en haut (l'évaluation du critère de SM), Le panneau droit en haut (l'évaluation du critère de SegSNR), Le panneau gauche en bas (l'évaluation du critère de SegMSE), et Le panneau droit en bas (l'évaluation du critère de CD).....	50
Figure 3.4 Comportement de l'algorithme DC-DAPS proposé quand $SIR1 = SIR2 = -15dB$. Le panneau gauche en haut (l'évaluation du critère de SM), Le panneau droit en haut (l'évaluation du critère de SegSNR), Le panneau gauche en bas (l'évaluation du critère de SegMSE), et Le panneau droit en bas (l'évaluation du critère de CD).....	50
Figure 3.5 Comportement de l'algorithme DC-DAPS proposé quand $SIR1 = SIR2 = 0dB$. Le panneau gauche en haut (l'évaluation du critère de SM), Le panneau droit en haut (l'évaluation du critère de SegSNR), Le panneau gauche en bas (l'évaluation du critère de SegMSE), et Le panneau droit en bas (l'évaluation du critère de CD).....	51

CHAPITRE 4

Figure 4.1 Schéma détaillé de l'algorithme proposé RDSAP.	56
Figure 4.2 Signal de parole original (haut), l'observation bruité (milieu), et le signal de sortie rehaussé (bas) interposé avec leurs spectrogrammes.	61
Figure 4.3 Signal de parole débruité superposé avec leur bruit atténué.	62
Figure 4.4 Evaluation du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ par l'algorithme RDSAP proposé, et le RDSNLMS avec le critère de désajustement SM. [Le panneau Gauche en haut]: L=64, [Le panneau droit en haut]: L=128, [Le panneau en bas]: L=256.	63

Figure 4.5 Evaluation du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ par l'algorithme RDSAP proposé, et le RDSNLMS avec le critère SegMSE. [Le panneau Gauche en haut]: L=64, [Le panneau droit en haut]: L=128, [Le panneau en bas]: L=256.	64
Figure 4.6 Evaluation du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ par l'algorithme RDSAP proposé, et le RDSNLMS avec le critère SegSNR. [Le panneau Gauche en haut]: Le bruit Blanc, [Le panneau droit en haut]: Le bruit USASI, [Le panneau gauche en bas] : Le bruit Street, [Le panneau droit en bas]: Le bruit Babble.	65
Figure 4.7 Evaluation de l'algorithme RDSAP proposé avec le critère SegSNR sous quatre différents types du bruit (Blanc, USASI, Street, et Babble).	65
Figure 4.8 Evaluation des critères CT, SM, PESQ et SNR de sortie des algorithmes RDSNLMS, RDSFNLMS, RDSPAP, et RDSAP proposé. du haut vers la gauche: AWGN, USASI, Street, et Babble.....	69
Figure 4.9 Schéma bloc du principe de la séparation aveugle de source avec une description détaillée du mélange convolutif simplifié dans (a), la structure récursive dans (b), et l'algorithme TM-RAPS dans (c).	72
Figure 4.10 Evaluation de l'impact de l'ordre de projection sur l'algorithme TM-RAPS proposé. [Le panneau gauche] : le critère SM, [Le panneau droit] : le critère SegSNR.	78
Figure 4.11 Evaluation de l'impact du pas d'adaptation sur l'algorithme TM-RAPS proposé. [Le panneau gauche] : le critère SM, [Le panneau droit] : le critère SegSNR.....	79
Figure 4.12 Evaluation de l'impact de la fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne Pr sur l'algorithme TM-RAPS proposé. [Le panneau gauche] : le critère SM, [Le panneau droit] : le critère SegSNR.	80
Figure 4.13 Evaluation du Le Rapport Signal-à-Interférence sur l'algorithme TM-RAPS proposé. [Le panneau gauche] : le critère SM, [Le panneau droit] : le critère SegSNR.	81
Figure 4.14 Résultats du critère SM de notre algorithme TM-RAPS proposé en comparaison avec TM-RAP, et TM-RNLMS pour $SIR = -15dB$ [le panneau gauche], $SIR = -30dB$ [le panneau droit].	81
Figure 4.15 Résultats du critère SegSNR de notre algorithme TM-RAPS proposé en comparaison avec TM-RAP, et TM-RNLMS pour $SIR=-15dB$ [le panneau gauche], $SIR=-30dB$ [le panneau droit].	82

LISTES DES TABLES

CHAPITRE 1

Table 1.1 Critères de Choix des algorithmes de filtrage adaptatif.	8
Table 1.2 filtre de Wiener.	12
Table 1.3 Algorithme LMS.	15
Table 1.4 Algorithme NLMS.	16
Table 1.5 Algorithme de Projection Affine (AP).	18
Table 1.6 Algorithme de Projection Affine de signe (APS).	20

CHAPITRE 3

Table 3.1 paramètres de simulation de notre étude comparative.	49
Table 3.2 évaluation de la complexité de calcul.	52

CHAPITRE 4

Table 4.1 Algorithme proposé RDSAP (Recursive Double-Sensor Affine Projection).	58
Table 4.2 paramètres de simulation pour les algorithmes adaptatifs.	60
Table 4.3 paramètres de simulation pour les trois types d'expérience.	62
Table 4.4 Paramètres de simulation des algorithmes adaptatives.	67
Table 4.5 Evaluation des critères CT, SM, PESQ et SNR de sortie pour les algorithmes RDSNLMS, RDSFNLMS, RDSPAP, et RDSAP propose.	68
Table 4.6 Evaluation de la complexité de calcul	68
Table 4.7 Paramètres de simulation de l'évaluation de l'ordre de projection M	78
Table 4.8 Paramètres de simulation de l'évaluation du pas d'adaptation μ	79
Table 4.9 Paramètres de simulation de l'évaluation de l'impact de Pr	80
Table 4.10 Paramètres de simulation de l'évaluation de l'impact de SIR.	80
Table 4.11 Paramètres de simulation de l'étude comparative.	82

LISTES DES ABREVIATIONS ET DES SYMBOLES

LISTE DES ABREVIATIONS

AP	Affine Projection.
APS	Affine Projection Sign.
AR	Autorégressif.
AWGN	Additive White Gaussian Noise.
BSS	Blind Source Separation.
BG	Bernoulli-Gaussienne.
BBSS	Backward Blind Source Separation.
CC	complexité de calcul.
CT	Temps de Convergence.
DAV	Détection d'activité vocale.
DAVM	Détection d'activité vocale manuel.
dB	décibel.
DC-DNLMS	Double-Channel Direct Normalized Least Mean Square.
DC-DAPS	Double-Channel Direct Affine Projection Sign.
DC-DAP	Double-Channel Direct Affine Projection.
DFT	Transformées de Fourier discrète.
DSP	Densités spectrale de puissance.
DC	Distance Cepstrale.
EQMM	L'erreur quadratique moyenne minimale.
FAP	Fast Affin Projection.
FBSS	Forward Blind Source Separation.
FIR	Finite Impulse Response.
GD	Gradient Déterministe.
GS	Gradient Stochastique.
IIR	Infinite Impulse Response.

LMS	Least Mean Square.
LPC	Linear Prediction Coefficient.
LS	Least Square.
MAE	Mean Absolute Error.
MSD	Mean Square Derivation.
MSE	Mean square Error.
NLMS	Normalized Least Mean Square.
RLS	Recursive Least Square.
PESQ	Perceptual Evaluation of Speech Quality.
PPA	Projection Pseudo Affine.
SAS	Séparation Aveugle de Sources.
SSP	Soustraction spectrale de puissance.
SSA	Soustraction spectrale d'amplitude.
RDSAP	Recursive Double Sensor Affine Projection.
RDSFNLMS	Recursive Double Sensor Fast Normalized Least Mean Square.
RDSNLMS	Recursive Double Sensor Normalized Least Mean Square.
RDSPAP	Recursive Double Sensor Pseudo Affine Projection.
SASD	Séparation Aveugles de Sources Directe.
SegEQM	l'erreur quadratique moyenne segmenter.
SegMSE	Segmental Mean Square Error.
SegRSB	Rapport Signal-à-Bruit Segmenter.
SegSNR	Segmental Signal-to-Noise ratio.
<i>sgn</i>	La fonction Signe.
SIR	Rapports Signal-à-Interférence.
SM	Système Mismatch.
SNR	Rapport Signal-à-Bruit.
USASI	United States of America Standard Institute.
TM-RAPS	Two-Microphone Recursive Affine Projection Sign.
TM-RAP	Two-Microphone Recursive Affine Projection.
TM-RNLMS	Two-Microphone Recursive Normalized Least Mean Square.

LISTE DES SYMBOLES

B	La matrice de projection.
$E[\cdot]$	Espérance mathématique.
f	La fréquence.
I	La matrice identité.
J	La fonction de coût.
k	L'indice de la trame courante.
L	La taille du filtre.
l_2	La norme 2 de minimisation.
M	L'ordre de projection.
n	Indice de temps.
P_r	La fonction de distribution de probabilité Bernoulli-Gaussienne.
\mathbf{p}_{xd}	Le vecteur d'inter corrélation entre les signaux $x(n)$ et $d(n)$.
\mathbf{R}_{xx}	La matrice d'auto corrélation du signal $x(n)$.
T	La valeur moyenne du critère CD .
W	Le filtre de Wiener.
$\ \cdot\ ^2$	La norme Euclidienne au carré.
$[\cdot]^T$	Transposé d'une matrice ou d'un vecteur.
$\ \cdot\ _1$	La norme de minimisation l_1 .
σ_d^2	la variance du signal $d(n)$.
∇	L'opérateur du gradient.
\perp	L'orthogonalité.
μ	Le pas d'adaptation.
μ_n	Le pas d'adaptation normalisé.

ϵ	Un petit scalaire positif.
δ	Le facteur de régularisation.
λ	Vecteur multiplieur de Lagrange du premier canal.
β	Vecteur multiplieur de Lagrange du deuxième canal.
γ_s	La densités spectrale de puissance du signal $s(n)$.
α_i	Les pas d'adaptations normalisés de l'approche RDSAP.

TABLE DES MATIERS

INTRODUCTION GENERALE	1
Chapitre 1 : Notions sur le filtrage et les algorithmes adaptatifs	5
1.1 Introduction	5
1.2 Principe de base du filtrage adaptatif	5
1.3 Structure générale d'un filtre adaptatif.....	6
1.3.1 Structure de filtrage	7
1.3.2 Structure d'adaptation	7
1.3.2.1 Choix de la fonction de coût.....	7
1.3.2.2 Algorithme de minimisation de la fonction de coût	8
1.4 Filtre de Wiener	9
1.4.1 Erreur quadratique moyenne minimale (MMSE).....	11
1.5 Algorithme du Gradient Déterministe (GD).....	13
1.6 Algorithme du Gradient Stochastique (GS).....	13
1.7 Algorithme du Gradient Stochastique Normalisé.....	15
1.8 Algorithme de Projection Affine	16
1.9 Algorithme de Projection Affine de Signe	19
1.10 Conclusion	20
Chapitre 2 : Techniques de débruitage	21
2.1 Introduction	21
2.2 Méthode de débruitage mono capteur	22
2.2.1 Filtrage de Wiener	23
2.2.2 Soustraction spectrale.....	23
2.3 Méthode de débruitage multi capteurs.....	24

2.3.1	Cas d'un réseau de microphones	24
2.3.2	Cas de deux microphones.....	25
2.4	Modèles de mélange	25
2.4.1	Mélanges linéaires.....	26
2.4.1.1	Mélanges linéaires instantanés	26
2.4.1.2	Mélanges linéaires convolutifs	27
2.4.1.2.1	Mélange linéaire convolutif complet	28
2.4.1.2.2	Mélange linéaire convolutif simplifié.....	29
2.4.2	Mélanges non-linéaires	30
2.5	Séparation Aveugle de Source.....	30
2.5.1	Structure Directe	31
2.5.2	Structure Récursive	32
2.6	Contrôle des deux structures de séparation aveugle de source par un système de DAV	34
2.7	Conclusion.....	34
Chapitre 3 : Proposition d'une nouvelle approche de Projection Affine de Signe à Double Canal		36
3.1	Introduction	36
3.2	Une nouvelle approche adaptative aveugle à double canal.	37
3.3	Analyse de la stabilité de l'algorithme DC-DAPS proposé	41
3.4	Résultats expérimentale.....	45
3.4.1	Configuration expérimentale.....	45
3.4.2	Description des critères d'évaluation objectif de l'algorithme proposé.....	46
3.4.2.1	Critère de désajustement.....	46
3.4.2.2	Critère de l'erreur quadratique moyenne segmental (EQM Segmenter)	47
3.4.2.3	Critère de rapport signal à bruit segmental (RSB Segmenter)	48
3.4.2.4	Critère de la Distance Cepstrale (DC)	48
3.5	Etude de la complexité de calcul	51

3.6 Conclusion.....	52
---------------------	----

Chapitre 4 : Proposition des nouvelles approches Récursive robuste pour la réduction des interférences impulsive 54

4.1 Introduction	54
4.2 Proposition d'une nouvelle méthode récursive de débruitage basé sur l'approche de projection affine dans un contexte aveugle.	54
4.2.1 Développement mathématique de l'approche RDSAP proposée	56
4.2.2 Analyse de la stabilité de l'algorithme RDSAP proposé	58
4.2.3 Évaluation des performances de l'algorithme RDSAP proposé	59
4.2.3.1 Évaluation temporelle et spectrogramme	60
4.2.3.2 Évaluation du signal rehaussé par l'approche RDSAP proposé.....	60
4.2.3.2.1 Évaluation de la vitesse de convergence	62
4.2.3.2.2 Évaluation du critère <i>SegMSE</i>	63
4.2.3.2.3 Évaluation du critère <i>SegSNR</i>	64
4.2.3.3 Évaluation comparative de l'algorithme RDSAP proposé	66
4.2.4 Étude de la complexité de calcul.....	67
4.3 Proposition d'un nouvel algorithme adaptatif de projection affine de signe à deux microphones pour l'amélioration aveugle de la parole en présence du bruit acoustique et des interférences impulsives.	70
4.3.1 Formulation mathématique de l'algorithme TM-RAPS proposé.....	71
4.3.2 L'analyse de la stabilité de l'approche TM-RAPS proposée	74
4.3.3 L'analyse des résultats de simulation.....	77
4.3.3.1 Évaluation objectif de l'algorithme TM-RAPS proposé	77
4.3.3.1.1 L'impact d'ordre de projection.....	78
4.3.3.1.2. L'impact du pas d'adaptation μ	79
4.3.3.1.3. L'impact de La fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne Pr	79
4.3.3.1.4. L'impact du Rapport Signal-à-Interférence SIR	80

4.3.3.2 Comparaison de l'algorithme TM-RAPS proposé avec les algorithmes TM-RAP et TM-RNLMS	81
4.4 Conclusion	83
CONCLUSION GENERALE	84
REFERENCE	86

INTRODUCTION GENERALE

Le traitement du signal est un domaine fondamental de la science, ayant des applications dans pratiquement tous les aspects de la vie moderne, parmi lesquels nous pouvons mentionner les télécommunications [1], le traitement de la parole [2], les systèmes biomédicaux [3], le traitement d'images [4], l'électronique automobile [5] et les applications industrielles [6].

Comme la parole est l'un des modes de communication les plus fondamentaux chez les êtres humains, et avec l'avènement des télécommunications mobiles, tel que les téléphones cellulaires, la téléconférence, les communications mains libres dans les habitacles des voitures et les enregistrements sonores, le besoin d'améliorer la qualité de son devient essentiel. Lorsqu'il s'agit d'enregistrer un son provenant d'une source localisée, on obtient rarement sa reproduction exacte, car dès que l'onde acoustique se propage dans l'espace, des perturbations viennent la modifier et bien souvent dégrader la qualité du signal. Ces perturbations sont propres à l'environnement dans lequel l'onde évolue, notamment le bruit ambiant (moteur, bruit de fond, etc.), les interférences, l'écho acoustique, et les réverbérations.

Les communications modernes dans notre société de plus en plus mobiles sont devenues un moyen indispensable afin d'assurer une conversation vocale entre deux personnes distantes. Pour les conversations téléphoniques utilisant un combiné, le problème de la dégradation de la qualité de son par les perturbations extérieures ne se pose pas vraiment, car le locuteur est suffisamment proche du microphone pour que l'onde acoustique ne subisse pas à l'effet de la salle ou l'habitacle de la voiture tant que la distance parcourue est faible. En revanche, nous constatons que pour les conversations utilisant les systèmes de types mains-libres ou de conférence, que ce soit pour les interactions homme-homme ou homme-machine, assurer la qualité du signal de parole est difficile, car le locuteur peut se retrouver à une distance suffisante du microphone pour qu'il capte en plus du signal utile l'ensemble des bruits et des interférences existant dans la salle. On entend alors ce qui dit la personne, mais avec une clarté et une intelligibilité réduites.

Le bruit acoustique et les interférences impulsives intensive sont des perturbations indésirables qui nuisent à l'intelligibilité et affectent la qualité de la transmission de signaux,

et influencent de manière significative les performances des systèmes de communication, surtout de type mains-libres. Afin d'améliorer la qualité des signaux, il est indispensable d'employer des techniques de réduction du bruit acoustique et d'interférence impulsive pour assurer une communication de bonne qualité.

Pour atteindre cet objectif, de nombreux travaux de recherche ont été effectués en réduction du bruit acoustique et d'interférence impulsive dans la littérature, afin d'être bien souvent, embarqués dans des systèmes de téléphonie mains-libres.

C'est justement dans ce cadre que se pose la problématique de notre recherche : Le rehaussement des communications téléphoniques de type mains-libres en présence de fortes composantes du bruit d'interférence en utilisant les techniques du filtrage adaptatif.

Afin de répondre à cette problématique, nous avons utilisé dans notre travail les techniques qui ont suscité le plus d'intérêt au cours de ces dernières années qui sont les structures de séparations aveugle de sources Directe et Récursive (Direct Blind Source Separation DBSS), (Recursive Blind source Separation RBSS), en combinaison avec les algorithmes adaptatifs les plus robustes dans le domaine de réduction du bruit acoustique et d'interférence, et du rehaussement de signal de la parole.

L'essor de cette famille de techniques de séparation s'explique essentiellement par le fait qu'elles permettent de récupérer les signaux sources de leurs observations corrompues sans aucune connaissance a-priori ni sur les sources, ni sur le processus de mélange.

Dans le cadre de cette recherche doctorale, nous concentrons nos efforts principalement sur la proposition de trois nouvelles approches de séparation aveugle de sources en utilisant la configuration bi capteurs du mélange linéaire convolutif avec les algorithmes de projection affine pour la réduction du bruit acoustique et d'interférence impulsive.

Les objectifs principaux des algorithmes proposés dans ce manuscrit sont :

- La réduction du bruit acoustique.
- La diminution des interférences impulsives non-Gaussiennes intensives.
- L'augmentation de la vitesse de convergence.
- La minimisation de la distorsion.
- L'amélioration de la qualité du signal de parole estimée.

La présente thèse est constituée de quatre chapitres organisés comme suit :

Le premier chapitre de cette thèse présente un état de l'art sur le filtrage adaptatif, nous rappelons leur principe de base ainsi que son rôle, et sa structure. Nous présentons ensuite un rappel très bien détaillé sur le filtrage de Wiener. Puis, on décrit les algorithmes de filtrage adaptatif les plus utilisés en traitement adaptatif des signaux, tels que les algorithmes du gradient stochastique (LMS : Least Mean Squares, et NLMS : Normalized Least Mean Squares), les algorithmes de Projection Affine (AP : Affine Projection), et les algorithmes de Projection Affine de Signe (APS : Affine Projection Sign).

Le second chapitre décrit les techniques de débruitage de la parole mono/bi/multi capteurs les plus utilisées, puis nous introduisons le concept des structures de la séparation aveugle de sources (SAS) directe (FBSS), et récursive (BBSS). On décrit aussi, le principe de fonctionnement d'un système de détection d'activité vocale (DAV) pour les structures de séparation aveugle de sources.

Dans le troisième chapitre, nous proposons un nouvel algorithme adaptatif basé sur la structure directe à double canal (bi capteurs) de la séparation aveugle de source (DC-DBSS) et l'algorithme de projection affine de signe (APS), nommé DC-DAPS (Double-Channel Direct Affine Projection Sign) robuste pour la réduction aveugle du bruit acoustique et des interférences impulsives non-Gaussiennes intensives et l'amélioration du signal de parole. Des tests intensifs seront effectués pour évaluer les performances et le comportement de l'algorithme DC-DAPS proposé en comparaison avec deux algorithmes adaptatifs (DC-DAP et DC-DNLMS), et en utilisant les critères objectifs de qualité les plus populaires (SM, SegMSE, SegSNR et CD).

Dans le quatrième chapitre, nous proposons deux nouvelles approches du filtrage adaptatifs basées sur la configuration bi capteurs de la structure récursive de la séparation aveugle de sources. En premier lieu, nous allons développer l'algorithme RDSAP (Recursive Double Sensor Affine Projection), afin de réduire le bruit acoustique et d'améliorer la qualité du signal de parole. Cet algorithme confirme sa robustesse et son efficacité dans ce domaine. En deuxième lieu, nous allons proposer l'algorithme de Projection Affine de Signe Récursive à Deux Microphone (TM-RAPS). Cette approche prouve sa robustesse contre les bruits acoustiques et les interférences impulsives, et accélère le taux de convergence avec les signaux fortement corrélés.

En conclusion, le travail réalisé dans cette thèse a permis la proposition de trois nouvelles approches de filtrage adaptatifs. Parmi ces approches, nous avons deux algorithmes basés sur la configuration bi capteurs de la structure récursive de la séparation aveugle de sources avec

les algorithmes de projection affine (AP) et de projection affine de signe (APS), respectivement. La troisième approche est basée sur la configuration directe de la séparation aveugle de sources en combinaison avec l'algorithme de projection affine de signe (APS). Les trois propositions confirment leur robustesse et efficacité dans la réduction du bruit acoustique et les interférences impulsives non-Gaussienne.

Chapitre 1

Notions sur le filtrage et les algorithmes adaptatifs

1.1 Introduction

Le traitement de signal est un domaine interdisciplinaire qui englobe l'analyse, la manipulation et l'interprétation des signaux qui provenant des diverses sources. Ce domaine a connu une évolution significative depuis ces débuts. Dans nos jours, le traitement de signal est omniprésent. Il trouve des applications dans divers domaines, la téléphonie mains-libres, les smartphones, la musique, l'analyse des données scientifiques, les systèmes de surveillances, les technologies de communication avancées. Cette évolution transforme la manière dont nous interagissons avec le monde [7].

Le filtrage adaptatif est devenue une branche très importante dans le domaine du traitement numérique du signal. Un filtre adaptatif est un système auto-ajustable, cette autonomie est assurée par la combinaison d'un filtre numérique et d'un algorithme de mise-à-jour [7]. En outre, le filtrage adaptatif répond à plusieurs défis dans le domaine des télécommunications, qui ont pour objectifs : le traitement et le rehaussement de la parole, la modélisation, l'identification des systèmes, etc.

Dans ce chapitre nous présenterons un rappel théorique sur le filtrage adaptatif en abordant d'abord le principe de base d'un filtre adaptatif, ainsi que son rôle, et sa structure, puis le filtrage de Wiener, et à la fin une présentation détailler de certains algorithmes adaptatifs parmi les plus utilisée en traitement adaptatif des signaux. Tels que, les algorithmes du gradient stochastique et des projections affine.

1.2 Principe de base du filtrage adaptatif

Le concept du traitement adaptatif des signaux a évolué pour faciliter la commande adaptative des systèmes et des signaux non-stationnaire, ce qui n'est pas réalisable avec les filtres classiques [8]. Un filtre adaptatif est un filtre numérique qui peut automatiquement ajuster les coefficients de sa fonction de transfert. Ces ajustements sont réalisés selon un algorithme d'adaptation dès qu'un nouvel échantillon du signal devient disponible [9]. Ce

filtre peut être de type filtre à réponse impulsionnelle finie (FIR : Finite Impulse Response) ou filtre à réponse impulsionnelle infinie (IIR : Infinite Impulse Response). Le système adaptatif compare un signal de sortie d'un filtre adaptatif à un signal désiré. En observant l'erreur entre les deux signaux, un algorithme d'adaptation peut mettre à jour ses coefficients dans le but de réduire au minimum une fonction d'erreur. La configuration générale d'un système du filtrage adaptatif est illustrée par la figure (1.1). Dans notre étude on assume que les coefficients du filtre adaptatif sont de type RIF, représentés par le vecteur $\mathbf{w}(n)$.

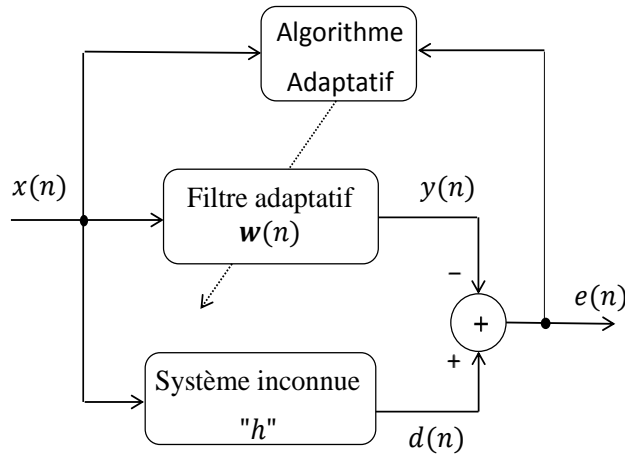


FIGURE 0.1 CONFIGURATION GENERALE D'UN FILTRE ADAPTATIF.

Où : Le signal d'entrée $x(n)$ est un signal de longueur L définie par $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$. Le signal de sortie du filtre $y(n)$ est modélisé par : $y(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)$, avec $\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{L-1}(n)]^T$, $d(n)$ est le signal de sortie désiré, $h(n)$ est la réponse impulsionnelle du milieu, et $e(n)$ est le signal d'erreur. Ce dernier est utilisé afin d'établir la fonction de coût, requise par l'algorithme d'adaptation dans le but de déterminer la mise-à-jour appropriée des coefficients du filtre [10].

1.3 Structure générale d'un filtre adaptatif

La conception d'un filtre adaptatif impose la caractérisation de deux structures principales : la structure de filtrage, et la structure d'adaptation. La figure (1.2) montre le schéma détaillé du filtrage adaptatif utilisé par la majorité des algorithmes adaptatifs.

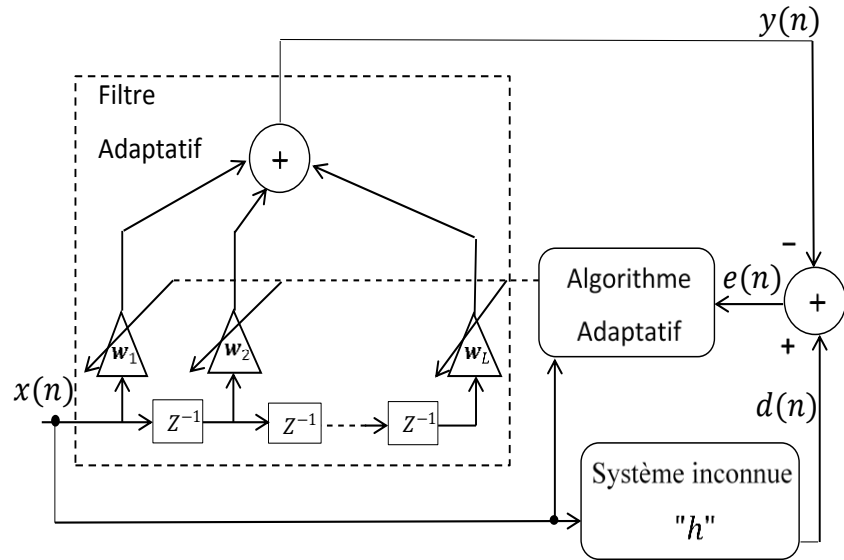


FIGURE 0.2 SCHÉMA FONCTIONNEL DÉTAILLÉ DU FILTRAGE ADAPTATIF.

1.3.1 Structure de filtrage

Pour choisir la structure du filtrage adéquate pour la conception d'un filtre adaptatif, il faut prendre en considération les caractéristiques du système à identifier, le nombre des modélisations possible, le nombre des opérations arithmétiques par itération (la complexité de calcul), et le nombre d'itérations nécessaires pour atteindre un certain niveau de performance [11].

1.3.2 Structure d'adaptation

Cette structure définit la procédure à utiliser pour la mise-à-jour des coefficients du filtre adaptatif. La conception de cette partie impose deux étapes indispensable.

1.3.2.1 Choix de la fonction de coût

La fonction de coût pouvant être définie sous différentes formes, elle doit satisfaire les propriétés d'optimisation, et de la non-négativité [12]. On peut citer les fonctions de coût les plus utilisées.

- L'erreur quadratique instantanée (LS : Least Square)

$$J(n) = |e(n)|^2$$
- L'erreur quadratique absolue (MAE : Mean Absolute Error)

$$J(n) = E[|e(n)|]$$
- L'erreur quadratique moyenne (MSE : Mean square Error)

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

- Les moindres carrés récursifs (RLS : Recursive Least Square)

$$J(n) = \frac{1}{n+1} \sum_{k=0}^n |e(n-k)|^2$$

1.3.2.2 Algorithme de minimisation de la fonction de coût

La méthode de minimisation est définie comme étant la procédure à utiliser pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif $\mathbf{w}(n)$, afin de minimiser la fonction de coût préalablement définie [13]. L'algorithme de minimisation influe directement la vitesse de convergence et la complexité de calcul. Cette dernière se présente sous la forme vectorielle suivante [14] :

$$\begin{pmatrix} \text{Vecteur des} \\ \text{nouveaux} \\ \text{coefficients} \\ \text{du filtre} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{Vecteur des} \\ \text{anciens} \\ \text{coefficients} \\ \text{du filtre} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \text{Le pas} \\ d'adaptation \end{pmatrix} \cdot (\text{Le terme de correction})$$

Pour choisir l'algorithme de filtrage adaptatif adéquate, plusieurs critères de performance sont cités dans la littérature [15], [16]. La table (1.1) présente en détail les critères de choix de l'algorithme de filtrage adaptatif [17].

TABLE 0.1 CRITÈRES DE CHOIX DES ALGORITHMES DE FILTRAGE ADAPTATIF.

Critères	Définitions
La vitesse de convergence	C'est le nombre d'itération requis par un algorithme pour atteindre la solution optimale de Wiener.
Le désajustement	C'est la différence entre la moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique MSE et de l'erreur quadratique minimale MMSE obtenue par le filtre de Wiener.
La poursuite	L'algorithme doit être capable de poursuivre les variations statistiques d'un environnement non-stationnaire.
La robustesse	C'est le bon performance au mauvais conditionnement des données (les petites perturbations ne doivent causer que des petites erreurs d'estimations)
La complexité	C'est le nombre d'opération requis pour une itération complète, et la taille de mémoire nécessaire pour stocker les données et le programme.
La structure	C'est le chemin de la circulation de l'information, ce qui détermine la manière dont l'algorithme est implémenté sur le matériel (Aspect Hardware).
La stabilité numérique	C'est l'insensibilité à la variation de la longueur de mots utilisée dans l'implémentation.

1.4 Filtre de Wiener

Un signal additivement perturbé doit être séparé du bruit afin de récupérer l'information utile qu'il contient. Cette séparation est fondamentale pour garantir la clarté, la fiabilité et la haute qualité des communications. Ce qui est crucial dans de nombreux domaines, tels que les télécommunications et l'audio. Pour trouver une solution à ce problème classique en communication, Norbert Wiener a conçu le filtre de Wiener au début des années 1940 [18]. Cette innovation marque une avancée significative dans le domaine du traitement des signaux. Wiener a effectivement proposé que les signaux d'entrée d'un filtre puissent être modélisés comme des processus stochastiques stationnaires, ce qui signifie que leurs propriétés statistiques ne varient pas dans le temps, en ayant des densités spectrales de puissance connus pour ces signaux, il est possible de concevoir un filtre optimal qui minimise l'erreur quadratique moyenne entre le signal désiré et le signal filtré [7]. Le principe du filtre de Wiener est résumé dans le schéma de la figure (1.3). L'objectif est de générer en sortie une estimation $y(n)$ la plus proche possible du signal désiré $d(n)$ en moyenne quadratique, à partir d'une observation $x(n)$ bruité.

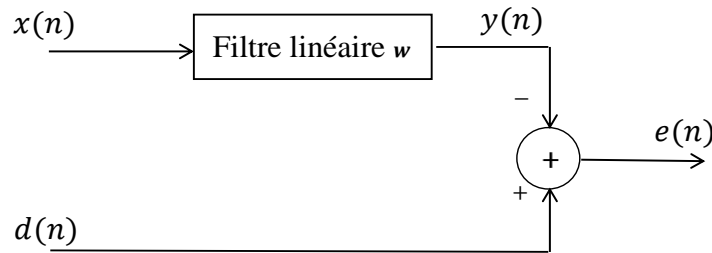


FIGURE 0.3 CONTEXTE DU FILTRE DE WIENER

L'erreur d'estimation à minimiser $e(n)$ est déterminée par :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.1)$$

La sortie du filtre $y(n)$ peut-être donner par :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{L-1} w(k)x(n-k) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.2)$$

Avec : $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$, et $\mathbf{w}(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$ sont les vecteurs d'entrée et les coefficients du filtre, respectivement. L est la taille du filtre.

L'erreur quadratique moyenne J (EQM ou MSE en anglais) est la fonction de coût que l'on cherche à minimiser pour obtenir la configuration optimal du filtre (l'erreur d'estimation $e(n)$ tend vers zéro, la sortie du filtre $y(n)$ tend vers la séquence désirée $d(n)$).

$$J = E[|e(n)|^2] \quad (1.3)$$

$$= E[(d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n))^2] \quad (1.4)$$

$$= E[d^2(n)] - 2\mathbf{w}^T(n)E[\mathbf{x}(n)d(n)] + \mathbf{w}^T(n)E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]\mathbf{w}(n) \quad (1.5)$$

$E[\cdot]$: désigne la moyenne statistique. En utilisant les notions de la statistique, nous définissons :

$\sigma_d^2 = E[d^2(n)]$: la variance du signal désirée.

$\mathbf{p}_{xd} = E[\mathbf{x}(n)d(n)]$: le vecteur d'inter corrélation entre le signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ et le désirée $d(n)$.

$\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]$: la matrice d'auto corrélation du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$.

Alors, l'expression de la fonction de coût peut être réduite à la forme quadratique suivante :

$$J = \sigma_d^2 - 2\mathbf{w}^T(n)\mathbf{p}_{xd} + \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n) \quad (1.6)$$

L'annulation du gradient de la fonction de coût (EQM) par rapport aux coefficients du filtre \mathbf{w} conduit à la détermination du vecteur du filtre optimal \mathbf{w}_{opt} . En effet, lorsque le gradient est nul, cela signifie que l'optimisation du filtre atteint un point critique où la fonction de coût ne peut plus être diminuée c'est-à-dire les coefficients du filtre sont à leur valeur optimal.

$$\nabla J = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}(n)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.7)$$

∇ : désigne l'opérateur du gradient.

On a :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}(n)} = \frac{\partial E[(d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n))^2]}{\partial \mathbf{w}(n)} \quad (1.8)$$

$$= -2E[e(n)\mathbf{x}(n)] \quad (1.9)$$

Le calcul de la solution optimal découle du principe de l'orthogonalité [19] qui signifié que toutes les entrées $\mathbf{x}(n)$ sont décorréliées de l'erreur quadratique minimal $e_{opt}(n)$.

$$E[e_{opt}(n) \mathbf{x}(n)] = 0 \quad (1.10)$$

Par conséquent, $y_{opt}(n)$ est aussi orthogonale à $e_{opt}(n)$ [20].

$$E[e_{opt}(n)y_{opt}(n)] = 0 \quad (1.11)$$

En développant cette dernière équation, on trouve :

$$= -2E[\mathbf{x}(n)d(n)] + 2E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt}(n)] \quad (1.12)$$

$$= -2\mathbf{p}_{xd} + 2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}_{opt}(n) = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.13)$$

$$\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}_{opt}(n) = \mathbf{p}_{xd} \quad (1.14)$$

Si la matrice d'auto corrélation \mathbf{R}_{xx} est régulière, \mathbf{R}_{xx}^{-1} existe. Alors la solution optimale de Wiener est unique est donnée par :

$$\mathbf{w}_{opt}(n) = \mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{p}_{xd} \quad (1.15)$$

Cette formule est connue sous le nom de la représentation matricielle de l'équation de Wiener-Hopf [21].

1.4.1 Erreur quadratique moyenne minimale (MMSE)

On rappelle qu'à l'optimum :

$$e_{opt}(n) = d(n) - y_{opt}(n) \quad (1.16)$$

L'EQMM est alors :

$$J_{min} = E[|e_{opt}(n)|^2] \quad (1.17)$$

On peut écrire $d(n) = y_{opt}(n) + e_{opt}(n)$. De plus, d'après le principe d'orthogonalité on sait que

$e_{opt}(n) \perp y_{opt}(n)$. On en déduit donc par le théorème de Pythagore l'égalité suivante :

$$E[d^2(n)] = E[y_{opt}^2(n)] + E[e_{opt}^2(n)] \quad (1.18)$$

C'est-à-dire :

$$\sigma_d^2 = \sigma_{y_{opt}}^2 + J_{min} \quad (1.19)$$

Finalement :

$$J_{min} = \sigma_d^2 - \sigma_{y_{opt}}^2 \quad (1.20)$$

Pour $\mathbf{w} = \mathbf{w}_{opt}$, l'erreur quadratique moyenne J prend la valeur minimale J_{min} . Le terme $\sigma_{y_{opt}}^2$ peut s'exprimer par :

$$\sigma_{y_{opt}}^2 = E[(\mathbf{w}_{opt}^T(n)x(n))(\mathbf{w}_{opt}^T(n)x(n))] \quad (1.21)$$

$$\sigma_{y_{opt}}^2 = \mathbf{w}_{opt}^T(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}_{opt}(n) \quad (1.22)$$

En utilisant l'équation de Wiener-Hopf ($\mathbf{w}_{opt}(n) = \mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{p}_{xd}$) :

$$\sigma_{y_{opt}}^2 = \mathbf{p}_{xd}^T\mathbf{w}_{opt}(n) \quad (1.23)$$

$$J_{min} = \sigma_d^2 - \mathbf{p}_{xd}^T\mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{p}_{xd} \quad (1.24)$$

TABLE 0.2 FILTRE DE WIENER.

Le vecteur d'entrée $\mathbf{x}(n)$
$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$
Le vecteur des coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$
$\mathbf{w}(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$
L'erreur d'estimation $e(n)$
$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
La matrice d'autocorrélation \mathbf{R}_{xx}
$\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]$
Le vecteur d'inter corrélation \mathbf{p}_{xd}
$\mathbf{p}_{xd} = E[\mathbf{x}(n)d(n)]$
L'erreur quadratique moyenne J
$J = \sigma_d^2 - 2\mathbf{w}^T(n)\mathbf{p}_{xd} + \mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n)$
L'erreur quadratique moyenne minimale J_{min}
$J_{min} = \sigma_d^2 - \mathbf{p}_{xd}^T\mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{p}_{xd}$
L'équation de Wiener-Hopf
$\mathbf{w}_{opt}(n) = \mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{p}_{xd}$

Pour éviter la résolution directe de l'équation de Wiener-Hopf, dont la solution impose le calcul de l'inverse d'une matrice de dimension L , et les paramètres statistiques des signaux d'entrées (\mathbf{R}_{xx} et \mathbf{p}_{xd}), ce qui représente une difficulté d'ordre pratique, on propose une

méthode algorithmique basée sur des ajustements successifs à chaque nouvelle observation. C'est le principe fondamental des algorithmes adaptatifs.

Dans ce qui suit, on étudiera quelques exemples des algorithmes adaptatifs. On va commencer par l'algorithme du gradient déterministe et sa version stochastique.

1.5 Algorithme du Gradient Déterministe (GD)

L'idée principale de cet algorithme est que les ajustements en sens opposé au gradient (descente du gradient) vont conduire $\mathbf{w}(n)$ vers la valeur $\mathbf{w}_{opt}(n)$ qui est associée à l'erreur minimale J_{min} [20]. Cet algorithme est connu sous le nom du Steepest Descent en anglais.

L'algorithme du gradient procède en trois étapes [22] :

1. L'initiation du vecteur des coefficients à l'instant $n = 0$ par $\mathbf{w}(0) = 0$.
2. A instant n , on calcule le gradient de la fonction de cout par rapport au vecteur $\mathbf{w}(n)$.
3. On ajuste les paramètres du filtre selon la formule :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu\nabla J|_{\mathbf{w}=\mathbf{w}(n)} \quad (1.25)$$

Le paramètre μ est un scalaire positif qui permet le contrôle du taux de convergence et la précision des ajustements appelé le pas d'adaptation (Stepsize).

Le gradient est égal à :

$$\nabla J|_{\mathbf{w}=\mathbf{w}(n)} = -2\mathbf{p}_{xd} + 2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n) \quad (1.26)$$

D'où l'on déduit la formule d'ajustement du filtre :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu(\mathbf{p}_{xd} - \mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n)) \quad (1.27)$$

Cette méthode de descente permet de trouver un algorithme qui estime par itérations successives une solution qui tend vers la solution optimale de Wiener-Hopf sans inverser la matrice d'autocorrélation \mathbf{R}_{xx} .

1.6 Algorithme du Gradient Stochastique (GS)

Au début des années 60, Widrow-Hoff a introduit pour la première fois l'algorithme LMS (Least Mean Square) [23], [24], cette appellation désigne directement le but de l'algorithme proposé, c'est la minimisation de l'écart quadratique moyen J , mais la nature de cette méthode

est exprimé par celle du gradient stochastique (GS). Cet algorithme est le plus populaire des algorithmes adaptatifs à cause de sa simplicité, robustesse et sa faible complexité [13]. LMS repose sur l'approximation stochastique du gradient c'est-à-dire l'élimination de l'opérateur E d'espérance mathématique, ce qui représente le principe du passage d'un algorithme déterministe (GD) à un algorithme adaptatif (stochastique).

L'idée de ce type des algorithmes est de remplacer les grandeurs déterministe (la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$, et du vecteur d'inter-corrélation $\mathbf{p}_{xd} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\}$) par des estimations instantanée [8].

$$\tilde{\mathbf{R}}_{xx} = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (1.28)$$

$$\tilde{\mathbf{p}}_{xd} = \mathbf{x}(n)d(n) \quad (1.29)$$

Basant sur ces estimations, l'équation de mise à jour du filtre adaptatif par l'algorithme du gradient stochastique LMS est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu (\tilde{\mathbf{p}}_{xd} - \tilde{\mathbf{R}}_{xx}\mathbf{w}(n)) \quad (1.30)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.31)$$

Le coefficient μ contrôle la stabilité et la convergence de l'algorithme LMS. Il doit être vérifier à la condition suivante [25], [26] :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.32)$$

Avec λ_{max} représente la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée \mathbf{R}_{xx} . Cette formule représente la convergence en moyenne, c'est-à-dire que $E[\mathbf{w}(n) - \mathbf{w}_{opt}] \rightarrow 0$ si $n \rightarrow \infty$. D'où, la condition pratique qui assure une convergence en moyenne quadratique [17] pour μ est :

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})} = \frac{2}{L\sigma_x^2} \quad (1.33)$$

Avec $\text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})$ désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice \mathbf{R}_{xx} , et σ_x^2 est la variance du signal d'entrée.

D'un point de vue de la complexité, chaque itération du LMS nécessite $(2L + 1)$ multiplications, et $(2L)$ additions.

TABLE 0.3 ALGORITHME LMS.

Initialisation :
La taille du filtre L
Le pas d'adaptation $0 < \mu < \frac{2}{L\sigma_x^2}$
le signal d'entrée $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$
L'erreur d'estimation $e(n)$
$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
L'équation de mise à jour
$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n)$

L'ajustement des paramètres de l'algorithme LMS (pas d'adaptation et longueur du filtre adaptatif) est plus délicat lorsqu'il s'agit des signaux non-stationnaire qui présentent des variations des niveaux d'énergie importante. En effet, si le pas d'adaptation est fixé selon l'équation donné plus haut et qu'il a été optimisé pour un niveau moyen du bruit, l'algorithme peut être moins performant lorsque ce niveau devient plus faible, dans des cas plus critique, il peut même devenir instable si le niveau de bruit devient trop élevé [27]. Pour pallier les défis liés aux variations d'énergie, il est astucieux d'utiliser une version normalisée de l'algorithme LMS.

1.7 Algorithme du Gradient Stochastique Normalisé

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square) normalise le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS en fonction de l'énergie du signal d'entrée, afin de réduire l'impact des variations de puissance du signal d'entrée et d'assurer une convergence plus uniforme entre les étapes d'adaptation. A chaque itération, le pas d'adaptation μ est remplacé par un pas d'adaptation normalisé μ_n qui est défini par [28] :

$$\mu_n = \frac{\mu}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (1.34)$$

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

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + \epsilon} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.35)$$

Pour éviter l'explosion du gain normalisé lorsque $\|\mathbf{x}(n)\|^2 \ll 1$, on régularise le dénominateur en ajoutant un petit scalaire positif ϵ pour limiter sa valeur supérieure.

La convergence de l'algorithme NLMS est assurée pour un pas d'adaptation [16] $0 < \mu < 2$.

L'intérêt principale de l'algorithme NLMS contrairement à l'algorithme LMS est qu'il est indépendant des variations de la puissance du signal d'entrée [29], ce qui le rend plus robuste quel que soit le type du signal d'entrée stationnaire, ou non-stationnaire, et plus performant grâce à la normalisation du pas d'adaptation.

Un des inconvénients associés à l'algorithme NLMS, en comparaison avec LMS est l'augmentation de la complexité de calcul car chaque itération de NLMS nécessite $(3L + 1)$ multiplications, et $(2L + 1)$ additions.

TABLE 0.4 ALGORITHME NLMS.

Initialisation :
La taille du filtre L
Le pas d'adaptation $0 < \mu < 2$
le signal d'entrée $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$
L'erreur d'estimation $e(n)$
$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
L'équation de mise à jour
$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\mu}{\ \mathbf{x}(n)\ ^2 + \epsilon} \mathbf{x}(n)e(n)$

L'algorithme NLMS est l'un des algorithmes adaptatifs les plus connus et utilisé en filtrage adaptatifs grâce à sa simplicité, et son faible coût de calcul ($(3L + 1)$ multiplications, et $(2L + 1)$ additions). Cependant, il souffre d'un faible taux de convergence pour les signaux d'entrée fortement corrélés. Par conséquent, l'algorithme de Projection Affine (PA) a été proposé.

1.8 Algorithme de Projection Affine

En 1984, une nouvelle classe d'algorithmes adaptatifs a été introduite par Ozeki et Umeda [30] sous le nom d'algorithme de Projection Affine (Affine Projection Algorithm (AP) en anglais). C'est une généralisation de l'algorithme NLMS qui améliore ses performances dans le cas des signaux d'entrée colorés et corrélés [31]. AP algorithmes ajuste leurs coefficients du filtre adaptatif tout en prenant en compte multiples projections dans un sous espace de dimension $M < L$, avec M est l'ordre de projection. Tandis que, l'algorithme NLMS peut être

considérée comme une projection affine unidimensionnelle ($M = 1$) car il ajust ces coefficients en tenant compte seulement l'entrée actuelle [32]. Les algorithmes des projection affine (AP) assurent une vitesse de convergence considérablement améliorée par rapport à celle de NLMS, plus l'ordre de projection de l'APA est élevé, plus le taux de convergence s'améliore, bien que cela entraîne également une augmentation de la complexité de calcul [33].

En générale, l'algorithme AP est défini par les deux équations suivantes :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.36)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{X}(n)[\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n) + \delta \mathbf{I}]^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (1.37)$$

Avec :

1. $\mathbf{e}(n) = [e(n), e(n-1), \dots, e(n-M+1)]^T$, C'est le vecteur le vecteur d'erreur *a-priori*.
2. $\mathbf{d}(n) = [d(n), d(n-1), \dots, d(n-M+1)]^T$, c'est le vecteur de M derniers échantillons du signal désiré $d(n)$.
3. $\mathbf{X}(n) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n-1), \dots, \mathbf{x}(n-M+1)]$, c'est la matrice de dimension $L \times M$ qui contient les M plus récents vecteur du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$.
4. $\mathbf{w}(n) = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$, c'est le vecteur des coefficients du filtre adaptatif de longueur L .
5. μ , C'est le pas d'adaptation de l'algorithme de projection affine $0 < \mu < 2$ [34].
6. δ , C'est le facteur de régularisation $\delta < 0$.
7. \mathbf{I} , C'est la matrice identité de dimension $M \times M$.

On définit le vecteur d'erreur *a-posteriori* par :

$$\mathbf{e}_p(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1) \quad (1.38)$$

APA est obtenue en minimisant la fonction de coût suivante par rapport à $\mathbf{w}(n+1)$ et sous la contrainte donnée ci-dessous:

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (1.39)$$

$$\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{d}(n) \quad (1.40)$$

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange.

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 + \boldsymbol{\lambda}^T[\mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1)] \quad (1.41)$$

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

Finalement l'équation de mise à jour de l'APA est donné par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{X}(n) [\mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n) + \delta \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{e}(n)$$

TABLE 0.5 ALGORITHME DE PROJECTION AFFINE (AP).

Initialisation :
L'ordre de projection M
Le pas d'adaptation $0 < \mu < 2$
Le facteur de régularisation $\delta < 0$
le signal d'entrée $\mathbf{X}(n) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n-1), \dots, \mathbf{x}(n-M+1)]$
Le vecteur d'erreur d'estimation $\mathbf{e}(n)$
$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n) \mathbf{w}(n)$, avec : $\mathbf{e}(n) = [e(n), e(n-1), \dots, e(n-M+1)]^T$
L'équation de mise à jour
$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{X}(n) [\mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n) + \delta \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{e}(n)$

L'algorithme de projection affine est une méthode très utile en traitement du signal et plus particulièrement dans les applications du traitement de la parole et l'acoustique (l'annulation d'écho acoustique [34], et la réduction du bruit acoustique [35]). Cependant, le problème major des algorithmes de projection affine est sa grande complexité de calcul. Afin de réduire l'impact de cette limitation, plusieurs versions basées sur l'APA ont été proposées [36], [37], [38], [39]. La plus connue est l'algorithme de Projection Affine Rapide (Fast Affin Projection FAP) [40]. Néanmoins, dans tous les algorithmes basés sur l'APA mentionnés ci-dessus, il faut calculer l'inverse de la matrice du signal d'entrée, ce qui est la cause principale de l'augmentation de la complexité du calcul. Par conséquent, les chercheurs ont proposé une nouvelle approche appelé Projection Pseudo Affine (PAP) pour améliorer les performances de la famille d'algorithme AP en utilisant des coefficients de prédiction du signal d'entrée [41]. Cette nouvelle alternative a été largement étudié dans la littérature [42], [43], [44], [45]. Comme il n'est pas nécessaire dans ce type d'algorithme de calculer l'inverse de la matrice du signal d'entrée, le coût de calcul pour chaque itération est donc fortement diminué par rapport aux algorithmes AP conventionnels. En plus de l'inconvénient de la complexité de calcul, le performance de convergence des algorithmes susmentionnés se dégrade en présence du bruit impulsive non-Gaussien, à cause de la nature de la norme l_2 utilisé pour l'optimisation du filtre adaptatif. De nombreuse études ont montré que les normes de faible ordre d'optimisation assurent une robustesse contre les interférences impulsive et intensive [46],

[47], [48]. Parmi tous les algorithmes de faible ordre d'optimisation, la famille des algorithmes de signe basé sur la norme de minimisation l_1 [49], [50], [51], [52] a attiré plus d'attention en raison de son faible coût de calcul, sa mise en œuvre facile car seulement le signe du vecteur d'erreur est utilisé pour l'ajustement des coefficients du filtre adaptatif, et sa robustesse contre les bruits impulsif. Malgré le bon fonctionnement des algorithmes du signe dans de nombreuses applications, ils souffrent d'un taux de convergence lent pour les signaux d'entrée fortement corrélés comme le signal parole. Ainsi, un algorithme de Projection Affine du Signe (Affine Projection Sign APS) a été proposé [53], qui met à jour leur vecteur des coefficients du filtre adaptatif avec la norme de minimisation l_1 , en utilisant plusieurs vecteurs d'entrée. La combinaison des avantages de la projection affine et la norme l_1 améliore les performances de l'algorithme APS contre les bruit d'interférences impulsive, accélérant le taux de convergence avec les signaux fortement corrélés et réduisant la complexité du calcul.

1.9 L'algorithme de Projection Affine de Signe

L'APSA (Affine Projection Sign Algorithm) est obtenue en minimisant le vecteur d'erreur *a-posteriori* $\mathbf{e}_p(n)$ par rapport à $\mathbf{w}(n+1)$ et sous la contrainte donnée ci-dessous:

$$\min_{\mathbf{w}(n+1)} \|\mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1)\|_1 \quad (1.42)$$

$$\|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|_2^2 \leq \delta^2 \quad (1.43)$$

δ^2 C'est le constant de régularisation, qui contrôle l'adaptation des coefficients du filtre de mise à jour.

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange.

$$J(\mathbf{w}(n+1)) = \|\mathbf{e}_p(n)\|_1 + \boldsymbol{\beta}[\|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|_2^2 - \delta^2] \quad (1.44)$$

Où : $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{M-1}]^T$, c'est le vecteur multiplieur de Lagrange.

Finalement l'équation de mise à jour de l'APSA est donné par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{\mathbf{X}_s(n)}{\sqrt{\mathbf{X}_s^T(n)\mathbf{X}_s(n) + \epsilon}} \quad (1.45)$$

Avec :

$$\mathbf{X}_s(n) = \mathbf{X}(n) \text{sgn}(\mathbf{e}_p(n)) \quad (1.46)$$

TABLE 0.6 ALGORITHME DE PROJECTION AFFINE DE SIGNE (APS).

Initialisation :
L'ordre de projection M
Le pas d'adaptation $0 < \mu < 2$
le signal d'entrée $\mathbf{X}(n) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n-1), \dots, \mathbf{x}(n-M+1)]$
Le vecteur d'erreur <i>a-priori</i> d'estimation $\mathbf{e}(n)$
$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n)$, avec : $\mathbf{e}(n) = [e(n), e(n-1), \dots, e(n-M+1)]^T$
Le vecteur d'erreur <i>a-priori</i> d'estimation $\mathbf{e}_p(n)$
$\mathbf{e}(n+1) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1)$
L'équation de mise à jour
$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{\mathbf{X}_s(n)}{\sqrt{\mathbf{X}_s^T(n)\mathbf{X}_s(n) + \epsilon}}$

1.10 Conclusion

Dans ce chapitre, Nous avons présenté un aperçu général des principes de base du filtrage adaptatif, son rôle et sa structure. Puis nous avons décrit le filtrage de Wiener en détail. A la fin, nous avons étudié quelques exemples des algorithmes adaptatifs les plus utilisés en traitement adaptatif des signaux, tel que les algorithmes de gradient stochastique et les algorithmes de projection affine.

Chapitre 2

Techniques de débruitage

2.1 Introduction

Le rehaussement de la parole est un domaine du traitement de signal dont les recherches prennent de plus en plus d'ampleur. En effet, dans un monde où la télécommunication connaît un véritable essor, les technologies se doivent d'être de plus en plus performantes afin de plaire au plus grand nombre [54]. Dans de nombreuses applications du traitement de la parole, la présence d'un bruit superposé au signal utile dégrade la clarté et l'intelligibilité de la parole et peut donc perturber les performances de l'application envisagée. La plus évidente parmi toutes les applications qui nécessitent un rehaussement de la parole étant sans doute celle de la téléphonie mobile. D'ailleurs, il n'est pas rare qu'un locuteur se retrouve dans un environnement bruyant à sa communication, alors les techniques de réduction de bruit vont lui être utiles afin d'améliorer la qualité de sa voix [55].

Le débruitage est un domaine de recherche très actif, et c'est un problème de traitement du signal assez courant et largement étudié dans la littérature [56], [57]. L'étape de la réduction du bruit est très importante dans les systèmes de télécommunications. Plusieurs techniques de débruitage ont été proposées pour améliorer les conditions de la communication. Autrement dit, leur objectif est de transmettre le signal de parole le moins bruité possible.

La classification des techniques de débruitage repose sur le nombre de capteurs disponibles pour le traitement, ces techniques se déclinent en deux catégories distinctes. Certaines techniques utilisent plusieurs microphones et sont qualifiées de multi capteurs, ce type de modèles utilise soit un réseau de microphones soit deux microphones seulement (bi capteurs), tandis que d'autres techniques n'utilisent qu'un seul microphone et sont qualifiées de mono capteur.

Les techniques de Séparation Aveugle de Sources (SAS) sont aussi des techniques très répandues dans le domaine de la réduction de bruit, car elles sont capables de retrouver des signaux utiles par exemple signaux de parole à partir des observations bruitées dans un contexte aveugle, c'est-à-dire aucune connaissance a priori n'est disponible ni sur les sources, ni sur le processus de mélange.

Dans ce chapitre, nous allons présenter quelques méthodes de débruitage de la parole mono/bi/multi capteurs. Nous introduirons le concept de la Séparation Aveugle de source (SAS), puis nous présenterons les deux structures de séparation les plus utilisées pour résoudre le problème de la SAS pour un modèle de mélange linéaire convolutif à deux sources et deux microphones.

2.2 Méthode de débruitage mono capteur

Dans cette partie, nous allons analyser la technique la plus ancienne du débruitage de la parole dite la méthode mono capteur. La configuration générale des systèmes de débruitage mono capteur est illustrée ci-dessous.

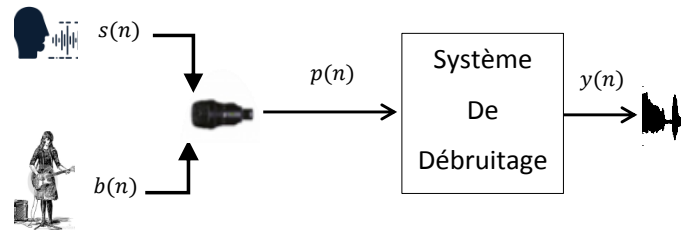


FIGURE 0.1 CONFIGURATION DU MODÈLE DU DÉBRUITAGE MONO CAPTEUR.

Dans les systèmes monovoie, l'objectif est d'estimer le signal utile (parole propre) $s(n)$, qui est noyé dans le bruit additif $b(n)$ supposé indépendant, en utilisant une seule observation du signal bruité $p(n)$, qui s'écrit comme suit :

$$p(n) = s(n) + b(n) \quad (2.1)$$

La majorité des techniques de réduction du bruit mono capteur consiste à réaliser un filtrage dans le domaine fréquentiel du signal bruité $p(n)$. Le filtrage atténue l'amplitude de chaque composante spectrale du signal bruité en fonction de l'estimation du rapport signal-à-bruit de cette composante. Les méthodes sont triées en fonction de l'atténuation requise, de la méthode d'estimation du niveau de bruit et du niveau de parole sur chaque composante spectrale. Ces techniques supposent que le bruit et le signal utile sont décorrélés sur la durée de la trame d'analyse, que le signal de parole utile est intermittent et que l'oreille humaine est insensible à la phase du signal [17]. Ces techniques peuvent être classées en deux types :

1. Réduction du bruit basée sur le modèle autorégressif AR
 - Le filtrage de Wiener.
 - Le filtrage de Kalman.
2. Réduction du bruit basée sur l'approche par soustraction spectrale
 - Soustraction spectrale de puissance SSP.

- Soustraction spectrale d'amplitude SSA.

2.2.1 Filtrage de Wiener

Le filtrage linéaire de Wiener est l'un des méthodes de débruitage monovoie classique les plus répandus. Ce filtre est tenté de trouver une estimation au sens du minimum de l'erreur quadratique moyenne (EQMM) qu'on a déjà détaillée dans le premier chapitre. L'estimateur $W(f)$ qui minimise l'EQM entre le signal propre et celui de sortie est donné par :

$$W(f, k) = E\{ |\varepsilon(f, k)|^2 \} \quad (2.2)$$

$$= E\{ |S(f, k) - W(f, k)P(f, k)|^2 \} \quad (2.3)$$

Où $Y(f, k)$ et $P(f, k)$ sont les transformées de Fourier discrète (DFT) des signaux $y_k(n)$ et $p_k(n)$, avec k est l'indice de la trame courante, et f représente la fréquence [58].

D'après le théorème de projection et le principe d'orthogonalité, le filtre de Wiener $W(f, k)$ est donné en fonction des densités spectrale de puissance DSP de la parole et le bruit par :

$$W(f, k) = \frac{\gamma_s(f, k)}{\gamma_s(f, k) + \gamma_b(f, k)} \quad (2.4)$$

Alors le signal parole estimé est définie par :

$$Y(f, k) = W(f, k)P(f, k) \quad (2.5)$$

La méthode la plus connu pour estimer la densité spectrale de puissance du signal parole est de faire un calcul itératif du filtre de Wiener basé sur une modélisation LPC (Linear Prediction Coefficient) de la parole. La mise à jour de cette DSP est faite à chaque itération à partir des coefficients AR [17], [59].

2.2.2 Soustraction Spectrale

La technique de soustraction spectrale repose sur une estimation préalable du bruit, qui est considéré comme additif, stationnaire ou ces caractéristiques changent lentement [60], ce qui permet de l'estimer durant les phases de silence. On distingue deux version principale de cette méthode, selon qu'on utilise la puissance ou l'amplitude.

Quand il s'agit d'une soustraction spectrale d'amplitude (SSA) alors :

$$|Y(f, k)| = |P(f, k)| - \sqrt{E\{|B(f, k)|^2\}} \quad (2.6)$$

Si non, la soustraction spectrale de puissance (SSP) est donnée par :

$$|Y(f, k)|^2 = |P(f, k)|^2 - E\{|B(f, k)|^2\} \quad (2.7)$$

2.3 Méthode de débruitage multi capteurs

Contrairement à la technique présentée dans la partie précédente qui permet de filtrer le bruit d'une observation enregistrée avec un seul microphone, la méthode multi capteurs nécessite l'utilisation de deux ou d'un réseau de microphones pour améliorer la qualité du signal parole.

2.3.1 Cas d'un réseau de microphones

Pour le problème de débruitage multi capteurs plusieurs algorithmes ont été proposés dans la littérature [61], [62], [63]. En considérant un système de débruitage qui utilise " M " microphones dans un milieu acoustique bruité fermé représenté par la figure suivante.

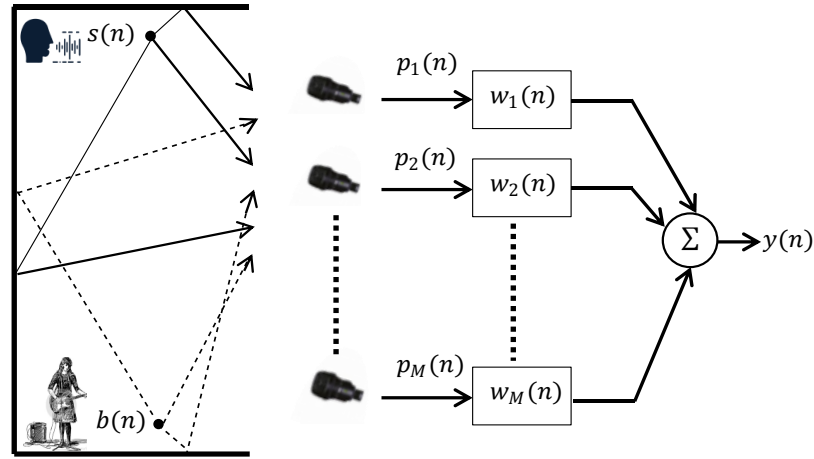


FIGURE 0.2 CONFIGURATION DU MODÈLE DU DÉBRUITAGE MULTI CAPTEURS.

Supposant qu'il existe deux sources indépendantes dans un milieu acoustique fermé provenant de différentes positions spatiales. La source primaire est le signal parole $s(n)$ émis par le locuteur, tandis que la seconde source est le bruit $b(n)$. Ces deux signaux se propagent vers les microphones sous forme d'ondes directes et indirectes. La propagation du signal de sa source vers chaque microphone est caractérisée par une réponse impulsionnelle acoustique. Toutes les observations $p_i(n)$ sont composées de deux partis : l'un du signal parole et l'autre pour le bruit.

Donc les observations $p_i(n)$ peuvent être données par :

$$p_i(n) = \sum_{k=0}^{L-1} [h_{si}(k)s(n-k) + h_{bi}(k)b(n-k)] \quad (2.8)$$

Avec $h_{si}(n)$, et $h_{bi}(n)$ sont les réponses impulsionnelles du filtre RIF de taille L , ils sont donnés par :

$$h_{si}(n) = [h_{si}(1), h_{si}(2), \dots, h_{si}(L)]^T, \forall i \in \{1, 2, \dots, M\}.$$

$$h_{bi}(n) = [h_{bi}(1), h_{bi}(2), \dots, h_{bi}(L),]^T, \forall i \in \{1, 2, \dots, M\}.$$

Pour obtenir le signal de parole rehaussé $y(n)$, on doit filtré les observations $p_i(n)$ par les filtres $w_i(n)$.

$$y(n) = \sum_{i=1}^M \sum_{k=0}^{L-1} w_i(k) p_i(n-k) \quad (2.9)$$

La combinaison de tous les filtres $\mathbf{w}_i(n) = [w_i(0), w_i(1), \dots, w_i(L-1),]^T, \forall i \in \{1, 2, \dots, M\}$ donne le filtre $\mathbf{w}(n) = [\mathbf{w}_1^T(n), \mathbf{w}_2^T(n), \dots, \mathbf{w}_M^T(n)]^T$, et la matrice du signal d'entrée du filtre $\mathbf{w}(n)$ de dimension $(M \times L)$ est donnée par :

$$\mathbf{P}(n) = [\mathbf{p}_1^T(n), \mathbf{p}_2^T(n), \dots, \mathbf{p}_M^T(n)]^T, \text{ avec } \mathbf{p}_i(n) = [p_i(n), p_i(n-1), \dots, p_i(n-L+1),]^T, \forall i \in \{1, 2, \dots, M\}.$$

Alors le signal de parole estimé est donné par :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{P}^T(n) \mathbf{w}(n) \quad (2.10)$$

2.3.2 Cas de deux microphones

Dans le cas des techniques de débruitage bi capteurs, en considérant que le nombre des microphones utilisé dans le traitement est " $M = 2$ ". On suppose qu'il existe deux sources indépendantes décorrélées, $s_1(n)$ une source de parole et $s_2(n)$ représente la source du bruit. Le principe de la réduction du bruit bi capteurs et largement étudié dans la littérature [64], [65], [66], [67], [68], [69]. Le principe de débruitage bi capteurs est illustrée dans la figure suivante.

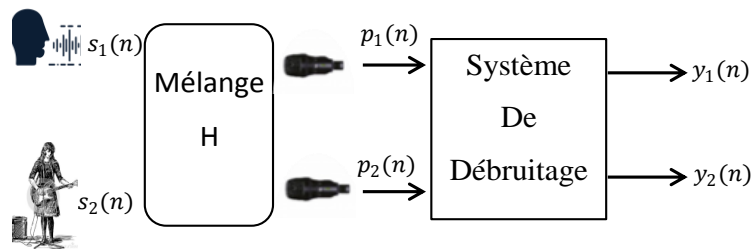


FIGURE 0.3 CONFIGURATION DU MODÈLE DU DÉBRUITAGE BI CAPTEURS.

2.4 Modèles de mélange

En générale, le mélange est un processus qui définit le lien entre les sources et les observations. La figure suivante illustre le mélange des sources s_N par le système de mélange h .

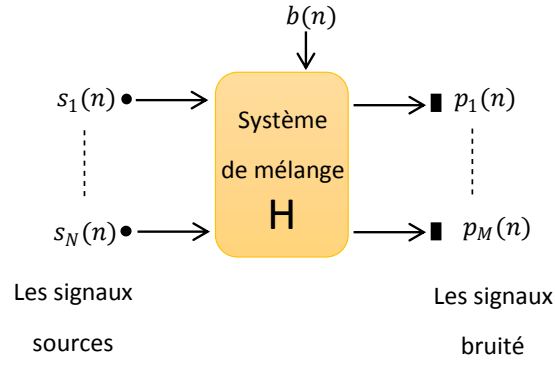


FIGURE 0.4 PROCÉDURE DU MÉLANGE.

Il peut être modélisé par l'équation vectoriel suivante :

$$\mathbf{p}(n) = H[\mathbf{s}(n)] + \mathbf{b}(n) \quad (2.11)$$

Où

- $\mathbf{s}(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_N(n)]^T$, est le vecteur des signaux sources que l'on cherche à estimer. Dans le cas général, $\mathbf{s}(n)$ est un vecteur de N sources mais dans la méthode bi capteurs on considère que deux sources.
- $\mathbf{b}(n) = [b_1(n), b_2(n), \dots, b_M(n)]^T$, est le vecteur de bruit additionnel qui modélise les erreurs de mesures des capteurs.
- H , est l'opérateur du mélange. Il correspond au canal acoustique entre les sources et les microphones.
- $\mathbf{p}(n) = [p_1(n), p_2(n), \dots, p_M(n)]^T$, est le vecteur des observations mesurées par les capteurs.

La propagation des signaux (parole et bruit) de leurs sources productrices aux capteurs (microphones) de mesure a été classé selon la nature de l'opérateur H en deux grandes classes : les mélanges linéaires et les mélanges non-linéaires.

Dans ce qui suit nous allons considérer le cas bi capteur, c'est-à-dire que le nombre de source $N = 2$.

2.4.1 Mélanges linéaires

Les mélanges linéaires appartiennent à la première classe de type de mélange. Ils sont largement répandus dans la littérature et comportent deux sous catégories.

2.4.1.1 Mélanges linéaires instantanés

On dit que les mélanges sont linéaires instantanés quand les observations s'écrivent comme des combinaisons linéaires de sources à un instant n .

$$p_j(n) = \sum_{i=1}^2 h_{ij} s_i(n) , \forall j \in \{1, 2\} \quad (2.12)$$

Où h_{ij} sont des coefficients scalaires du mélange instantané.

Dans cette configuration, on suppose que le nombre de source N est égale au nombre d'observation M , ($N = M = 2$), et que les sources sont statistiquement indépendantes et sont reçues par les capteurs en même temps mais avec des intensités différentes quelles que soient leurs positions par rapport aux microphones. Chaque signal observé est une combinaison linéaire de ces sources. La figure suivante montre un modèle d'un mélange linéaire instantané.

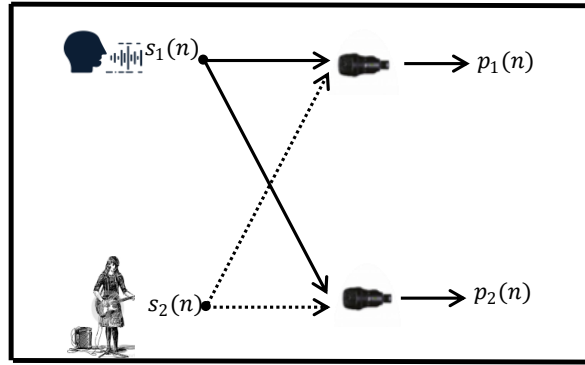


FIGURE 0.5 MODÈLE DU MÉLANGE LINÉAIRE INSTANTANÉ À DEUX SOURCES ET DEUX CAPTEURS.

2.4.1.2 Mélanges linéaires convolutifs

Le mélange linéaire convolutif des sources est le modèle le plus complexe et le plus proche aux modèles de mélange réels en milieu fermé, par exemple, mélanges de sources audio phoniques dans une salle avec réverbération. Ce modèle peut être exprimé par :

$$p_j(n) = \sum_{i=1}^2 h_{ij}(n) * s_i(n) = \sum_{i=1}^2 \sum_{k=0}^{L-1} h_{ij}(k) s_i(n-k) , \forall j \in \{1, 2\} \quad (2.13)$$

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

On parle de mélanges convolutifs lorsque les sources s'écrivent comme la somme de sources convoluées par un filtre de propagation, c.à.d. les signaux reçus au niveau des capteurs dépendent à la fois des sources et de leurs versions retardées. Les sources peuvent contribuer au mélange avec plusieurs délais différents. Il a été prouvé dans [70] que les mélanges convolutifs sont séparables, c'est-à-dire que dans un système séparation de mélange convolutif l'indépendance des sorties assure la séparation des sources [71]. La figure suivante montre un mélange linéaire convolutif.

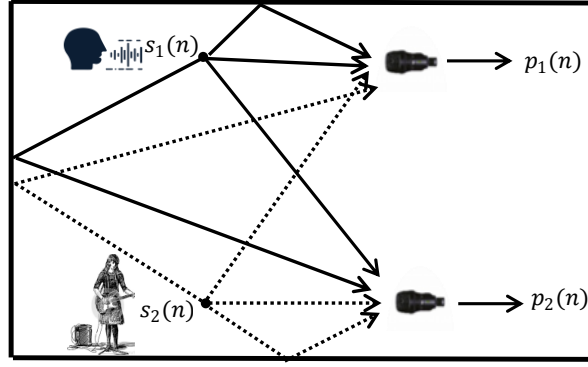


FIGURE 0.6 MODÈLE DU MÉLANGE LINÉAIRE CONVOLUTIF À DEUX SOURCES ET DEUX CAPTEURS.

2.4.1.2.1 Mélange linéaire convolutif complet

Le mélange convolutif entre les deux sources $s_1(n)$, et $s_2(n)$ peut-être représenter par le modèle donné ci-dessous.

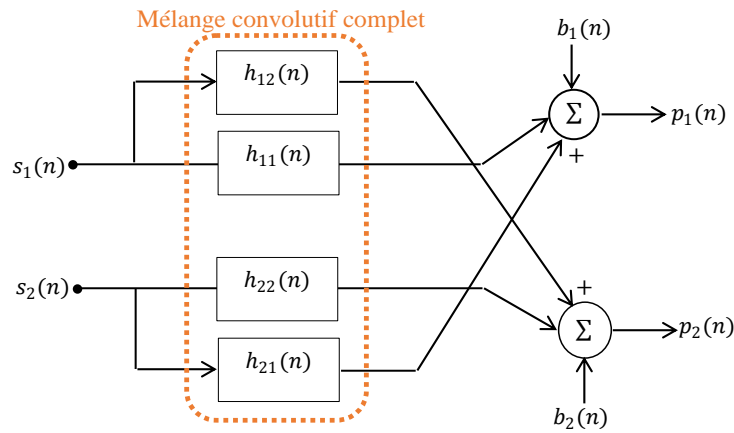


FIGURE 0.7 STRUCTURE COMPLÈTE DU MÉLANGE CONVOLUTIF BI CAPTEURS.

A la sortie des deux microphones, nous observons une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu. En général, c'est un mélange linéaire convolutif des signaux en pleine bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones et des sources, et des caractéristiques du milieu. Les équations des signaux observés à la sortie de ce mélange sont données par :

$$p_i(n) = \sum_{k=0}^{L-1} [h_{ii}(k)s_i(n-k) + h_{ji}(k)s_j(n-k)] + b_i(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (2.14)$$

En utilisant la notation de convolution $(*)$, les équations $p_i(n), \forall i \in \{1,2\}$ peut être données par :

$$p_i(n) = h_{ii}(n) * s_i(n) + h_{ji}(n) * s_j(n) + b_i(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (2.15)$$

Où : $h_{ii}(n), \forall i \in \{1, 2\}$, désignent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage, et $h_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$, représentent les effets du couplage croisé entre les deux sources $s_i(n)$ supposées décorrélées et les deux signaux $p_i(n)$ observés à la sorties des microphones. $b_i(n), i \in \{1, 2\}$, sont les erreurs de mesure.

2.4.1.2.2 Mélange linéaire convolutif simplifié

Afin de simplifié le mélange convolutif bi capteurs illustré dans la figure précédente, certaines hypothèses sont prises en considération [25], [72] tel que :

- Les sources $s_i(n)$ sont ponctuelles.
- Les deux microphones sont placés près des deux sources et que la distance entre les deux microphones est petite.
- Les erreurs de mesure $b_i(n)$ sont négligeables.
- Les deux réponses impulsionnelles des canaux direct $h_{ii}(n), \forall i \in \{1, 2\}$ sont égaux à l'impulsion élémentaire $\delta(n)$ [73].

Alors, le nouveau modèle convolutif simplifié est représenté par la figure ci-dessous.

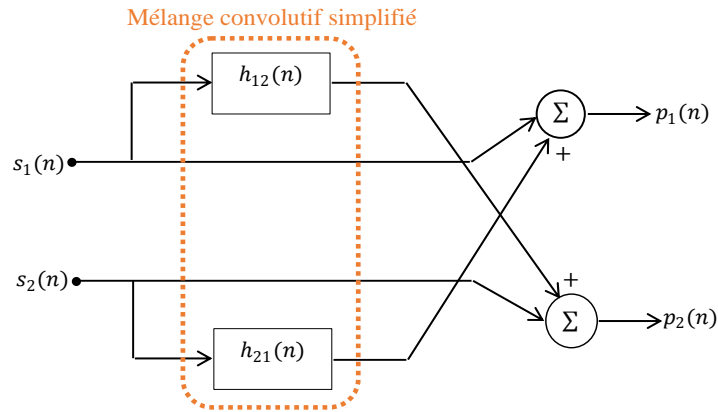


FIGURE 0.8 STRUCTURE SIMPLIFIÉE DU MÉLANGE CONVOLUTIF BI CAPTEURS.

Les équations des signaux du mélange deviennent :

$$p_i(n) = s_i(n) + \sum_{k=0}^{L-1} [h_{ji}(k)s_j(n-k)], \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.16)$$

En utilisant la notation de convolution, les équations $p_i(n)$ peut être données par :

$$p_i(n) = s_i(n) + h_{ji}(n) * s_j(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.17)$$

2.4.2 Mélanges non-linéaires

La seconde classe de mélange concerne les mélanges non linéaires. Ces modèles sont plus généraux mais moins répandus dans la littérature, car ils sont plus difficiles à traiter, se rapportent à des applications pour lesquelles le modèle linéaire est insuffisant pour décrire le mélange des signaux d'intérêt [74]. Ce modèle peut être post non linéaire ou linéaire quadratique.

Dans le cadre de cette thèse, nous allons traiter le problème de débruitage par les méthodes de séparation de source bi capteurs.

2.5 Séparation Aveugle de Source

Les techniques du traitement du signal trouvent des applications dans pratiquement tous les domaines de la technologie, particulièrement en audio. Une bonne partie des signaux audio sont des mélanges auxquels contribuent plusieurs sources. Dans certains cas, les signaux d'intérêt (signaux utiles) que l'on souhaite étudier sont mélangés lors de leur propagation simultanée jusqu'aux capteurs et sont éventuellement bruités. L'étude des mélanges audio a de nombreuses applications dont la plus populaire est le problème du cocktail (cocktail party problem). Ce nom provient quand il y a plusieurs signaux se propagent dans un environnement. Ainsi, le terme « cocktail party » est devenu le surnom de la séparation aveugle de sources dans le domaine audio.

La SAS (en anglais Blind Source Separation (BSS)) est un problème générique qui consiste à restaurer un ensemble N des signaux sources à partir des M observations corrompues qui sont des mélanges de ces signaux sources en utilisant un système de séparation W . Cette séparation est dite « Aveugle » puisqu'on admet le peu d'information a priori sur ces signaux originaux et aussi sur les mélanges. La seule information que nous avons a priori est l'indépendance statistique des sources.

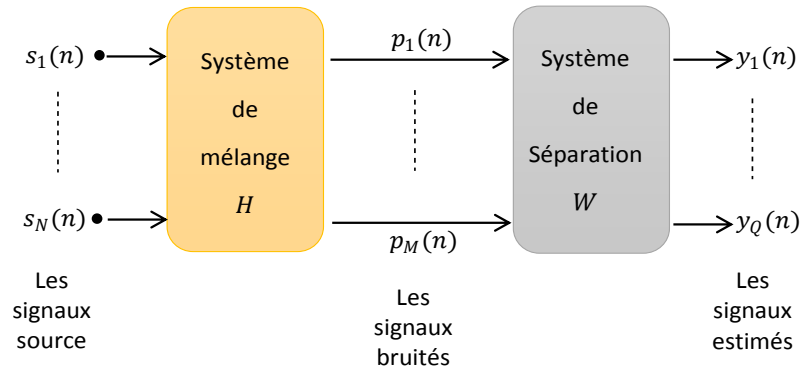


FIGURE 0.9 STRUCTURE GÉNÉRALE DU PROBLÈME DE LA SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCES.

Parmi les domaines d'application de la SAS, on mentionnera par exemple l'étude des signaux acoustiques [75], [76], [77], [78], [79], [80] les télécommunications [81], [82], le biomédicale [83], ou encore l'astrophysique [84].

Il existe deux structures de séparation aveugle de sources, la structure Directe (Forward) [85], et la structure Récursive (Backward) [73] qui peuvent être utilisées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

2.5.1 Structure Directe

La structure directe est la structure la plus utilisée. Elle est connue sous le nom Forward Blind Source Separation (FBSS). Chaque sortie de cette méthode de séparation est une simple combinaison des observations. Elle permet d'utiliser des filtres non-causaux de manière naturelle vu qu'elle ne fait pas intervenir les différentes sorties du système dans le calcul des sorties des filtres de séparation [86]. Le schéma de cette structure est illustré ci-dessous.

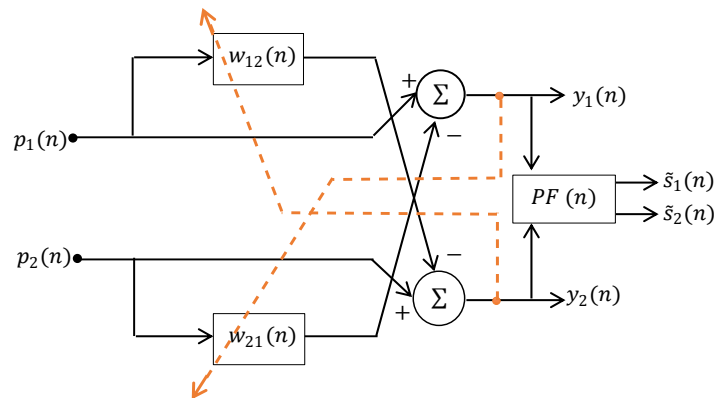


FIGURE 0.10 SCHÉMA DE LA STRUCTURE DE SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCE DIRECTE FBSS.

Afin d'atteindre la restauration des signaux sources $s_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$, nous utilisons la structure BSS Directe représentée dans la figure ci-dessus, dans laquelle nous estimons les sorties $y_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$, de cette méthode avec les entrées $p_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$, ainsi que les filtres adaptatifs croisés $w_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$. Les signaux de sorties de la structure directe sont donnés par :

$$y_i(n) = p_i(n) - \sum_{k=0}^{L-1} p_j(k)w_{ji}(n-k), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.18)$$

En utilisant la notation de convolution, les équations $y_i(n)$ peut être données par :

$$y_i(n) = p_i(n) - p_j(n) * w_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.19)$$

Les entrées de la structure directe $p_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$, sont les sorties de la structure simplifié du mélange linéaire convolutif. Les $y_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$, peuvent être donné en fonction des signaux sources $s_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ par :

$$y_i(n) = s_i(n) * [\delta(n) - h_{ij}(n) * w_{ji}(n)] + s_j(n) * [h_{ji}(n) - w_{ji}(n)], \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.20)$$

En utilisant les l'hypothèses d'optimalité pour deux filtres adaptatifs $w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$, et $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$ [64], on trouve :

$$y_i(n) = s_i(n) * [\delta(n) - h_{ij}(n) * w_{ji}(n)], \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.21)$$

Cependant, nous pouvons constater que les signaux restaurés $y_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ sont différents des signaux sources $s_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ en raison de la distorsion introduite par la structure directe [87]. Dans [88], ils proposent une solution pour éviter cette distorsion, en ajoutant un post-filtres $PF(n)$ à la sortie de la structure directe.

$$PF(n) = \frac{1}{\delta(n) - w_{ij}(n) * w_{ji}(n)}, \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.22)$$

Alors, les signaux estimés $\tilde{s}_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ convergent aux signaux sources $s_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ sans aucune distorsions.

$$\tilde{s}_i(n) = s_i(n), \forall i \in \{1, 2\} \quad (2.23)$$

2.5.2 Structure Récursive

La structure Récursive ou en anglais Backward Blind Source Separation, est la deuxième méthode de la séparation aveugle de source. Elle est considérée comme une structure de

séparation très efficace pour le débruitage par rapport à la structure directe car elle permet d'obtenir des estimations sans distorsions.

L'objectif de la BSS est de trouver des estimations $y_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ qui sont proches des signaux sources originaux $s_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$. Cependant, il suffit d'estimer les filtres adaptatifs de séparation $w_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$, pour éliminer les interférences introduite par le processus de mélange linéaire convolutif simplifié sur les observations $p_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ [89]. Pour réaliser la séparation, nous utilisons la structure récursive illustrée par la Figure ci-dessous.

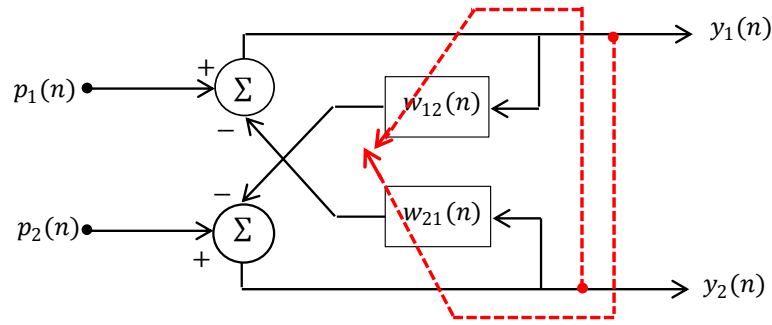


FIGURE 0.11 SCHÉMA DE LA STRUCTURE DE SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCE RÉCURSIVE BBSS.

Les signaux de sortie $y_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ sont donnés par :

$$y_i(n) = p_i(n) - \sum_{k=0}^{L-1} y_j(k)w_{ji}(n-k), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.24)$$

En utilisant la notation de convolution, les équations $y_i(n)$ peut être données par :

$$y_i(n) = p_i(n) - y_j(n) * w_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (2.25)$$

Où $w_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$ sont les filtres adaptatifs de la structure récursive. Pour obtenir les signaux sources débruités à la sortie de cette structure, une configuration unique se produit lorsque les filtres adaptatifs $w_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$, atteignent leurs solutions optimales : $w_{ji}^{opt}(n) = h_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$ [64]. Les signaux estimés sont alors donnés par :

$$y_i(n) = \left(\delta(n) - w_{ij}(n) * w_{ji}(n) \right)^{-1} * [s_i(n) * \left(\delta(n) - h_{ij}(n) * w_{ji}(n) \right) + s_j(n) * (h_{ji}(n) - w_{ji}(n))] \quad (2.26)$$

Donc les sorties $y_i(n), \forall i \in \{1, 2\}$ deviennent :

$$y_i(n) = s_i(n), \forall i \in \{1,2\} \quad (2.27)$$

2.6 Contrôle des deux structures de séparation aveugle de source par un système de DAV

Les deux structures de séparation de sources, directe et récursive, mentionnées précédemment, reposent sur une hypothèse d'optimalité $w_{ji}^{opt}(n) = h_{ji}(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j$. En pratique, cette optimalité est garantie par un contrôle d'adaptation des filtres adaptatifs $w_{21}(n)$ et $w_{12}(n)$ via un système de détection d'activité vocale manuel (DAVM) [25].

Le contrôle de cette adaptation se fait comme suit : le filtre $w_{21}(n)$ est actualisé uniquement durant les périodes de la non-activité vocale (où il n'y a que du bruit), tandis que le filtre $w_{12}(n)$ est actualisé uniquement pendant les périodes d'activité vocale (où le signal de parole utile est présent). Le principe général de ce contrôle est montré par la figure suivante.

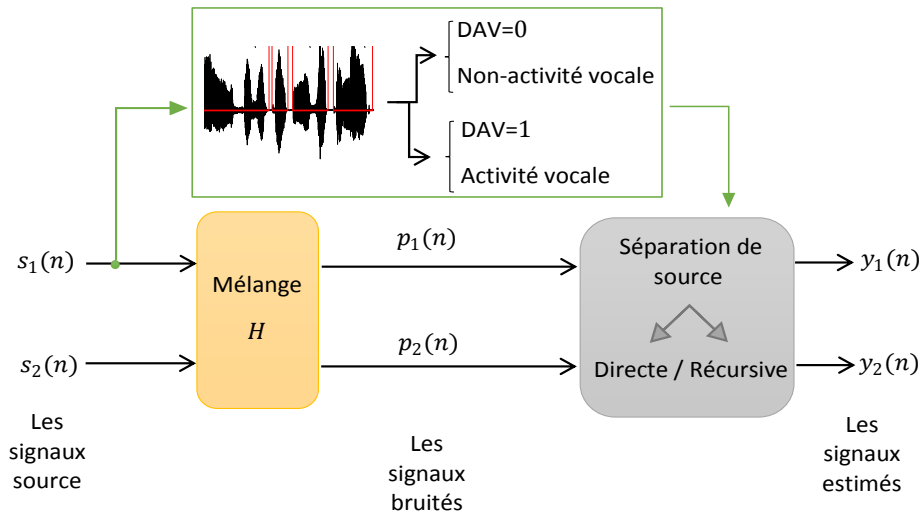


FIGURE 0.12 SCHÉMA BLOC DU PRINCIPE DE CONTRÔLE D'ADAPTATION PAR LE SYSTÈME DE DAV.

2.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques méthodes de débruitage de la parole mono/bi/multi capteurs. Ensuite, nous avons introduisant le concept de la Séparation Aveugle de Source (Blind Source Séparation). Puis, nous avons présenté les deux structures de séparation de sources les plus utilisé dans la réduction du bruit Directe et Récursive. A la fin,

nous avons défini le principe de fonctionnement d'un système de détection d'activité vocale (DAV) pour les structures de séparation aveugle de sources.

Chapitre 3

Proposition d'une nouvelle approche de Projection Affine de Signe à Double Canal

3.1 Introduction

Dans le monde réel, les signaux de parole sont souvent contaminés par des locuteurs perturbateurs, du bruit environnemental et de la réverbération. Ces phénomènes dégradent l'intelligibilité et la qualité de la parole dans différentes situations. Dans ces situations, il est difficile d'extraire un signal de parole utile de leurs observations bruitées, surtout lorsque le signal source n'est pas disponible. Il est possible de résoudre le problème d'extraction d'un signal utile à partir d'une observation bruitée en utilisant la technique de séparation aveugle de source (SAS) [45]. La technique BSS consiste à restaurer un ensemble des signaux à partir d'un ensemble des mélangés bruité [90]. Toutes les structures BSS sont conçues pour traiter les observations des capteurs (microphones) afin d'extraire les signaux sources originaux (signal de parole, et le bruit) par un système adaptatif. Ce système adaptatif est basé sur le principe que le signal d'entrée utile (original) peut être extrait du signal bruité grâce à une méthode de filtrage adaptatif. Les algorithmes adaptatifs souvent utilisés sont le LMS, le NLMS et les algorithmes de projection affine (AP) (voir chapitre 1).

Dans cette étude, notre objectif est d'estimer un signal de parole propre à partir d'une observation corrompue par le bruit dans un environnement qui contient des interférences impulsives. Pour cette raison, dans notre recherche, on a opté d'utiliser l'algorithme de projection affine de signe (qui a été déjà présenté dans le chapitre précédent) car les études précédentes [53] prouvent sa robustesse contre les bruits d'interférences impulsifs.

Dans ce chapitre, nous proposons un nouvel algorithme adaptatif basé sur la structure directe à double canal (bi capteurs) de la séparation aveugle de source (DC-DBSS) et l'algorithme de projection affine de signe (APS) pour améliorer la qualité du signal parole en présence du bruit acoustique et des interférences impulsives non-Gaussiennes intensives.

Les principales sections de ce chapitre sont résumées comme suit :

- (i) Le développement d'une nouvelle méthode adaptative aveugle, robuste contre les interférences impulsives non-Gaussiennes, nommée DC-DAPS (Double-Channel Direct Affine Projection Sign).
- (ii) Une analyse détaillée de la stabilité de l'algorithme proposé DC-DAPS est dérivée, et les intervalles des deux pas d'adaptations sont donnés pour garantir la stabilité de l'algorithme proposé.
- (iii) Une étude complète de la complexité de calcul de l'algorithme proposé est donnée.
- (iv) Les performances de l'algorithme DC-DAPS proposé sont évaluées dans un contexte d'identification des systèmes contenant des interférences impulsives non-Gaussiennes.

3.2 Nouvelle approche adaptative aveugle à double canal.

Cette section est dédiée à la description du concept et des formulations mathématiques complètes de notre nouvel algorithme proposé, nommé l'algorithme de projection affine de signe direct à double canal (Double-Channel Direct Affine Projection Sign DC-DAPS).

L'algorithme DC-DAPS proposé est illustré dans la figure (3.1).

Dans le modèle utilisé, nous considérons spécifiquement le cas du mélange linéaire convolutif simplifié à deux capteurs combiné avec la structure directe de la BSS, et l'algorithme de projection affine de signe APS.

Les vecteurs d'erreur *a-priori* de notre méthode $\mathbf{y}_1(n)$ et $\mathbf{y}_2(n)$ sont donnés par :

$$\mathbf{y}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n) \quad (3.1)$$

$$\mathbf{y}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n) \quad (3.2)$$

Où :

- Les vecteurs des signaux désirés sont :

$$\mathbf{p}_i(n) = [p_i(n), p_i(n-1), \dots, p_i(n-L+1)], \forall i \in \{1,2\}$$

- Les matrices d'entrées de la structure directe sont :

$$\mathbf{P}_i(n) = [\mathbf{p}_i(n), \mathbf{p}_i(n-1), \dots, \mathbf{p}_i(n-M+1)]^T, \forall i \in \{1,2\}$$

- Les deux filtres adaptatifs croisés sont :

$$\mathbf{w}_{ji}(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j$$

Ils seront mis à jour en utilisant l'algorithme DC-DAPS proposé.

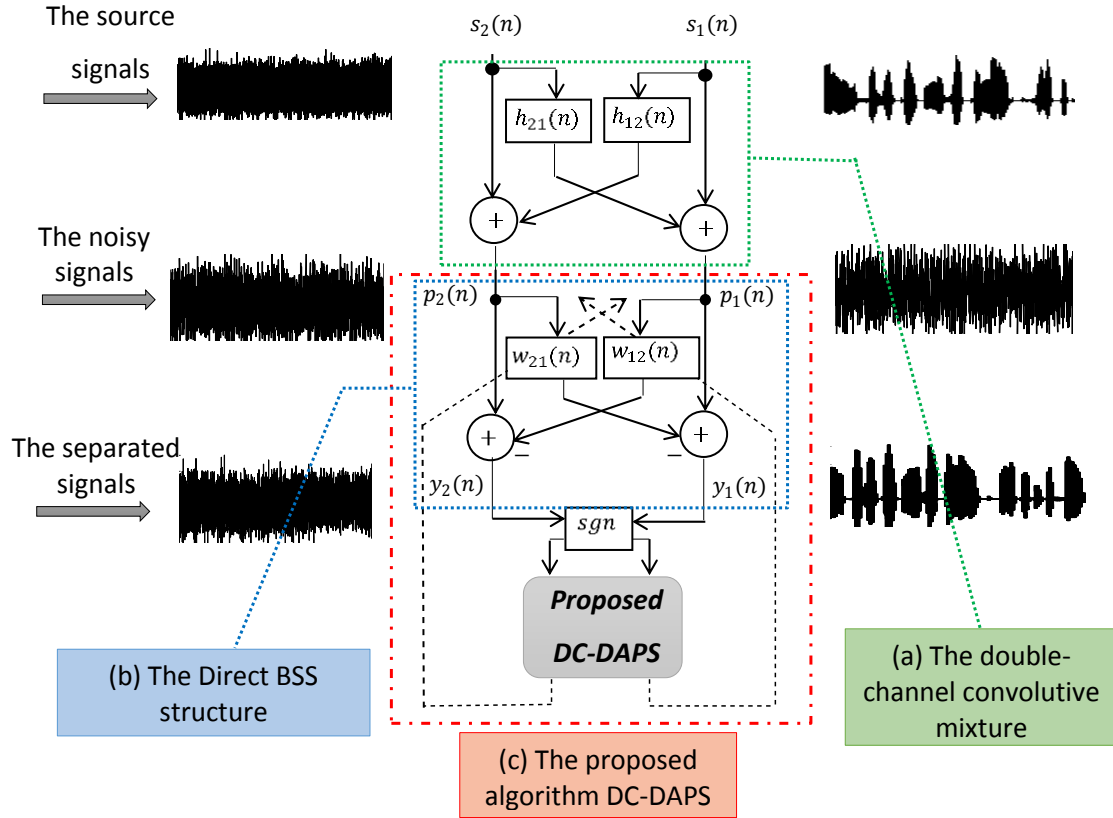


FIGURE 0.1 SCHÉMA BLOC DU PRINCIPE DE LA SÉPARATION DE SOURCES AVEC UN SCHÉMA DESCRIPTIF DÉTAILLÉ DU MÉLANGE LINÉAIRE CONVOLUTIF BI CAPTEURS EN (A), LE PRINCIPE DE LA STRUCTURE SAS DIRECTE EN (B), ET L'ALGORITHME DC-DAPS PROPOSÉ EN (C).

Tandis que les vecteurs d'erreur *a-posteriori* $\mathbf{y}_{1p}(n)$, $\mathbf{y}_{2p}(n)$ peuvent s'écrire comme suit :

$$\mathbf{y}_{1p}(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n+1) \quad (3.3)$$

$$\mathbf{y}_{2p}(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{P}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n+1) \quad (3.4)$$

L'algorithme DC-DAPS proposé est obtenu en minimisant la norme l_1 de l'erreur *a-posteriori* afin d'assurer une solution plus robuste en présence d'interférences impulsives non-Gaussiennes.

Les critères d'optimisation, ainsi que leurs contraintes, sont définis par :

$$J(\mathbf{w}_{21}(n+1)) = \|\mathbf{y}_{1p}(n)\|_1 \Leftrightarrow \min_{\mathbf{w}_{21}(n+1)} \|\mathbf{p}_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n+1)\|_1 \quad (3.5)$$

$$\text{sous condition de } \|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|_2^2 \leq \delta_2^2 \quad (3.6)$$

$$J(\mathbf{w}_{12}(n+1)) = \|\mathbf{y}_{2p}(n)\|_1 \Leftrightarrow \min_{\mathbf{w}_{12}(n+1)} \|\mathbf{p}_2(n) - \mathbf{P}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n+1)\|_1 \quad (3.7)$$

$$\text{sous condition de } \|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|_2^2 \leq \delta_1^2 \quad (3.8)$$

Avec

δ_1^2, δ_2^2 sont les paramètres qui contrôlent l'adaptation des coefficients des filtres des mises à jour $\mathbf{w}_{21}(n+1), \mathbf{w}_{12}(n+1)$. Ils doivent être les plus petits possible pour assurer la convergence de l'algorithme. $\|\cdot\|_1$ désigne la norme de minimisation l_1 .

On obtient la solution de cet ensemble d'équations en appliquant la méthode des multiplicateurs de Lagrange.

$$J(\mathbf{w}_{21}(n+1)) = \|\mathbf{p}_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n+1)\|_1 + \boldsymbol{\beta} [\|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|_2^2 - \delta_2^2] \quad (3.9)$$

$$\begin{aligned} J(\mathbf{w}_{12}(n+1)) &= \|\mathbf{p}_2(n) - \mathbf{P}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n+1)\|_1 + \boldsymbol{\lambda} [\|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|_2^2 - \delta_1^2] \end{aligned} \quad (3.10)$$

Avec :

$\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{M-1}]^T, \boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{M-1}]^T$ sont les vecteurs des multiplieurs de Lagrange.

Les dérivées partielles des deux fonctions de coût $J(\mathbf{w}_{21}(n+1))$ et $J(\mathbf{w}_{12}(n+1))$ par rapport aux deux filtres adaptatif croisés $\mathbf{w}_{21}(n+1)$, et $\mathbf{w}_{12}(n+1)$ respectivement, sont comme suit :

$$\frac{\partial J(\mathbf{w}_{21}(n+1))}{\partial \mathbf{w}_{21}(n+1)} = -\mathbf{P}_2(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) + 2\boldsymbol{\beta} [\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)] = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (3.11)$$

$$\frac{\partial J(\mathbf{w}_{12}(n+1))}{\partial \mathbf{w}_{12}(n+1)} = -\mathbf{P}_1(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) + 2\boldsymbol{\lambda} [\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)] = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (3.12)$$

Avec $\text{sgn}(\cdot)$ représente la fonction signe et :

- $\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) = [\text{sgn}(y_{1p}(n)), \dots, \text{sgn}(y_{1p}(n-M+1))]^T$
- $\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) = [\text{sgn}(y_{2p}(n)), \dots, \text{sgn}(y_{2p}(n-M+1))]^T$

Sont les fonctions signe des vecteurs d'erreurs *a-posteriori*. Ainsi, nous obtenons les relations de mises à jour des filtres adaptatifs.

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{1}{2\beta} \mathbf{P}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) \quad (3.13)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{1}{2\lambda} \mathbf{P}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) \quad (3.14)$$

D'après les contraintes mentionnées plus haut, les vecteurs des multiplieurs de Lagrange sont donnés par :

$$\frac{1}{2\beta} = \frac{\delta_2}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n)) \mathbf{P}_2(n) \mathbf{P}_2^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}} \quad (3.15)$$

$$\frac{1}{2\lambda} = \frac{\delta_1}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n)) \mathbf{P}_1(n) \mathbf{P}_1^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}} \quad (3.16)$$

Pour trouver des équations de mises à jour plus précises, on remplace les nouvelles équations des vecteurs des multiplieurs de Lagrange dans les équations des mises à jour des filtres adaptatifs précédentes.

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{\delta_2 \mathbf{P}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n)) \mathbf{P}_2(n) \mathbf{P}_2^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}} \quad (3.17)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{\delta_1 \mathbf{P}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n)) \mathbf{P}_1(n) \mathbf{P}_1^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}} \quad (3.18)$$

Afin de simplifier ces relations, nous considérons que les vecteurs d'erreur *a-posteriori* peuvent être l'approximé par les vecteurs d'erreur *a-priori*, car les vecteurs d'erreur *a-posteriori* n'existent pas avant la mise à jour actuelle. Pour garantir la convergence de l'algorithme DC-DAPS proposé, les facteurs δ_1 et δ_2 doivent être bien inférieurs à un ($\delta_1, \delta_2 \ll 1$). On définit :

$$\mathbf{P}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) = \mathbf{P}_{1S}(n) \quad (3.19)$$

$$\mathbf{P}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) = \mathbf{P}_{2S}(n) \quad (3.20)$$

Alors, les relations de mise à jour finales de l'algorithme DC-DAPS proposé sont données par :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_2 \frac{\mathbf{P}_{2S}(n)}{\sqrt{\mathbf{P}_{2S}^T(n) \mathbf{P}_{2S}(n) + \epsilon_2}} \quad (3.21)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_1 \frac{\mathbf{P}_{1S}(n)}{\sqrt{\mathbf{P}_{1S}^T(n)\mathbf{P}_{1S}(n) + \epsilon_1}} \quad (3.22)$$

Les paramètres de régularisation ϵ_1 , et ϵ_2 sont ajoutés pour éviter la division par zéro.

3.3 Analyse de la stabilité de l'algorithme DC-DAPS proposé

Dans cette section, nous allons calculer les intervalles des pas d'adaptation de l'algorithme DC-DAPS proposé afin d'assurer sa stabilité, en se basant sur des arguments de conservation de l'énergie, le théorème de Price [91] et certaines hypothèses raisonnables.

Pour commencer, en définissant les vecteurs des erreurs de poids *a-priori* et *a-posteriori* comme suit :

$$\tilde{\mathbf{w}}_{12}(n) = \mathbf{h}_{12}(n) - \mathbf{w}_{12}(n) \quad (3.23)$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_{12}(n+1) = \mathbf{h}_{12}(n) - \mathbf{w}_{12}(n+1) \quad (3.24)$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) = \mathbf{h}_{21}(n) - \mathbf{w}_{21}(n) \quad (3.25)$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) = \mathbf{h}_{21}(n) - \mathbf{w}_{21}(n+1) \quad (3.26)$$

Les relations des mises à jour peuvent être données en fonction des nouveaux vecteurs d'erreur par :

$$\tilde{\mathbf{w}}_{12}(n+1) = \tilde{\mathbf{w}}_{12}(n) - \mu_1 \frac{\mathbf{P}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n))\mathbf{P}_1(n)\mathbf{P}_1^T(n)\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}} \quad (3.27)$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) = \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) - \mu_2 \frac{\mathbf{P}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{P}_2(n)\mathbf{P}_2^T(n)\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}} \quad (3.28)$$

En multipliant les deux côtés de ces équations par leurs matrices des signaux d'entrée $\mathbf{P}_1^T(n)$, et $\mathbf{P}_2^T(n)$, nous obtenons :

$$\mathbf{e}_{p12}(n+1) = \mathbf{e}_{a12}(n) - \mu_1 \frac{\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n))\mathbf{P}_1(n)\mathbf{P}_1^T(n)\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}} \quad (3.29)$$

$$\mathbf{e}_{p21}(n+1) = \mathbf{e}_{a21}(n) - \mu_2 \frac{\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}{\sqrt{\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{P}_2(n)\mathbf{P}_2^T(n)\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}} \quad (3.30)$$

Supposant que $(\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n))$, et $(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))$ sont inversibles, les équations précédentes peuvent être réarrangées comme suit :

$$\begin{aligned}
& (\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n))^{-1}(\mathbf{e}_{a12}(n) - \mathbf{e}_{p12}(n)) \\
&= \mu_1 \frac{\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}{\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n))\mathbf{P}_1(n)\mathbf{P}_1^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}}
\end{aligned} \tag{3.31}$$

$$\begin{aligned}
& (\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}(\mathbf{e}_{a21}(n) - \mathbf{e}_{p21}(n)) \\
&= \mu_2 \frac{\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}{\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{P}_2(n)\mathbf{P}_2^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}}
\end{aligned} \tag{3.32}$$

En remplaçant ces relations dans les équations de mise à jour, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
& \tilde{\mathbf{w}}_{12}(n+1) + \mathbf{P}_1(n)(\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_{a12}(n) \\
&= \tilde{\mathbf{w}}_{12}(n) - \mathbf{P}_1(n)(\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_{p12}(n)
\end{aligned} \tag{3.33}$$

$$\begin{aligned}
& \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) + \mathbf{P}_2(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n) \\
&= \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) - \mathbf{P}_2(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)
\end{aligned} \tag{3.34}$$

La norme Euclidienne des relations ci-dessus mène aux relations de conservation de l'énergie.

Ils sont donnés par :

$$\begin{aligned}
& \|\tilde{\mathbf{w}}_{12}(n+1)\|^2 + \mathbf{e}_{a12}^T(n)(\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_{a12}(n) \\
&= \|\tilde{\mathbf{w}}_{12}(n)\|^2 - \mathbf{e}_{p12}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p12}(n)
\end{aligned} \tag{3.35}$$

$$\begin{aligned}
& \|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1)\|^2 + \mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n) \\
&= \|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n)\|^2 - \mathbf{e}_{p21}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)
\end{aligned} \tag{3.36}$$

Selon les équations précédentes, nous constatons que les énergies des vecteurs d'erreurs des poids sont liées aux énergies pondérées des vecteurs d'erreur d'estimation *a priori* et *a posteriori*. En prenant l'espérance des deux côtés des deux équations, nous obtenons :

$$\begin{aligned}
& E[\|\tilde{\mathbf{w}}_{12}(n+1)\|^2] + E[\mathbf{e}_{a12}^T(n)(\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_{a12}(n)] \\
&= E[\|\tilde{\mathbf{w}}_{12}(n)\|^2] - E[\mathbf{e}_{p12}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p12}(n)]
\end{aligned} \tag{3.37}$$

$$\begin{aligned}
& E[\|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1)\|^2] + E[\mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n)] \\
&= E[\|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n)\|^2] - E[\mathbf{e}_{p21}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)]
\end{aligned} \tag{3.38}$$

Pour garantir la convergence de l'algorithme au sens des moindres carrés, les dérivations des moindres carrés (Mean Square Derivation MSD) doit diminuer de manière itérative. À partir des équations ci-dessus, nous obtenons :

$$E[\mathbf{e}_{p12}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p12}(n)] < E[\mathbf{e}_{a12}^T(n)(\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n))^{-1}\mathbf{e}_{a12}(n)] \tag{3.39}$$

$$E[\mathbf{e}_{p21}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)] < E[\mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n)] \quad (3.40)$$

Après quelques modifications, nous trouvons :

$$\mu_1^2 < 2\mu_1 E \left[\frac{\mathbf{e}_{a12}^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}{\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n))\mathbf{P}_1(n)\mathbf{P}_1^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}} \right] \quad (3.41)$$

$$\mu_2^2 < 2\mu_2 E \left[\frac{\mathbf{e}_{a21}^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}{\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{P}_2(n)\mathbf{P}_2^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}} \right] \quad (3.42)$$

Ces relations mènent aux conditions de stabilité de l'algorithme DC-DAPS proposé, les intervalles des pas d'adaptation sont données par :

$$0 < \mu_1 < 2 \frac{E[\mathbf{e}_{a12}^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))]}{E[\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n))\mathbf{P}_1(n)\mathbf{P}_1^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))}]} \quad (3.43)$$

$$0 < \mu_2 < 2 \frac{E[\mathbf{e}_{a21}^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))]}{E[\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{P}_2(n)\mathbf{P}_2^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))}]} \quad (3.44)$$

Pour rendre l'analyse plus simple, des hypothèses réalistes sont utilisées [92], [93], [94], [95].

La 1^{ier} hypothèse

- Le bruit $\eta(n)$ est un bruit Gaussien à moyenne nulle avec une variance σ_η^2 .
- Le bruit impulsif est modélisé comme un processus Bernoulli-Gaussienne (BG) : $v(n) = w(n)n_G(n)$, avec :
 $w(n)$ est un processus de Bernoulli avec une probabilité d'occurrence $P(w(n) = 1) = P_r \ll 1$, et $P(w(n) = 0) = 1 - P_r$.
 $n_G(n)$ représente une séquence de bruit gaussien à moyenne nulle avec variance $\sigma_{n_G}^2 = K\sigma_\eta^2, K \gg 1$.
- $\phi(n) = \eta(n) + v(n)$. Est un processus gaussien avec une moyenne nulle et une variance $\sigma_\phi^2 = \sigma_\eta^2 + P_r\sigma_n^2 = (1 - P_r)\sigma_\eta^2 + P_r(K + 1)\sigma_\eta^2$

La 2^{ème} hypothèse

- Les vecteurs de poids, les vecteurs d'entrée et le bruit sont statistiquement indépendants.

Les deux suppositions mentionnées précédemment ont été efficacement utilisées dans l'analyse des algorithmes de signe.

Puis, nous utilisons les approximations suivantes :

$$E \left[\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n)) \mathbf{P}_1(n) \mathbf{P}_1^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))} \right] = E \left[\sqrt{\text{sum}(\mathbf{P}_1(n) \mathbf{P}_1^T(n))} \right] \quad (3.45)$$

$$E \left[\sqrt{\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n)) \mathbf{P}_2(n) \mathbf{P}_2^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))} \right] = E \left[\sqrt{\text{sum}(\mathbf{P}_2(n) \mathbf{P}_2^T(n))} \right] \quad (3.46)$$

En se basant sur les hypothèses définies précédemment, le théorème de Price, on trouve :

$$\begin{aligned} E \left[\mathbf{e}_{a12}^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) \right] &= ME \left[\mathbf{e}_{a12}(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) \right] \\ &= M \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[\mathbf{e}_{a12}^2(n)] \frac{1 - P_r}{\sqrt{E[\mathbf{e}_{a12}^2(n)] + \sigma_v^2}} \end{aligned} \quad (3.47)$$

$$\begin{aligned} E \left[\mathbf{e}_{a21}^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) \right] &= ME \left[\mathbf{e}_{a21}(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) \right] \\ &= M \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] \frac{1 - P_r}{\sqrt{E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] + \sigma_v^2}} \end{aligned} \quad (3.48)$$

Alors :

$$0 < \mu_1 < 2 \frac{M \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[\mathbf{e}_{a12}^2(n)] \frac{1 - P_r}{\sqrt{E[\mathbf{e}_{a12}^2(n)] + \sigma_v^2}}}{E \left[\sqrt{\text{sum}(\mathbf{P}_1(n) \mathbf{P}_1^T(n))} \right]} \quad (3.49)$$

$$0 < \mu_2 < 2 \frac{M \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] \frac{1 - P_r}{\sqrt{E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] + \sigma_v^2}}}{E \left[\sqrt{\text{sum}(\mathbf{P}_2(n) \mathbf{P}_2^T(n))} \right]} \quad (3.50)$$

Pour assurer la stabilité de l'algorithme et atteindre les objectifs de performance souhaités, certaines mesures sont prises telles que : $E[\mathbf{e}_{a12}^2(n)] < 1$ et $E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] < 1$.

Donc, les pas d'adaptation de l'algorithme DC-DAPS proposé sont donnés par :

$$0 < \mu_1 < 2 \frac{M \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1 - P_r}{\sqrt{1 + \sigma_v^2}}}{E \left[\sqrt{\text{sum}(\mathbf{P}_1(n) \mathbf{P}_1^T(n))} \right]} \quad (3.51)$$

$$0 < \mu_2 < 2 \frac{M \sqrt{\frac{2}{\pi}} \frac{1 - P_r}{\sqrt{1 + \sigma_v^2}}}{E[\sqrt{\text{sum}(\mathbf{P}_2(n) \mathbf{P}_2^T(n))}] } \quad (3.52)$$

D'après les équations (3.51) et (3.52), nous notons que la taille des pas de l'algorithme DC-DAPS proposé est contrôlée par les signaux d'entrées, l'ordre de projection et le bruit acoustique du fond ainsi que les interférences. Aussi, comme $P_r \ll 1$ et $1 - P_r \approx 1$ l'impact de P_r sur la taille des pas est insignifiant.

Dans le cas de l'algorithme DC-APA, ces restrictions ne sont pas valables car sa stabilité est garantie par des valeurs de pas allant de 0 à 2, ce qui signifie que la taille des pas est indépendante de l'entrée, de l'ordre de projection et du bruit de fond.

3.4 Résultats expérimentale

Dans cette section, nous allons évaluer les performances de notre algorithme DC-DAPS proposé. Pour évaluer l'analyse présentée précédemment et comprendre le comportement de notre proposition, nous allons réaliser plusieurs simulations sous différentes conditions de test en comparaison avec les algorithmes :

- L'algorithme DC-DAP (Double-Channel Direct Affine Projection) [96].
- L'algorithme DC-DNLMS (Double-Channel Direct Normalized Least Mean Square) [97].

3.4.1 Configuration expérimentale

Afin de mettre à jour les filtres adaptatifs croisés $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ de la structure de Séparation Aveugles de Sources Directe (SASD), nous allons utiliser notre nouvelle approche DC-DAPS proposée. Pour cette raison, nous avons utilisé la configuration à double canal (bi capteurs) du mélange linéaire convolutif représenté dans la figure (3.1_a) pour générer les deux observations bruitées $p_1(n)$, et $p_2(n)$ données dans la figure (3.2) (les panneaux inférieurs). Ce modèle utilise deux sources statistiquement indépendantes. La première représente le signal utile et la deuxième contient le bruit.

- Le signal utile $s_1(n)$ est un signal de parole équilibré phonétiquement. Ce signal est une phrase de 4s, prononcée par un locuteur français, extrait de la base de données AURORA [98], et représenté par la figure (3.2) (le panneau supérieur gauche).
- Le signal du bruit $s_2(n)$ donné par la figure (3.2) (le panneau supérieur droite).

On note que notre configuration est contrôlée par une segmentation manuel (DAVM), pour extraire le signal utile à la première sortie $y_1(n)$. Ces signaux seront convolués avec deux réponses impulsionnelles de couplage croisé $h_{12}(n)$,et $h_{21}(n)$ construit selon le modèle proposé dans [64]. Les panneaux du milieu de la figure (3.2) représentent un exemple typique des réponses impulsionnelles acoustiques utilisées dans notre configuration.

En outre, le mélange considéré est corrompu par :

- Une forte séquence d'interférence impulsive $v(n)$, leur rapport Signal-à-Interférence (SIR) est sélectionné pour varier dans un intervalle de $(-25dB \text{ à } 0dB)$. Cette séquence d'interférence est générée à partir d'une distribution Bernoulli-Gaussienne (BG) [99], comme : $v(n) = w(n)n_G(n)$, avec :
 $n_G(n)$ représente une séquence de bruit Gaussien à moyenne nulle avec une variance $\sigma_{n_G}^2$ qui modélise l'amplitude de la séquence d'interférence impulsive.
 $w(n)$ est un processus de Bernoulli avec une probabilité d'occurrence $P(w(n) = 1) = P_r \ll 1$, et $P(w(n) = 0) = 1 - P_r$, utilisé pour modéliser le temps aléatoire d'occurrence de la séquence d'interférence impulsive [100].
- un bruit blanc Gaussien additif (AWGN) indépendant avec un rapport Signal-à-Bruit (SNR) de 50 dB.

3.4.2 Description des critères d'évaluation objectif de l'algorithme proposé

Pour évaluer la qualité du signal estimé en sortie de la structure de l'algorithme DC-DAPS proposé et les performances de notre approche, en comparaison avec les algorithmes DC-DAP et DC-DNLMS, on a utilisé plusieurs critères objectifs de qualité. Les mesures objectives de qualité des signaux vocaux utilisées dans cette thèse sont :

3.4.2.1 Critère de désajustement

Le critère de désajustement (en anglais le Système Mismatch (SM)) est calculé d'après l'expression suivante :

$$SM_{dB} = 20 \log_{10} \left(\frac{\|h_{21}(n) - w_{21}(n)\|}{\|h_{21}(n)\|} \right) \quad (3.53)$$

C'est un critère objectif de qualité qui est utilisé pour décrire le taux de convergence du filtre adaptatif. Où $w_{21}(n)$ et $h_{21}(n)$ représentent les coefficients adaptatifs et fixes des réponses impulsionnelles.

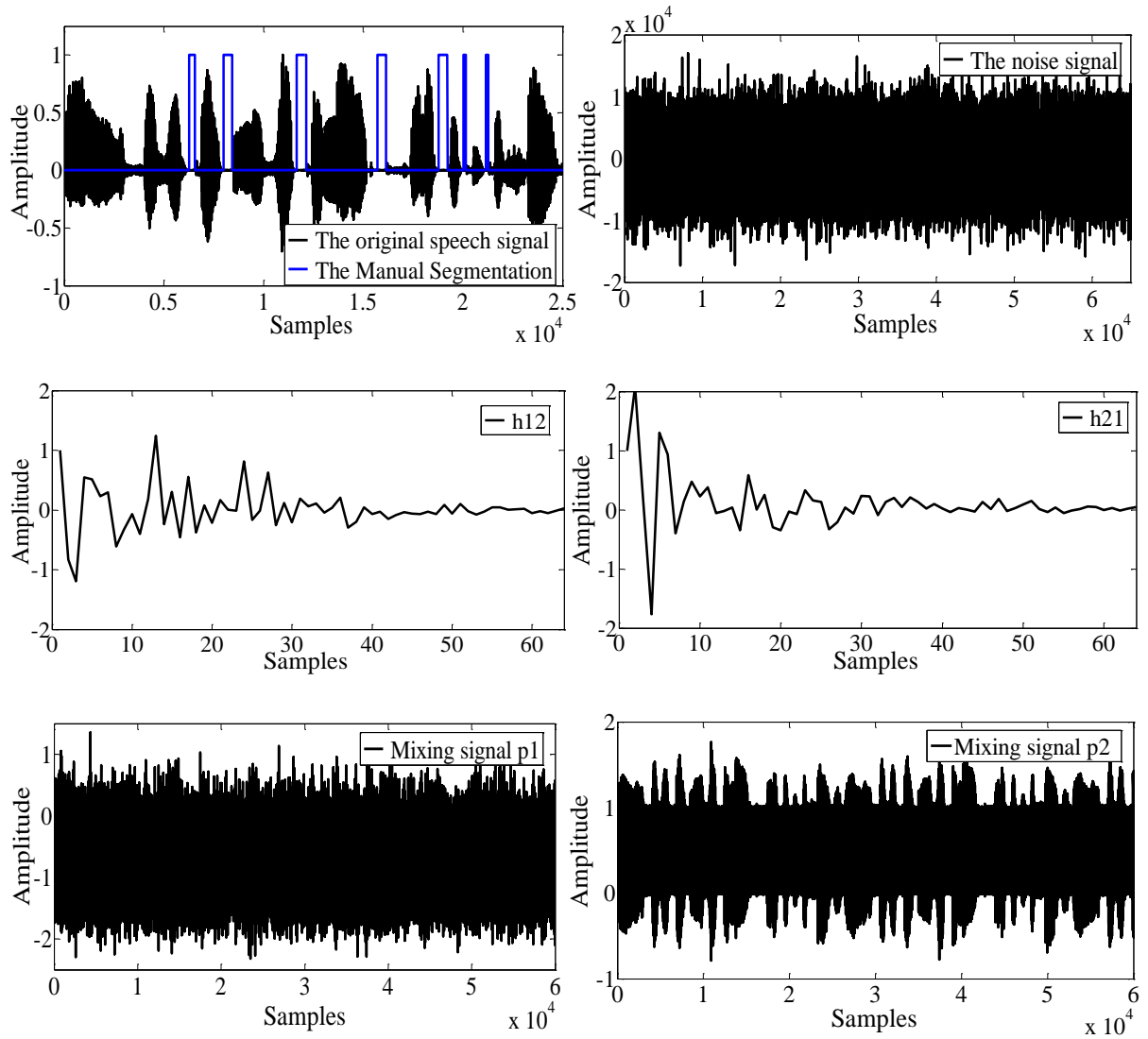


FIGURE 0.2 SIGNAL DE PAROLE (LE PANNEAU SUPÉRIEUR), UN ÉCHANTILLON DES RÉPONSES IMPULSIONNELLES (LES PANNEAUX DE MILIEU), ET LES OBSERVATIONS BRUITÉ (LES PANNEAUX INFÉRIEUR).

3.4.2.2 Critère de l'erreur quadratique moyenne segmental (EQM Segmenter)

Le *SegMSE* (Segmental Mean square Error) est calculé pendant les périodes d'inactivité vocal par la relation suivante :

$$SegMSE_{dB} = \frac{10}{Q} \sum_{m=0}^{Q-1} \log_{10} \left(\frac{1}{N} \sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |s_1(n) - y_1(n)|^2 \right) \quad (3.54)$$

Les paramètres N , et Q représentent respectivement la longueur et le nombre des segments lorsque seulement le signal de parole est absent. Les signaux $s_1(n)$, and $y_1(n)$ désignent respectivement les signaux de parole original et rehaussé.

3.4.2.3 Critère de rapport signal à bruit segmental (RSB Segmenter)

Le critère de $SegSNR$ est calculé par :

$$SegSNR_{dB} = \frac{10}{Q} \sum_{m=0}^{Q-1} \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |s_1(n)|^2}{\sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |s_1(n) - y_1(n)|^2} \right) \quad (3.55)$$

Les signaux $s_1(n)$, and $y_1(n)$ correspondent respectivement aux signaux de parole originale et rehaussé. Q est le nombre des segments lorsque seulement le signal de parole est présent, et N représente sa longueur.

3.4.2.4 Critère de la Distance Cepstrale (DC)

Le critère CD est estimé par la relation suivante :

$$CD_{dB} = \sum_{\xi=0}^{T-1} IFFT[\log(|S_1(\omega, \xi)|) - \log(|Y_1(\omega - \xi)|)]^2 \quad (3.56)$$

Où $S_1(\omega)$, et $Y_1(\omega)$ sont la Transformée de Fourier Rapide des signaux de parole originale et estimé, respectivement à chaque trame ξ . T est la valeur moyenne du critère CD .

Dans ce chapitre, trois types de simulations sont effectuées. Le premier quand $SIR_1 = SIR_2 = -25dB$ (figure (3.3)), le deuxième quand $SIR_1 = SIR_2 = -15dB$ (figure (3.4)), et le troisième quand $SIR_1 = SIR_2 = 0dB$ (figure(3.5)). Les paramètres de chaque algorithme sont résumés dans la table (3.1).

Les résultats obtenus avec le critère SM sont affichés sur les panneaux gauche en haut des figures (3.3, 3.4, 3.5). On peut voir d'après ces résultats que notre algorithme DC-DAPS proposé fonctionne mieux que les algorithmes DC-DAP et DC-DNLMS dans tous les scénarios de simulation réalisés. La rapidité de convergence de l'algorithme DC-DAPS apparaît clairement dans ces résultats, même en présence d'interférences intensives. Nous avons observé que le désajustement dans ces expériences atteint environ $-45dB$. Nous déduisons que, la combinaison de la structure directe de la séparation aveugle de source avec l'algorithme de projection affine, et le principe des algorithmes de signes permet d'obtenir un algorithme à convergence rapide qui est excellent pour la réduction des interférences impulsives et le rehaussement de la parole.

TABLE 0.1 PARAMÈTRES DE SIMULATION DE NOTRE ÉTUDE COMPARATIVE.

Les algorithmes	Les paramètres	Les valeurs
Les entrées	Le signal de parole original	$s_1(n)$
	Le signal de bruit	$s_2(n)$
	Le SNR du AWGN	$SNR = 50 \text{ dB}$
	La fonction de distribution de probabilité (BG)	$P_r = 0.001$
	La taille du filtre	$L_1 = L_2 = 64$
DC-DAP	Les tailles de pas d'adaptation fixes	$\mu_1 = \mu_2 = 0.01$
	Les ordres de projection	$P_1 = P_2 = 8$
	Les facteurs de régularisation	$\delta_1 = 0.0004 ; \delta_2 = 0.0001$
	Les rapports Signal-à-Interférence	$SIR_1 = SIR_2 = -25\text{dB}, -15\text{dB}, 0\text{dB}.$
DC-DNLMS	Les tailles de pas d'adaptation fixes	$\mu_1 = \mu_2 = 0.9$
	Les rapports Signal-à-Interférence	$SIR_1 = SIR_2 = -25\text{dB}, -15\text{dB}, 0\text{dB}.$
DC-DAPS Proposé	Les tailles de pas d'adaptation fixes	$\mu_1 = \mu_2 = 0.005$
	Les rapports Signal-à-Interférence	$SIR_1 = SIR_2 = -25\text{dB}, -15\text{dB}, 0\text{dB}.$
	Les ordres de projection	$M_1 = M_2 = 8$

Les résultats obtenus avec le critère $SegMSE$ sont donnés dans les panneaux gauche en bas des figures (3.3, 3.4, 3.5). D'après ces résultats, nous confirmons à nouveau la supériorité de notre algorithme DC-DAPS proposé par rapport aux algorithmes DC-DAP et DC-DNLMS. Par ailleurs, notre approche proposée améliore la vitesse de convergence sans amplifier le bruit résiduel à la sortie (environ -40dB).

Les résultats obtenus du critère $SegSNR$ sont représentés par les panneaux droits en haut des figures (3.3, 3.4, 3.5). Selon les résultats obtenus, l'algorithme DC-DAPS proposé est plus performant que les autres algorithmes comparatifs (DC-DAP et DC-DNLMS) pour différents niveaux de SIR (-25 dB , -15 dB et 0 dB). De plus, nous avons observé que notre méthode proposée atteint rapidement un SNR de sortie important dans tous les cas de simulation (environ 30 dB). Cela signifie que notre algorithme réduit plus de bruit à la sortie. Finalement, nous pouvons affirmer que les résultats de $SegSNR$ obtenus démontrent la supériorité de performance de notre algorithme DC-DAPS proposé en présence d'interférences impulsives intenses dans des contextes aveugles.

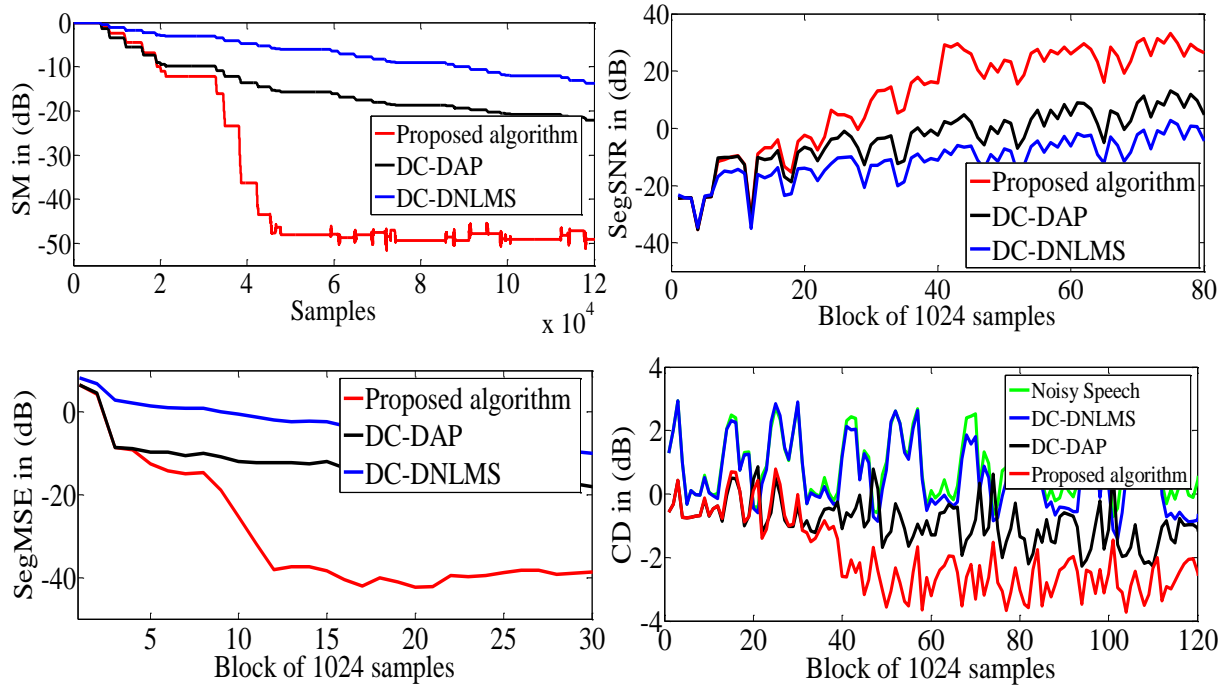


FIGURE 0.3 LE COMPORTEMENT DE L'ALGORITHME DC-DAPS PROPOSÉ QUAND $SIR_1 = SIR_2 = -25dB$. LE PANNEAU GAUCHE EN HAUT (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE SM), LE PANNEAU DROIT EN HAUT (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE $SegSNR$), LE PANNEAU GAUCHE EN BAS (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE $SegMSE$), ET LE PANNEAU DROIT EN BAS (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE CD).

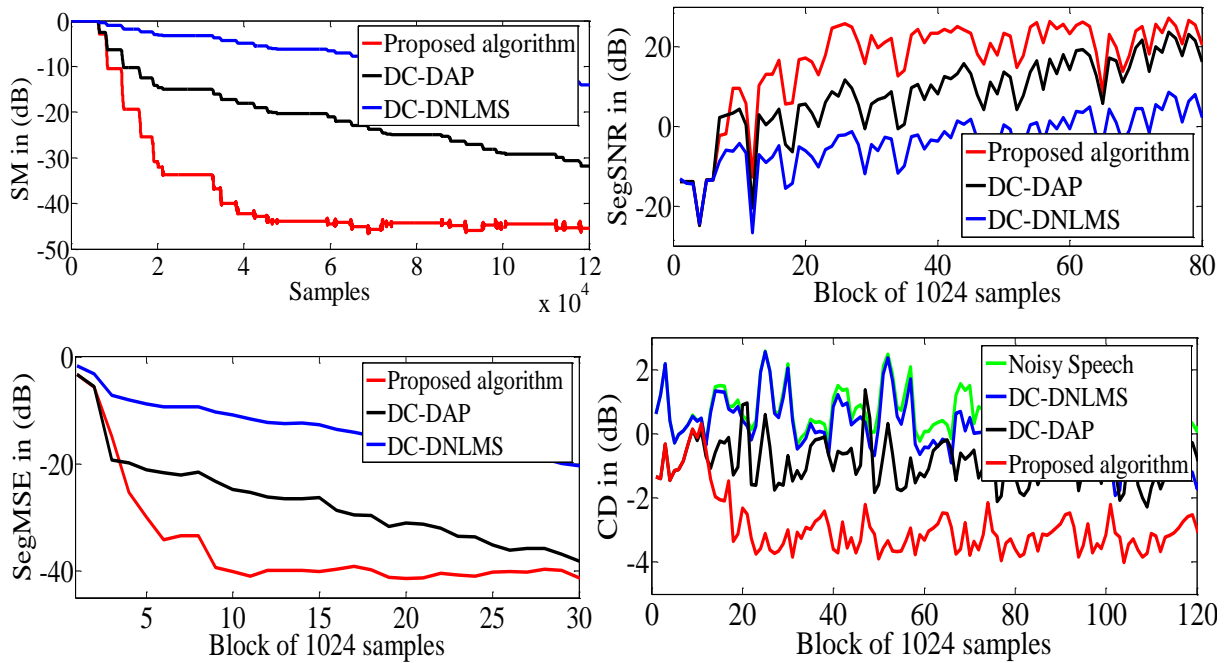


FIGURE 0.4 LE COMPORTEMENT DE L'ALGORITHME DC-DAPS PROPOSÉ QUAND $SIR_1 = SIR_2 = -15dB$. LE PANNEAU GAUCHE EN HAUT (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE SM), LE PANNEAU DROIT EN HAUT (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE $SegSNR$), LE PANNEAU GAUCHE EN BAS (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE $SegMSE$), ET LE PANNEAU DROIT EN BAS (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE CD).

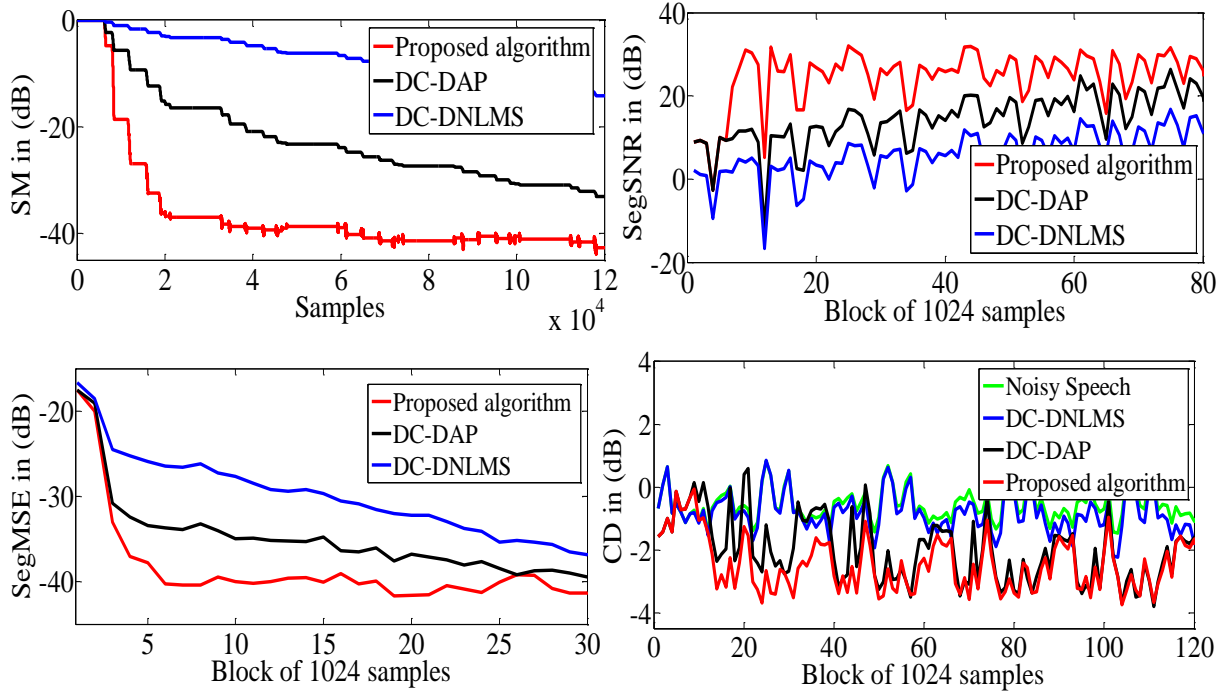


FIGURE 0.5 LE COMPORTEMENT DE L'ALGORITHME DC-DAPS PROPOSÉ QUAND $SIR_1 = SIR_2 = 0dB$. LE PANNEAU GAUCHE EN HAUT (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE SM), LE PANNEAU DROIT EN HAUT (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE SegSNR), LE PANNEAU GAUCHE EN BAS (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE SegMSE), ET LE PANNEAU DROIT EN BAS (L'ÉVALUATION DU CRITÈRE DE CD).

Les résultats obtenus par le critère CD sont affichés dans les panneaux droits en bas des figures (3.3, 3.4, 3.5). Ces figures montrent que notre algorithme DC-DAPS proposé surpasse les autres algorithmes (DC-DAP et DC-DNLMS). Nous remarquons que les valeurs de CD de l'approche proposée pour toutes les configurations de simulation sont d'environ $(-4dB)$. Cela signifie que l'algorithme proposé fournit un signal de parole rehaussé avec une bonne intelligibilité et une faible distorsion spectrale.

3.5 Etude de la complexité de calcul

Dans cette section, nous allons étudier la complexité de calcul (CC) de notre algorithme DC-DAPS proposé en comparant avec les algorithmes DC-DAP et DC-DNLMS. La table (3.2) résume les opérations de multiplication et de division utilisées dans chaque itération des algorithmes adaptatifs.

Dans la table (3.2), Nous présentons deux exemples des complexités algorithmiques pour deux différents ordres de projection ($M=2$, et $M=32$) et pour une seule taille du filtre ($L=128$).

TABLE 0.2 ÉVALUATION DE LA COMPLEXITÉ DE CALCUL.

La complexité en termes de Multiplication & Divisions	Les algorithmes classiques et l'algorithme proposé		
	DC-DNLMS	DC-DAP	DC-DAPS proposé
La Complexité :	$6L+4$	$2LM^2 + 4LM + 2M^2 + 2M$	$4LM + 4L+2$
1 ^{ier} Exemple : $L=128, M=32$	772	280640	16898
2 ^{ème} Exemple : $L=128, M=2$	772	2060	1538

En se basant sur les résultats rapportés dans la table (3.2), Nous déduisons que le DC-DNLMS est l'algorithme qui a la complexité la plus faible par rapport aux autres dans les deux cas (ordres de projection petits ou grands) car aucune prédiction n'est impliquée dans le processus de filtrage. Cependant, le DC-DAPS proposé montre des valeurs de complexité très intéressantes, que ce soit dans le cas de petite ou de grande valeurs d'ordre de projection M par rapport au DC-DAP. Cette complexité est obtenue car aucune inversion de matrice n'est nécessaire dans la formulation de l'algorithme DC-DAPS proposé. En revanche, le DC-DAP souffre de ce problème (l'inversion matricielle), cela conduit à une complexité plus élevée dans les deux cas. Cette comparaison montre que l'algorithme DC-DAPS proposé peut être facilement implémenté et utilisé en pratique, en raison de sa complexité raisonnable et de ses bonnes performances dans les applications de réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

3.6 Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre un nouvel algorithme DC-DAPS (Double-Channel Direct Affine Projection Signe) robuste pour la réduction aveugle du bruit acoustique et l'amélioration de la parole. L'approche proposée montre que la structure de séparation aveugle de source Directe avec deux canal basé sur le critère d'optimisation de la norme l_1 , offre une solution robuste pour les applications d'amélioration de la parole, surtout en cas des interférences impulsives non-Gaussiennes intensives et de bruit acoustique important. Des tests intensifs ont été effectuées pour évaluer le comportement et valider l'efficacité de l'algorithme DC-DAPS proposé en comparaison avec deux algorithmes (DC-DAP et DC-DNLMS). La supériorité et les bonnes performances de l'algorithme proposé été évaluées en

termes des critères objectifs de qualité les plus populaires (SM, SegMSE, SegSNR et CD) et sous des interférences impulsives intensive. L'intervalle de taille des pas d'adaptation a été défini pour garantir la stabilité de l'algorithme DC-DAPS proposé.

Finalement, tous les résultats obtenus ont prouvé l'efficacité, la robustesse et les hautes performances de l'algorithme DC-DAPS proposé, pour cette raison notre approche peut être une alternative rapide et un bon candidat pour les applications d'amélioration aveugle de la parole et la réduction des interférences impulsives.

Chapitre 4

Proposition des nouvelles approches Récursive robuste pour la réduction des interférences impulsive

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons proposer deux nouvelles approches basées sur la configuration bi capteurs de la structure réursive de la séparation aveugle de source et les algorithmes adaptatifs de projection affine et de projection affine de signe, respectivement.

Au début, nous avons développé l'algorithme RDSAP (Recursive Double Sensor Affine Projection) afin de réduire le bruit acoustique et améliorer la qualité du signal de parole. Cet algorithme confirme sa robustesse et son efficacité dans ce domaine .Cependant, le problème majeur des méthodes à base des projections affine est la dégradation des performances en présence du bruit impulsif non-Gaussien, à cause de la nature de la norme l_2 utilisée pour l'optimisation du filtre adaptatif. Pour cette raison, on a opté de développer une deuxième approche basée sur une norme de faible ordre d'optimisation, car il est prouvé dans la littérature que ce type de méthodes robustes contre les interférences impulsives. Alors notre deuxième algorithme proposé dans ce chapitre est l'algorithme de Projection Affine de Signe Récursive à Deux Microphone (TM-RAPS). Cette approche prouve sa robustesse contre les bruits acoustiques et les interférences impulsive, et accélère le taux de convergence avec les signaux fortement corrélés.

4.2 Proposition d'une nouvelle méthode réursive de débruitage basé sur l'approche de projection affine dans un contexte aveugle.

Les êtres humains peuvent se concentrer sur un locuteur spécifique dans un environnement sonore complexe avec plusieurs intervenants [101]. Cette capacité étonnante a motivé le développement des méthodes de séparation aveugles de sources (BSS) directe et réursive par Herault et Jutten en 1986 [102], qui visent à récupérer les signaux sources à partir de leurs mélanges sans aucune connaissance apriori au processus de mélange.

La parole est l'un des modes de communication les plus utilisés entre les êtres humains [103]. Dans toutes les applications liées à la parole, un signal de parole utile capté par des capteurs est toujours contaminé par des différents bruits de fond, réverbérations et des interférences [104]. Le signal de parole corrompu obtenu conduit à une performance médiocre lors de l'extraction des paramètres pour des tâches de traitement automatique de la parole [105]. Donc, il est nécessaire d'utiliser des algorithmes de rehaussement de la parole pour réduire les bruits des signaux affectés. La première solution a été proposée par Schroeder aux Laboratoires de Bell [106], [107], depuis lors, de nombreuses approches ont été développées pour résoudre ce problème fondamental. Les méthodes les plus utilisées pour la réduction du bruit sont les filtres LMS (Least mean square) [108], et leur version normalisée NLMS [109]. Ces algorithmes sont souvent favorisés pour leur stabilité, facilité d'exécution, faible complexité de calcul et de leur robustesse. Cependant, les signaux de parole ont tendance à dégrader les performances de convergence des algorithmes de type LMS. Pour cette raison, plusieurs méthodes ont été proposées pour améliorer le comportement de ce type d'algorithme avec des signaux corrélés et colorés [110], [111]. La méthode la plus répandue parmi toutes les méthodes proposées est la famille des algorithmes de projection affine proposée par Ozeki et Umeda dans [30]. Les algorithmes AP ajustent leurs coefficients du filtre adaptatif tout en prenant en compte multiples projections dans un sous-espace de dimension $M < L$, avec M est l'ordre de projection. Tandis que, l'algorithme NLMS peut être considéré comme une projection affine unidimensionnelle ($M = 1$) car il ajuste ces coefficients en tenant compte seulement l'entrée actuelle [112]. Dans la littérature, il y a de nombreuses méthodes de réduction du bruit basées sur le principe de la combinaison entre les algorithmes adaptatifs et les structures de séparation aveugle de source. Parmi toutes ces applications, la configuration à deux capteurs avec l'algorithme de projection affine n'a jamais été proposée. Alors, nous proposons dans cette recherche un nouvel algorithme Récursif de Projection Affine à Double Capteur (Récursive Double-Sensor Affine Projection) pour l'amélioration et le débruitage des signaux audio dans un contexte aveugle.

Le plan de cette étude est le suivant :

- (i) Le développement d'une nouvelle approche adaptative pour le débruitage aveugle des signaux de parole, nommée RDSAP (Récursive Double-Sensor Affine Projection).
- (ii) Les intervalles des pas d'adaptation sont déterminés pour garantir la stabilité de l'algorithme RDSAP proposé.

- (iii) Les performances de l'algorithme RDSAP proposé sont évaluées dans un contexte d'identification des systèmes.
- (iv) Une étude complète de la complexité de calcul de l'algorithme proposé est donnée.

4.2.1 Développement mathématique de l'approche RDSAP proposée

Dans cette section, nous allons développer mathématiquement notre algorithme RDAPS proposé. Considérant deux sources décorrélées $s_j(n), \forall j \in \{1,2\}$ provenant de différents emplacements spatiales, et deux capteurs $p_i(n), \forall i \in \{1,2\}$. Ces capteurs sont reliés aux sources par un mélange linéaire convolutif simplifié. Les réponses impulsionnelles de ce mélange sont $h_{ji}(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j$. Les signaux estimés sont $y_i(n), \forall i \in \{1,2\}$.

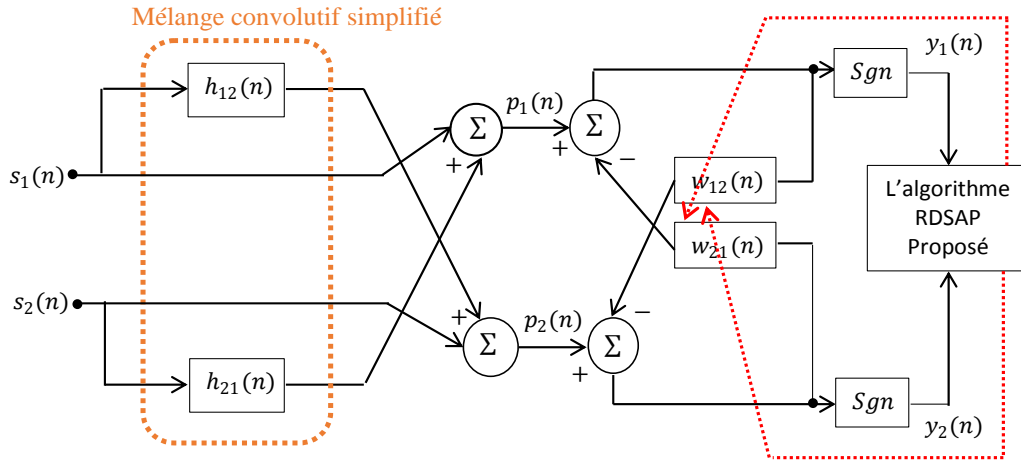


FIGURE 0.1 SCHÉMA DÉTAILLÉ DE L'ALGORITHME PROPOSÉ RDSAP.

On commence par les définitions suivantes :

- Les filtres adaptatifs croisés de dimension L .

$$\mathbf{w}_{ji}(n) = [w_{ji}^0(n), w_{ji}^1(n), \dots, w_{ji}^{L-1}(n)]^T, \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j$$

- Les vecteurs des signaux d'entrées de dimension $L \times 1$, et leurs matrices de dimension $L \times M$.

$$\mathbf{p}_i(n) = [p_i(n), p_i(n-1), \dots, p_i(n-L+1)]^T, \forall i \in \{1,2\}$$

$$\mathbf{P}_i(n) = [\mathbf{p}_i(n), \mathbf{p}_i(n-1), \dots, \mathbf{p}_i(n-M+1)], \forall i \in \{1,2\}$$

- Les vecteurs de sortie de dimension M , et leurs matrices de dimension $L \times M$.

$$\mathbf{y}_i(n) = [y_i(n), y_i(n-1), \dots, y_i(n-L+1)]^T, \forall i \in \{1,2\}$$

$$\mathbf{Y}_i(n) = [\mathbf{y}_i(n), \mathbf{y}_i(n-1), \dots, \mathbf{y}_i(n-M+1)^T], \forall i \in \{1,2\}$$

Selon les systèmes de mélange et de séparation, les vecteurs des signaux estimés $\mathbf{e}_i(n), \forall i \in \{1,2\}$ peuvent être défini comme :

$$\mathbf{y}_i(n) = \mathbf{p}_i(n) - \mathbf{Y}_j^T(n)\mathbf{w}_{ji}(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.1)$$

L'algorithme RDSAP proposé est obtenu en minimisant les fonctions de coût suivantes avec leurs M contraintes doubles à la sortie de chaque filtre adaptatif.

$$J_i(n) = \|\mathbf{w}_{ji}(n+1) - \mathbf{w}_{ji}(n)\|^2, \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.2)$$

$$\mathbf{Y}_j^T(n)\mathbf{w}_{ji}(n+1) = \mathbf{p}_i(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.3)$$

On propose de combiné les deux contraintes des deux filtres adaptatifs $\{w_{21}, w_{12}\}$ pour obtenir la solution adaptatif de ce problème. Alors, on va utiliser la technique des multiplieurs de Lagrange pour définir les deux fonctions de coût comme suit :

$$J_i(n) = \|\mathbf{w}_{ji}(n+1) - \mathbf{w}_{ji}(n)\|^2 + \boldsymbol{\lambda}_i^T [\mathbf{p}_i(n) - \mathbf{Y}_j(n)\mathbf{w}_{ji}^T(n+1)], \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.4)$$

D'où $\boldsymbol{\lambda}_i = [\lambda_i^0, \lambda_i^1, \dots, \lambda_i^{M-1}]^T, \forall i \in \{1,2\}$, sont les vecteurs des multiplieurs de Lagrange.

Les solutions optimales de ces fonctions de coût sont obtenues en minimisant $J_i(n), i \in \{1,2\}$ par rapport aux filtres adaptatifs croisé, on trouve :

$$\frac{\partial J_i(n)}{\partial \mathbf{w}_{ji}(n+1)} = 2(\mathbf{w}_{ji}(n+1) - \mathbf{w}_{ji}(n)) - \mathbf{Y}_j(n)\boldsymbol{\lambda}_i = \mathbf{0}_{M \times 1}, \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.5)$$

Après quelque développement de l'équation précédente, on obtient la relation suivante :

$$\mathbf{w}_{ji}(n+1) = \mathbf{w}_{ji}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{Y}_j(n)\boldsymbol{\lambda}_i, \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.6)$$

Si on combine les relations données par (3) avec celle donné par (6), on obtient :

$$\mathbf{p}_i(n) = \mathbf{Y}_j^T(n)\mathbf{w}_{ji}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{Y}_j^T(n)\mathbf{y}_j(n)\boldsymbol{\lambda}_i, \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.7)$$

Avec

$$\boldsymbol{\lambda}_i = 2(\mathbf{Y}_j^T(n)\mathbf{Y}_j(n))^{-1}\mathbf{y}_i(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.8)$$

En remplaçant (8) et (1) dans (6), on trouve les équations des mises à jour des filtres adaptatifs $\{w_{21}, w_{12}\}$ de notre approche RDSAP proposée.

$$\mathbf{w}_{ji}(n+1) = [1 - \mathbf{B}_i]\mathbf{w}_{ji}(n) + \mathbf{Y}_j(n)(\mathbf{Y}_j^T(n)\mathbf{Y}_j(n))^{-1}\mathbf{p}_i(n), \forall i, j \in \{1,2\}, i \neq j \quad (4.9)$$

Les matrices de projection des deux canaux de notre algorithme sont définies par :

$$\mathbf{B}_i = \mathbf{y}_j(n) (\mathbf{y}_j^T(n) \mathbf{y}_j(n))^{-1} \mathbf{y}_j^T(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (4.10)$$

Les équations des mises à jour final de notre proposition sont :

$$\mathbf{w}_{ji}(n+1) = \mathbf{w}_{ji}(n) + 2\alpha_i \mathbf{Y}_j(n) \left(\delta_i \mathbf{I} + \mathbf{Y}_j^T(n) \mathbf{Y}_j(n) \right)^{-1} \mathbf{y}_i(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (4.11)$$

Avec $\alpha_i, \forall i \in \{1, 2\}$ sont les pas d'adaptations normalisés de notre approche RDSAP proposé, et $\delta_i, \forall i \in \{1, 2\}$ sont les facteurs de régularisation des deux filtres adaptatifs $\{w_{21}, w_{12}\}$.

La table (4.1) résume les relations principales de notre nouvelle approche RDSAP.

TABLE 0.1 ALGORITHME PROPOSÉ RDSAP (RECURSIVE DOUBLE-SENSOR AFFINE PROJECTION).

Initialisation :	
	$\alpha_i = 0.5, \mathbf{w}_i(0) = 0, \delta_i = 0.001, \forall i \in \{1, 2\}$
Les vecteurs et les matrices des signaux d'entrées :	
	$\mathbf{p}_i(n) = [p_i(n), p_i(n-1), \dots, p_i(n-L+1)]^T, \forall i \in \{1, 2\}$ $\mathbf{y}_i(n) = [y_i(n), y_i(n-1), \dots, y_i(n-L+1)]^T, \forall i \in \{1, 2\}$ $\mathbf{Y}_i(n) = [\mathbf{y}_i(n), \mathbf{y}_i(n-1), \dots, \mathbf{y}_i(n-M+1)], \forall i \in \{1, 2\}$
Les erreurs de Filtrage :	
	$\mathbf{y}_i(n) = \mathbf{p}_i(n) - \mathbf{Y}_j^T(n) \mathbf{w}_{ji}(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$
Les filtres des mises à jour :	
	$\mathbf{w}_{ji}(n+1) = \mathbf{w}_{ji}(n) + 2\alpha_i \mathbf{Y}_j(n) \left(\delta_i \mathbf{I} + \mathbf{Y}_j^T(n) \mathbf{Y}_j(n) \right)^{-1} \mathbf{y}_i(n), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j$
Les vecteurs des erreurs de mise à jour :	
	$\mathbf{Y}_i(n+1) = [\mathbf{y}_i(n), \mathbf{y}_i(n-1), \dots, \mathbf{y}_i(n-M+1)], \forall i \in \{1, 2\}$

4.2.2 Analyse de la stabilité de l'algorithme RDSAP proposé

Dans cette section, nous allons déterminer l'intervalle des deux pas d'adaptation $\{\alpha_1, \alpha_2\}$, afin d'assurer la stabilité de notre algorithme RDSAP proposé. Pour commencer cette analyse, nous allons supposer que les facteurs de régularisation sont nuls $\delta_i = 0, \forall i \in \{1, 2\}$.

On définit les vecteurs des erreurs *a-posteriori* des sorties de notre approche proposée comme suit :

$$\boldsymbol{\epsilon}_i(n) = \mathbf{p}_i(n) - \mathbf{Y}_j^T(n) \mathbf{w}_{ji}(n+1), \forall i, j \in \{1, 2\}, i \neq j \quad (4.12)$$

L'approche RDSAP proposé est stable si :

$$\epsilon_i^T(n)\epsilon_i(n) < \mathbf{y}_i^T(n)\mathbf{y}_i(n), \forall i \in \{1,2\} \quad (4.13)$$

Après quelques développements, on trouve :

$$\epsilon_i(n) = (1 - 2\alpha_i)\mathbf{y}_i(n), \forall i \in \{1,2\} \quad (4.14)$$

Ces résultats mènent aux conditions suivantes :

$$(1 - 2\alpha_i)^2 < 1, \forall i \in \{1,2\} \quad (4.15)$$

D'après ces équations, on trouve les conditions finales de la stabilité de notre proposition :

$$0 < \alpha_i < 1, \forall i \in \{1,2\} \quad (4.16)$$

4.2.3 Évaluation des performances de l'algorithme RDSAP proposé

Dans cette partie, nous allons discuter les résultats des simulations de notre algorithme RDSAP proposé. Pour cette raison, nous avons effectué des tests intensifs dans différentes conditions pour évaluer la performance de l'algorithme RDSAP proposé, ainsi que la qualité du signal audio débruités. Pour cette évaluation, on a opté de comparer les performances de notre nouvelle approche avec les algorithmes RDSNLMS (Recursive Double Sensor Normalized Least Mean Square) [113], RDSFNLMS (Recursive Double Sensor Fast Normalized Least Mean Square), et RDSPAP (Recursive Double Sensor Pseudo Affine Projection). Nous allons utiliser pour cette comparaisons les critères objectifs et subjective de qualité comme le critère de désajustement (System Mismatch SM), le rapport signal-à-bruit segmenter (Segmental Signal-to-Noise ratio $SegSNR$), le critère de l'erreur quadratique moyenne segmenter (Segmental Mean Squar Error $SegMSE$), le critère PESQ (Perceptual Evaluation of speech Quality), respectivement. Tous ces critères sont décrits en détail dans le chapitre précédent.

Dans cette simulation, nous avons utilisé deux sources statistiquement indépendantes. La première représente le signal de parole utile (voir chapitre 3). La deuxième source représente un signal de bruit corrélér. Les types des bruits utilisés dans cette simulation sont : le bruit blanc, le USASI (United States of America Standard Institute), le bruit Babble, et le bruit de route (Street). Tous ces types des signaux sont échantillonnés à 8 KHz et codés à 16 bits. Afin de produire les deux observations bruitées $p_1(n)$, et $p_2(n)$, on va utiliser les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$, et $h_{21}(n)$, qui sont bien détaillé et illustré dans le chapitre précédent.

4.2.3.1 Évaluation temporelle et spectrogramme

Dans cette sous-section, nous avons étudié l'évolution temporelle et les spectrogrammes des signaux suivant :

- Le signal de parole original $s_1(n)$.
- L'observation bruitée de la première sortie $p_1(n)$.
- Le signal estimé de la première sortie $y_1(n)$.

Les valeurs des paramètres utilisés pour les simulations sont résumées dans la table (4.2).

TABLE 0.2 PARAMÈTRES DE SIMULATION POUR LES ALGORITHMES ADAPTATIFS.

Les algorithmes	Les paramètres de simulation
Les paramètres utilisés par tous les algorithmes	Le signal original $s_1(n)$, illustré par le panneau supérieur gauche de la figure (3.2) (chapitre 3)
	Le signal du bruit USASI $s_2(n)$.
	Les réponses impulsionnelles ($h_{12}(n)$, and $h_{21}(n)$), illustré par les panneaux du milieu de la figure (3.2) (chapitre 3).
	La taille des filtres réel ($h_{12}(n)$, and $h_{21}(n)$): $L = 128$.
	La taille des filtres adaptatifs ($w_{12}(n)$, and $w_{21}(n)$): $L = 128$.
	Les rapports Signal-à-Bruit d'entrée : $SNR_1 = SNR_2 = 0 \text{ dB}$.
RDSNLMS	Les pas d'adaptation fixes : $\alpha_1 = 0,16$, $\alpha_2 = 0.1$
	Les pas d'adaptation fixes : $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.1$
RDSAP proposé	Les ordres de projection : $M_1 = M_2 = 5$
	Les facteurs de régularisation : $\delta_1 = 0.0004$; $\delta_2 = 0.0001$

A partir de la figure (4.2), on peut voir clairement que l'observation bruitée a été très bien débruitée avec notre approche RDSAP proposée, et que le signal de sortie rehausser très proche du signal source utile. Ces résultats démontrent que notre proposition réussit à séparer les signaux de sortie, et quelle est efficace dans les contextes de débruitage audio.

4.2.3.2 Évaluation du signal rehaussé par l'approche RDSAP proposé

Afin d'évaluer le signal estimé obtenu par notre algorithme RDSAP proposé, nous avons effectué plusieurs tests sous différentes SNR au niveaux des deux capteurs, et aussi on a utilisé différentes tailles des filtres réels et adaptatifs. Tous les paramètres utilisés sont groupés dans la table (4.2). Les deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ and $w_{21}(n)$ sont adapté alternativement pour

extraire le signal de parole estimé à la première sortie $y_1(n)$, et le bruit sur la deuxième sortie $y_2(n)$.

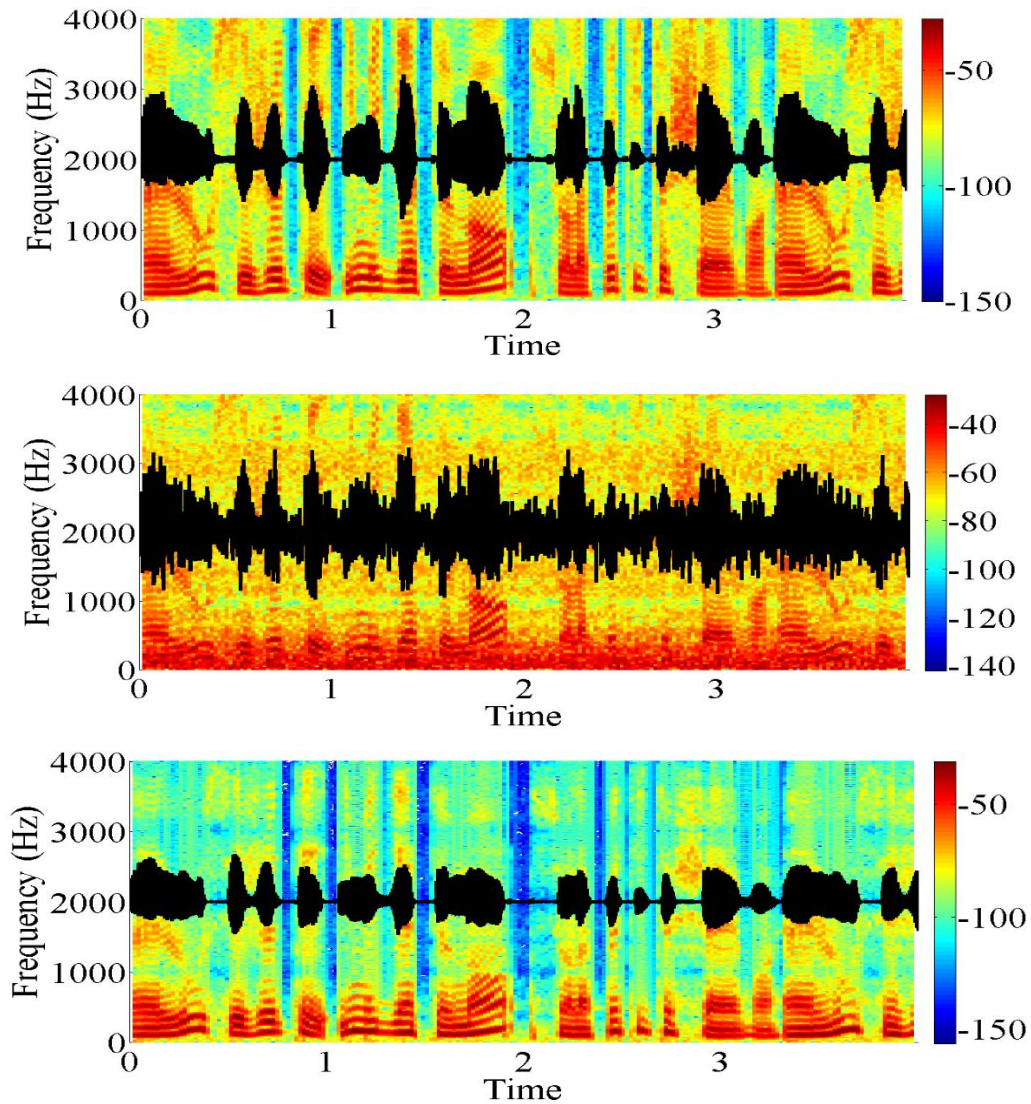


FIGURE 0.2 SIGNAL DE PAROLE ORIGINAL (HAUT), OBSERVATION BRUITÉ (MILIEU), ET SIGNAL DE SORTIE REHAUSSÉ (BAS) INTERPOSÉ AVEC LEURS SPECTROGRAMMES.

D'après la figure (4.3), on observe que le signal de parole estimé est complètement débruités dès la première DAV, ce qui confirme le bon fonctionnement de notre algorithme proposé dans le domaine de la séparation des signaux.

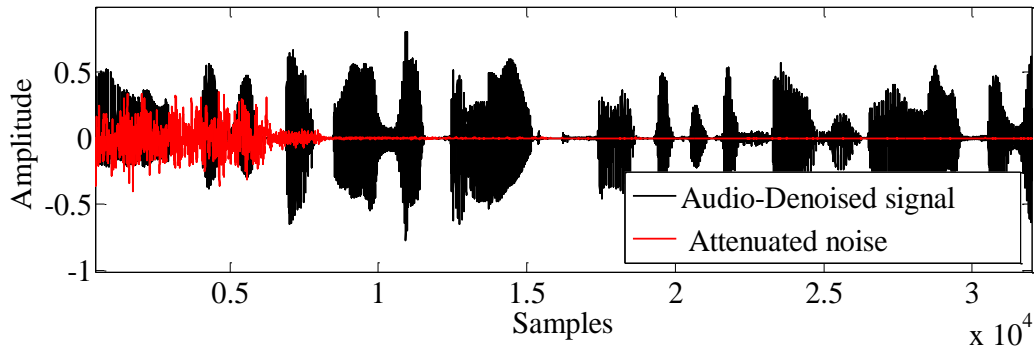


FIGURE 0.3 SIGNAL DE PAROLE DÉBRUITÉ SUPERPOSÉ AVEC LEUR BRUIT ATTÉNUÉ.

4.2.3.2.1 Évaluation de la vitesse de convergence

Pour évaluer objectivement le comportement de la vitesse de convergence du nouvel algorithme RDSAP proposé, nous avons utilisé le critère de Désajustement (System Mismatch). Dans cette étude, nous avons réalisé trois expériences avec notre algorithme RDSAP et l'algorithme RDSNLMS. Nous avons choisi trois taille L des réponses impulsionnelles, ($L = 64, 128$, et 256). Dans chaque expérience, nous avons changé les valeurs des ordres de projection (M_1, M_2), et le rapport Signal-à-Bruit d'entrée (SNR_1, SNR_2) comme indiqué à la table (4.3). Tous les autres paramètres utilisés dans la simulation sont sélectionnés selon la table (4.2). Les résultats obtenus du critère SM_{dB} sont rapportés dans la figure (4.4) pour les trois tailles des filtres réels et adaptatifs.

TABLE 0.3 PARAMÈTRES DE SIMULATION POUR LES TROIS TYPES D'EXPÉRIENCE.

Les paramètres	Les valeurs
Les ordres de projection	$M_1 = M_2 = 2, 8$.
Les rapports Signal-à-Bruit d'entrée	$SNR_1 = SNR_2 = 0dB, 5dB$.
La taille des filtres réel	$L = 64, 128, 256$.

Selon les résultats représenté dans la figure (4.4), on observe que notre algorithme RDSAP proposé est plus performant que l'algorithme RDSNLMS dans tous les scénarios expérimentaux. Ces résultats signifient que les coefficients du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ converge rapidement aux coefficients du filtre réel $h_{21}(n)$ en comparaison avec l'algorithme RDSNLMS. Le bon comportement de notre approche proposée pour le débruitage des signaux corrompus est resté stable même avec des réponses impulsionnelles longues telles que (as $L = 128$, and $L = 256$). On note qu'avec des faibles ordres de projection, notre proposition nécessite beaucoup plus de temps pour atteindre la convergence.

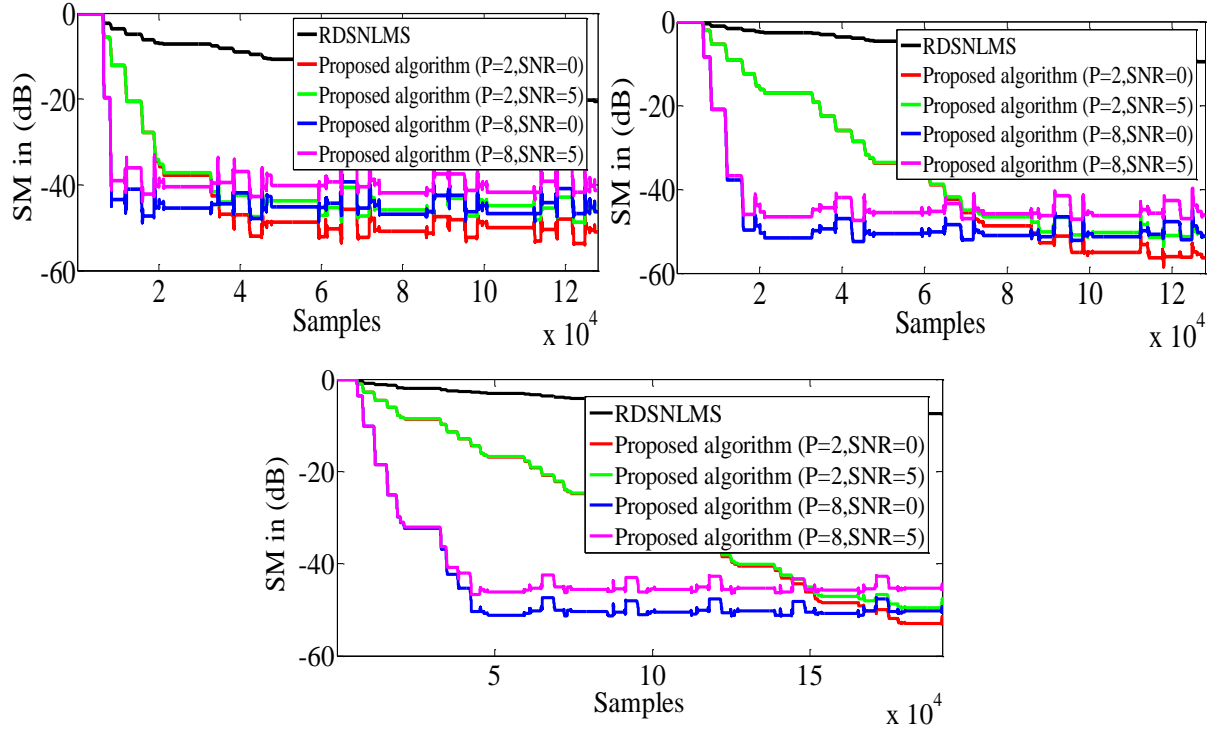


FIGURE 0.4 ÉVALUATION DU FILTRE ADAPTATIF $w_{21}(n)$ PAR L'ALGORITHME RDSAP PROPOSÉ, ET LE RDSNLMS AVEC LE CRITÈRE DE DÉSAJUSTEMENT SM. [LE PANNEAU GAUCHE EN HAUT]: $L=64$, [LE PANNEAU DROIT EN HAUT]: $L=128$, [LE PANNEAU EN BAS]: $L=256$.

A partir de ces résultats, nous concluons que notre algorithme RDSAP proposé est un bon candidat pour les applications de débruitage des signaux audio, et un algorithme de convergence rapide surtout avec des ordres de projection importants.

4.2.3.2.2 Évaluation du critère $SegMSE$

Généralement, le critère $SegMSE$ est utilisé pour quantifier le bruit résiduel à la sortie de n'importe quelle structure de séparation aveugle de source (Directe ou Récursive). Ce critère est calculé dans les périodes des inactivités vocales. La relation de ce critère est détaillée dans le chapitre précédent. Les résultats obtenus par cette évaluation sont obtenus en effectuant plusieurs tests sur le signal rehaussé des différents algorithmes utilisés dans cette étude comparative (l'algorithme RDSAP proposé et le RDSNLMS).

Nous rappelons que, l'évaluation est effectuée selon les tables (4.2) et (4.3). La figure (4.5) résume tous les résultats obtenus par le critère $SegMSE$ avec différents :

- (i) Tailles des réponses impulsionnelles : $L = 64, 128, et 256$.
- (ii) Ordres de projection : $M = 2, et 8$.
- (iii) Rapport signal-à-Bruit d'entrée : $SNR_1 = SNR_2 = 0dB, et 5dB$.

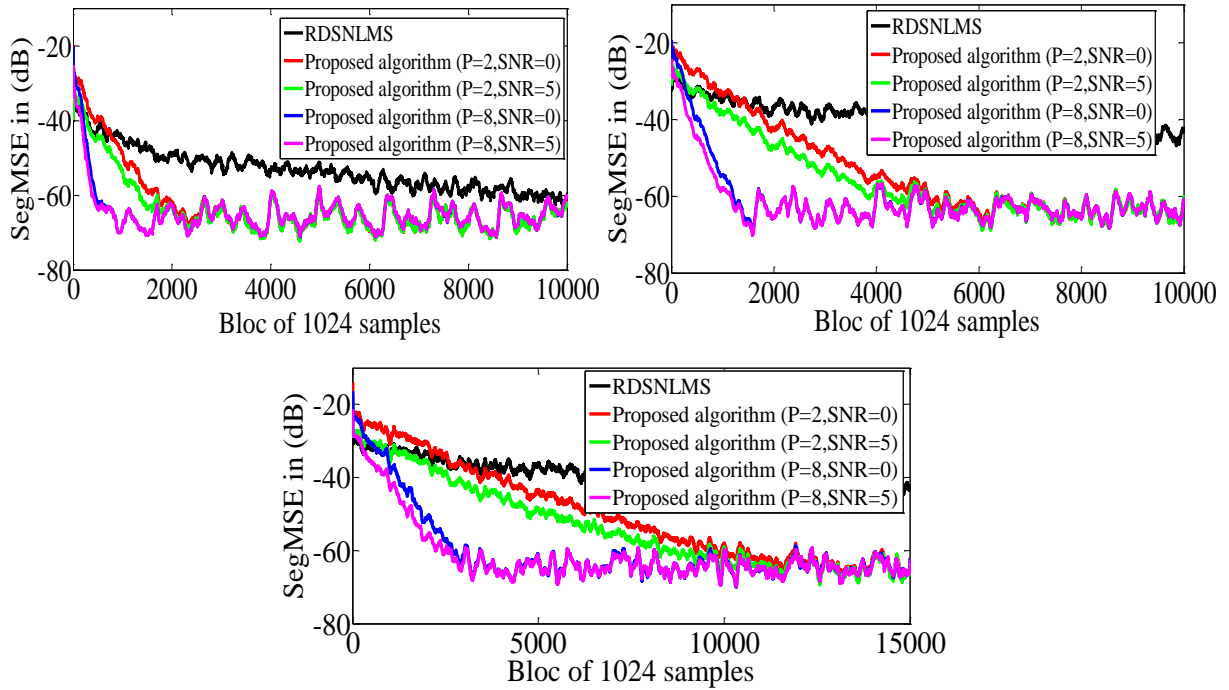


FIGURE 0.5 ÉVALUATION DU FILTRE ADAPTATIF $w_{21}(n)$ PAR L'ALGORITHME RDSAP PROPOSÉ, ET LE RDSNLMS AVEC LE CRITÈRE SEG MSE. [LE PANNEAU GAUCHE EN HAUT]: $L=64$, [LE PANNEAU DROIT EN HAUT]: $L=128$, [LE PANNEAU EN BAS]: $L=256$.

Dans toutes les expériences réalisées, notre approche RDSAP proposée surpasse l'algorithme RDSNLMS même si avec des réponses impulsionnelles longues et des valeurs importantes de SNR d'entrée. Grâce aux résultats représentés dans la figure (4.5), nous pouvons confirmer l'efficacité et la bonne performance de notre proposition RDSAP, et il est clair que la vitesse de convergence s'améliore sans aucune amplification du bruit résiduel à la sortie (environ $-70dB$).

4.2.3.2.3 Évaluation du critère $SegSNR$

Dans cette évaluation, le critère de $SegSNR$ est utilisé afin de mesurer l'efficacité de la réduction du bruit de notre approche RDSAP proposée en comparaison avec l'algorithme RDSNLMS. Dans cette évaluation, nous avons effectué plusieurs tests avec différents ordres de projection ($M = 2, M = 8$). Les tailles des filtres réels et adaptatifs sont égales ($L = 128$). Le SNR d'entrée est égale à $5dB$. Le signal d'entrée $s_1(n)$, les pas d'adaptations (α_1, α_2), et les facteurs de régularisation (δ_1, δ_2) sont sélectionnés selon la table (4.2). Nous avons évalué le $SegSNR_{dB}$ des deux algorithmes RDSAP proposés et le RDSNLMS avec quatre différents

types de bruit : Blanc, USASI, Street, et Babble. Tous les résultats obtenus sont résumés dans les figures (4.6), et (4.7).

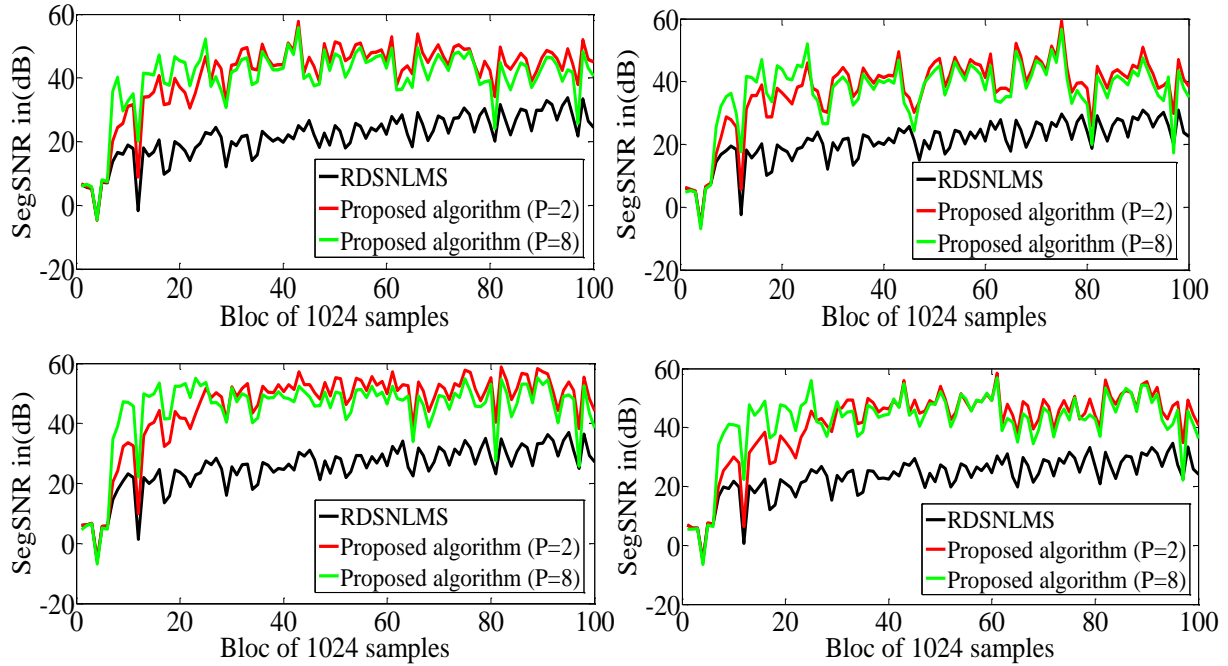


FIGURE 0.6 ÉVALUATION DU FILTRE ADAPTATIF $w_{21}(n)$ PAR L'ALGORITHME RDSAP PROPOSÉ, ET LE RDSNLMS AVEC LE CRITÈRE SEGSNR. [LE PANNEAU GAUCHE EN HAUT]: LE BRUIT BLANC, [LE PANNEAU DROIT EN HAUT]: LE BRUIT USASI, [LE PANNEAU GAUCHE EN BAS]: LE BRUIT STREET, [LE PANNEAU DROIT EN BAS]: LE BRUIT BABBLE.

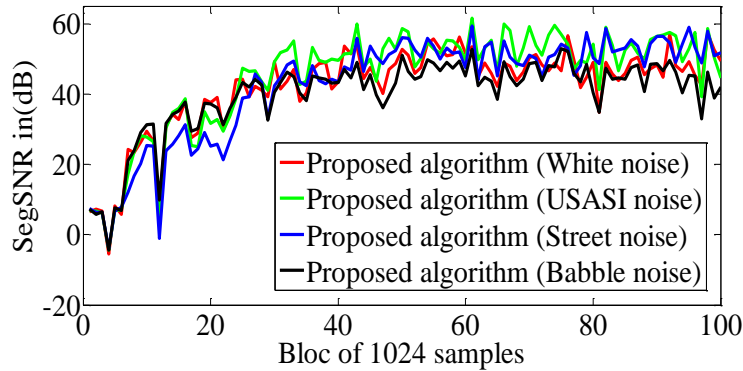


FIGURE 0.7 ÉVALUATION DE L'ALGORITHME RDSAP PROPOSÉ AVEC LE CRITÈRE SEGSNR SOUS QUATRE DIFFÉRENTS TYPES DU BRUIT (BLANC, USASI, STREET, ET BABBLE).

Selon la figure (4.6), nous pouvons observé que notre proposition fonction mieux que l'algorithme RDSNLMS avec tous les types du bruit utilisé dans la simulation. Le RDSAP atteint rapidement plus que $50dB$ avec les ordres de projection élevé. À partir de la figure (4.7), on peut conclure que notre approche est robuste dans les applications de débruitage de

la parole quelques soit le type de bruit ajouté. Ces résultats représente une autre preuve de l'efficacité et la superiorité de l'algorithme DRSAP dans les situations de débruitage audio.

4.2.3.3 Évaluation comparative de l'algorithme RDSAP proposé

Afin de compléter l'évaluation des performances de notre algorithme RDSAP proposé, nous avons réalisé une étude comparative avec les algorithmes suivants :

- (i) RDSNLMS (Robust Double Sensor Normalized Least Mean Square).
- (ii) RDSFNLMS (Robust Double Sensor Fast Normalized Least Mean Square).
- (iii) RDSPAP (Robust Double Sensor Pseudo Affine Projection).

L'étude comparative est réalisée selon les critères suivants :

- (i) CT (Convergence Time).
- (ii) PESQ (Perceptual Evaluation of speech Quality).
- (iii) SM (System Mismatch)
- (iv) SNR de sortie.

La table (4.4) résume les paramètres de chaque algorithme utilisé. Les résultats obtenus sont donnés dans la table (4.5) et représentés sur la figure (4.8).

La table (4.5), et la figure (4.8) résumes les résultats obtenus par les algorithmes RDSNLMS, RDSFNLMS, RDSPAP, et RDSAP proposé dans différents situations et environnement. Nous pouvons voir que l'algorithme RDSAP proposé donne des meilleurs résultats dans presque toutes les situations. Le critère *CT* montre une convergence rapide pour l'algorithme RDSAP proposé par rapport aux autres algorithmes, nous avons noté que les algorithmes RDSFNLMS et RDSPAP ont un comportement similaire avec tous les critères utilisés *CT*, *SM*, *PESQ*, et *SNR* de sortie. L'algorithme RDSNLMS est le plus lent en terme de vitesse de convergence par rapport aux autre algorithmes. Les valeurs finales du Système Mismatch (*SM*) montrent que l'algorithme RDSAP proposé a une très grande précision affine car il prend les plus petites valeurs finales de *SM* (-43,75 *dB* avec le bruit Babble). Les mêmes remarques sont notées avec le critère *SNR* de sortie, ce critère qualifie comment l'algorithme maximise le bruit acoustique à la sortie et quantifie sa valeur finale. Dans tous les situations notre algorithme RDSAP proposé est le meilleur (par exemple : *SNR* de sortie = 40,12 *dB* avec le bruit USASI).

TABLE 0.4 LES PARAMÈTRES DE SIMULATION DES ALGORITHMES ADAPTATIVES.

Les algorithmes	Les paramètres de simulation
Les paramètres utilisé par tous les algorithmes	Le signal original $s_1(n)$, illustré par le panneau supérieur gauche de la figure (3.2) (chapitre 3)
	Le signal du bruit USASI $s_2(n)$.
	Les réponses impulsionnelles ($h_{12}(n)$, and $h_{21}(n)$), illustré par les panneaux du milieu de la figure (3.2) (chapitre 3).
	La taille des filtres réel ($h_{12}(n)$, and $h_{21}(n)$): $L = 256$.
	La taille des filtres adaptatifs ($w_{12}(n)$, and $w_{21}(n)$): $L = 256$.
	Les rapports Signal-à-Bruit d'entrée : $SNR_1 = SNR_2 = 0 \text{ dB}$.
RDSNLMS	Les pas d'adaptation fixes : $\alpha_1 = 0,56, \alpha_2 = 0.5$
RDSFNLMS	Les pas d'adaptation fixes : $\alpha_1 = 0,52, \alpha_2 = 0.75$
RDSPAP	Les pas d'adaptation fixes : $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$
	Les ordres de projection : $M_1 = M_2 = 5$
	Les facteurs de régularisation : $\delta_1 = 0.0004, \delta_2 = 0.0001$
RDSAP proposé	Les pas d'adaptation fixes : $\alpha_1 = \alpha_2 = 0.5$
	Les ordres de projection : $M_1 = M_2 = 5$
	Les facteurs de régularisation : $\delta_1 = 0.0004, \delta_2 = 0.0001$

Selon les résultats obtenus, l'algorithme RDSAP proposé a donné des bonnes valeurs de PESQ (presque 3 dans tous les cas), cela signifie que la qualité du signal de sortie obtenu par l'algorithme RDSAP proposé est bonne et qu'il n'est pas distordue.

Sur la base de tous ces résultats, nous prouvons que le RDSAP proposé est un bon algorithme pour les applications d'amélioration de la parole et de réduction du bruit acoustique.

4.2.4 L'étude de la complexité de calcul

Dans cette partie, nous allons évaluer la complexité de calcul de notre nouvel algorithme RDSAP proposé en comparaison avec les algorithmes RDSNLMS, RDSFNLMS, et RDSPAP. Pour cette étude, nous avons concentré sur le nombre de multiplication et de division à chaque itération pour chaque algorithme.

TABLE 0.5 L'ÉVALUATION DES CRITÈRES CT, SM, PESQ ET SNR DE SORTIE POUR LES ALGORITHMES RDSNLMS, RDSFNLMS, RDSPAP, ET RDSAP PROPOSÉ.

Type du bruit	Les algorithmes	$L=256$, input SNR=0 dB			
		CT (s)	SM (dB)	PESQ	SNR de sortie (dB)
AGWN	RDSNLMS	3.25	-43.52	2.8	40.32
	RDSFNLMS	1.25	-35.58	3.12	42.54
	RDSPAP	1.29	-39.58	3.25	44.35
	RDSAP proposé	1.02	-45.23	3.4	45.58
USASI	RDSNLMS	4.25	-35.21	2.82	37.85
	RDSFNLMS	2.51	-39.52	3.21	39.45
	RDSPAP	2.31	-40.71	2.98	38.65
	RDSAP proposé	1.35	-41.82	3.33	40.12
Street	RDSNLMS	5.11	-44.71	3.01	42.33
	RDSFNLMS	2.41	-40.11	2.98	43.56
	RDSPAP	2.82	-42.26	3.15	43.36
	RDSAP proposé	1.85	-48.23	3.52	45.87
Babble	RDSNLMS	4.95	-40.98	3.11	38.65
	RDSFNLMS	2.05	-42.15	3.25	39.87
	RDSPAP	2.25	-41.91	3.28	41.29
	Proposed RDSAP	1.92	-43.75	3.55	40.54

La table (4.6) résume le nombre des opérations de multiplication et de division impliqué à chaque itération pour chaque algorithme.

TABLE 0.6 EVALUATION DE LA COMPLEXITÉ DE CALCUL

Les algorithmes	La complexité en terme de multiplication et division
RDSNLMS	$6L+6$
RDSFNLMS	$6L+24$
RDSPAP	$4L + 2M^2 + 6M + 5$
RDSAP proposé	$4LM + 4L+2$

Dans la table (4.6), nous avons résumé les valeurs de la complexité de calcul de l'algorithme RDSAP proposé et les algorithmes RDSNLMS, RDSFNLMS, et RDSPAP. On note que les algorithmes RDSNLMS, et RDSFNLMS ont presque la même complexité alors que l'algorithme RDSPAP a la plus grande complexité. Cependant, l'algorithme RDSAP proposé

est devenu très intéressant lorsque l'ordre de projection est choisi petit. Cette situation est très intéressante avec le signal de parole car nous pouvons prédire les coefficients d'un signal de parole avec un petit numéro d'ordre de projection. Cette comparaison montre que l'algorithme RDSAP proposé peut être facilement mis en œuvre et utilisé dans la pratique à cause de ses bonnes performances dans les applications d'annulation du bruit acoustique et d'amélioration de la parole.

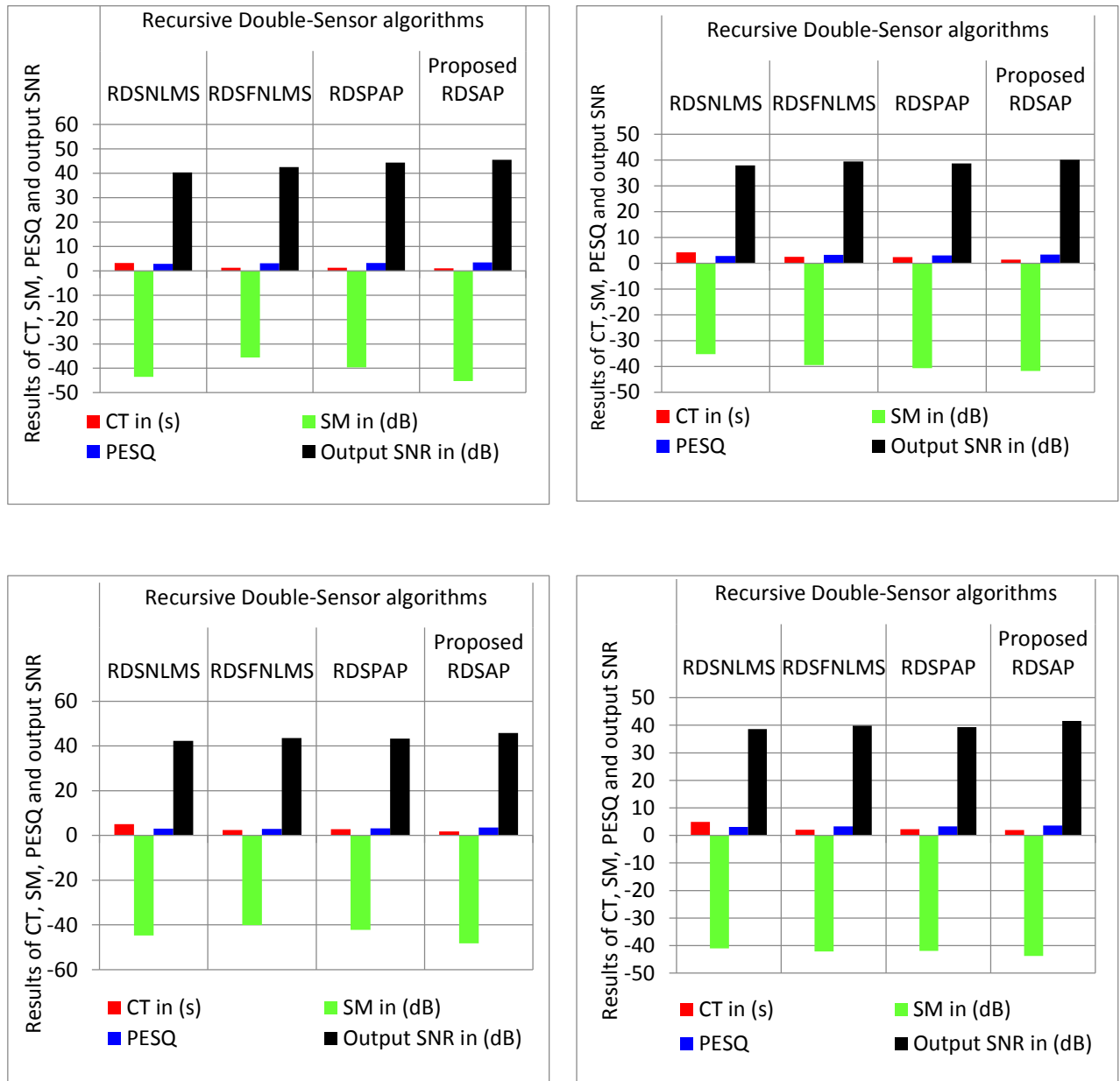


FIGURE 0.8 L'EVALUATION DES CRITÈRES CT, SM, PESQ ET SNR DE SORTIE DES ALGORITHMES RDSNLMS, RDSFNLMS, RDSPAP, ET RDSAP PROPOSÉ. DU HAUT VERS LA GAUCHE: AWGN, USASI, STREET, ET BABBLE.

Dans cette étude, nous avons proposé une nouvelle approche robuste pour les applications de débruitage aveugle des signaux audio, avec la configuration de bi capteurs. Selon les résultats représentés dans les simulations, l'algorithme proposé 'Recursive Double Sensor Affine Projection (RDSAP)' offre une nouvelle méthode efficace dans le domaine du filtrage adaptatif. Le RDSAP proposé a démontré son qualité et robustesse dans l'extraction des signaux de parole utile à partir des observations très corrompues. Des évaluations intensives ont été effectuées dans différentes situations et sous différentes conditions en utilisant plusieurs critères objectifs de qualité telle que le SM, le SegMSE, et le SegSNR pour évaluer le comportement et validé l'efficacité et la robustesse de notre nouvel algorithme RDSAP proposé en comparaison avec l'algorithme RDSNLMS. Une étude détaillée de la stabilité a été effectuée pour garantir le bon fonctionnement de l'approche proposée. Pour conclure, et selon les résultats obtenus, on peut dire que l'algorithme RDSAP 'Recursive Double Sensor Affine Projection' proposé est un bon candidat et une rapide alternative pour les applications aveugle de débruitage audio.

4.3 Proposition d'un nouvel algorithme adaptatif de projection affine de signe à deux microphones pour l'amélioration aveugle de la parole en présence du bruit acoustique et des interférences impulsives.

Dans de nombreuses applications du traitement de signal, la présence du bruit dans le signal utile réduit la qualité et l'intelligibilité du signal parole utilisé, et par conséquent peut dégrader les performances de l'application envisagée. Le défi principal de la conception d'un algorithme de rehaussement de la parole efficace est de supprimer le bruit acoustique sans introduire aucune distorsion perceptible dans le signal utile [114]. Plusieurs méthodes et algorithmes ont été proposés pour une réduction efficace du bruit et de bonne amélioration de la parole, telles que l'algorithme LMS, sa version normalisée NLMS, et la AP qui est considérée comme la version rehaussée de NLMS [115], [116], [117]. Ils sont les plus populaires grâce à leurs simplicités, mais ils souffrent de faible vitesse de convergence surtout avec les entrées corrélées et une dégradation significative des performances lorsqu'il s'agit des interférences impulsives non-Gaussiennes, à cause de la nature de leurs critères d'optimisation. Récemment, un algorithme de Projection Affine du Signe (APS) a été proposé [118], qui combine les avantages de la projection affine et la norme l_1 pour améliorer leur performance contre les

bruits d'interférence impulsive et accélère leur taux de convergence avec les signaux fortement corrélés. Une autre approche très populaire dans la littérature pour l'extraction des signaux utiles à partir des observations corrompues par différents types du bruit est la séparation aveugle de source (voir chapitre 3).

Dans cette partie, nous allons proposer un nouvel algorithme basé sur l'approche de projection affine de signe, et la configuration de deux microphones de la structure récursive de la séparation aveugle de source. C'est l'algorithme de Projection Affine de Signe Récursive à Deux Microphone (Two-Microphone Recursive Affine Projection Sign (TM-RAPS)) illustré par la figure (4.9).

La structure de cette partie de chapitre est comme suivie :

- (i) Le développement mathématique de notre nouvel algorithme adaptatif proposé pour la réduction du bruit, nommée TM-RAPS (Two-Microphone Recursive Affine Projection Sign).
- (ii) Une analyse de stabilité détaillée de l'algorithme TM-RAPS proposé est donnée.
- (iii) Évaluation des performances de l'algorithme TM-RAPS proposé dans un contexte d'identification des systèmes.

4.3.1 Formulation mathématique de l'algorithme TM-RAPS proposé

Dans cette section, nous allons développer notre nouvel algorithme TM-RAPS proposé pour la réduction aveugle du bruit acoustique et des interférences impulsives selon le modèle représenté dans la figure ci-dessous.

Les signaux de sorties de notre proposition sont définis par :

$$\mathbf{y}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n) \quad (4.17)$$

$$\mathbf{y}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{Y}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n) \quad (4.18)$$

D'où $\mathbf{y}_1(n) = [y_1(n), \dots, y_1(n - L + 1)]^T$ et $\mathbf{y}_2(n) = [y_2(n), \dots, y_2(n - L + 1)]^T$ sont les vecteurs des erreurs *a-priori* de notre structure.

Les vecteurs des erreurs *a-posteriori* sont donnée par :

$$\mathbf{y}_{1p}(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n + 1) \quad (4.19)$$

$$\mathbf{y}_{2p}(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{Y}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n + 1) \quad (4.20)$$

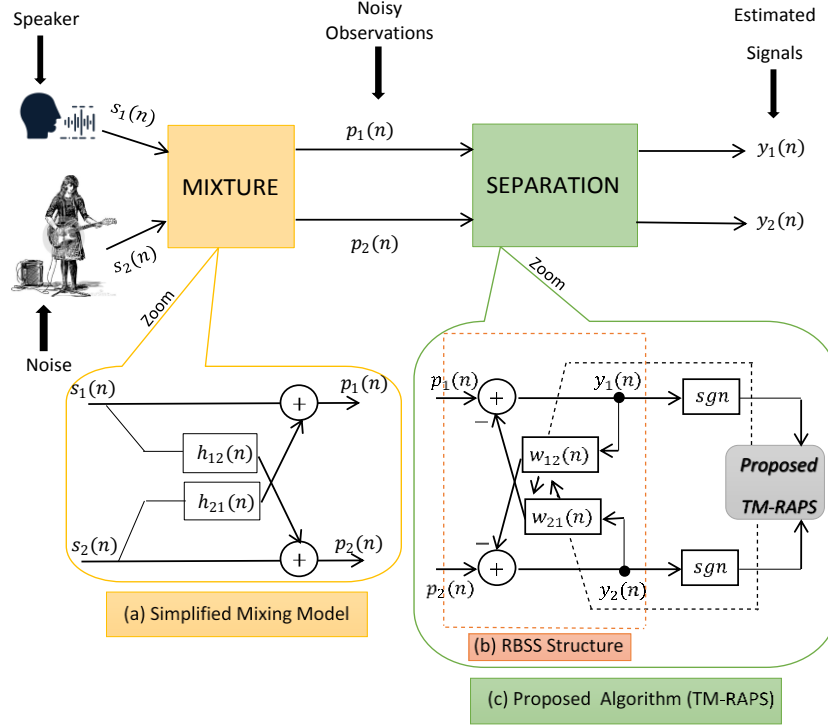


FIGURE 0.9 SCHÉMA BLOC DU PRINCIPE DE LA SÉPARATION AVEUGLE DE SOURCE AVEC UNE DESCRIPTION DÉTAILLÉE DU MÉLANGE CONVOLUTIF SIMPLIFIÉ DANS (A), LA STRUCTURE RÉCURSIVE DANS (B), ET L'ALGORITHME TM-RAPS DANS (C).

L'algorithme TM-RAPS proposé est formulé par la minimisation des vecteurs des erreurs *a-posteriori* par la norme l_1 . Les deux fonctions de coût sont données par :

$$\min_{\mathbf{w}_{21}(n+1)} \left\| \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{Y}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n+1) \right\|_1 \quad (4.21)$$

$$\min_{\mathbf{w}_{12}(n+1)} \left\| \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{Y}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n+1) \right\|_1 \quad (4.22)$$

Avec les deux contraintes suivantes :

$$\left\| \mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n) \right\|_2^2 \leq \delta_2^2 \quad (4.23)$$

$$\left\| \mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n) \right\|_2^2 \leq \delta_1^2 \quad (4.24)$$

Les paramètres δ_1^2 et δ_2^2 sont utilisés pour contrôler la mise à jours des coefficients des filtres. Le taux de convergence de l'algorithme proposé est assuré par le facteur δ , qu'il doit être le plus petit possible.

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la méthode des multiplieurs de Lagrange, le but est de minimiser la fonction de coût par rapport aux $\mathbf{w}_{21}(n+1)$ et $\mathbf{w}_{12}(n+1)$.

$$J(\mathbf{w}_{21}(n+1)) = \left\| \mathbf{y}_{1p}(n) \right\|_1 + \beta \left[\left\| \mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n) \right\|_2^2 - \delta_2^2 \right] \quad (4.25)$$

$$J(\mathbf{w}_{12}(n+1)) = \|\mathbf{y}_{2p}(n)\|_1 + \lambda [\|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|_2^2 - \delta_1^2] \quad (4.26)$$

D'où : $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{M-1}]^T$, et $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_{M-1}]^T$ sont les vecteurs des multiplieurs de Lagrange. Les dérivées partielles des deux fonctions de coût peuvent être données par :

$$\frac{\partial J(\mathbf{w}_{21}(n+1))}{\partial \mathbf{w}_{21}(n+1)} = -\mathbf{Y}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) + 2\boldsymbol{\beta}[\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)] = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (4.22)$$

$$\frac{\partial J(\mathbf{w}_{12}(n+1))}{\partial \mathbf{w}_{12}(n+1)} = -\mathbf{Y}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) + 2\boldsymbol{\lambda}[\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)] = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (4.23)$$

Avec : $\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) = [\operatorname{sgn}(y_{1p}(n)), \dots, \operatorname{sgn}(y_{1p}(n-M+1))]^T$, et

$$\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) = [\operatorname{sgn}(y_{2p}(n)), \dots, \operatorname{sgn}(y_{2p}(n-M+1))]^T.$$

Alors, nous obtenons :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{1}{2\boldsymbol{\beta}} \mathbf{Y}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) \quad (4.24)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{1}{2\boldsymbol{\lambda}} \mathbf{Y}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) \quad (4.30)$$

Selon les contraintes données, on trouve :

$$\frac{1}{2\boldsymbol{\beta}} = \delta_2 [\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n)) \mathbf{Y}_2(n) \mathbf{Y}_2^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))]^{-1/2} \quad (4.35)$$

$$\frac{1}{2\boldsymbol{\lambda}} = \delta_1 [\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n)) \mathbf{Y}_1(n) \mathbf{Y}_1^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))]^{-1/2} \quad (4.32)$$

Après quelques développements, on trouve les relations des mises à jour des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ and $\mathbf{w}_{21}(n)$:

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{21}(n+1) = & \mathbf{w}_{21}(n) \\ & + [\delta_2 \mathbf{Y}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))] [\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n)) \mathbf{Y}_2(n) \mathbf{Y}_2^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))]^{-1/2} \end{aligned} \quad (4.33)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{12}(n+1) = & \mathbf{w}_{12}(n) \\ & + [\delta_1 \mathbf{Y}_1(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))] [\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}^T(n)) \mathbf{Y}_1(n) \mathbf{Y}_1^T(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n))]^{-1/2} \end{aligned} \quad (4.34)$$

Nous proposons de modifier notre algorithme TM-RAPS proposé par les approximations suivantes :

- Comme le vecteurs d'erreur *a-posteriori* n'existe pas avant la mise à jour actuel, il est raisonnable de l'approximer avec le vecteur d'erreur *a-priori*.

- Les facteurs δ_1 and $\delta_2 \ll 1$ sont utilisés pour assurer la convergence, donc nous pouvons les remplacer par le paramètre de pas d'adaptation μ des algorithmes adaptatifs conventionnelles.

On définit :

$$\mathbf{Y}_{1s}(n) = \mathbf{Y}_1(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{2p}(n)) \quad (4.35)$$

$$\mathbf{Y}_{2s}(n) = \mathbf{Y}_2(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)) \quad (4.36)$$

Nous obtenons les équations de mise à jour finale de notre algorithme TM-RAPS proposé :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_2 \mathbf{Y}_{2s}(n) [\mathbf{Y}_{2s}^T(n) \mathbf{Y}_{2s}(n) + \epsilon_2]^{-1/2} \quad (4.37)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_1 \mathbf{Y}_{1s}(n) [\mathbf{Y}_{1s}^T(n) \mathbf{Y}_{1s}(n) + \epsilon_1]^{-1/2} \quad (4.38)$$

Avec ϵ_1, ϵ_2 sont des petits paramètres utilisés pour éviter la division par zéro.

4.3.2 Analyse de la stabilité de l'approche TM-RAPS proposée

Dans cette section, nous allons dériver les intervalles des pas d'adaptation qui stabilise notre algorithme TM-RAPS proposé. Dans cette analyse, on va utiliser les arguments de la conservation d'énergie, le théorème de Price, et quelques approximations. Pour la simplification, nous allons dériver l'analyse juste pour le filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(n)$, et puis nous allons prolonger les résultats pour le deuxième filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n)$.

Pour commencer, nous déterminons les vecteurs des erreurs de poids *a-priori* et *a-posteriori* :

$$\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) = \mathbf{h}_{21}(n) - \mathbf{w}_{21}(n) \quad (4.39)$$

$$\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) = \mathbf{h}_{21}(n) - \mathbf{w}_{21}(n+1) \quad (4.40)$$

La relation de mise à jour peut être défini comme :

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) &= \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) \\ &\quad - \mu_2 [\mathbf{Y}_2(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))] [\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n)) \mathbf{Y}_2(n) \mathbf{Y}_2^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))]^{-1/2} \end{aligned} \quad (4.41)$$

On multipliant les deux côtés de la relations précédente par la matrice de signal d'entrée $\mathbf{Y}_2^T(n)$, on trouve :

$$\begin{aligned} \mathbf{Y}_2^T(n) \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) &= \mathbf{Y}_2^T(n) \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) \\ &\quad - \mu_2 [\mathbf{Y}_2(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))] [\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n)) \mathbf{Y}_2(n) \mathbf{Y}_2^T(n) \text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))]^{-1/2} \end{aligned} \quad (4.42)$$

Définissant les vecteurs des erreurs *a-priori* et *a-posteriori* par :

$$\mathbf{e}_{a21}(n) = \mathbf{Y}_2^T(n)\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) \quad (4.43)$$

$$\mathbf{e}_{p21}(n) = \mathbf{Y}_2^T(n)\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) \quad (4.44)$$

Alors

$$\mathbf{e}_{p21}(n) \quad (4.45)$$

$$= \mathbf{e}_{a21}(n) - \mu_2 \mathbf{Y}_2^T(n)[\mathbf{Y}_2(n) \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))][\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))]^{-1/2}$$

Supposons que $(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))$ est réversible, donc :

$$(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}(\mathbf{e}_{a21}(n) - \mathbf{e}_{p21}(n)) \quad (4.46)$$

$$= \mu_2 \operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))[\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)\operatorname{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))]^{-1/2}$$

En remplaçant cette équation dans la relation de mise à jour on trouve :

$$\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) = \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) - \mathbf{Y}_2(n)[(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}(\mathbf{e}_{a21}(n) - \mathbf{e}_{p21}(n))] \quad (4.47)$$

Cette équation peut être reformulée comme suit :

$$\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1) + \mathbf{Y}_2(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n) \quad (4.48)$$

$$= \tilde{\mathbf{w}}_{21}(n) - \mathbf{Y}_2(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)$$

En évaluant la norme Euclidienne au carré des deux côtés de l'équation ci-dessus, nous obtenons l'égalité d'énergie suivante :

$$\|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1)\|^2 + \mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n) \quad (4.49)$$

$$= \|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n)\|^2 - \mathbf{e}_{p21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)$$

On note que l'équation d'énergie est obtenue sans aucune approximation [53]. Cette relation montre la manière dont l'énergie du vecteur d'erreur de poids à deux itérations successives est associée aux énergies pondérées des vecteurs d'erreur *a-priori* et *a-posteriori*.

En prenant l'espérance des deux parties de l'équation précédente, on trouve :

$$E[\|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n+1)\|^2] + E[\mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n)] \quad (4.50)$$

$$= E[\|\tilde{\mathbf{w}}_{21}(n)\|^2] - E[\mathbf{e}_{p21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)]$$

Afin d'assurer la convergence de l'algorithme proposé au sens d'erreur quadratique moyen (MSE), les dérivations des erreurs quadratique (Mean Square Derivation MSD) doit diminuer itérativement. *i.e.* :

$$E[\|\tilde{\mathbf{w}}(n+1)\|^2] < E[\|\tilde{\mathbf{w}}(n)\|^2]$$

Alors, on a :

$$E[\mathbf{e}_{p21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{p21}(n)] < E[\mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n)] \quad (4.51)$$

En introduisant l'équation (45) dans la partie gauche de l'équation précédente, on trouve :

$$\begin{aligned} & E[\mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n)] \\ & - 2\mu_2 E[(\mathbf{e}_{a21}^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)))(\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)))^{-1/2}] \\ & + \mu_2^2 < E[\mathbf{e}_{a21}^T(n)(\mathbf{Y}_2^T(n)\mathbf{Y}_2(n))^{-1}\mathbf{e}_{a21}(n)] \end{aligned} \quad (4.52)$$

Après quelques développements, on obtient l'équation suivante :

$$\mu_2^2 < 2\mu_2 E[(\mathbf{e}_{a21}^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)))(\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)))^{-1/2}] \quad (4.53)$$

Ce qui conduit à la condition de stabilité de l'algorithme TM-RAPS :

$$0 < \mu_2 < 2E[(\mathbf{e}_{a21}^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)))(\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)))^{-1/2}] \quad (4.54)$$

Dans cette étude, nous considérons les mêmes hypothèses mentionné dans le chapitre précédent.

De plus, on a utilisé l'approximation suivante :

$$E[(\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}^T(n))\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n)))^{-1/2}] = E[(\text{sum}(\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)))^{-1/2}] \quad (4.55)$$

À partir tous les hypothèses prédéfinis, et le théorème de Price, on trouve :

$$\begin{aligned} & E[\mathbf{e}_{a21}^T(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))] = ME[\mathbf{e}_{a21}(n)\text{sgn}(\mathbf{y}_{1p}(n))] \\ & = M \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] (P_r(E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] + (K+1)\sigma_v^2)^{-1/2} + (1 \\ & \quad - P_r)(E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] + \sigma_v^2)^{-1/2}) \\ & = M \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] (1 - P_r)(E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] + \sigma_v^2)^{-1/2} \end{aligned} \quad (4.56)$$

En remplaçant les relation (55) et (56) dans (54), on trouve :

$$\begin{aligned} 0 < \mu_2 < 2(M \sqrt{\frac{2}{\pi}} E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] (1 \\ & \quad - P_r)(E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] + \sigma_v^2)^{-1/2}) (E[(\text{sum}(\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)))^{-1/2}]) \end{aligned} \quad (4.57)$$

Pour assurer la stabilité de l'algorithme, on doit vérifier la condition suivante :

$$E[\mathbf{e}_{a12}^2(n)] < 1 \text{ et } E[\mathbf{e}_{a21}^2(n)] < 1$$

Alors, la relation du pas d'adaptation de l'algorithme TM-RAPS proposé est donné par :

$$0 < \mu_2 < 2(M \sqrt{\frac{2}{\pi}} (1 - P_r)(1 + \sigma_v^2)^{-1/2}) (E[(\text{sum}(\mathbf{Y}_2(n)\mathbf{Y}_2^T(n)))^{-1/2}]) \quad (4.58)$$

Pour trouver la condition du deuxième pas d'adaptation μ_1 , on doit procéder de la même façon avec la relation de mise à jour du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n)$.

Alors, on trouve :

$$0 < \mu_1 < 2(M \sqrt{\frac{2}{\pi}} (1 - P_r)(1 + \sigma_v^2)^{-1/2}) (E[(\text{sum}(\mathbf{Y}_1(n)\mathbf{Y}_1^T(n)))^{-1/2}]) \quad (4.59)$$

D'après ces équations, nous notons que la taille des pas de l'algorithme TM-RAPS proposé est contrôlée par les signaux d'entrées, l'ordre de projection et le bruit acoustique du fond ainsi que les interférences. Aussi, comme $P_r \ll 1$ et $1 - P_r \approx 1$ l'impact de P_r sur la taille des pas est insignifiant.

Dans le cas de l'algorithme TM-APA, ces restrictions ne sont pas valables car sa stabilité est garantie par des valeurs de pas allant de 0 à 2, ce qui signifie que la taille des pas est indépendante de l'entrée, de l'ordre de projection et du bruit de fond.

4.3.3 Analyse des résultats de simulation

Dans cette section, nous allons tester notre algorithme TM-RAPS (Two-Microphone Recursive Affine Projection Sign) proposé sous plusieurs conditions, cette évaluation est faite à l'aide des critères objectifs de qualité comme le Système Mismatch (*SM*), et le Rapport Signal-à-bruit Segmenter (*SegSNR*). Dans cette simulation, nous allons comparer notre approche TM-RAPS proposée avec le TM-RAP (Two-Microphone Recursive Affine Projection) et le TM-RNLMS (Two-Microphone Recursive Normalized Least Mean Square).

Dans cette expérience, nous avons utilisé la même configuration utilisée dans le chapitre 3 pour générer les deux observations bruitées $p_1(n)$ and $p_2(n)$.

4.3.3.1 Évaluation objectif de l'algorithme TM-RAPS proposé

Afin d'évaluer les performances de notre proposition TM-RAPS dans la réduction du bruit et la vitesse de convergence en terme des critères *SegSNR* et *SM*. Nous avons évalué l'impact de chaque paramètre des paramètres suivants sur les performances de notre algorithme proposé.

- (i) L'ordre de projection M .
- (ii) Le Rapport Signal-à-Interférence *SIR*.

- (iii) Le pas d'adaptation μ .
- (iv) La fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne P_r .

4.3.3.1.1 Impact d'ordre de projection

La figure (4.10), résume le comportement de l'algorithme TM-RAPS proposé avec différents ordres de projection et en terme des critères $SegSNR$ et SM . Les paramètres de simulation sont groupés dans la table (4.7).

TABLE 0.7 PARAMÈTRES DE SIMULATION DE L'ÉVALUATION DE L'ORDRE DE PROJECTION M .

Les paramètres	Les valeurs
L'ordre de projection	$M = 2, 4, 8, \text{ et } 20$
Le pas d'adaptation	$\mu = 0.01$
La fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne	$Pr = 0.001$
Le Rapport Signal-à- Interférence	$SIR = -15dB$

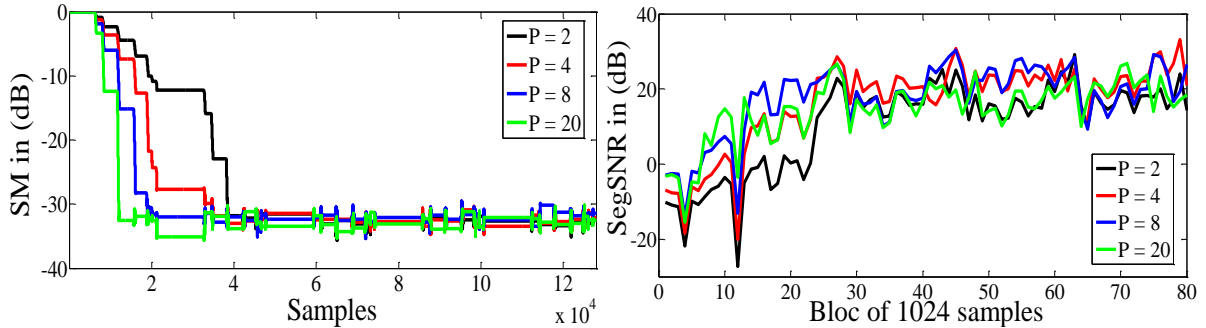


FIGURE 0.10 L'ÉVALUATION DE L'IMPACT DE L'ORDRE DE PROJECTION SUR L'ALGORITHME TM-RAPS PROPOSÉ. [LE PANNEAU GAUCHE] : LE CRITÈRE SM , [LE PANNEAU DROIT] : LE CRITÈRE $SegSNR$.

Selon les résultats représentés dans la figure ci-dessus, on remarque que l'approche TM-RAPS proposée atteint un désajustement important environ ($-35 dB$), et un gain élevé jusqu'à ($30 dB$) avec tous les ordres de projection testés, mais avec les ordres élevés l'algorithme converge rapidement par rapport aux faibles ordres. Nous rappelons que les ordres de projections élevés entraînent une convergence rapide mais aussi une grande complexité de

calcule. Par conséquent, une sélection appropriée de l'ordre de projection M offre un bon compromis entre le taux de convergence et la complexité de calcul.

4.3.3.1.2. Impact du pas d'adaptation μ

Les résultats et les paramètres de simulation de cette évaluation sont résumés dans la figure (4.11), et la table (4.8), respectivement.

TABLE 0.8 PARAMÈTRES DE SIMULATION DE L'ÉVALUATION DU PAS D'ADAPTATION μ .

Les paramètres	Les valeurs
L'ordre de projection	$M = 8$
Les pas d'adaptation	$\mu = 0.0025, 0.005, 0.01, 0.1$
La fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne	$Pr = 0.001$
Le Rapport Signal-à-Interférence	$SIR = -15dB$

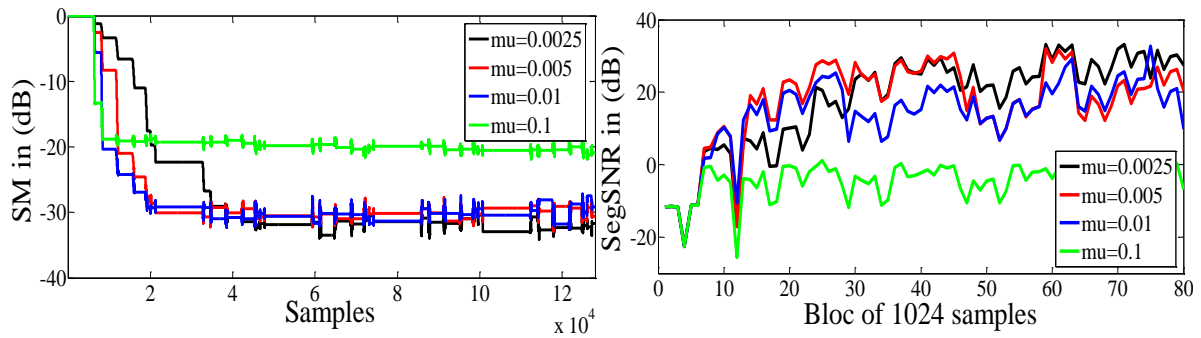


FIGURE 0.11 ÉVALUATION DE L'IMPACT DU PAS D'ADAPTATION SUR L'ALGORITHME TM-RAPS PROPOSÉ. [LE PANNEAU GAUCHE] : LE CRITÈRE SM, [LE PANNEAU DROIT] : LE CRITÈRE SegSNR.

En se basant sur les résultats obtenus ci-dessus, on remarque qu'un large pas d'adaptation augmente la vitesse de convergence mais minimise le désajustement. En revanche, un petit pas d'adaptation ralentit le taux de convergence mais augmente le désajustement jusqu'à ($SM = -30 dB$), et aussi donne un gain important.

4.3.3.1.3. Impact de La fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne Pr

Dans ce test, nous allons expérimenter l'impact de la fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne Pr sur les performances de notre algorithme TM-RAPS proposé en terme des critères SM et $SegSNR$. Les conditions de simulation sont groupées dans la table (4.9).

TABLE 0.9 PARAMÈTRES DE SIMULATION DE L'ÉVALUATION DE L'IMPACT DE Pr .

Les paramètres	Les valeurs
L'ordre de projection	$M = 8$
Le pas d'adaptation	$\mu = 0.01$
La fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne	$Pr = 0.0001, 0.001, 0.01, 0.1$
Le Rapport Signal-à-Interférence	$SIR = -15dB$

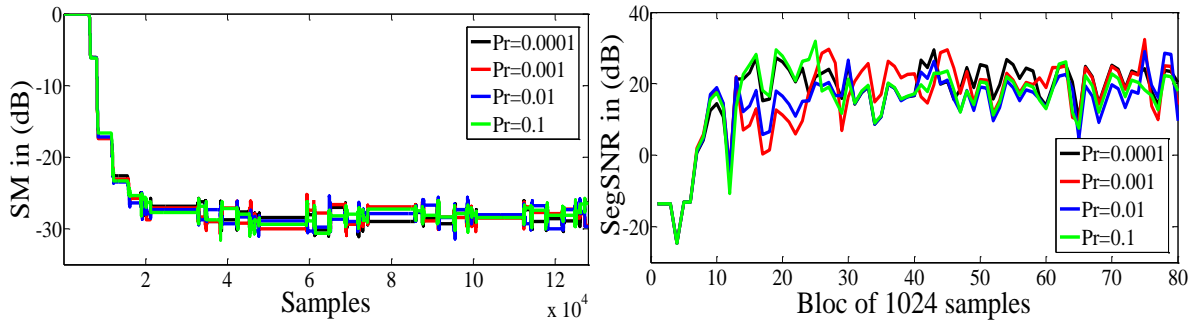


FIGURE 0.12 L'ÉVALUATION DE L'IMPACT DE LA FONCTION DE PROBABILITÉ BERNOULLI-GAUSSIENNE Pr SUR L'ALGORITHME TM-RAPS PROPOSÉ. [LE PANNEAU GAUCHE] : LE CRITÈRE SM, [LE PANNEAU DROIT] : LE CRITÈRE SEGSNR.

Selon les résultats obtenus on remarque que la fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne n'impact pas le fonctionnement de notre approche proposée.

4.3.3.1.4. Impact du Rapport Signal-à-Interférence SIR

Nous avons évalué le comportement de notre méthode proposé sous différentes valeurs du Rapport Signal-à-Interférence pour savoir l'impact de ce dernier sur notre proposition. Les paramètres de simulation sont groupés dans la table (4.10).

TABLE 0.10 PARAMÈTRES DE SIMULATION DE L'ÉVALUATION DE L'IMPACT DE SIR .

Les paramètres	Les valeurs
L'ordre de projection	$P = 8$
Le pas d'adaptation	$\mu = 0.01$
La fonction de probabilité Bernoulli-Gaussienne	$Pr = 0.001$
Le Rapport Signal-à-Interférence	$SIR = 10, 0, -15, -30 dB$

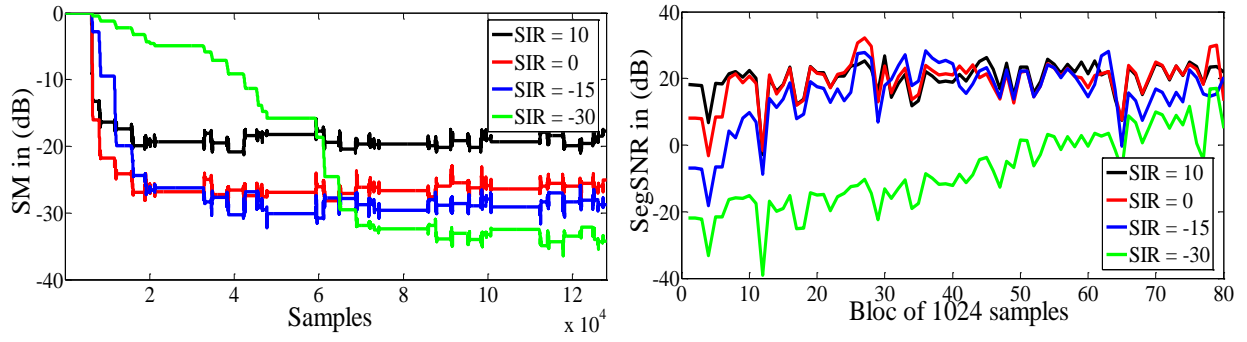


FIGURE 0.13 EVALUATION DU LE RAPPORT SIGNAL-À-INTERFÉRENCE SUR L'ALGORITHME TM-RAPS PROPOSÉ. [LE PANNEAU GAUCHE] : LE CRITÈRE SM, [LE PANNEAU DROIT] : LE CRITÈRE SegSNR.

D'après les résultats représenté dans la figure (4.13) on remarque l'intensivité des interférences diminue le taux de convergence de l'algorithme TM-RAPS proposée mais donne un gain et un désajustement important dans tous les scénarios de simulation réalisé.

4.3.3.2 Comparaison de l'algorithme TM-RAPS proposé avec les algorithmes TM-RAP et TM-RNLMS

Finalement, nous avons évalué le comportement de notre méthode en termes des critères SM et $SegSNR$ en comparaison avec les algorithmes TM-RAP et TM-RNLMS dans différentes situations. D'après les expériences faites ci-dessus, nous avons sélectionné les meilleurs paramètres de l'approche TM-RAPS proposée. La table (4.11) résume les paramètres de chaque algorithme.

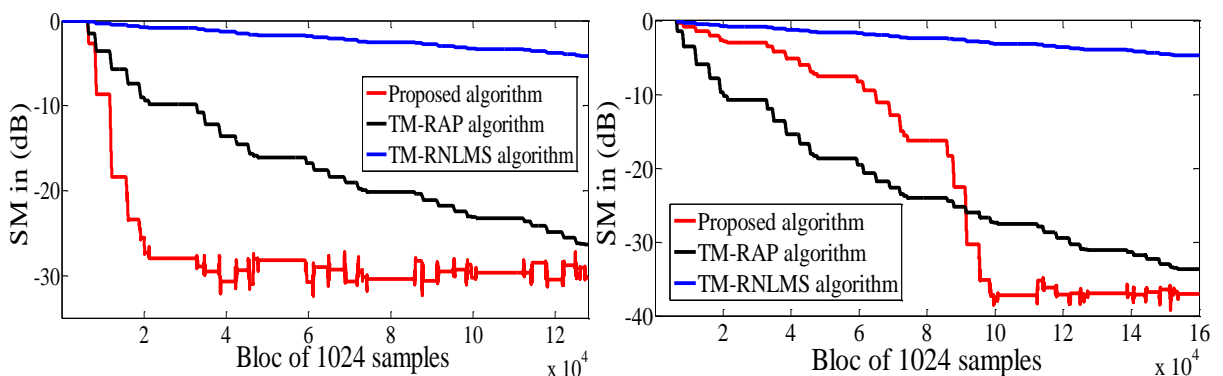


FIGURE 0.14 LES RÉSULTATS DU CRITÈRE SM DE NOTRE ALGORITHME TM-RAPS PROPOSÉ EN COMPARAISON AVEC TM-RAP, ET TM-RNLMS POUR $SIR = -15dB$ [LE PANNEAU GAUCHE], $SIR = -30dB$ [LE PANNEAU DROIT].

TABLE 0.11 PARAMÈTRES DE SIMULATION DE L'ÉTUDE COMPARATIVE.

Les algorithmes	Les paramètres	Les valeurs
TM-RAPS proposé	L'ordre de projection	$M = 8$
	Le pas d'adaptation	$\mu = 0.01$
	La fonction de probabilité	$Pr = 0.001$
	Bernoulli-Gaussienne	
	Le Rapport Signal-à-Interférence	$SIR = -15, -30 \text{ dB}$
TM-RAP	L'ordre de projection	$M = 8$
	Le pas d'adaptation	$\mu = 0.01$
TM-RNLMS	Le pas d'adaptation	$\mu = 0.9$

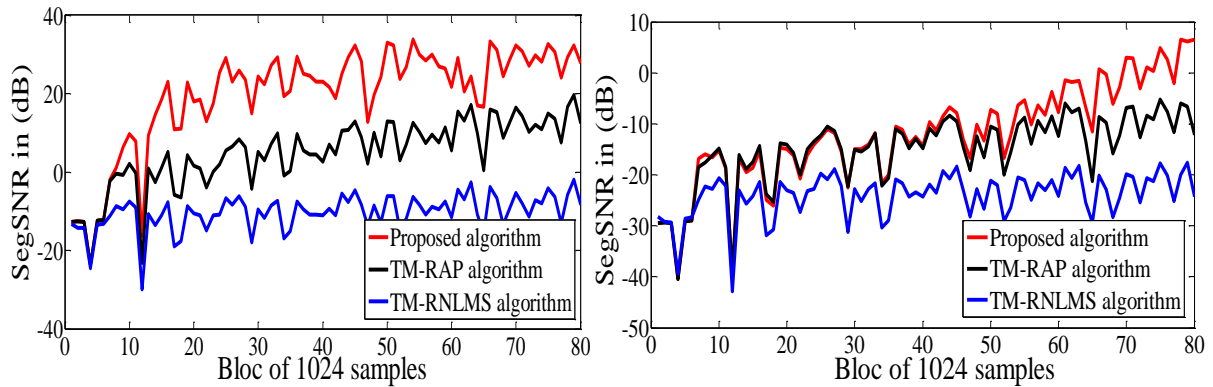


FIGURE 0.15 LES RÉSULTATS DU CRITÈRE SEGSNR DE NOTRE ALGORITHME TM-RAPS PROPOSÉ EN COMPARAISON AVEC TM-RAP, ET TM-RNLMS POUR $SIR = -15 \text{ dB}$ [LE PANNEAU GAUCHE], $SIR = -30 \text{ dB}$ [LE PANNEAU DROIT].

Toutes les expériences faites prouvent la supériorité, l'efficacité et le bon fonctionnement de notre algorithme TM-RAPS proposé, en termes de la rapidité de convergence, et la bonne qualité du signal rehaussé, malgré la présence intensive des interférences impulsives, en comparaison avec les algorithmes TM-RAP et TMRNLMS.

Dans cette partie, nous avons proposé une nouvelle approche de Projection Affine de Signe Réursive à Deux Microphones (Two-Microphone Recursive Affine Projection Sign (TM-

RAPS)) robuste pour le rehaussement de la parole et la réduction de bruit acoustique et les interférences impulsives. Notre proposition combine les avantages de l'algorithme de projection affine de signe (APS) et la configuration bi capteurs de structure réursive de la séparation aveugle de source (TM-RBSS). Cette combinaison rend notre algorithme robuste pour la réduction des interférences impulsives non-Gaussiennes dans un contexte aveugle. Plusieurs tests sont effectués sous différentes conditions et en termes de plusieurs critères objectifs de qualité tels que le $SegSNR$ et le SM pour évaluer les performances et confirmer l'efficacité de notre algorithme TM-RAPS proposé en comparaison avec les algorithmes TM-RAP et TM-RNLMS.

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé deux nouvelles approches de projection affine et de projection affine de signe, respectivement basées sur la configuration linéaire convolutive à deux capteurs dans un contexte aveugle, robustes et efficaces dans la réduction du bruit acoustique et des interférences impulsives non-Gaussiennes. Selon les résultats obtenus dans toutes les simulations réalisées, nous pouvons conclure que les deux propositions RDSAP et TM-RAPS proposées sont de bons candidats et de rapides alternatives pour les applications de débruitage audio dans des contextes aveugles.

CONCLUSION GENERALE

Le travail que nous avons présenté dans cette thèse concerne l'application des techniques de séparation aveugle de sources Directe et Récursive sous une configuration bi capteurs du mélange linéaire convolutive. Ces techniques apparaissant dans les applications de réduction du bruit acoustique et les interférences impulsives et le rehaussement du signal de parole pour les nouveaux systèmes des télécommunications, comme la téléphonie mains-libres et les téléconférences.

Dans un premier lieu, nous avons présenté une revue générale sur le filtrage adaptatif et ses algorithmes de gradients stochastique (LMS et sa version normalisée NLMS), et de projection affine (APA et APSA), en plus nous avons vu les différentes techniques utilisées pour la réduction du bruit, mono-, bi- et multi-capteurs. Nous avons présenté aussi une étude détaillée sur les techniques de séparation aveugle de sources Directe et Récursive.

Dans un deuxième lieu, nous avons concentré sur le développement de nos trois propositions qui conviennent avec le contexte de l'application envisagée. Le RDSAP (Recursive Double Sensor Affine Projection), le DC-DAPS (Double-Channel Direct Affine Projection Sign), et le TM-RAPS (Two Microphone Recursive Affine Projection Sign).

Le développement de l'algorithme RDSAP proposé offre une nouvelle méthode efficace dans le domaine du filtrage adaptatif, car cette proposition démontre sa robustesse dans l'extraction des signaux de parole utile à partir des observations très corrompues par le bruit acoustique. Le signal estimé par cette approche est très proche du signal original et a une très bonne intelligibilité et une faible distorsion spectrale, cela a été confirmé par le critère PESQ (presque 3.5 dans tous les scénarios de simulation réalisés). Aussi, notre proposition confirme sa rapidité de convergence (SM plus de -45 dB avec tous les types de bruit utilisés, et CT presque 2s) sans amplifier le bruit résiduel à la sortie (SegMSE environ -60 dB). Cependant, nous avons trouvé des limitations et des dégradations des performances en présence des bruits d'interférences impulsives non-Gaussiennes à cause de la norme d'optimisation de filtre adaptatif l_2 utilisée pour l'optimisation du filtre adaptatif. Pour cette raison, nous avons opté à développer les deux autres approches proposées dans cette thèse, qui sont DC-DAPS et TM-RAPS en se basant sur la norme l_1 pour l'optimisation du filtre adaptatif afin d'assurer de robustes solutions contre les interférences impulsives intensives non-Gaussiennes.

Les approches DC-DAPS et TM-RAPS proposées montrent une grande amélioration de la vitesse de convergence sans amplifier le bruit résiduel à la sortie (SM et SegMSE plus de -40 dB), aussi elles réduisent plus du bruit d'interférence impulsive à la sortie (SegSNR presque 30 dB). Ces approches proposées fournissent un signal de parole rehaussé avec une très bonne intelligibilité et une faible distorsion spectrale (CD environ -4 dB). Tous ces résultats des simulations ont prouvé l'efficacité, la robustesse et les hautes performances des deux algorithmes proposés DC-DAPS et TM-RAPS pour les applications d'amélioration aveugle de la parole et la réduction des bruits d'interférences impulsives quelque soient les conditions d'évaluation.

Les trois propositions présenter dans cette thèse confirment leurs robustesse et efficacité dans la réduction du bruit acoustique et les interférences impulsives non-Gaussienne.

REFERENCES

- [1] J. Killeen, I. Davis, J. Wang, G. J. Bennett, “Fan-noise reduction of data center telecommunications server racks, with an acoustic metamaterial broadband, low-frequency sound-absorbing liner”, *Applied Acoustics*, Vol. 203, pp. 109-229, 2023.
- [2] Y. Li, X. Jin, L. Tong, L. Zhang, Y. Yao, H. Yan, “A speech enhancement model based on noise component decomposition: Inspired by human cognitive behavior”, *Applied Acoustics*, Vol. 221, pp. 109-997, 2024.
- [3] M. A. Al-Jarrah, I. Abu Qasmieh, A. M. Alqudah, “Novel hybrid computed axial phonocardiac tomography system for heart sound sources localization”, *Applied Acoustics*, Vol. 207, pp. 109-339, 2023.
- [4] G. F. Xu, B. T. K. Wolfgang, “A fast adaptive algorithm for image restoration”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, Vol. 46, pp. 216-220, 1999.
- [5] D. Alessandro, M. Umberto, “Application of a robust model reference adaptive control algorithm to a nonlinear automotive actuator”, *International Journal of Automation and Computing*, Vol. 11, pp. 377-391, 2014.
- [6] K. A. RAHUL, C. U. Sankar, “Speech Enhancement Using Adaptive Algorithms for Noisy Signals”, *International Journal for Innovative Engineering & Management Research*, Vol. 12, 2023.
- [7] A. H. Sayed, “Adaptive filters”, *John Wiley & Sons*, 2011.
- [8] M. Bellanger, “Adaptive digital filters”, *CRC Press*, 2001.
- [9] M. Djendi, R. Bendoumia, “A new adaptive filtering subband algorithm for two-channel acoustic noise reduction and speech enhancement”, *Computers & Electrical Engineering*, Vol. 39, pp.2531-2550, 2013.
- [10] M. Hamidia, A. Amrouche, “Improved variable step-size NLMS adaptive filtering algorithm for acoustic echo cancelation”, *Digital Signal Processing*, Vol. 49, pp. 44-55, 2016.

- [11] O. A. Amrane, E. Moulines, M. Charbit, Y. Grenier, “ Low-delay frequency domain LMS algorithm”, *In : IEEE International Conference On Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP*, San Francisco, pp. 9-12, 1992.
- [12] H. Alaeddine, “Application de la transformée en nombres entiers à la conception d'algorithmes de faible complexité pour l'annulation d'échos acoustiques”, Thèse de Doctorat, *Université de Bretagne occidentale-Brest*, 2007.
- [13] L. R. Vega, H. Rey, “ A rapid introduction to adaptive filtering”, *Springer Science & Business Media*, 2012.
- [14] K. Ozeki, “Theory of affine projection algorithms for adaptive filtering”, *Springer*, pp. 1-223, Japan, 2016.
- [15] G. Le Pemp, “Capacité de poursuite des algorithmes adaptatifs dans un canal de transmission sous-marin à trajets multiples”, *Université Laval*, 1998.
- [16] J. Benesty, “ Algorithmes du type gradient à complexité de calcul réduite et à capacité de poursuite et vitesse de convergence accrues : application à l'annulation d'écho acoustique”, Thèse de Doctorat, *Centre de recherches en physique de l'environnement terrestre et planétaire (CRPE)*, 1991.
- [17] R. Bendoumia, “ Annulation du bruit par les méthodes de séparation de source aveugles. Application aux systèmes de télécommunications numériques”, Thèse de Doctorat, *Blida 1*, 2014.
- [18] N. Wiener, “Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series”, *John Wiley & Sons*, New York, 1949.
- [19] M. Bellenger, “Traitement numérique du signal”, 2ème édition, *MASSON*, 1987.
- [20] C. Jutten, “filtrage linéaire optimal”, Cours de cinquième année du département 3i. *Université Joseph Fourier-Polytech*, Grenoble, 2010.
- [21] J. F. Bercher, P. Jardin, “Introduction au filtrage adaptatif”, *ESIEE Paris*, Vol. 2, 2003.
- [22] S. C. Douglas, “Digital signal processing fundamentals”, *CRC Press*, 2010.
- [23] B. Widrow, M. E. Hoff, “Adaptive switching circuits”, *IRE Wescon Conv*, Vol. 4, 1960.
- [24] B. Widrow, J. M. McCool, M. G. Larimore, C. R. Johnson, “Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filters”, *Proceedings of the IEEE*, Vol.64, pp.1151-1162, August 1976.

- [25] M. Djendi, “Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications”, Thèse de Doctorat, *Université de Rennes 1*, France, Janvier 2010.
- [26] M. Bellanger, “ Traitement numérique du signal : Théorie et pratique”, 8^{ème} édition, *Dunod Paris*, 2006
- [27] A. Boudier-Cusset, “Contrôle actif du bruit perçu par les opérateurs de centres d'appels téléphoniques”, Thèse de Doctorat, *Université de Provence-Aix-Marseille I*, 2008.
- [28] C. Gulcehre, J. Sotelo, M. Moczulski, Y. Bengio, “A robust adaptive stochastic gradient method for deep learning”, *In : International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN) IEEE*, pp. 125-132, May 2017.
- [29] T. S. Alexander, “Adaptive signal processing : theory and applications”, *Springer Science & Business Media*, 2012.
- [30] K. Ozeki, T. Umeda, “An adaptive filtering algorithm using an orthogonal projection to an affine subspace and its properties”, *Electronics and Communications in Japan (Part I : Communications)*, Vol. 67, pp. 19-27, 1984.
- [31] S. Haykin, B. Widrow, “ Least-Mean-Square Adaptive Filters”, *John Wiley & Sons*, 2003.
- [32] A. Uncini, “ Fundamentals of adaptive signal processing”, *Switzerland: Springer International Publishing*, 2015.
- [33] Y. A. Huang, J. Benesty, “ Audio signal processing for next-generation multimedia communication systems”, *Springer Science & Business Media*, 2004.
- [34] S. Haykin, “ Adaptive Filter Theory ”, Fourth Edition, *Prentice Hall*, 2002.
- [35] M. Emerit, P. Scalart, A. Gilloire, “Audio interfaces and signal processing”, *Ann. Des Télécommunications*, Vol. 55, pp. 526-537, 2000.
- [36] C. N. Boultifat, “ Contrôle acoustique actif du bruit dans une cavité fermée”, Thèse de Doctorat, *Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique*, 2019.
- [37] K. H. Kim, Y.S. Choi, S.E. Kim, W.J. Song, “An affine projection algorithm with periodically evolved update interval”, *IEEE Trans. Circuits Syst*, Vol. 58, pp. 763-767, 2011.
- [38] H. C. Shin, A. H. Sayed, W. J. Song, “Variable step-size NLMS and affine projection algorithms”, *IEEE Signal Process. Lett*, Vol. 11, pp. 132-135, 2004.
- [39] J. W. Shin, C. H. Lee, N. W. Kong, et al, “An affine projection algorithm with update-interval selection”, *IEEE Trans. Signal Process*, Vol. 61, pp. 4600-4609, 2013.
- [40] S. Werner, P. S. R. Diniz, “Set-membership affine projection algorithm”, *IEEE Signal Process. Lett*, Vol. 8, pp. 231-235, 2001.

- [41] S.L. Gay, S. Tavathia, “The fast affine projection algorithm”, in *Proc. ICASSP-95, Detroit, USA*, Vol. 5, pp. 3023–3026, May 1995.
- [42] F. Bouteille, P. Scalart, M. Corzza, “Pseudo affine projection algorithm : new solution for adaptive identification”, In : *Proc. Budapest, Hungary, Eurospeech*, pp. 427–430, 1999.
- [43] F. Albu, A. Fagan, “The Gauss–Seidel pseudo affine projection algorithm and its application for echo cancellation”, *Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, Vol. 2, pp. 1303–1306, 2003.
- [44] M. Bouchard, F. Albu, “The Gauss–Seidel fast affine projection algorithm for multichannel active noise control and sound reproduction systems”, *Int J Adapt Control Signal Process*, Vol. 19, pp. 107–123, 2005.
- [45] I. Darazirar, M. Djendi, “A two-sensor Gauss–Seidel fast affine projection algorithm for speech enhancement and acoustic noise reduction”, *Applied Acoustics*, Vol. 96, pp. 39–52, 2015.
- [46] M. Djendi, “A new two-microphone Gauss-Seidel pseudo affine projection algorithm for speech quality enhancement”, *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, Vol. 31, pp. 1162–1183, 2017.
- [47] M. Shao, C. L. Nikias, “Signal processing with fractional lower order moments : Stable processes and their applications”, *Proc. IEEE*, Vol. 81, pp. 986–1010, 1993.
- [48] Z. Zheng, H. Zhao, “Memory improved proportionate M-estimate affine projection algorithm”, *Electron. Lett*, Vol. 51, pp. 525–526, 2015.
- [49] B. Chen, L. Xing, J. Liang, et al, “Steady-State Mean-Square Error Analysis for Adaptive Filtering under the Maximum Correntropy Criterion”, *IEEE Signal Process. Lett*, Vol. 21, pp. 880–884, 2014.
- [50] O. Arikan, A. E. Cetin, E. Erzin, “Adaptive filtering for non-Gaussian stable processes”, *IEEE Signal Process. Lett*, Vol. 1, pp. 163–165, 1994.
- [51] C. Kwong, “Dual sign algorithm for adaptive filtering”, *IEEE Trans. Commun*, Vol. 34, pp. 1272–1275, 1986.
- [52] T. Shao, Y. R. Zheng, “A new variable step-size fractional lower- order moment algorithm for non-Gaussian interference environments”, In *Proc. IEEE ISCAS*, pp. 2065–2068, 2009.
- [53] T. Shao, Y. R. Zheng, J. Benesty, “An affine projection sign algorithm robust against impulsive interferences”, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 17, pp. 327–330, 2010.
- [54] F. Cottet, “Aide-mémoire-traitement du signal ”, *Dunod*, 2017.

- [55] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, “Digital Image Processing”, *Pearson*, 2018.
- [56] C. Marro, “Traitements de déréverbération et de débruitage pour le signal de parole dans des contextes de communication interactive”, Thèse de Doctorat, *Rennes I*, 1996.
- [57] G. M. Davis, “Noise reduction in speech applications”, *CRC press*, 2018.
- [58] C. Plapous, “ Traitements pour la réduction de bruit. Application à la communication parlée ”, Thèse de Doctorat, *Université de Rennes I*, 2005.
- [59] A. Amehraye, “Débruitage perceptuel de la parole”, Thèse de Doctorat, *Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne*, 2009.
- [60] S. F. Boll, “Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction”, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 27, pp. 113-120, 1979.
- [61] J. Chen, J. Benesty, Y. Huang, “A minimum distortion noise reduction algorithm with multiple microphones”, *IEEE transactions on audio, speech, and language processing*, Vol. 16, pp. 481-493, 2008.
- [62] N. Moritz, K. Adiloğlu, J. Anemüller, S. Goetze, B. Kollmeier, “Multi-channel speech enhancement and amplitude modulation analysis for noise robust automatic speech recognition”, *Computer Speech & Language*, Vol. 46, pp. 558-573, 2017.
- [63] S. Song, L. Cheng, S. Luan, D. Yao, J. Li, Y. Yan, “An integrated multi-channel approach for joint noise reduction and dereverberation”, *Applied Acoustics*, Vol. 171, pp. 107-526, 2021.
- [64] M. Djendi, A. Gilloire, P. Scalart, “Noise Cancellation using Two Closely Spaced Microphones : Experimental Study with a Specific Model and Two Adaptive Algorithms”, In : *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings*, Vol. 3, 2006.
- [65] H. Liu, S. Liu, A. A. Shkel, E. S. Kim, “ Active noise cancellation with MEMS resonant microphone array”, *Journal of Microelectromechanical Systems*, Vol. 29, pp. 839-845, 2020.
- [66] S. Boll, D. Pulsipher, “Suppression of acoustic noise in speech using two microphone adaptive noise cancellation”, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 28, pp. 752-753, 1980.
- [67] Y. Zhou, H. Wang, Y. Chu, H. Liu, “A robust dual-microphone generalized sidelobe canceller using a bone-conduction sensor for speech enhancement”, *Sensors*, Vol. 21, pp. 18-78. 2021.

- [68] R. Bendoumia, “New two-microphone simplified sub-band forward algorithm based on separated variable step-sizes for acoustic noise reduction”, *Applied Acoustics*, Vol. 222, pp. 110069, 2024.
- [69] A. Yelwande, S. Kansal, A. Dixit, “Adaptive wiener filter for speech enhancement”, *In : international conference on information, communication, instrumentation and control (icicic)*, pp. 1-4, 2017.
- [70] D. Yellin, E. Weinstein, “Criteria for multichannel signal separation,” *IEEE Trans. Signal Processing*, pp. 2158–2168, 1994.
- [71] A. Khalfa, “Méthodes avancées pour l’analyse paramétrique non-stationnaire des signaux de la parole et des signaux audio : application à la séparation de source informée”, Thèse de Doctorat, *Sétif1*, 2020.
- [72] M. Djendi, A. Gilloire, P. Scalart, “New frequency domain post-filters for noise cancellation using two closely spaced microphones”, *Proc. EUSIPCO, Poznan*, Vol. 1, pp. 218-221, 2007.
- [73] S. Van Gerven, D. Van Compernelle, “Signal separation by symmetric adaptive decorrelation: stability, convergence, and uniqueness”, *IEEE Trans Signal Processing*, Vol. 74, pp.1602–1612, 1995.
- [74] A. Boulais, “Méthodes de séparation aveugle de sources et application à l'imagerie hyperspectrale en astrophysique”, Thèse de Doctorat, *Université Paul Sabatier-Toulouse III*, 2017.
- [75] C. Jutten, J. Herault, “Blind separation of sources, part I : an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture”, *Signal processing*, Vol.24, pp. 1-10, 1991.
- [76] S. Van Gerven, “Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement”, Thèse de Doctorat, *University catholic of Leuven*, 1996.
- [77] L. Parra, C. Spence, “Convolutive blind source separation of non-stationary sources”, *in IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol. 8, pp. 320–327, 2000.
- [78] E. Visser, T. W. Lee, “Application of blind source separation in speech processing for combined interference removal and robust speaker detection using a two-microphone setup”, *In Proc. of ICA2003*, pp. 325-329, 2003.

- [79] M. Djendi, P. Scalart, A. Gilloire, “Comparative study of new blind source separation structures for two-channel acoustic noise cancellation”, *In 2009 17th European Signal Processing Conference*, pp. 165-169, 2009.
- [80] R. Boumegouas, M. Djendi, “A robust double-channel affine projection sign algorithm for blind acoustic interferences cancellation”, *Digital Signal Processing*, Vol. 156, pp. 104-795, 2025.
- [81] C. Zekkari, M. Djendi, A. Guessoum, “Efficient adaptive filtering algorithm for IQ imbalance compensation Tx/Rx systems”, *IET signal processing*, Vol. 12, pp. 566-573, 2018.
- [82] R. Bendoumia, et al, “New simplified sub-band sparse adaptive algorithm for speech enhancement in communication systems”, *Artificial Intelligence and Heuristics for Smart Energy Efficiency in Smart Cities: Case Study: Tipasa, Algeria. Springer International Publishing*, pp. 506-517, 2022.
- [83] Y. Guo, G. R. Naik, H. Nguyen, “Single channel blind source separation based local mean decomposition for biomedical applications”, *In 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 6812-6815, 2013.
- [84] A. Guerrero, “Méthodes de séparation aveugle de sources et application à l'imagerie hyperspectrale en astrophysique et observation de la Terre”, Thèse de Doctorat, *Université Paul Sabatier-Toulouse III*, 2019.
- [85] M. J. Al-Kindi, J. Dunlop, “ Improved adaptive noise cancellation in the presence of signal leakage on the noise reference channel ”, *Signal Processing*, Vol. 17, pp. 241–250, 1989.
- [86] M. Zoulikha, “ Methodes Automatiques Et Robustes Pour Le Rehaussement Du Signal De Parole Appiquees Aux Telephones Mains-Libres”, Thèse de Doctorat, *Université Blida1-Saad Dahlab*, 2021.
- [87] M. Djendi, P. Scalart, “Double pseudo affine projection algorithm for speech enhancement and acoustic noise reduction”, *In : 20th European Signal Processing Conference (EUSIPCO 2012), Bucharest, Romania*, pp. 2080–2084, August 27-31, 2012.

- [88] M. Djendi, P. Scalart, A. Gilloire, "Analysis of two-sensors forward BSS structure with post-filters in the presence of coherent and incoherent noise", *Speech Commun*, Vol. 55, pp. 975–987, 2013.
- [89] M. Zoulikha, M. Djendi, "A new regularized forward blind source separation algorithm for automatic speech quality enhancement", *Applied Acoustics*, Vol. 112, pp.192-200, 2016.
- [90] C. Loizou, "Speech Enhancement : Theory and Practice", CRC Press, Boca Raton, FL, 2008.
- [91] R. Price, "A useful theorem for nonlinear devices having Gaussian inputs", *Ire Transactions on Information Theory*, Vol. 4, no. 2, pp. 69–72, 1958.
- [92] Z. Zheng, Z. Liu, "Steady-State Mean-Square performance analysis of the affine projection sign algorithm", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 67, pp. 2244-2248, 2020.
- [93] H. C. Shin, A. H. Sayed, "Mean-square performance of a family of affine projection algorithms", *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 52, no. 1, pp. 90-102, 2004
- [94] R. Arablouei, K. D. Ay, S. Werner, "On the mean-square performance of the constrained LMS algorithm", *Signal Processing*, Vol. 117, pp. 192-197, 2015.
- [95] L. Shi, H. Zhao, Y. Zakharov, "Generalized variable step size continuous mixed p-norm adaptive filtering algorithm", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 66, pp. 1078-1082, 2018.
- [96] M. Gabrea, "Double affine projection algorithm-based speech enhancement algorithm", *IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing Proceedings, ICASSP, Montréal, Canada*, Vol. 2, pp. 904–907, 2003.
- [97] M. Djendi, A. Sayoud, "A new dual subband fast NLMS adaptive filtering algorithm for blind speech quality enhancement and acoustic noise reduction", *International Journal on Speech Technology, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg*, Vol.22, 2019.
- [98] P. Combescure, "20 listes de dix phrases phonétiquement équilibrées", *Revue d'Acoustique*, Vol. 14, no. 56, pp. 34-38, 1981.
- [99] S. Wang, J. Feng, C.K. Tse, "Kernel Affine Projection Sign algorithms for combating impulse interference", *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 60, pp.811-815, 2013.

- [100] D. Shrestha, X. Mestre, M. Payaró, “On channel estimation for power line communication systems in the presence of impulsive noise”, *Computers & Electrical Engineering*, Vol. 72, pp. 406-419, 2018.
- [101] S. L. Gay, J. Benesty, “Acoustic signal processing for telecommunication”, *Springer Science & Business Media*, Vol. 551, 2012.
- [102] J. Herault, C. Jutten, “Space or time adaptive signal processing by neural network models”, *In : AIP conference proceedings. American Institute of Physics*, Vol. 151, pp. 206-211, August 1986.
- [103] G. Reyes, “An adaptive and personalized in-vehicle human-machine-interface for an improved user experience”, *In Proceedings of the 25th International Conference on Intelligent User Interfaces Companion*, pp. 35-36, 2020.
- [104] J. Benesty, “Fundamentals of speech enhancement”, *Springer*, 2018.
- [105] C. Donahue, B. Li, R. Prabhavalkar, “Exploring speech enhancement with generative adversarial networks for robust speech recognition”, *In 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 5024-5028, April 2018.
- [106] S. F. Boll, “Evaluation of two input speech dereverberation techniques”, *IEEE Trans. ASSP*, Vol.27, pp. 113-120, 1979.
- [107] S. Makino, J. Chen, “Speech enhancement”, *Springer Science & Business Media*, 2005.
- [108] B. Widrow, S. D. Stearns, “Adaptive Signal Processing”, *Englewood Cliffs, NJ : Prentice-Hall*, 1985.
- [109] S. Ciochină, C. Paleologu, J. Benesty, “An optimized NLMS algorithm for system identification”, *Signal Processing*, vol. 118, pp.115-121, 2016.
- [110] S. Li, S. Wu, Y. Wang, W. Guo, Y. Zhou, “An improved NLMS algorithm based on speech enhancement”, *In : 2015 IEEE Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC) IEEE*, pp. 896-899, 2015.
- [111] N. J. Bershad, J. C. Bermudez, “A switched variable step size NLMS adaptive filter”, *Digital Signal Processing*, Vol. 101, pp. 102730. 2020.

- [112] J. Ni, F. Li, “Efficient implementation of the affine projection sign algorithm”, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 19, pp. 24-26, 2011.
- [113] S.G. Chen, Y.A. Kao, K.Y. Tsai, “A new efficient LMS adaptive filtering algorithm”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems*, Vol. 43, pp.372-378, May 1996.
- [114] E. Vincent, T. Virtanen, S. Gannot, “Audio source separation and speech enhancement”, *John Wiley & Sons*, 2018.
- [115] P. Wang, P.Y. Kam, “An automatic step-size adjustment algorithm for LMS adaptive filters, and an application to channel estimation”, *Physical Communication*, Vol.5, pp. 280286, September 2012.
- [116] J. Yoo, J. Shin, P. Park, “An improved NLMS algorithm in sparse systems against noisy input signals”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems II : Express Briefs*, Vol. 62, pp. 271-275. 2014.
- [117] R. A. Dobre, C. Paleologu, S. Ciochină, C. Negrescu, D. Stanomir, “Investigation on the performances of APA in forensic noise reduction”, *In : 2017 International Conference on Speech Technology and Human-Computer Dialogue, IEEE*, pp. 1-6, 2017.
- [118] T. Shao, Y. R. Zheng, J. Benesty, “An affine projection sign algorithm robust against impulsive interferences”, *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 17, no. 4, pp. 327–330, 2010.