

**UNIVERSITE BLIDA-1**

**Faculté de Technologie**

Département d'Electronique

**THESE DE DOCTORAT**

en Télécommunications

METHODES AMELIOREES POUR LA REDUCTION DU BRUIT ET  
ECHO ACOUSTIQUES DANS LES SYSTEMES DE  
COMMUNICATIONS MAINS-LIBRES

Par

**Rahima HENNI**

Devant le jury composé de :

M. BENSEBTI	Professeur, U. Blida-1	Président
A. BENALLAL	Professeur, U. Blida-1	Examineur
A. HAFAIFA	Professeur, U. Djelfa	Examineur
T. BOUKABA	MCA, ESTA. Alger	Examineur
M. DJEBARI	Professeur, U. Blida-1	Rapporteur
M. DJENDI	Professeur, U. Blida-1	Co-rapporteur

Blida, 2021

## RESUME

Les travaux de cette thèse ont pour objectif de développer les systèmes de communication mains-libres, en particulier les terminaux mains-libres à l'intérieur des véhicules. L'utilisateur de tels systèmes en étant généralement situé dans un environnement acoustique adverse. Les microphones sont susceptibles de capter des sons environnants, comme le bruit et l'écho acoustique. Ces deux types de distorsions peuvent gêner fortement l'écoute et la compréhension de la conversation avec le correspondant distant, et il est donc nécessaire de les réduire. Dans le premier volet de cette thèse, nous avons présenté deux nouvelles approches pour la réduction de bruit et le rehaussement du signal de parole. Dans cette contribution, deux algorithmes bicapteurs basés sur la structure de séparation aveugle de sources, ont été proposés. Le premier algorithme repose sur la combinaison entre l'algorithme SFTF (Simplified fast transversal filter) et la structure de séparation aveugle de sources directe, tandis que le deuxième algorithme est fondé sur la combinaison entre la structure de séparation aveugle de sources récursive et une version moins complexe de l'algorithme SFTF. En second lieu, nous avons présenté une approche conjointe de réduction de bruit et d'écho acoustique. Dans cette deuxième contribution, nous avons présenté deux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique. Ces deux systèmes sont principalement basés sur une distinction des deux perturbations et proposent la mise en cascade d'un bloc de réduction de bruit et d'un bloc d'annulation d'écho acoustique. Les approches proposées ont été évaluées en utilisant des critères objectifs. Les résultats obtenus ont montré des améliorations significatives par rapport aux performances des techniques de référence.

**Mots clés :** Filtrage adaptatif ; NLMS ; BSS ; SFTF ; AEC ; DAV ; Rapport signal à bruit ; ERLE ; Erreur quadratique moyenne.

## ABSTRACT

The work of this thesis aims at developing hands-free communication systems, in particular hands-free terminals inside vehicles. The user of such systems is generally located in an adverse acoustic environment. Microphones can pick up surrounding sounds, such as noise and acoustic echo. These two types of disturbances can seriously hinder listening and understanding of the conversation with the remote speaker, and it is therefore necessary to reduce them. In the first part of this thesis, we present two new approaches for noise reduction and speech enhancement applications. In this contribution, two new algorithms based on the blind source separation structure are proposed. The first algorithm is based on the combination between the SFTF algorithm and the forward blind source separation structure, while the second algorithm is based on the combination between the recursive blind source separation structure and a less complex version of the SFTF algorithm. In the second part, we present a new approach for joint noise reduction and acoustic echo cancellation. In this second contribution, two mixed systems for the joint reduction of noise and acoustic echo are presented. These two systems are mainly based on a distinction of the two disturbances and propose the cascading of a noise reduction block and an acoustic echo cancellation block. The proposed approaches are evaluated using objective criteria. The obtained results showed significant improvement compared to the performances of the state-of-the-art techniques.

**Keywords:** Adaptive filtering; NLMS ; BSS ; SFTF; AEC ; DAV; Signal to noise ratio; echo return loss enhancement ; mean square error.

## ملخص

تهدف هذه الأطروحة إلى تطوير أنظمة الاتصال بدون استخدام اليدين، وخاصة تلك التي تستخدم داخل المركبات. يتواجد مستخدم مثل هذه الأنظمة بشكل عام في بيئة صوتية معاكسة. حيث يمكن للميكروفونات التقاط أصوات من البيئة المحيطة، مثل الضوضاء والصدى الصوتي. يمكن أن يؤثر هذان النوعان من التشوهات بشكل سلبي على نوعية الاستماع وفهم المحادثة مع الطرف البعيد، وبالتالي من الضروري تقليلها. في الجزء الأول من هذه الأطروحة، قدمنا طريقتان جديدتان لتقليل الضوضاء وتحسين إشارة الكلام. في هذه المساهمة، تم اقتراح خوارزمتان ثنائيتا الاستشعار تعتمدان على بنية الفصل الأعمى للمصادر. حيث تعتمد الخوارزمية الأولى على مزيج بين خوارزمية SFTF وبنية الفصل الأعمى للمصادر المباشر، بينما تعتمد الخوارزمية الثانية على مزيج بنية الفصل الأعمى للمصادر العكسي وإصدار أقل تعقيداً من الخوارزمية SFTF. ثانياً، قدمنا نهجاً مشتركاً لتقليل الضوضاء والصدى الصوتي. في هذه المساهمة الثانية، قدمنا نظامين مختلطين لتقليل الضوضاء والصدى الصوتي. يعتمد هذان النظامان بشكل أساسي على التمييز بين الاضطرابين ويقترحان بنية تتابع فيها كتلة لتقليل الضوضاء وكتلة لإلغاء الصدى الصوتي. تم تقييم الأساليب المقترحة باستخدام معايير موضوعية. أظهرت النتائج المتحصل عليها تحسن ملحوظ مقارنة بأداء التقنيات المرجعية.

**الكلمات المفتاحية:** التصفية التكرارية؛ الخوارزمية القياسية لأقل متوسط للمربعات (NLMS)؛ الفصل الأعمى للمصادر (BSS)؛ (DAV)؛ خوارزمية المربعات الصغرى المستعرضة السريعة المبسطة (SFTF)؛ الحد من الصدى الصوتي (AEC)؛ نسبة الإشارة على الضوضاء؛ خطأ التربيع المتوسط.

## REMERCIEMENTS

Les travaux menés dans cette thèse ont été possible grâce à l'appui et au soutien de plusieurs personnes envers lesquelles je souhaite exprimer ma reconnaissance.

Je tiens à remercier tout d'abord Monsieur Mustapha DJEBARI, Professeur à l'Université de Blida-1, pour avoir accepté d'être rapporteur de mes travaux.

Je souhaite ensuite exprimer toute ma gratitude à mon Co-rapporteur, Monsieur Mohamed DJENDI, Professeur à l'Université de Blida-1, pour sa constante disponibilité, ses conseils scientifiques et ses encouragements qui ont sans aucun doute été déterminants dans l'aboutissement de cette thèse. Je ne vous remercierai jamais assez, de m'avoir initié au domaine du filtrage adaptatif et l'acoustique.

Je tiens à remercier sincèrement Monsieur Mesaoud BENSEBTI, Professeur à l'Université de Blida-1, de m'avoir fait l'honneur d'accepter la présidence du jury.

Merci également aux membres du jury de cette thèse, Monsieur Ahmed BENALLEL, Professeur à l'Université de Blida-1, Monsieur Ahmed HAFAIFA, Professeur à l'Université de Djelfa et Monsieur Toufik BOUKABA, MCA à l'école supérieure les techniques aéronautiques de Dar El Beïda, pour leurs commentaires et analyses, qui ont contribué à l'élaboration de la version finale de cette thèse.

Tout au long de cette thèse, j'ai également reçu beaucoup de soutien de mon entourage. Je souhaite remercier mon père, ma chère mère, mes frères et ma sœur, pour leurs soutiens et supports durant ces cinq longues années.

## TABLE DES MATIERES

RESUME	1
ABSTRACT	2
ملخص	3
REMERCIEMENTS	4
TABLE DES MATIERES	5
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX	7
INTRODUCTION GENERALE	16
1. GENERALITES SUR LE FILTRAGE ET ALGORITHMES ADAPTATIFS	19
1.1. Introduction	19
1.2. Filtrage de Wiener	19
1.3. Filtrage adaptatif	21
1.4. Présentation des algorithmes adaptatifs	24
1.5. Conclusion	29
2. GENERALITES SUR LA REDUCTION DE BRUIT ET L'ANNULATION D'ECHO ACOUSTIQUE	30
2. 1. Introduction	30
2. 2. Partie 1 : Réduction du bruit acoustique (NR)	30
2. 3. Partie 2 : Annulation d'écho acoustique (AEC)	44
2. 4. Partie 3 : Réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique	47
2. 5. Conclusion	49
3. NOUVEAUX ALGORITHMES BICAPTEURS POUR LE REHAUSSEMENT DU SIGNAL DE PAROLE	50
3. 1. Introduction	50
3. 2. Structures de séparation aveugle de sources	51

3. 3. Algorithmes bicapteurs proposés	54
3. 4. Résultats de simulation des algorithmes bicapteurs proposés	62
3. 5. Conclusion	88
4. PROPOSITION DE NOUVEAUX SYSTEMES MIXTES POUR LA REDUCTION CONJOINTE DE BRUIT ET D'ECHO ACOUSTIQUE BASES SUR LA STRUCTURE BSS DIRECTE	89
4. 1. Introduction	89
4. 2. Position du problème	90
4. 3. Nouveaux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique	93
4. 4. Évaluation de la complexité de calcul	104
4. 5. Évaluation des systèmes mixtes proposés	104
4. 6. Conclusion	116
5. AMELIORATION DES SYSTEMES MIXTES PROPOSES POUR LA REDUCTION CONJOINTE DE BRUIT ET D'ECHO ACOUSTIQUE	117
5. 1. Introduction	117
5. 2. Position du problème	117
5. 3. Solution proposée	120
5. 4. Évaluation des systèmes mixtes améliorés	122
5. 5. Conclusion	134
CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES	135
APPENDICES	137
A. Liste des symboles et des abréviations	138
REFERENCES	139

# LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

## Liste des figures

### Chapitre 1

Figure 1. 1	: Représentation schématique d'un filtre de Wiener.	19
Figure 1. 2	: Schéma du principe de filtrage adaptatif.	22
Figure 1. 3	: Principe de l'identification des systèmes.	22
Figure 1. 4	: Principe de la prédiction.	23
Figure 1. 5	: Principe d'annulation d'interférence.	24

### Chapitre 2

Figure 2. 1	: Modèle de débruitage mono-capteur.	31
Figure 2. 2	: Modèle de débruitage multi-capteurs.	33
Figure 2. 3	: Structure d'annulation adaptative de bruit (ANC).	35
Figure 2. 4	: Structure d'un formateur de voies fixes de type filtrage-sommation.	37
Figure 2. 5	: Structure d'un formateur de voies adaptatives (GSC).	38
Figure 2. 6	: Configuration générale de la séparation aveugle de sources.	39
Figure 2. 7	: Modèle général d'un mélange linéaire convolutif bicapteurs.	42
Figure 2. 8	: Modèle simplifié d'un mélange linéaire convolutif bicapteurs.	43
Figure 2. 9	: Structure de séparation aveugle de sources directe (FBSS).	43
Figure 2. 10	: Structure de séparation aveugle de sources récursive (BBSS).	44
Figure 2. 11	: Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique.	45
Figure 2. 12	: Schéma de principe d'annulation d'écho acoustique par filtrage adaptative.	46
Figure 2. 13	: Schéma en bloc d'une structure en cascade AEC/NR.	48
Figure 2. 14	: Schéma en bloc d'une structure en cascade NR/AEC.	49

## Chapitre 3

Figure 3. 1	: Schéma de principe de la séparation aveugle de sources bicapteurs.	51
Figure 3. 2	: Procédure de séparation aveugle de sources directe FBSS.	52
Figure 3. 3	: Procédure de séparation aveugle de sources récursive BBSS.	53
Figure 3. 4	: Schéma détaillé de l'Algorithme 1.	55
Figure 3. 5	: Schéma détaillé de l'Algorithme 2.	59
Figure 3. 6	: Évolution temporelle du signal de parole originale.	63
Figure 3. 7	: Évolution temporelle du signal de bruit USASI.	64
Figure 3. 8	: Modèle simplifié du mélange convolutif bicapteurs.	64
Figure 3. 9	: Réponses impulsionnelles des canaux de couplage acoustique croisé: [en haut] $h_1(n)$ , [en bas] $h_2(n)$ avec $L = 256$ .	66
Figure 3. 10	: Evolution temporelle du signal de mélange $p_1(n)$ .	67
Figure 3. 11	: Evolution temporelle du signal de mélange $p_2(n)$ .	67
Figure 3. 12	: Schéma descriptif du mécanisme de détection d'activité vocale (DAV) manuel.	68
Figure 3. 13	: Signal de parole $s(n)$ [en bleu] avec sa segmentation manuelle [en rouge].	68
Figure 3. 14	: Evolution temporelle du signal de parole originale $s(n)$ .	73
Figure 3. 15	: Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec l'algorithme NLMS 1.	73
Figure 3. 16	: Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec l'Algorithme 1 proposé.	73
Figure 3. 17	: Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	75
Figure 3. 18	: Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	75

- Figure 3. 19 : Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 1 76  
proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.
- Figure 3. 20 : Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 1 76  
proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.
- Figure 3. 21 : Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 1 78  
proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.
- Figure 3. 22 : Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 1 78  
proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.
- Figure 3. 23 : Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 79  
1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.
- Figure 3. 24 : Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 79  
1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.
- Figure 3. 25 : Evolution temporelle du signal de parole originale  $s(n)$ . 82
- Figure 3. 26 : Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec 82  
l'algorithme NLMS 2.
- Figure 3. 27 : Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec 82  
l'algorithme 1 proposé.
- Figure 3. 28 : Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 2 83  
proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

Figure 3. 29	: Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	83
Figure 3. 30	: Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	84
Figure 3. 31	: Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	84
Figure 3. 32	: Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	85
Figure 3. 33	: Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	85
Figure 3. 34	: Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	87
Figure 3. 35	: Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6$ dB.	87

#### Chapitre 4

Figure 4. 1	: Illustration du problème de l'écho acoustique et du bruit dans une communication mains-libre.	90
Figure 4. 2	: Schéma de la réverbération dans un espace clos.	91

Figure 4. 3	: Modélisation de l'environnement acoustique d'une communication mains-libres.	92
Figure 4. 4	: Schéma bloc du système mixte proposé.	94
Figure 4. 5	: Schéma détaillé du bloc NR.	94
Figure 4. 6	: Schéma détaillé du bloc AEC.	96
Figure 4. 7	: Schéma détaillé du système mixte 1.	97
Figure 4. 8	: Schéma détaillé du système mixte 2.	100
Figure 4. 9	: Evolution temporelle des signaux utilisés en simulation, avec $RSB_1 = RSB_2 = 25 \text{ dB}$ et $L = 256$ .	105
Figure 4. 10	: Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système AEC 1.	108
Figure 4. 11	: Zoom de la section encadrée dans la figure 4.10, la section est donné entre 4.14 et 5.25 secondes.	108
Figure 4. 12	: Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système mixte 1.	108
Figure 4. 13	: Evaluation du critère ERLE du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .	109
Figure 4. 14	: Evaluation du critère ERLE du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .	109
Figure 4. 15	: Evaluation du critère EQM du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .	111
Figure 4. 16	: Evaluation du critère EQM du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche] $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite] $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .	111
Figure 4. 17	: Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec : le système AEC 2 [en haut] et le système mixte 2 [en bas].	113

- Figure 4. 18 : Evaluation du critère ERLE du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB. 114
- Figure 4. 19 : Evaluation du critère ERLE du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB. 114
- Figure 4. 20 : Evaluation du critère EQM du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB. 115
- Figure 4. 21 : Évaluation du critère EQM du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB. 115

## Chapitre 5

- Figure 5. 1 : Problème de bruit et d'écho acoustique. 118
- Figure 5. 2 : Structure en cascade pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique. 118
- Figure 5. 3 : Structure de séparation aveugle de sources contrôlée par un mécanisme de détection d'activité vocale manuelle. 119
- Figure 5. 4 : Structure améliorée pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique. 120
- Figure 5. 5 : Schéma détaillé du bloc NR contrôlé par le nouveau mécanisme de détection automatique de l'activité vocale. 121
- Figure 5. 6 : Schéma de décision du mécanisme DAVA. 122
- Figure 5. 7 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système AEC1. 124
- Figure 5. 8 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système mixte 1. 124
- Figure 5. 9 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système amélioré 1. 124

- Figure 5. 10 : Évolution temporelle du signal de parole originale avec les 125  
segmentations: manuelle et automatique.
- Figure 5. 11 : Evaluation du critère ERLE pour : le système amélioré 1, le 126  
système mixte 1 et le système AEC 1, pour un bruit blanc à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  
 $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .
- Figure 5. 12 : Evaluation du critère ERLE pour : le système amélioré 1, le 126  
système mixte 1 et le système AEC 1, pour un bruit USASI à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  
 $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .
- Figure 5. 13 : Evaluation du critère EQM pour : le système amélioré 1, le 127  
système mixte 1 et le système AEC 1, pour un bruit blanc à  
l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à  
gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .
- Figure 5. 14 : Evaluation du critère EQM segmentale pour : le système 127  
amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1, pour un  
bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée:  
[à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 =$   
 $6 \text{ dB}$ .
- Figure 5. 15 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le 130  
système AEC2.
- Figure 5. 16 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le 130  
système mixte 2.
- Figure 5. 17 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le 130  
système amélioré 2.
- Figure 5. 18 : Évolution temporelle du signal de parole originale avec deux 131  
segmentations: manuelle et automatique.

- Figure 5. 19 : Evaluation du critère ERLE segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ . 132
- Figure 5. 20 : Evaluation du critère ERLE segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ . 132
- Figure 5. 21 : Evaluation du critère EQM segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ . 133
- Figure 5. 22 : Evaluation du critère EQM segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ . 133

## Liste des tableaux

### Chapitre 1

Tableau 1. 1	: Complexité arithmétique des algorithmes LMS et NLMS.	26
Tableau 1. 2	: Complexité arithmétique de l'algorithme SFTF.	28

### Chapitre 3

Tableau 3. 1	: Listing de l'Algorithme 1.	55
Tableau 3. 2	: Initialisations de l'algorithme 1 proposé.	58
Tableau 3. 3	: Listing de l'Algorithme 2.	61
Tableau 3. 4	: Initialisations de l'algorithme 2 proposé.	62
Tableau 3. 5	: Paramètres de simulation des algorithmes NLMS 1 et l'Algorithme 1 proposé.	72
Tableau 3. 6	: Paramètres de simulation des algorithmes NLMS 2 et l'Algorithme 2 proposé.	81

### Chapitre 4

Tableau 4. 1	: Résumé des algorithmes d'adaptation du système mixte 1.	99
Tableau 4. 2	: Résumé des algorithmes d'adaptation du système mixte 2.	103
Tableau 4. 3	: Complexité de calcul des systèmes mixtes proposés.	104
Tableau 4. 4	: Paramètres de simulation du système mixte 1 et AEC 1.	107
Tableau 4. 5	: Paramètres de simulation du système mixte 2 et AEC 2.	112

### Chapitre 5

Tableau 5. 1	: Paramètres de simulation du système amélioré 1, système mixte 1 et système AEC 1.	123
Tableau 5. 2	: Paramètres de simulation du système amélioré 2, système mixte 2 et système AEC 2.	129

## INTRODUCTION GENERALE

L'utilisation des systèmes mains-libres dans les véhicules lors d'une communication téléphonique est rendue nécessaire pour des raisons évidentes de confort et de sécurité. Toutefois, les interactions entre le locuteur local et son correspondant avec ces systèmes sont susceptibles d'être soumises à plusieurs types de distorsions, telles que le bruit et l'écho acoustique. Le confort en communication apporté par ces systèmes est donc un enjeu majeur.

Le bruit à l'intérieur des véhicules vient de multiples sources, comme la motorisation, le roulement des pneus... [1], et nuit à la qualité de la communication. Cependant, l'écho acoustique provient de la rétroaction sonore entre le haut-parleur et les microphones du terminal mains-libres [2], par conséquent le correspondant entendra une version retardée de sa propre voix. Un traitement spécifique à chaque type de perturbation doit être impérativement mis en œuvre pour préserver la qualité de la communication.

Des solutions actuelles, souvent récentes, apportent une solution partielle à ces deux types de perturbation. D'une part la réduction de bruit permet d'améliorer la qualité et l'intelligibilité du signal vocal transmis, et par conséquent améliorer les performances des applications en relation. Les techniques de débruitage sont très nombreuses et plusieurs approches ont été proposées dans la littérature [3-5]. D'autre part, l'annulation d'écho acoustique permet d'éliminer l'effet indésirable de l'écho acoustique. Le but de tel traitement est d'estimer le canal acoustique entre le haut-parleur et les microphones de l'équipement mains-libres, par des techniques d'identification adaptatives [6,7].

Dans les scénarios du quotidien, le bruit et l'écho acoustique peuvent se produire de manière simultanée. Le confort d'écoute des utilisateurs en toute condition n'étant pas assuré. L'insuffisance des solutions partielles dans les systèmes mains-libres nécessite d'apporter des solutions concrètes et plus performantes. Afin de réduire la gêne induite par la juxtaposition de ces deux perturbations sur la parole du locuteur, un traitement de réduction conjointe de bruit et de l'écho acoustique peut être associé au terminal.

Cette thèse s'insère dans le cadre du développement des systèmes de communications mains-libres, en particulier, de la téléphonie mains-libres à l'intérieur des véhicules. L'objectif est de concevoir et de proposer de nouvelles structures mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique.

Ce travail de thèse est organisé principalement en deux parties. Dans la première partie, nous nous sommes orientée vers la recherche, puis la proposition de nouveaux algorithmes bicapteurs, dédiés aux applications de réduction de bruit et rehaussement du signal de parole dans les communications parlées. Dans la deuxième partie, des approches conjointes ont été développées. Ces contributions consistent en l'amélioration des performances de l'annulation d'écho acoustique dans un contexte bruité. Sans restreindre la généralité, nous présenterons dans la suite un aperçu sur les différents chapitres.

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

- Le chapitre 1 : présente une revue sur le filtrage adaptatif et cible ses applications potentielles. Il présente également la théorie de différentes familles d'algorithmes adaptatifs.
- Le chapitre 2 : donne, en première partie, un état de l'art des méthodes de débruitage de la parole, notamment les méthodes mono-capteur opérant dans le domaine fréquentiel et les méthodes multi-capteurs fréquemment utilisées, y compris la séparation aveugle de sources. Il expose, en deuxième partie, le phénomène d'écho acoustique, et s'intéresse à l'annulation adaptative d'écho acoustique. En dernier lieu, nous nous intéresserons à la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique. Nous nous présenterons ainsi, des solutions basées sur l'association de l'annulation d'écho acoustique et le débruitage.
- Le chapitre 3 : est consacré au développement de deux nouveaux algorithmes bicapteurs dédiés aux applications de réduction de bruit et d'amélioration de la parole. Ces deux algorithmes reposent sur des combinaisons entre l'algorithme SFTF et les deux structures de séparation aveugle de sources directe et récursive. Une étude théorique de ces deux algorithmes ainsi que leurs résultats de simulation, les comparaisons avec d'autres algorithmes de l'état de l'art et les discussions seront présentées.
- Le chapitre 4 : discute le problème de coexistence du bruit et de l'écho acoustique dans les communications mains-libres ; et présente deux nouveaux

systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique. Ces deux systèmes permettent une nette amélioration de l'annulation d'écho acoustique dans un scénario bruyant de communication mains-libres.

➤ Le chapitre 5 : présente deux versions améliorées de nos systèmes mixtes développés au chapitre 4. Ces deux systèmes sont basés sur un nouveau mécanisme de détection automatique de la parole fondé sur l'estimation du rapport signal sur bruit. Le développement des deux systèmes améliorés ainsi que leurs résultats de simulation seront présentés dans ce chapitre.

Enfin, nous terminerons cette thèse par une conclusion générale et nous présenterons les perspectives pour les travaux futurs envisagés dans la continuité de nos travaux de recherche.

# CHAPITRE 1

## GENERALITES SUR LE FILTRAGE ET ALGORITHMES ADAPTATIFS

### 1.1. Introduction

Ce chapitre introductif présentera la démarche adaptative dans le contexte des applications de traitement du signal. La formalisation en termes d'estimation optimale est abordée, où, nous nous concentrerons sur le problème de base, le plus simple : le filtrage de Wiener RIF (Réponse impulsionnelle finie) en contexte stationnaire. Nous présenterons ensuite le principe du filtrage adaptatif. Enfin, les principaux algorithmes du filtrage adaptatif sont présentés, où, nous commencerons cette étude par les algorithmes du gradient stochastique et progressivement nous aboutirons à des algorithmes plus robustes et moins complexes en termes de charge de calcul.

### 1.2. Filtrage de Wiener

Au début des années 1940, N. Wiener s'intéressa au problème de l'estimation d'un signal à partir d'observations bruitées d'un signal corrélé avec le signal estimé. Le filtre de Wiener développé à cette occasion permet de construire une estimation  $y(n)$  d'un signal désiré  $d(n)$  à partir d'un signal d'entrée  $x(n)$  [8].

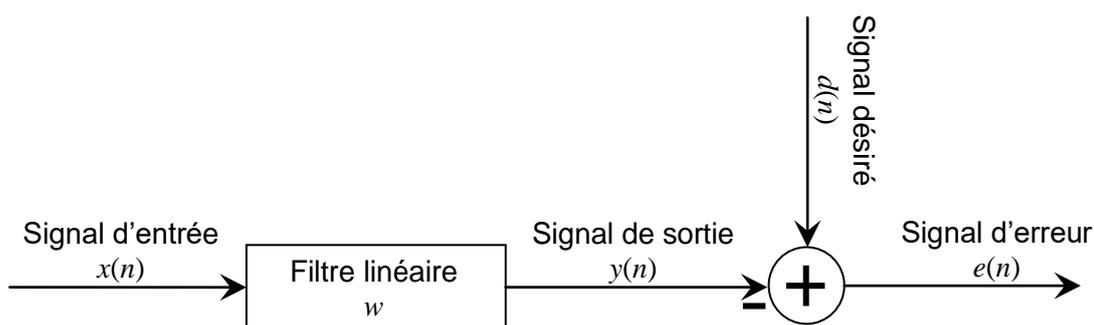


Figure 1. 1 : Représentation schématique d'un filtre de Wiener.

La figure 1.1 illustre un filtre de Wiener représenté par le vecteur de coefficients  $w$ . Le filtrage du signal d'entrée  $x(n)$  par le filtre  $w$  permet l'obtention d'une estimation  $y(n)$  au sens de l'EQM minimale du signal désiré  $d(n)$ . La sortie  $y(n)$  du filtre est donnée, par une notation vectorielle, par :

$$y(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \quad (1.1)$$

Où,  $\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_{L-1}]^T$  représente le vecteur de longueur  $L$  contenant les coefficients du filtre de Wiener,  $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]^T$  désigne le vecteur qui résume le passé du signal  $x(n)$  sur une durée de  $L$  échantillons, et  $(.)^T$  étant l'opérateur de la transposition.

La qualité de l'estimation peut être mesurée par le signal d'erreur  $e(n)$ . Ce dernier est défini comme la différence entre le signal désiré  $d(n)$  et le signal de sortie du filtre  $y(n)$  :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \quad (1.2)$$

Le problème consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible, au sens d'une certaine fonction coût. Dans le cas du filtre optimal de Wiener, la fonction coût, dénommée  $J$ , est donnée par le carré de l'erreur d'estimation. La fonction  $J$  est aussi appelée erreur quadratique moyenne.

$$\begin{aligned} J &= E[e^2(n)] \\ &= \sigma_d^2 - 2\mathbf{r}_{xd} \mathbf{w}^T + \mathbf{w}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} \end{aligned} \quad (1.3)$$

Où :

$E[.]$  est l'espérance mathématique.

$\mathbf{r}_{xd}$  est le vecteur d'inter-corrélation entre le signal d'entrée et le signal désiré de taille  $L$ , définie par :

$$\mathbf{r}_{xd} = E[d(n)\mathbf{x}(n)] \quad (1.4)$$

$\mathbf{R}_{xx}$  est la matrice d'auto-corrélation du signal d'entrée de taille  $L \times L$ , elle est symétrique et définie positive.

$$\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)] \quad (1.5)$$

En dérivant l'erreur quadratique moyenne par rapport aux coefficients du filtre  $w$ , on obtient :

$$\begin{aligned} \nabla J &= \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} \\ &= 2 \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w} - 2 \mathbf{r}_{xd} \end{aligned} \quad (1.6)$$

La solution optimale du problème est fournie par la solution de l'équation de Wiener Hopf [9], qui exprime la nullité du gradient de l'erreur quadratique moyenne en sortie.

$$\nabla E[e^2(n)]_{\mathbf{w}=\mathbf{w}_{opt}} = 0 \quad (1.7)$$

Où,  $\nabla$  désigne l'opérateur nabla.

La solution est donnée par la relation suivante :

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{r}_{xd} \mathbf{R}_{xx}^{-1} \quad (1.8)$$

Le filtre ainsi défini permet d'obtenir une erreur quadratique minimale entre  $d(n)$  et  $x(n)$  donnée par :

$$e_{min} = E[d^2(n)] - \mathbf{w}_{opt}^T \mathbf{r}_{xd} \quad (1.9)$$

Les limitations de cette méthode sont principalement d'ordre pratique. La mise en œuvre d'un filtre optimal de Wiener demande une connaissance a priori des caractéristiques des signaux d'entrées. Cela implique également que ces caractéristiques soient stables au cours du temps, ce qui n'est pas le cas en pratique.

Ce type de problème impose le filtrage adaptatif, où, les coefficients du filtre sont ajustés à chaque instant  $n$  par une boucle de retour et un algorithme d'adaptation itératif.

### 1.3. Filtrage adaptatif

#### 1.3.1. Principe du filtrage adaptatif

Le principe du filtrage adaptatif schématisé sur la figure 1.2, correspond à une opération de convolution effectuée entre un signal d'entrée  $x(n)$  et un filtre adaptatif  $w(n)$  afin de fournir un signal de sortie  $y(n)$ . Le signal d'erreur  $e(n)$  est la différence entre le signal de sortie  $y(n)$  et le signal désiré  $d(n)$ . Le signal d'erreur est ensuite utilisé pour mettre à jour les coefficients du filtre adaptatif  $w(n)$ , où, à chaque instant  $n$ , les coefficients du filtre sont ajustés suivant un algorithme donné. L'algorithme de filtrage adaptatif permet de calculer les coefficients du filtre  $w(n)$  de façon à ce que le signal d'erreur  $e(n)$  soit minimisé au sens d'un critère de minimisation prédéfini. Le signal d'erreur diminue jusqu'à atteindre dans certains cas une valeur nulle. Lorsque la valeur est atteinte, les coefficients du filtre adaptatif cessent de s'adapter [10].

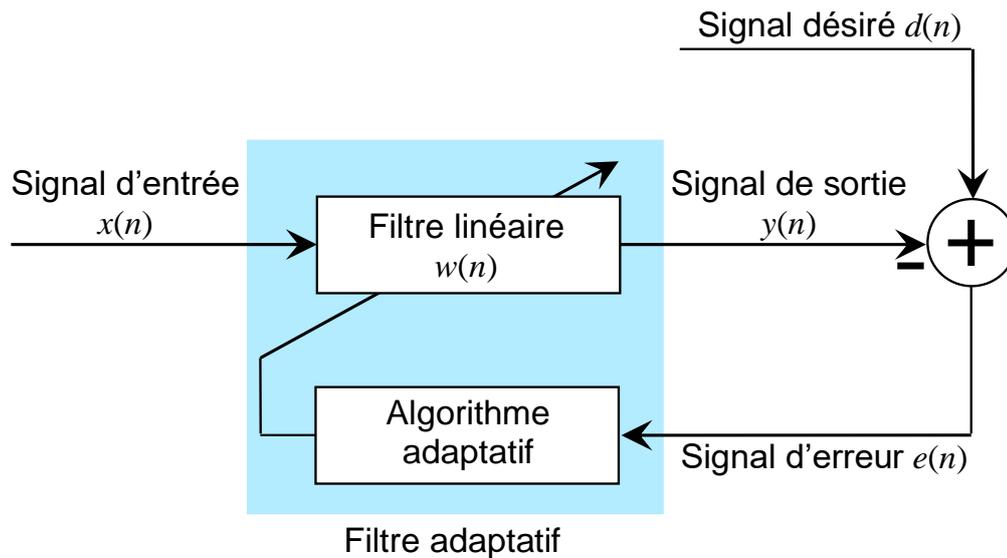


Figure 1. 2 : Schéma de principe du filtrage adaptatif.

### 1.3.2. Applications du filtrage adaptatif

Au cours des deux dernières décennies, le nombre d'applications dans lesquelles les techniques basées sur le filtrage adaptatif ont été considérablement augmentées. Cependant, la différence essentielle entre les différentes applications du filtrage adaptatif réside dans la manière dont la réponse impulsionnelle désirée est extraite [11]. Dans ce contexte, nous pouvons distinguer trois classes de base d'applications de filtrage adaptatif.

- *Identification des systèmes*

Dans de nombreuses applications, il est nécessaire d'identifier un système inconnu. Des exemples de telles applications sont: l'identification du canal acoustique dans les systèmes d'annulation d'écho acoustique ainsi que le contrôle actif du bruit.

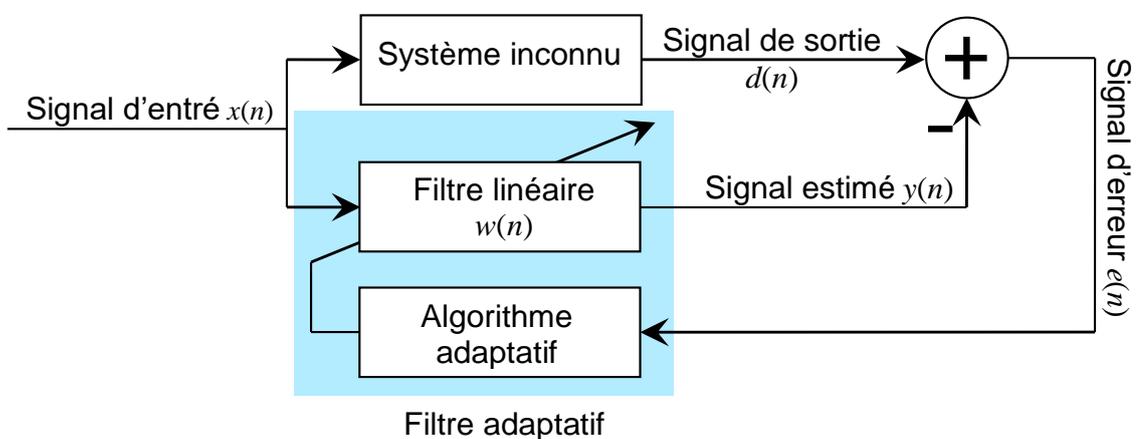


Figure 1. 3 : Principe de l'identification des systèmes.

La figure 1.3 illustre le principe de l'identification [12]. Celui-ci consiste en la détermination d'un filtre modélisant au mieux le comportement d'un processus inconnu. Seuls sont connus les signaux d'entrée/sortie de ce processus. Le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du processus du système inconnu  $d(n)$  et son estimation  $y(n)$  à la sortie du filtre.

- *Prédiction*

Un filtre prédictif est un type spécial de filtre adaptatif dans lequel la sortie du filtre est une estimation des valeurs futures du signal désiré [13]. Elle se fait selon le schéma de principe ci-dessous. Où,  $d(n)$  est le signal à l'instant  $n$  et  $y(n)$  est le signal prédit à partir du signal  $x(n)$ . Le signal d'entrée est une version retardée du signal désiré  $x(n) = [d(n - L), d(n - L - 1), \dots, d(n - 2L + 1)]$ .

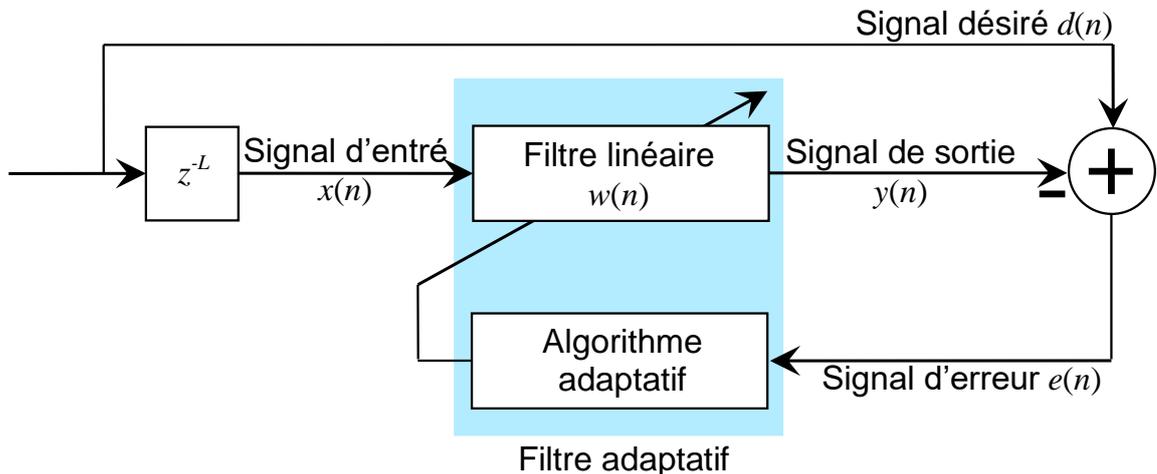


Figure 1. 4 : Principe de la prédiction.

- *Annulation d'interférence (annulation d'écho, bruit)*

Dans cette application, le filtre adaptatif est utilisé pour supprimer les interférences inconnues (bruit, écho) dans un signal primaire sans lui causer aucune distorsion [14]. En fait, il s'agit d'estimer la composante du signal de référence  $x(n)$  (le signal inutile) via un filtre, puis par la suite la sortie du filtre  $y(n)$  est soustraite du signal primaire  $d(n)$  pour acquérir à la fin le signal utile tout seul. L'opération d'annulation d'interférences est illustrée par le schéma de la figure 1.5.

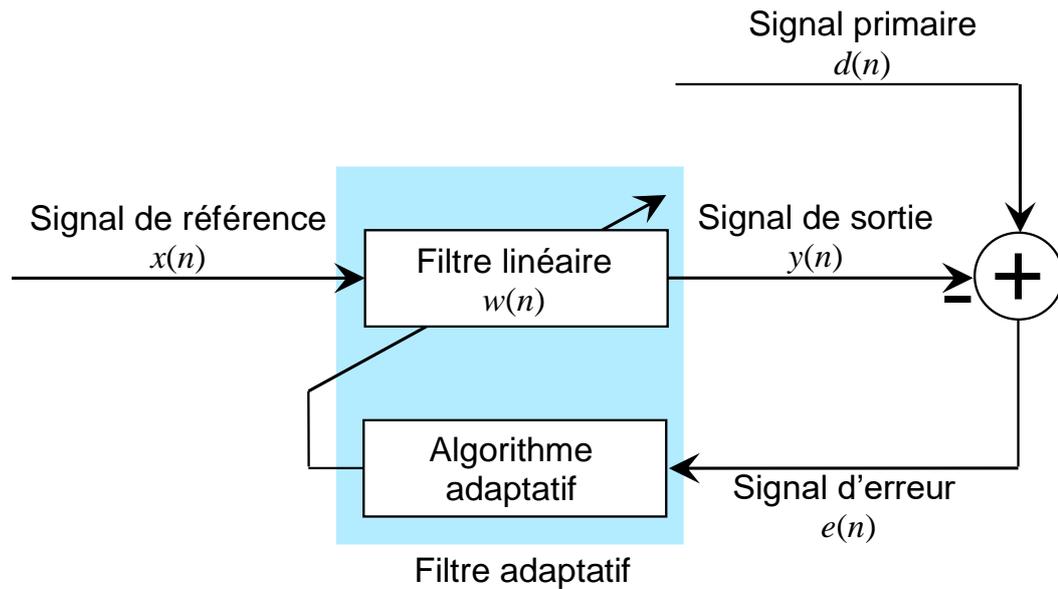


Figure 1. 5 : Principe d'annulation d'interférence.

#### 1.4. Présentation des algorithmes adaptatifs

Nous présenterons dans cette partie les algorithmes du filtrage adaptatif qui seront utilisés par la suite dans ce manuscrit. Nous présenterons en premier lieu, deux algorithmes adaptatifs de la famille des gradients stochastiques, à savoir : l'algorithme LMS (Least mean square) et sa version normalisée NLMS (Normalized Least mean square). En deuxième lieu, nous présenterons l'algorithme des moindres carrés transversaux rapide FTF (fast transversal filter) et sa version simplifiée, à savoir : l'algorithme des moindres carrés transversaux rapide simplifier SFTF (Simplified fast transversal filter). Tous les algorithmes présentés sont de modèle RIF (réponse impulsionnelle finie) permettant d'identifier un canal acoustique. Ces algorithmes seront présentés en détails dans les paragraphes suivants:

##### 1.4.1. Algorithmes du gradient stochastique normalisé NLMS

La popularité des algorithmes du gradient stochastique, s'explique par leurs simplicité de mise en œuvre, la charge de calcul réduite et leurs facilitée d'analyse mathématique. L'algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée  $x(n)$  [15].

L'algorithme LMS découle directement de l'algorithme du gradient déterministe présenté dans [16].

D'après [16], l'algorithme du gradient déterministe est défini par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu[\mathbf{r}_{xd} - \mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n-1)] \quad (1.10)$$

Où,  $\mu$  est un pas d'adaptation, éventuellement variable, qui contrôle la stabilité et la vitesse de convergence de l'algorithme.

L'idée des algorithmes de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme du gradient déterministe par sa valeur instantanée, c.-à-d. :

$$\tilde{\mathbf{R}}_{xx} = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (1.11)$$

et

$$\tilde{\mathbf{r}}_{xd} = d(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.12)$$

A partir des équations (1.10), (1.11) et (1.12) l'algorithme LMS peut s'écrire comme suit:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu e(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.13)$$

Où,  $e(n)$  est l'erreur de filtrage *a priori* donnée par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (1.14)$$

La condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme LMS est garantie pour un pas d'adaptation  $\mu$  satisfaisant l'équation [17]:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.15)$$

Où,  $\lambda_{max}$  est la plus grande valeur propre de la matrice d'auto-corrélation  $\mathbf{R}_{xx}$  du signal d'entrée.

En pratique, on utilise souvent, pour le choix de la constante  $\mu$ , une condition plus restrictive :

$$0 < \mu < \frac{2}{\text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})} = \frac{2}{L\sigma_x^2} \quad (1.16)$$

Où,  $\text{Trace}(\mathbf{R}_{xx})$  représente la somme des éléments de la diagonale de la matrice  $\mathbf{R}_{xx}$  et  $\sigma_x^2$  désigne la variance du signal d'entrée  $x(n)$ .

La mise en œuvre de l'algorithme NLMS est régie par les mêmes étapes et les mêmes équations que le LMS. La différence se situe au niveau de la mise à jour des coefficients du filtre selon la formulation suivante:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu_n e(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.17)$$

Où,

$$\mu_n = \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \zeta} \quad (1.18)$$

Où,  $\zeta$  est un facteur permettant de suivre plus ou moins rapidement les variations d'énergie dans le signal d'entrée.

Le principal avantage de l'approche du gradient stochastique est la faible complexité de calcul et la stabilité numérique. Un des inconvénients de l'approche du gradient stochastique est que le transitoire dépend de la dispersion spectrale du signal d'entrée. La convergence peut être très lente dans le cas de la parole [10].

Le tableau (1.1) résume le nombre d'opérations nécessaires pour l'algorithme NLMS à chaque itération  $n$ .

Tableau 1. 1 : Complexité arithmétique de l'algorithme NLMS.

Algorithmes	Nombre Mult/Div
Filtrage :	
$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{x}(n)$	$L$
Adaptation :	
$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \zeta} e(n) \mathbf{x}(n)$	$2L + 2$
<b>Complexité de calcul totale</b>	<b><math>3L + 2</math></b>

#### 1.4.2. Algorithme des moindres carrés transversaux rapide simplifié (SFTF)

L'algorithme SFTF est une simplification de l'algorithme FTF, il est donc important de donner la dérivation mathématique de l'algorithme FTF, avant de présenter sa version simplifiée.

Les algorithmes des moindres carrés transversaux rapides découlent de l'algorithme RLS. Parmi les différentes versions rapides de l'algorithme RLS [18, 19], dans notre travail, nous nous limitons à l'algorithme des moindres carrés transversaux rapides proposé dans [20]. D'après [20] l'équation de mise à jour et l'erreur de filtrage de l'algorithme FTF sont données par:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \tilde{\mathbf{k}}(n) \gamma(n) e(n) \quad (1.19)$$

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (1.20)$$

Où,  $\tilde{\mathbf{k}}(n)$  désigne, le gain de Kalman dual, qui est définies comme suit [21]:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}(n) \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\tilde{e}_a(n)}{\lambda\alpha(n-1)} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}(n-1) \end{bmatrix} + \frac{\tilde{e}_r(n)}{\lambda\beta(n-1)} \begin{bmatrix} -\mathbf{r}(n-1) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1.21)$$

Où,  $\tilde{e}_a(n)$  et  $\tilde{e}_r(n)$  sont, respectivement, l'erreur de prédiction aller et l'erreur de prédiction retour et sont données par les équations suivantes :

$$\tilde{e}_a(n) = x(n) - \mathbf{a}^T(n-1)\mathbf{x}(n-1) \quad (1.22)$$

$$\tilde{e}_r(n) = x(n-L) - \mathbf{r}^T(n-1)\mathbf{x}(n) \quad (1.23)$$

$\alpha(n)$  et  $\beta(n)$  représentent respectivement les variances des erreurs de prédiction aller et retour elles sont données par les formes récursives suivantes :

$$\alpha(n) = \lambda \alpha(n-1) + \tilde{e}_a^2(n)\gamma(n-1) \quad (1.24)$$

$$\beta(n) = \lambda \beta(n-1) + \tilde{e}_r^2(n)\gamma(n) \quad (1.25)$$

Les prédicteurs aller  $\mathbf{a}(n)$  et retour  $\mathbf{r}(n)$  sont définis par:

$$\mathbf{a}(n) = \mathbf{a}(n-1) - \tilde{\mathbf{k}}(n-1)\tilde{e}_a(n)\gamma(n-1) \quad (1.26)$$

$$\mathbf{r}(n) = \mathbf{r}(n-1) - \tilde{\mathbf{k}}(n)\tilde{e}_r(n)\gamma(n) \quad (1.27)$$

La variable de vraisemblance  $\gamma(n)$  est définie par la formule directe suivante

$$\gamma(n) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (1.28)$$

L'idée de base caractérisant les algorithmes des moindres carrés rapides est de se débarrasser des opérations de mise à jour matricielles du RLS, responsables de la complexité  $O(L^2)$ , en exploitant des prédictions aller et retour. La complexité de calcul de cet algorithme, à savoir : FTF, est d'ordre  $O(L)$ , tandis qu'il est proportionnel à  $O(L^2)$  pour l'algorithme RLS. Le gain est donc considérable. L'efficacité en complexité de calcul de l'algorithme FTF est payée par une dégradation importante de ces propriétés numériques [22].

La nécessité d'obtenir un algorithme robuste, numériquement stable et plus simple à mettre en œuvre, donne naissance à un algorithme appelé « simplified fast transversal filter SFTF » proposé récemment dans [22]. Ceci est réalisé en annulant les variables de prédiction retour de (1.27), qui sont la principale source de l'instabilité numérique dans les algorithmes FTF.

Dans l'algorithme SFTF, le gain de Kalman dual est obtenu uniquement à partir de la variable de prédiction aller:

$$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\tilde{e}_a(n)}{\lambda\alpha(n-1)+\xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}(n-1) \end{bmatrix} \quad (1.29)$$

Où, l'astérisque (\*) représente le dernier élément ( $L + 1$ ) inutilisé du vecteur de gain de Kalman dual  $\tilde{\mathbf{k}}(n)$ . Le scalaire  $\xi$  est une petite constante positive introduite pour éviter l'instabilité produite via les divisions numériques par de très petites valeurs dans les périodes de silence, et  $\lambda$  est un facteur d'oubli exponentiel il permet de suivre les non stationnarités des signaux d'entrée.

Pour empêcher l'algorithme SFTF de diverger, un facteur de fuite  $\rho$  est introduit dans le calcul du prédicteur aller  $\mathbf{a}(n)$  [22]:

$$\mathbf{a}(n) = \rho [\mathbf{a}(n-1) - \tilde{\mathbf{k}}(n-1)\tilde{e}_a(n)\gamma(n-1)] \quad (1.30)$$

Le facteur  $\rho$ , choisi proche de 1 [22], permet une grande robustesse contre les erreurs de propagation numérique.

L'algorithme de type FTF simplifié (SFTF) est résumé dans le tableau 1.2.

Tableau 1. 2 : Complexité arithmétique de l'algorithme SFTF.

Algorithme SFTF	Nombre Mult/Div
Erreur de prédiction aller a priori :	
$\tilde{e}_a(n) = x(n) - \mathbf{a}^T(n-1)\mathbf{x}(n-1)$	$L$
Variance de l'erreur de prédiction aller :	
$\alpha(n) = \lambda \alpha(n-1) + \tilde{e}_a^2(n)\gamma(n-1)$	$3$
Gain du Kalman dual :	
$\begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{k}}(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{\mathbf{k}}(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\tilde{e}_a(n)}{\lambda\alpha(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}(n-1) \end{bmatrix}$	$L + 2$
Vecteur de prédiction aller :	
$\mathbf{a}(n) = \rho [\mathbf{a}(n-1) - \tilde{\mathbf{k}}(n-1)\tilde{e}_a(n)\gamma(n-1)]$	$2L + 1$
Variable de vraisemblance :	
$\gamma(n) = \frac{1}{1 - \tilde{\mathbf{k}}^T(n)\mathbf{x}(n)}$	$L + 1$
Erreur de filtrage a priori :	
$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n-1)\mathbf{x}(n)$	$L$
Equation de mise à jour du filtre adaptatif :	
$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \tilde{\mathbf{k}}(n)e(n)\gamma(n)$	$L + 1$
<b>Complexité de calcul totale</b>	<b><math>7L + 8</math></b>

### 1.5. Conclusion

Ce chapitre rappelle les concepts théoriques sur lesquels reposent les techniques de filtrage optimales et adaptatives, et présente également les classes de base des applications de filtrage adaptatif. Il présente également, la dérivation mathématique des deux algorithmes adaptatifs NLMS et SFTF qui seront utilisés dans les chapitres qui suivent. Dans le prochain chapitre, nous allons présenter un panel de méthodes les plus utilisées pour la réduction du bruit, l'annulation d'écho acoustique et la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique.

## CHAPITRE 2

# GENERALITES SUR LA REDUCTION DU BRUIT ET L'ANNULATION D'ECHO ACOUSTIQUE.

### 2.1. Introduction

Dans ce chapitre, la problématique proposée est liée aux phénomènes d'écho et de bruit acoustiques, présents dans de nombreux champs d'applications du traitement du signal (téléphonie mains-libres, téléconférence, biomédical... etc). Afin de remédier à ces problèmes, des approches successives de l'état de l'art seront exposées ci-après.

Dans une première partie, nous dresserons succinctement un état de l'art des techniques standards utilisées en débruitage de la parole. Ces approches sont classifiées selon le nombre de capteurs disponibles pour le traitement.

Dans une seconde partie, nous analyserons le phénomène d'écho acoustique et son origine. L'annulation adaptative d'écho acoustique sera ainsi présentée.

Après un bref aperçu des techniques de débruitage et d'annulation d'écho acoustique, nous nous intéresserons dans la troisième partie à la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, solution adéquate à la double problématique mentionnée.

### 2.2. Partie 1 : Réduction du bruit acoustique (NR)

Le débruitage est un processus qui consiste à éliminer le bruit d'un signal quelconque. La complexité de cette tâche est toujours liée à la nature du bruit et au type du signal [23]. Depuis plusieurs décennies, on tente à développer des méthodes de plus en plus performantes et rigoureuses en matière d'élimination du bruit, tout en préservant l'intégrité du signal de parole.

Dans la littérature, les méthodes de la réduction du bruit et de rehaussement de la parole peuvent être classées selon le nombre de capteurs, où, deux catégories de base [24] peuvent être distinguées: méthodes de réduction du bruit mono-capteur et méthodes de réduction de bruit multi-capteurs.

Dans ce qui suit, un bref survol des différentes méthodes de débruitage est présenté.

### 2.2.1. Méthodes de réduction de bruit mono-capteur

Dans ce paragraphe, nous présentons les méthodes de réduction du bruit de base (soustraction spectrale, filtrage de Wiener), où, la réduction est effectuée à partir d'un seul microphone.

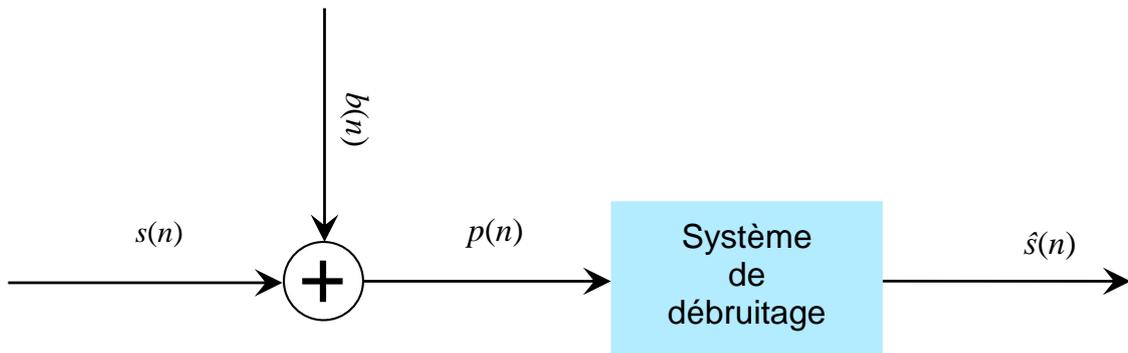


Figure 2. 1 : Modèle de débruitage mono-capteur.

Dans le cas de débruitage mono-capteur considéré, de la figure 2.1, l'objectif consiste à avoir une estimation  $\hat{s}(n)$  du signal de parole propre  $s(n)$ , celui-ci étant perturbé par un bruit additif  $b(n)$  supposé indépendant du signal de parole, à partir d'un seul signal observé  $p(n)$  :

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

Les méthodes décrites dans ce paragraphe réalisent la réduction du bruit dans le domaine fréquentiel (ou spectral).

Afin d'estimer le spectre du bruit  $B(f)$  pour le réduire en sortie, deux hypothèses sont considérées : la première considère le bruit comme un signal stationnaire et indépendant sur la trame d'analyse (hypothèse qui n'est pas toujours valable). La seconde considère que les caractéristiques du signal de parole varient plus rapidement que ceux du bruit. On peut dire par contre, que sur des trames d'analyse de courte durée ( $< 25 \text{ ms}$ ) la parole est stationnaire. C'est pourquoi la transformée de Fourier discrète à court terme est utilisée. Le signal bruant  $p(n)$  peut donc être représenté dans le domaine fréquentiel comme suit [25] :

$$P(f, k) = S(f, k) + B(f, k) \quad (2.2)$$

Où  $P(f)$ ,  $S(f)$  et  $B(f)$  sont les transformées de Fourier à court terme du signal bruité  $p(n)$ , le signal de parole propre  $s(n)$  et le bruit  $b(n)$  respectivement, et  $f$  désigne la fréquence et  $k$  l'indice de la trame courante.

- *Soustraction spectrale*

La soustraction spectrale est historiquement l'un des premières méthodes proposées pour l'amélioration de la parole monocanal. Elle a été introduite par Boll [26]. Elle opère dans le domaine fréquentiel et a pour principe de soustraire une estimée du bruit à partir du signal observé afin de restituer le signal de parole propre. Dans ce procédé, le spectre du bruit est estimé pendant les périodes de silence [27]. Les techniques de soustraction spectrale d'amplitude et en puissance, sont décrites respectivement par les relations (2.3) et (2.4) [27]:

$$|\hat{S}(f, k)| = |P(f, k)| - |\hat{B}(f, k)| \quad (2.3)$$

$$|\hat{S}(f, k)|^2 = |P(f, k)|^2 - |\hat{B}(f, k)|^2 \quad (2.4)$$

Où,  $\hat{S}(f, k)$  et  $\hat{B}(f, k)$  sont les estimées du signal de parole propre et du bruit, respectivement.

Pour la reconstruction du signal débruité dans le domaine temporel [28], une estimation du spectre d'amplitude du signal estimé est combinée avec la phase du signal bruyant, puis transformée via une transformée de Fourier discrète inverse dans le domaine temporel.

$$\hat{s}(n) = IFFT[|\hat{S}(f, k)|e^{j\theta_p(f, k)}] \quad (2.5)$$

La soustraction spectrale est très simple à mettre en œuvre, cependant, elle reste une méthode limitée par l'apparition du bruit musical [29].

- *Filtrage de Wiener*

Le filtrage optimal de Wiener, est une autre approche de débruitage qui utilise également le spectre d'énergie et par conséquent, un estimé du signal dans le domaine spectral est requis [23]. Ce type de filtrage consiste à obtenir une estimation dans le domaine fréquentiel du signal de parole propre (original) suivant le critère minimum de l'erreur quadratique moyenne  $E[|\epsilon(f, k)|^2]$ . L'erreur d'estimation  $\epsilon(f, k)$  est définie comme étant la différence entre les TFCTs (transformée de Fourier à court terme) du signal de parole propre  $S(f, k)$  et du signal de parole estimée  $\hat{S}(f, k)$  [30].

$$\begin{aligned} E[|\epsilon(f, k)|^2] &= E[|S(f, k) - \hat{S}(f, k)|^2] \\ &= E[|S(f, k) - W(f, k)P(f, k)|^2] \end{aligned} \quad (2.6)$$

Où  $E[.]$  désigne l'opérateur espérance mathématique.

La minimisation de l'équation (2.6) conduit au filtre de Wiener donnée comme suit :

$$W(f, k) = \frac{|S(f, k)|^2}{|P(f, k)|^2} = \frac{|S(f, k)|^2}{|S(f, k)|^2 + |B(f, k)|^2} \quad (2.7)$$

Le filtre de Wiener peut s'exprimer sous cette forme :

$$W(f, k) = \frac{RSB_{prio}(f, k)}{1 + RSB_{prio}(f, k)} \quad (2.8)$$

Où  $RSB_{prio}(f, k) = \frac{|S(f, k)|^2}{|B(f, k)|^2}$  est le rapport signal à bruit a priori.

Les techniques mono-capteurs généralement basées sur la stationnarité du bruit, ne donnent pas entière satisfaction en raison notamment d'une distorsion importante du signal utile. L'apport d'une seconde source d'information peut permettre d'améliorer les performances.

### 2.2.2. Méthodes de réduction de bruit multi-capteurs

Dans les systèmes mono-capteur de réduction du bruit, une seule observation est disponible pour extraire la parole du bruit. Ces méthodes reposent dans la plupart du temps sur l'hypothèse de stationnarité du bruit [31]. Cette hypothèse ne se vérifie que très peu dans les systèmes de communication modernes : il en résulte de nombreuses distorsions du bruit et de la parole. Pour combler ces lacunes, les méthodes de réduction du bruit multi-capteurs [32] ont vu le jour.

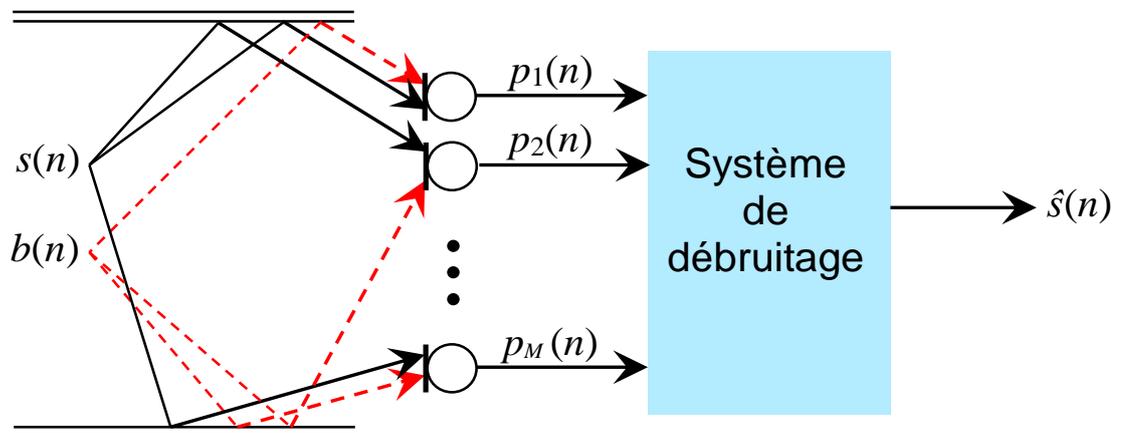


Figure 2. 2 : Modèle de débruitage multi-capteurs.

Dans le système de réduction du bruit multi-capteurs de la figure 2.2, on dispose  $M$  microphones et  $N$  ( $N = 2$ ) sources. La première source est le signal de parole  $s(n)$  et la seconde est le bruit  $b(n)$ . Ces deux signaux sources se propagent dans un milieu fermé vers les capteurs via  $M \times N$  différents canaux acoustiques [33].

Le signal observé  $p_j(n)$  au  $j^{\text{ième}}$  microphone est donné par :

$$p_j(n) = \sum_{m=0}^{L-1} s(m)h_{s_j}(n-m) + \sum_{m=0}^{L-1} b(m)h_{b_j}(n-m) \quad (2.9)$$

Où, la réponse impulsionnelle  $h_{s_j}(n)$  modélise le canal acoustique entre la source du signal de parole  $s(n)$  et le  $j^{\text{ième}}$  microphone et  $h_{b_j}(n)$  modélise le canal acoustique entre la source du bruit  $b(n)$  et le  $j^{\text{ième}}$  microphone, avec  $j = 1, 2, \dots, M$ .  $n$  étant l'indice de temps discret et  $m$  représente le retard entre les sources et les capteurs.

Pour estimer le signal de parole à partir de ses observations bruyantes, plusieurs méthodes de débruitage multi-capteurs peuvent être utilisées. Certaines méthodes sont des extensions des méthodes de débruitage mono-capteurs vu précédemment [34]. Dans la suite, nous présentons dans un premier temps le principe de l'annulation adaptative de bruit. Nous nous intéressons ensuite à la formation de voies adaptatives et à la formation de voies fixes.

- *Annulation adaptative de bruit*

Le premier système d'annulation adaptative de bruit (Adaptive noise cancellation ANC) a été conçu et construit en 1965 par deux étudiants [35]. La technique ANC est un cas particulier des méthodes de réduction de bruit multi-capteurs, où, l'on dispose de deux microphones seulement ( $M = 2$ ). Un des microphones, est appelé voie primaire et l'autre est appelé voie de référence.

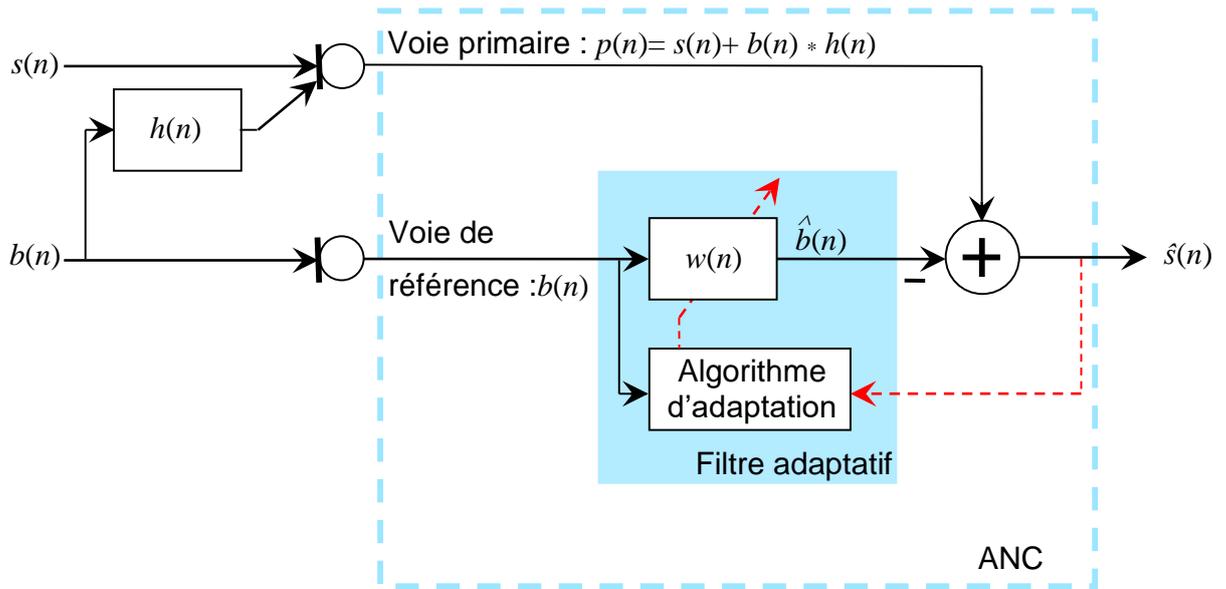


Figure 2. 3 : Structure d'annulation adaptative du bruit (ANC).

Comme le montre la figure 2.3, le système d'annulation adaptative de bruit (ANC) a deux entrées : primaire et référence. La voie primaire reçoit un signal de parole corrompu  $p(n)$  par la présence du bruit  $b_0(n)$ , où,  $b_0(n)$  est décorrélié du signal de parole propre  $s(n)$ . La voie de référence reçoit un bruit  $b(n)$  décorrélié du signal  $s(n)$  mais fortement corrélé avec le bruit  $b_0(n)$  :

$$b_0(n) = b(n) * h(n) \quad (2.10)$$

Où  $h(n)$  représente la réponse impulsionnelle du canal de transmission et  $(*)$  représente le produit de convolution.

Le bruit  $b(n)$  est filtré via un filtre adaptatif  $w(n)$  pour produire en sortie une estimation  $\hat{b}(n)$  proche du bruit  $b_0(n)$ . Cette estimation de bruit est soustraite du signal corrompu  $p(n)$  pour produire à la sortie du système ANC une estimation  $\hat{s}(n)$  :

$$\hat{s}(n) = p(n) - \hat{b}(n) \quad (2.11)$$

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

$$\hat{s}(n) = s(n) - (h(n) - w(n)) * b(n) \quad (2.12)$$

La solution d'un débruitage idéal ( $\hat{s}(n) = s(n)$ ) est donc équivalente à  $w_{opt}(n) = h(n)$ .

Une solution de ce problème consiste à effectuer une estimation adaptative de la réponse impulsionnelle  $h(n)$ . Alors une modélisation paramétrique de  $w(n)$  sous forme d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) est utilisée pour estimer les coefficients de  $h(n)$ . Pour la mise à jour du filtre  $w(n)$ , plusieurs algorithmes adaptatifs peuvent être utilisés.

- *Formation de voies (Beamforming)*

Le terme Beamforming fait référence à la conception d'un filtre spatio-temporel qui opère sur les sorties d'un réseau de microphones [36].

Généralement, les signaux perturbateurs viennent s'ajouter au signal d'intérêt. Comme leurs directions d'arrivée sont la plupart du temps différentes, il est possible de les séparer par un filtre spatial. Ce filtre va permettre de récupérer de signaux dans des directions particulières en favorisant le gain pour les directions d'intérêt et en atténuant les signaux dans les directions non souhaitées (interférences).

Les méthodes de formation de voies peuvent être classées selon leur dépendance aux données reçues, en deux catégories:

- La formation de voies indépendantes des données observées : formation de voies fixes.
- La formation de voies dépendantes des données observées : formation de voies adaptatives.

*Formation de voies fixes* : Les techniques de formation de voies fixes filtrent les signaux de sortie des microphones à l'aide de filtres invariants dans le temps et sont donc indépendantes des données. La réponse spatiale est élaborée sous l'hypothèse que les statistiques temporelles et spatiales du signal et du bruit soient statiques. La figure 2.4 illustre la structure d'un formateur de voie fixe de type filtrage-sommation [37].

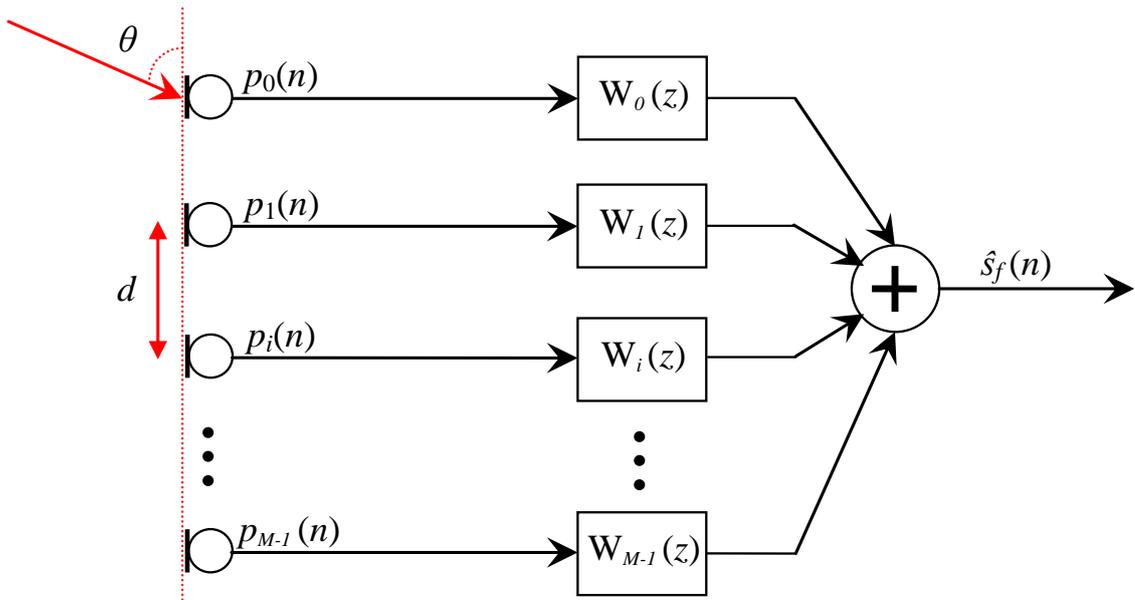


Figure 2. 4 : Structure d'un formateur de voies fixes de type filtrage-sommation.

*Formation de voies adaptatives* : Dans une formation de voies adaptatives le but est d'optimiser la réponse directionnelle de la formation de voies de telle sorte que sa sortie contienne une contribution minimale des signaux provenant d'autres directions que la direction désirée. Dans la suite, nous présentons un exemple de ces formations de voies adaptatives: La technique de formation de voies GSC (Generalized side lobe canceller).

La technique de formation de voies adaptatives GSC combine la focalisation spatiale des techniques fixes à l'annulation adaptative de bruit. L'adaptation est faite sous contraintes en fonction de l'évolution de l'environnement et des statistiques des données. Selon la figure 2.5, ce formateur de voies, initialement proposé par Griffiths et Jim [38], est composé de :

- Un formateur de voies fixes qui crée une référence du signal de parole.
- Une matrice de blocage qui crée une référence de bruit.
- Un annulateur adaptatif de bruit multi-capteurs qui supprime les composantes de bruit contenues dans le signal de parole.

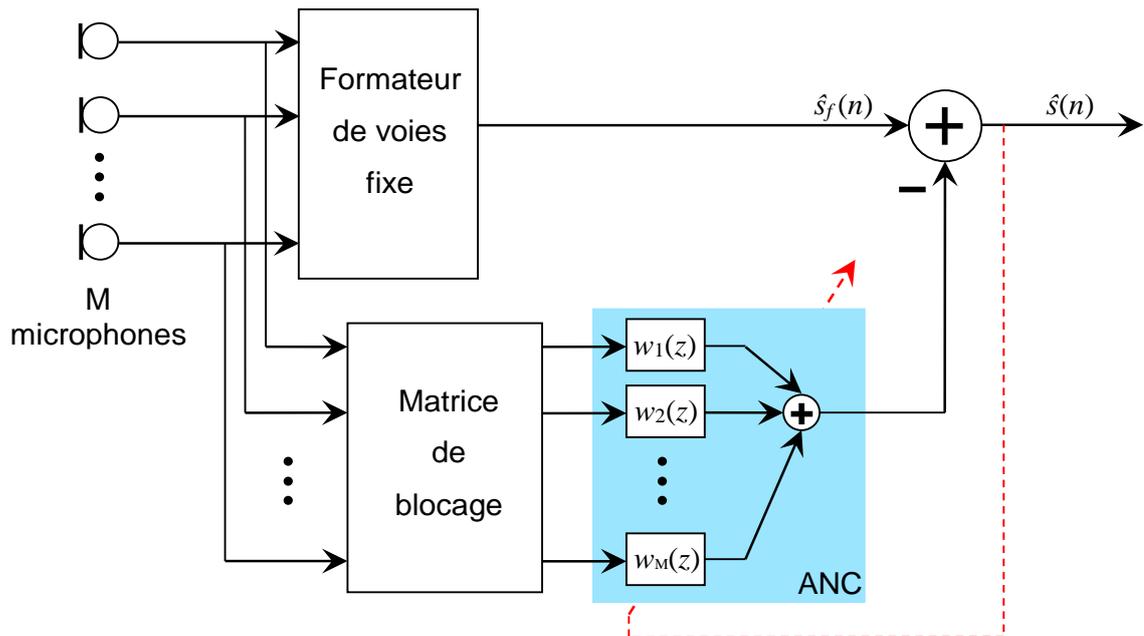


Figure 2. 5 : Structure d'un formateur de voies adaptatives (GSC).

### 2.2.3. Réduction de bruit acoustique par la séparation aveugle de sources (BSS)

La séparation aveugle de sources (en anglais BSS : blind source separation) est un des thèmes majeurs et ardu du traitement du signal. La BSS a connu un essor considérable depuis les années 80 et continue à être un thème de recherche extrêmement actif, en témoignant la littérature très abondante sur le sujet [39-41]. Ce problème a été initialement modélisé par les premiers acteurs de cette discipline Bernard Ans, Jeanny Hérault et Christian Jutten [42] dans le cadre de la modélisation neuronale, puis la BSS a été largement abordée vu la diversité de ses domaines d'application. Parmi ses applications, la téléphonie mobile, les télécommunications numériques, le traitement de signal, le génie biomédical, le radar, le sonar, etc. Au sens large, le problème de la BSS consiste à récupérer un ensemble de signaux sources inconnues à partir d'un ensemble de signaux observés qui résultent d'un mélange inconnu de ces signaux sources [43].

Dans cette section, nous introduisons le concept de la séparation aveugle de sources dans un contexte général. Nous commencerons par la manière dont ce problème se modélise mathématiquement, en décrivant les différents types de mélanges linéaires de sources. Nous évoquerons ensuite, les hypothèses qui sont classiquement considérées sur les sources, le système de mélange étudié de même que sur le bruit. Enfin, nous aborderons le problème de la réduction du bruit par la

séparation aveugle de sources. C'est le problème auquel le reste du manuscrit sera consacré.

- *Principe*

Le principe de la BSS est très simple à énoncer. Il consiste à concevoir des méthodes capables de caractériser les données inobservables appelées "sources" à partir de la seule connaissance du mélange de ces données appelées "observations". Le traitement est alors aveugle, en d'autres-termes, on ne possède aucune information sur le système de mélange [44].

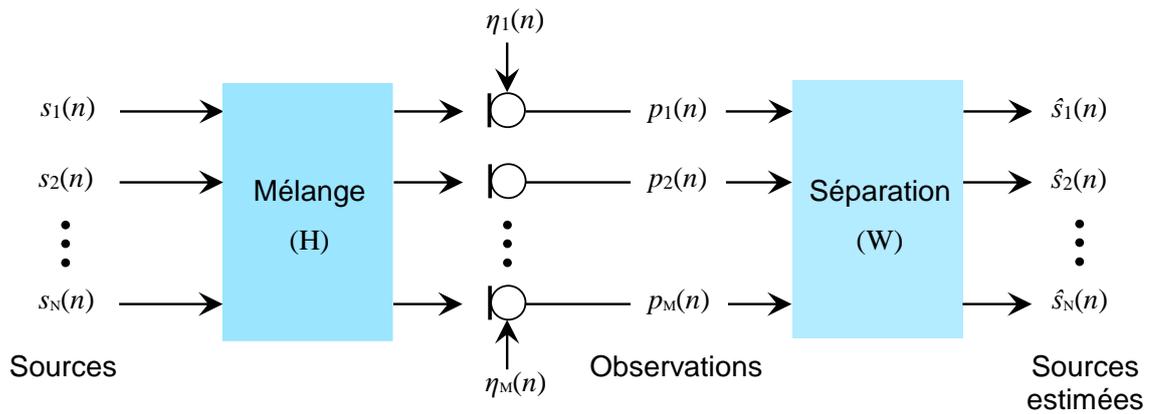


Figure 2. 6 : Configuration générale de la séparation aveugle de sources.

D'après la figure 2.6, la séparation de sources consiste à restaurer  $N$  signaux sources inconnus  $s_i(n)$  (avec  $i = 1, \dots, N$ ) à partir de  $M$  observations  $p_j(n)$  (avec  $j = 1, \dots, M$ ). Ces observations sont des mélanges des signaux sources et proviennent généralement de capteurs, tels que des microphones. Les signaux sources se propagent dans un milieu caractérisé par une matrice de mélange  $H$  de dimension  $M \times N$ . La relation entre les sources et les observations est donnée par:

$$\mathbf{p}(n) = \mathbf{H}[\mathbf{s}(n)] + \boldsymbol{\eta}(n) \quad (2.13)$$

Où  $\mathbf{s}(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_N(n)]^T$  et  $\mathbf{p}(n) = [p_1(n), p_2(n), \dots, p_M(n)]^T$  sont les vecteurs représentant, respectivement, l'ensemble des signaux sources et l'ensemble des signaux d'observations, et  $\mathbf{H}(\cdot)$  dénote l'opérateur de mélange.  $\boldsymbol{\eta}(n) = [\eta_1(n), \eta_2(n), \dots, \eta_M(n)]^T$  est le vecteur des bruits perturbateurs additifs qui exprime les erreurs de mesures,  $(\cdot)^T$  désigne la transposée et  $n$  désigne l'indice de temps.

L'objectif ambitieux de la séparation aveugle de sources est de construire un système capable de fournir des sorties  $\hat{s}_i(n)$  égales aux signaux sources  $s_i(n)$  (avec  $i = 1, \dots, N$ ). La reconstruction des signaux sources est réalisée en utilisant un système de séparation  $W$ . La forme de la matrice de séparation  $W$  diffère suivant le type du mélange.

- *Mélange des signaux*

Une première classification des mélanges peut se faire suivant la nature du mélange, liant les observations aux sources. Il peut être linéaire, ou non linéaire [45]. Nous nous limitons dans ce paragraphe aux mélanges linéaires invariants dans le temps, plus particulièrement aux: mélange linéaire convolutif et mélange linéaire instantané. Pour aller du modèle le plus simple au plus complexe, nous commencerons donc par le modèle de mélange linéaire instantané :

*Mélange linéaire instantané* : Dans le cas d'un mélange instantané et pour un système avec  $N$  émetteurs et  $M$  capteurs (microphones),  $N$  signaux sources sont émis à travers un système de mélange instantané. Chacun des  $M$  signaux reçus (observations) à un instant  $n$ , est une combinaison linéaire des signaux sources émis au même instant  $n$ . Ce modèle se traduit par l'équation suivante [45]:

$$p_j(n) = \sum_{i=1}^M \sum_{i=1}^N h_{ij} s_i(n) + \eta_j(n) \quad (2.14)$$

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

*Mélange linéaire convolutif* : Le modèle de mélange convolutif est une généralisation du modèle précédent dans lequel les capteurs fournissent des observations dépendent à la fois des signaux sources et de leurs versions retardées. Le système  $H$  dans ce cas représente un filtre linéaire et invariant dans le temps. Ce modèle se traduit par l'équation suivante [46]:

$$p_j(n) = \sum_{i=1}^M \sum_{i=1}^N h_{ij}(n) * s_i(n) + \eta_j(n) \quad (2.15)$$

Où  $*$  est le produit de convolution, la réponse impulsionnelle  $h_{ij}(n)$  est un filtre linéaire (RIF) de taille  $L$  qui caractérise le système de mélange liant la source  $i$  au capteur  $j$ .

Une autre classification des mélanges peut être faite en fonction du nombre d'observations  $M$  considérées et du nombre  $N$  de sources. On parle donc de la détermination des mélanges, ou, trois types de mélanges sont disponibles [47]:

*Mélange sur-déterminé* : On parle de mélange sur-déterminé lorsque le nombre de sources est inférieur au nombre d'observations  $N < M$ . Dans ce cas, des informations a priori supplémentaires sur les sources sont nécessaires pour fournir des solutions appropriées.

*Mélange déterminé* : Le mélange est dit déterminé lorsqu'il y a autant de sources que d'observations  $N = M$ .

*Mélange sous-déterminé* : Ce mélange ne présente aucune difficulté car il y a plus de sources que d'observations  $N > M$ . Pour reconstruire les sources, il suffit de revenir au mélange déterminé en choisissant que  $M$  sources sur les  $N$  disponibles.

- *Hypothèses*

La séparation aveugle de sources ne possède aucune information a priori en ce qui concerne les sources ou le système de mélange. Afin de résoudre le problème de la séparation aveugle de sources, nous pouvons nous appuyer sur les hypothèses suivantes [48]:

*Hypothèse 1* : Les signaux sources sont statistiquement indépendants.

*Hypothèse 2* : Le nombre d'observations  $M$  égal au nombre de sources  $N$  (on parle alors d'un modèle de mélange déterminé).

*Hypothèse 3* : Le bruit  $\eta(n)$  est additif et statistiquement indépendant des signaux sources.

*Hypothèse 4* : Les sources sont des processus aléatoires stationnaires.

- *Séparation aveugle de sources bicapteurs*

Dans le cadre des travaux présentés dans cette thèse, nous nous intéresserons au problème de réduction du bruit par la technique de séparation aveugle de sources, où, nous considérons plus particulièrement le cas de mélange linéaire convolutif bicapteurs déterminé ( $M = N = 2$ ).

*Mélange linéaire convolutif bicapteurs* : Considérons la situation de prise de son par deux microphones illustrée sur la figure 2.7, les observations sont des mélanges linéaires des signaux sources qui sont supposés indépendants. La source de parole  $s(n)$  se situe près du 1er microphone tandis que la source du bruit  $b(n)$  (perturbation) est près du 2ème microphone.

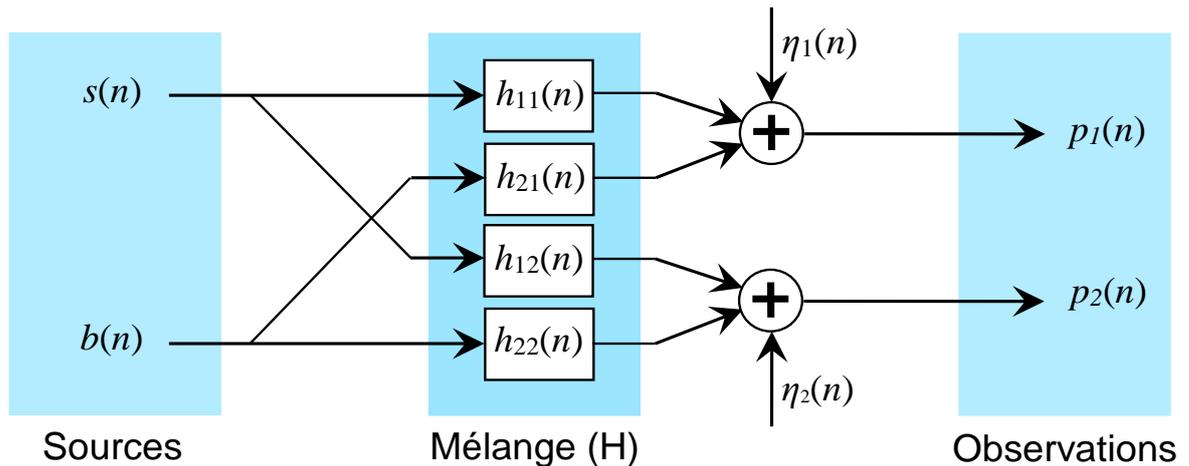


Figure 2. 7 : Modèle général d'un mélange linéaire convolutif bicapteurs.

Les observations  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  s'écrivent, respectivement, comme suit :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) + \eta_1(n) \quad (2.16)$$

$$p_2(n) = s(n) * h_{12}(n) + b(n) * h_{22}(n) + \eta_2(n) \quad (2.17)$$

Où, les réponses impulsionnelles  $h_{11}(n)$  et  $h_{22}(n)$  représentent le couplage acoustique direct entre les sources et les microphones et  $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$  représentent le couplage acoustique croisé entre les sources et les microphones.

*Mélange linéaire convolutif bi-capteurs simplifié* : Le modèle général du mélange linéaire convolutif bi-capteurs se complique par le fait que les signaux sources et les réponses impulsionnelles sont inconnus. Pour simplifier ce modèle, certaines suppositions sont prises en compte telles que :

- Les sources sont ponctuelles.
- Un microphone est placé près du locuteur et l'autre près de la source du bruit.
- Les réponses impulsionnelles du couplage acoustique direct sont égales à l'impulsion de Kronecker  $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$  [49].
- La distance entre les deux microphones est petite.
- Les erreurs de mesure des microphones  $\eta_1(n)$  et  $\eta_2(n)$  sont négligeables.

Dans ces conditions, le modèle simplifié du mélange convolutif est présenté par la figure 2.8.

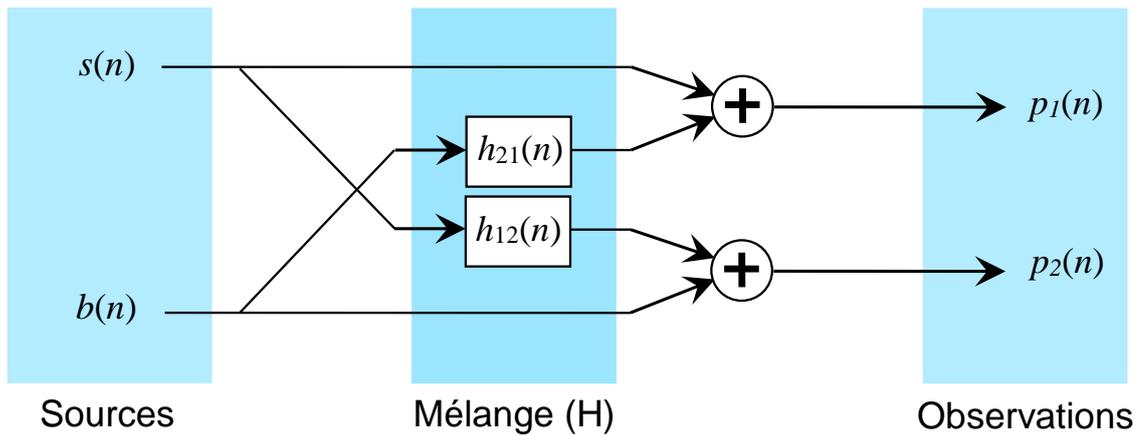


Figure 2. 8 : Modèle simplifié d'un mélange linéaire convolutif bicapteurs.

Les observations  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  se réécrivent respectivement comme suit :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.18)$$

$$p_2(n) = s(n) * h_{12}(n) + b(n) \quad (2.19)$$

*Modèle de séparation* : Pour résoudre le problème de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole par la BSS, deux structures de séparation de sources sont utilisées [50]:

- La structure directe : Dans la configuration directe (FBSS : forward blind source separation structure) de la figure 2.9, chaque sortie du système est une combinaison linéaire des observations.

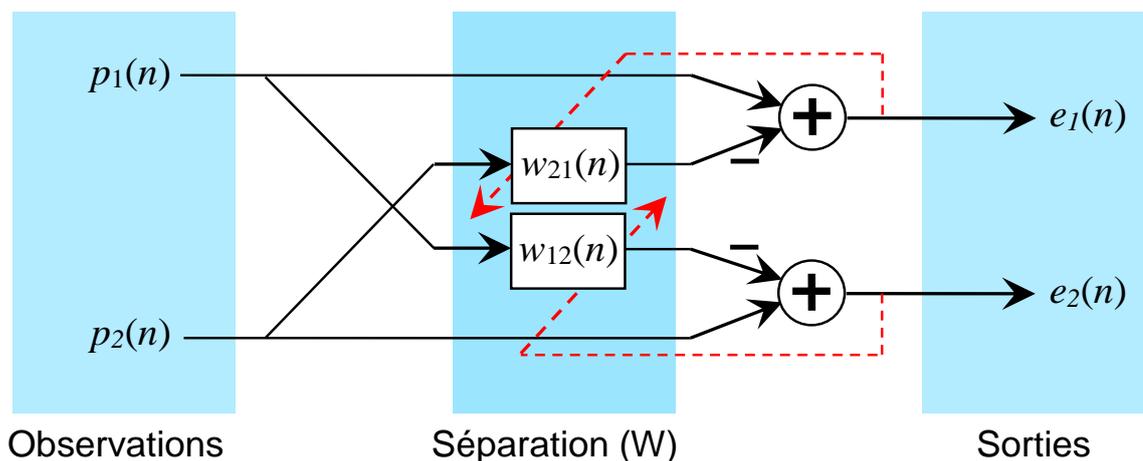


Figure 2. 9 : Structure de séparation aveugle de sources directe (FBSS).

- La structure récursive : Dans la configuration récursive (BBSS : backward blind source separation) donnée par la figure 2.10, la sortie  $u_i(n)$  du système est

une combinaison linéaire entre l'observation  $p_i(n)$  et l'autre sortie  $u_j(n)$ , avec  $i \neq j \in \{1, 2\}$ , c.à.d. on utilise la sortie  $u_1(n)$  pour estimer le signal  $u_2(n)$  et vice-versa.

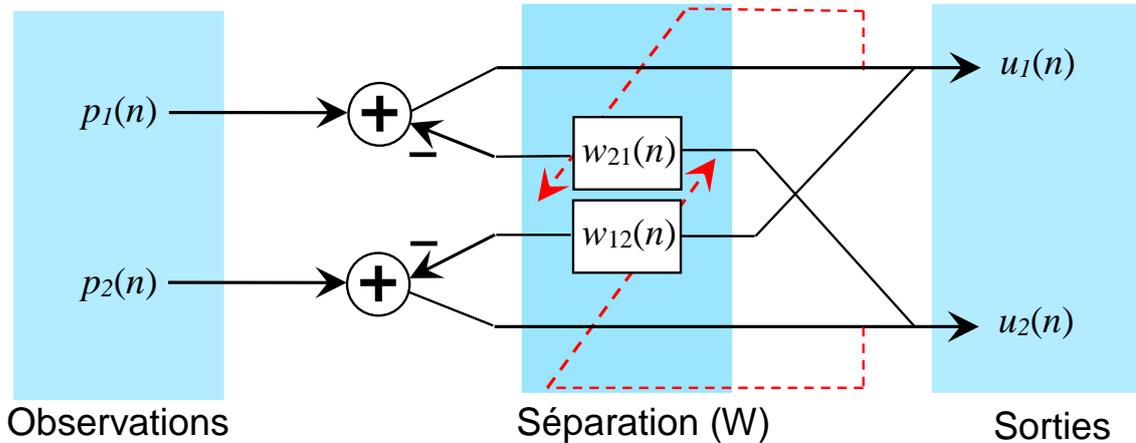


Figure 2. 10 : Structure de séparation aveugle de sources récursive (BBSS).

### 2.3. Partie 2 : Annulation d'écho acoustique (AEC)

L'annulation d'écho acoustique est un problème qui se pose dans un grand nombre d'applications (téléphonie mains-libres, téléconférence,...etc). L'écho acoustique a pour origine la propagation du son depuis le haut-parleur vers le microphone d'un terminal. Cette propagation inclut les réflexions sur les parois et les obstacles dans un espace clos, c'est donc la propagation acoustique d'une onde sonore à l'intérieur d'un volume donné qui provoque l'écho acoustique.

L'écho est ressenti comme une gêne pour des retards supérieurs à quelques dizaines de millisecondes (habitacle d'un véhicule) ou plusieurs centaines de millisecondes (salle de conférence) [10]; ceci rend l'écho acoustique très perceptible et nuit fortement à la qualité de la conversation. Afin de réduire la gêne induite par ce phénomène, il est donc indispensable de développer des systèmes pour le réduire le plus possible.

Le problème d'annulation d'écho acoustique consiste à estimer un signal  $s(n)$  éventuellement perturbé par un autre signal  $x(n)$ , appelé signal de référence. Le signal  $p(n)$  reçu du locuteur distant sur une voie dite primaire, est constitué d'un signal d'écho  $s(n)$  du locuteur distant vers lui-même et d'un signal de bruit ambiant  $b(n)$  du milieu acoustique. L'annulation d'écho est réalisée en soustrayant à l'observation  $p(n)$  une estimée  $\hat{s}(n)$ , du signal d'écho  $s(n)$ , obtenue par filtrage

approprié du signal de référence  $x(n)$  [51]. Le schéma de principe d'annulation d'écho acoustique est présenté sur la figure 2.11.

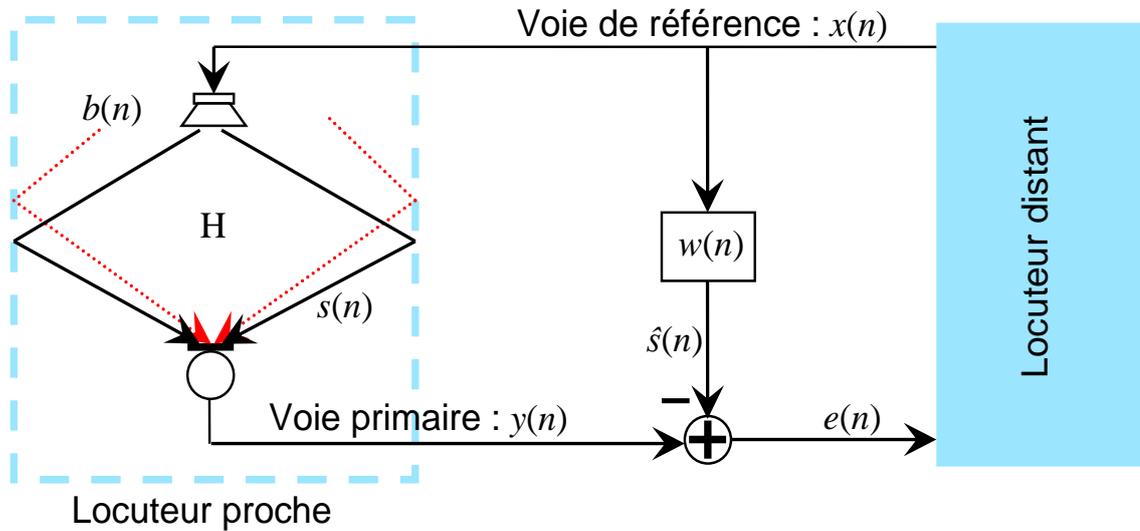


Figure 2. 11 : Schéma de principe d'un système d'annulation d'écho acoustique.

L'optimum de l'annulation d'écho acoustique est d'avoir la sortie  $e(n) = 0$  (en absence du bruit perturbateur  $b(n)$ ).

Les hypothèses de base concernent le système de la figure 2.11 sont d'une part l'indépendance entre la composante de bruit  $b(n)$  et les signaux  $s(n)$  et  $x(n)$ , et d'autre part la corrélation des signaux  $s(n)$  et  $x(n)$ .

La première tentative d'annulation d'écho acoustique, appelée suppression d'écho, était basée sur la détection d'une voie: lorsque le locuteur A se met à parler, une augmentation du gain est observée et la parole est coupée au locuteur B [52]. La suppression d'écho est de mise en œuvre simple mais s'avère d'une qualité insuffisante. En effet, cette méthode fait intervenir l'hypothèse, très réductrice, que les deux locuteurs ne parlent jamais en même temps.

Pour assurer une communication bidirectionnelle simultanée, nous nous intéresserons, dans la suite, à la résolution du problème d'annulation d'écho acoustique par la technique du filtrage adaptatif.

### 2.3.1. Annulation adaptative d'écho acoustique

L'écho acoustique, résultant du couplage acoustique entre un haut-parleur et un microphone, peut donc être caractérisé par la réponse impulsionnelle du canal acoustique correspondant. Cette réponse impulsionnelle qui est très sensible et dépendante de l'environnement acoustique, peut varier rapidement d'un instant à

un autre, puisque la taille, les obstacles dans l'espace clos, etc..., sont autant de paramètres qui influent sur la nature du couplage acoustique et modifient cette réponse.

Le canal acoustique, est généralement modélisé par un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF). L'annulation d'écho est donc accomplie en identifiant de manière adaptative la réponse impulsionnelle du chemin d'écho [53].

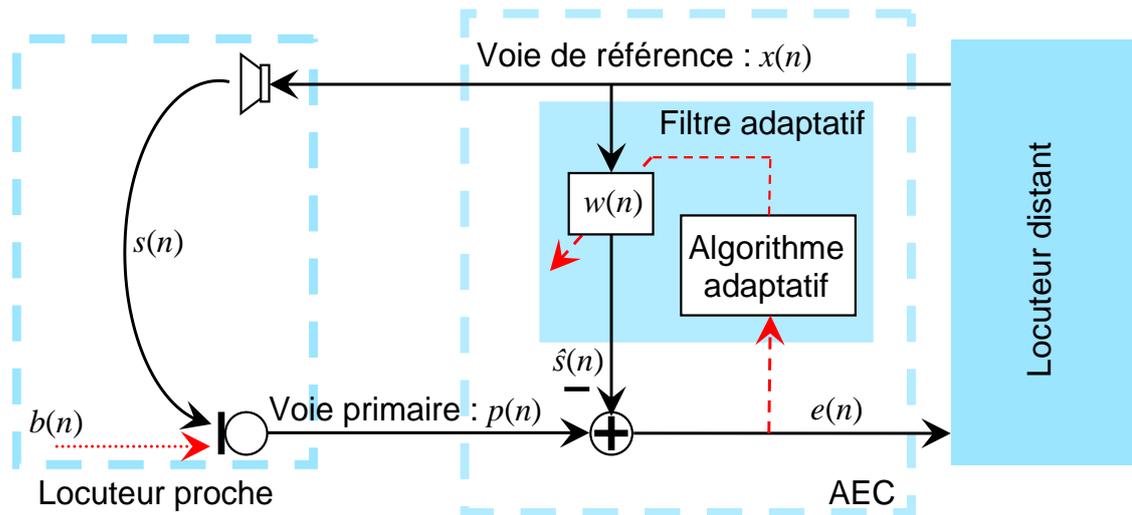


Figure 2. 12 : Schéma de principe d'annulation d'écho acoustique par le filtrage adaptatif.

La figure 2.12 schématise d'une manière détaillée le système d'annulation adaptative de l'écho acoustique:  $x(n)$  est le signal provenant du locuteur distant transmis au haut-parleur et  $s(n)$  est le signal d'écho perçu par le microphone. Ce signal d'écho est la résultante de la convolution entre le signal d'excitation  $x(n)$  et la réponse impulsionnelle du canal acoustique  $h(n)$  modélisée par un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF). A ce signal d'écho vient s'ajouter un signal local de bruit  $b(n)$ , la résultante fournit le signal du microphone  $p(n)$  :

$$p(n) = s(n) + b(n) \quad (2.20)$$

Avec

$$s(n) = x(n) * h(n) \quad (2.21)$$

Le filtre adaptatif  $w(n)$  identifie la réponse impulsionnelle  $h(n)$  du canal acoustique et fournit une estimation  $\hat{s}(n)$  de l'écho acoustique  $s(n)$ . Cette estimation  $\hat{s}(n)$ , version reconstituée de l'écho, est soustraite du signal  $p(n)$  issu du microphone. Le signal d'erreur  $e(n)$  résultat de cette opération est donné comme suit :

$$\begin{aligned}
 e(n) &= p(n) - \hat{s}(n) \\
 &= b(n) + x(n) * [h(n) - w(n)]
 \end{aligned}
 \tag{2.22}$$

La solution optimale du problème d'annulation d'écho acoustique est obtenue lorsque  $w(n) = h(n)$ . Notons que nous nous intéresserons dans cette partie qu'à l'aspect annulation d'écho.

Le signal d'erreur  $e(n)$ , permet de faire la mise à jour des coefficients du filtre  $w(n)$ . A chaque itération  $n$ , les coefficients du filtre  $w(n)$  sont ajustés par un algorithme d'adaptation itératif de façon à ce que l'erreur de filtrage  $e(n)$  soit minimisée au sens d'un critère statistique préalablement défini. Les algorithmes adaptatifs déjà décrits dans le chapitre 1, peuvent être considérés pour résoudre le problème d'annulation d'écho acoustique.

Bien que de nombreux travaux aient été menés pour améliorer ces algorithmes d'identification adaptative, des problèmes majeurs sont toutefois encore présents en annulation d'écho acoustique. En pratique, les performances de l'annulation adaptative d'écho acoustique (AEC) sont limitées par la présence du bruit et / ou du signal de parole proche.

Dans la partie 3, nous aborderons les problèmes qui sont liés principalement à la présence du bruit acoustique qui provoque globalement une dégradation de la qualité de la communication, ainsi, qui limite les performances d'annulation d'écho acoustique.

Après un bref aperçu des techniques de débruitage et d'annulation d'écho acoustique, briques de base des solutions combinées, nous nous intéresserons, dans le paragraphe suivant, à la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique.

#### 2.4. Partie 3 : Réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique

Les approches présentées jusqu'à présent, apportent une solution partielle au problème de présence du bruit et d'écho acoustique, le confort d'écoute des utilisateurs en toute condition n'étant pas assuré, ce qui nécessite d'apporter des solutions concrètes et performantes.

Afin de réduire la gêne induite par la juxtaposition de ces deux perturbations dans les communications de type mains-libres, un traitement de réduction conjointe du bruit et d'écho peut être associé au terminal. Les solutions de réduction conjointe

de bruit et d'écho acoustique que nous présenterons ensuite sont principalement basées sur une distinction des deux perturbations et proposent la mise en cascade d'un filtre d'annulation d'écho et d'un filtre de réduction du bruit (ou vice-versa).

#### 2.4.1. Structure en cascade AEC/NR

La figure 2.13, présente l'une des premières structures en cascade apparaissant dans la littérature, où, l'étage d'annulation d'écho acoustique AEC précède celui de la réduction du bruit NR [54].

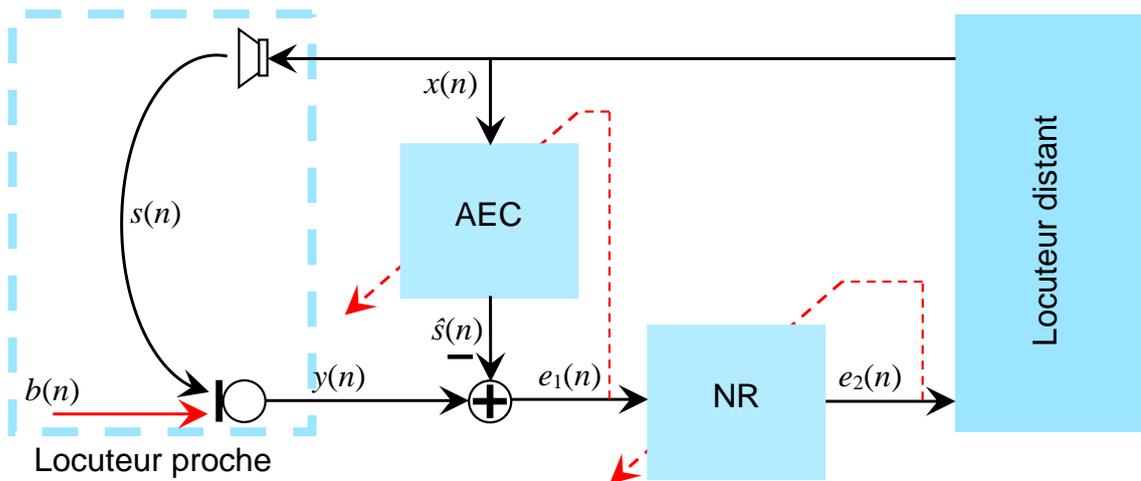


Figure 2. 13 : Schéma en bloc d'une structure en cascade AEC/NR.

Dans la structure en cascade AEC/NR, l'annulateur d'écho placé en tête, est perturbé par le bruit présent dans le signal du microphone, cela traduit un écho résiduel important.

#### 2.4.2. Structure en cascade NR/AEC

Afin de réduire l'influence du bruit sur l'annulateur d'écho acoustique, on peut effectuer la réduction du bruit avant l'annulation d'écho acoustique. La figure 2.14, présente la structure en cascade NR/AEC, où, l'étage de réduction de bruit précède l'annulation d'écho acoustique [55]. L'opération de réduction du bruit permet d'améliorer le rapport signal à bruit, mais en contrepartie, elle peut introduire des distorsions non linéaires sur l'écho, ce qui perturbe l'opération d'identification du chemin acoustique.

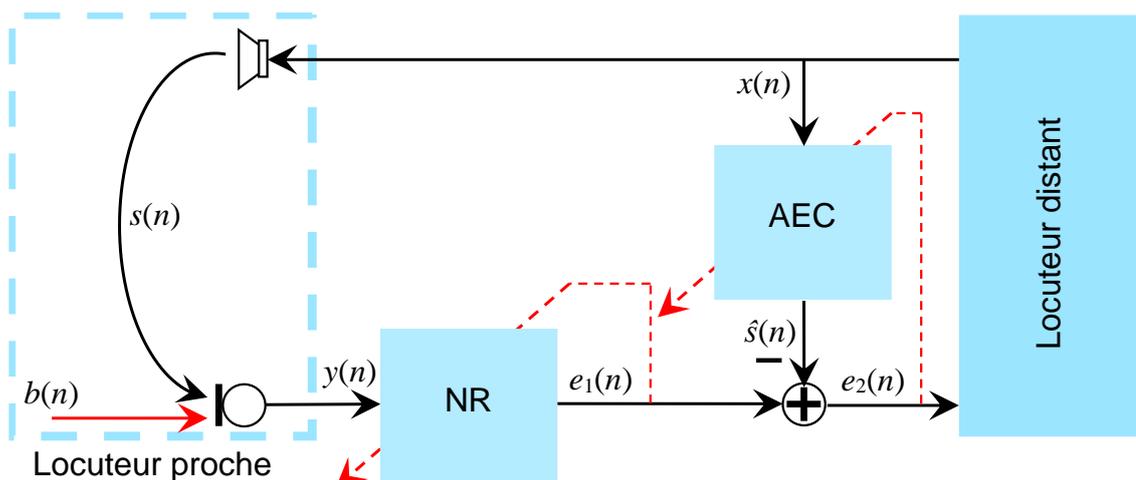


Figure 2. 14 : Schéma en bloc d'une structure en cascade NR/AEC.

## 2.5. Conclusion

Au cours de ce chapitre, nous avons présenté un ensemble de méthodes de réduction du bruit et d'annulation d'écho acoustique.

Dans une première partie, nous avons présenté un panel de méthodes de réduction du bruit mono et multi-capteurs couramment utilisées. Dans la deuxième partie, nous avons présenté le problème d'annulation d'écho acoustique comme étant un problème d'identification adaptative d'un filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) modélisant le chemin d'écho. Enfin, pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, deux structures en cascades couplant le débruitage et l'annulation d'écho ont été présentées.

## CHAPITRE 3

# NOUVEAUX ALGORITHMES BICAPTEURS POUR LE REHAUSSEMENT DU SIGNAL DE PAROLE.

### 3.1. Introduction

Afin de conserver la liberté de mouvement du locuteur et d'assurer le confort de la conversation, les systèmes de communication de type mains-libres se sont imposés dans un certain nombre d'applications téléphoniques. Parmi celles-ci, on peut citer la téléconférence, l'audioconférence sur postes téléphoniques et les combinés mains-libres pour les services de radiotéléphonie mobile, notamment à l'intérieur des véhicules.

En effet, tous ces terminaux sont composés d'un système de prise de son à un ou plusieurs microphones disposés à proximité de l'utilisateur et d'un système de restitution de son, composé d'un ou plusieurs haut-parleurs. Grâce aux systèmes mains-libres, les locuteurs sont libérés de la contrainte de tenir un combiné téléphonique dans la main. Cependant, la dématérialisation de la prise de son favorise l'émergence de bruit du fait de l'augmentation de la distance entre la bouche du locuteur et le microphone [56]. Face à la gêne occasionnée par le bruit acoustique, la téléphonie mains-libres doit donc inclure un dispositif de réduction de bruit pour assurer une communication de bonne qualité.

Dans ce chapitre nous considérons le cas des terminaux mains-libres compact, dont les capteurs sont spatialement proches, où, les signaux captés par les microphones contiennent des mélanges de parole et de bruit. Afin d'extraire la parole du bruit avec un minimum de dégradation, nous réaliserons la réduction du bruit par la séparation aveugle de sources.

Dans cette contribution, nous présenterons deux nouveaux algorithmes bicapteurs dédiés aux applications de réduction du bruit et d'amélioration de la parole. Ces deux algorithmes reposent sur des combinaisons entre l'algorithme SFTF et les deux structures de séparation aveugle de sources directe et récursive.

Dans ce chapitre nous nous sommes intéressés à la famille des algorithmes de type moindres carrés transversaux rapide, notamment à la version simplifiée SFTF. La particularité de cet algorithme est qu'il est numériquement stable et à une charge de calcul réduite tout en présentant une amélioration du comportement adaptatif.

Les deux algorithmes proposés seront détaillés le long de ce chapitre. Les résultats d'une étude comparative de chaque algorithme proposé seront également présentés. Le reste de ce chapitre est organisé comme suit :

Dans la section 3.2, nous présenterons les deux structures de séparation aveugle de sources directe et récursive. Les algorithmes proposés seront détaillés dans la section 3.3. Dans la section 3.4, nous présenterons les résultats de simulations et finalement une conclusion sera donnée dans la section 3.5.

### 3.2. Structures de séparation aveugle de sources

Il est bien connu que la séparation aveugle de sources est une technique efficace pour la réduction du bruit acoustique et l'amélioration de la parole dans de nombreux systèmes de communication modernes. Récemment, une attention particulière a été portée aux structures de séparation aveugle de sources directes et récursives appliquées pour le rehaussement du signal de parole et la réduction du bruit acoustique dans les systèmes de communication mains-libres [57, 58].

La figure 3.1 représente le principe de la séparation aveugle de sources bicapteurs, où, le modèle de mélange linéaire convolutif bicapteurs simplifié, déjà décrit dans le chapitre 2, est considéré pour produire un modèle précis des propriétés acoustiques d'une communication mains-libres à l'intérieur d'un habitacle de voiture.

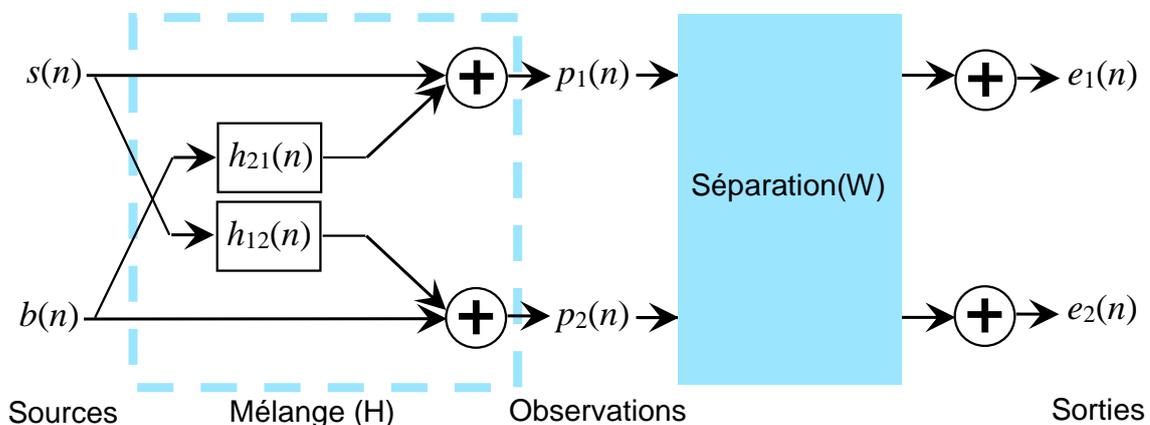


Figure 3. 1 : Schéma de principe de la séparation aveugle de sources bicapteurs.

Les signaux de sorties du mélange convolutif,  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  donnés, respectivement, par les équations (3.1) et (3.2) seront utilisés comme entrées de la structure de séparation aveugle de sources.

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (3.1)$$

$$p_2(n) = s(n) * h_{12}(n) + b(n) \quad (3.2)$$

Le problème de la séparation aveugle de sources consiste à retrouver, avec le moins de connaissance a priori, les signaux sources à partir de la seule connaissance des signaux observés. Pour résoudre ce problème, nous nous intéresserons dans notre étude aux deux structures de séparation aveugle de sources directes et récursives.

### 3.2.1. Structure directe

En partant uniquement des observations  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$ , la structure de séparation aveugle de sources directe FBSS consiste à construire un système de séparation en utilisant des filtres adaptatifs, qui permettent d'estimer au mieux les sources initiales [59]. La figure 3.2 illustre la procédure de la séparation directe.

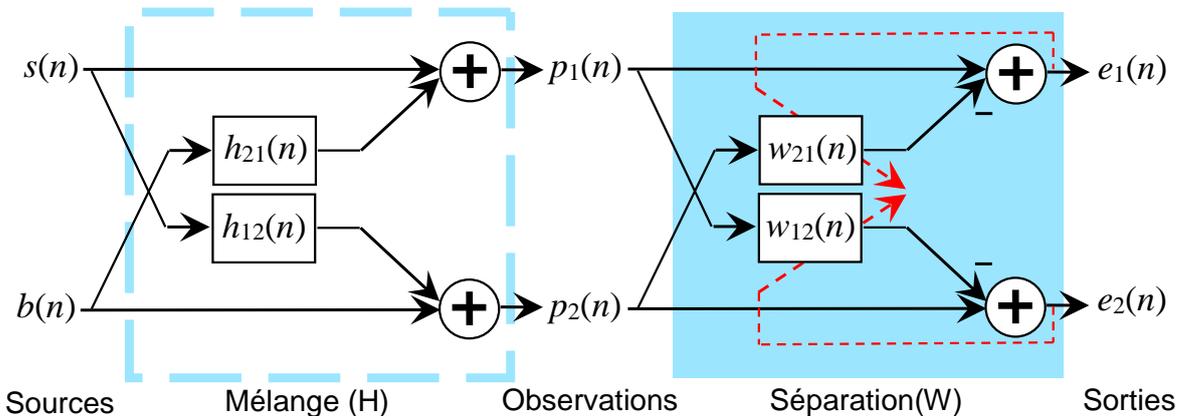


Figure 3. 2 : Procédure de séparation aveugle de sources directe FBSS.

Pour cette structure, les signaux de sorties  $e_1(n)$  et  $e_2(n)$  sont donnés par les formules suivantes :

$$e_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.3)$$

$$e_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.4)$$

Ces relations s'écrivent en fonction des observations  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  comme suite :

$$e_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] + b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] \quad (3.5)$$

$$e_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] + s(n) * [h_{12}(n) * w_{12}(n)] \quad (3.6)$$

$\delta(n)$  désigne l'impulsion unitaire de Kronecker. Sous l'hypothèse d'optimalité des deux filtres adaptatifs,  $w_{21}(n) = h_{21}(n)$  et  $w_{12}(n) = h_{12}(n)$ , nous obtiendrons les formules des signaux de sorties suivantes :

$$e_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (3.7)$$

$$e_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (3.8)$$

A la sortie de la FBSS, nous remarquerons que les signaux sources sont restaurés avec une distorsion. On peut s'échapper à cette situation en ajoutant un post-filtre à chaque sortie. Ces deux post-filtres sont donnés par [60]:

$$PF_1(n) = PF_2(n) = \frac{1}{\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)} \quad (3.9)$$

Dans le cadre de notre étude on considère la situation où les microphones sont espacés, ce qui permet d'éviter le problème des postes filtres.

### 3.2.2. Structure réursive

Cette approche aveugle vise à obtenir les estimations des signaux sources originaux,  $s(n)$  et  $b(n)$ , en utilisant les observations et les signaux de sorties. Chaque sortie du système de séparation est une combinaison linéaire d'une observation  $p_i(n)$  et de l'autre sortie  $u_j(n)$  [59], la structure BBSS est représentée par la figure 3.3.

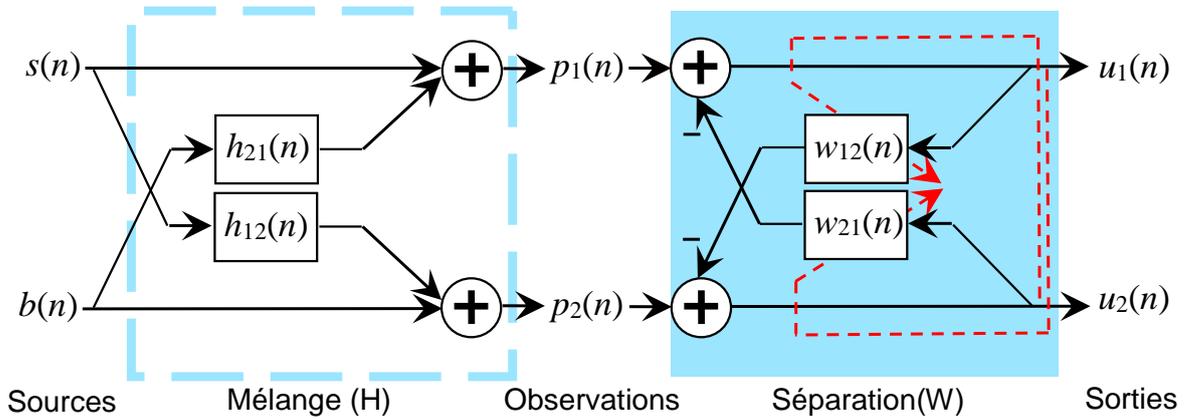


Figure 3. 3 : Procédure de séparation aveugle de sources réursive BBSS.

La structure BBSS conduit aux relations de sortie suivantes :

$$u_1(n) = p_1(n) - u_2(n) * w_{21}(n) \quad (3.10)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - u_1(n) * w_{12}(n) \quad (3.11)$$

En remplaçant les expressions de  $p_1(n)$  et  $u_2(n)$  dans  $u_1(n)$  ensuite  $p_2(n)$  et  $u_1(n)$  dans l'expression de  $u_2(n)$ , nous obtenons :

$$u_1(n) = \left( \frac{1}{\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)} \right) * [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n))] \quad (3.12)$$

$$u_2(n) = \left( \frac{1}{\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)} \right) * [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] \quad (3.13)$$

Afin d'obtenir le signal de parole sur la sortie  $u_1(n)$  et le bruit sur la sortie  $u_2(n)$ , une hypothèse d'optimalité est utilisée pour les deux filtres adaptatifs  $w_{21}(n) = h_{21}(n)$ ,  $w_{12}(n) = h_{12}(n)$

$$u_1(n) = s(n) \quad (3.14)$$

$$u_2(n) = b(n) \quad (3.15)$$

À partir des équations (3.14) et (3.15), nous remarquerons que les signaux sources ponctuels  $s(n)$  et  $b(n)$  sont restaurés sans distorsion contrairement au modèle directe qui nécessite des post-filtres à la sortie pour corriger la distorsion.

### 3.3. Algorithmes bicapteurs proposés

Nous présenterons dans cette section, deux algorithmes bicapteurs en vue d'améliorer la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole dans les systèmes de communication mains-libres. Ces deux approches sont principalement basées sur la combinaison entre les structures de séparation aveugle de sources directe et récursive et l'algorithme des moindres carrés transversaux rapides simplifié (SFTF).

#### 3.3.1. Algorithme 1

Le premier algorithme bi-capteurs (Algorithme 1) que nous proposons repose sur la combinaison entre la structure de séparation aveugle de sources directe FBSS et l'algorithme des moindres carrés transversaux rapides simplifié (SFTF) [61]. La figure 3.4 présente un schéma détaillé de l'Algorithme1.

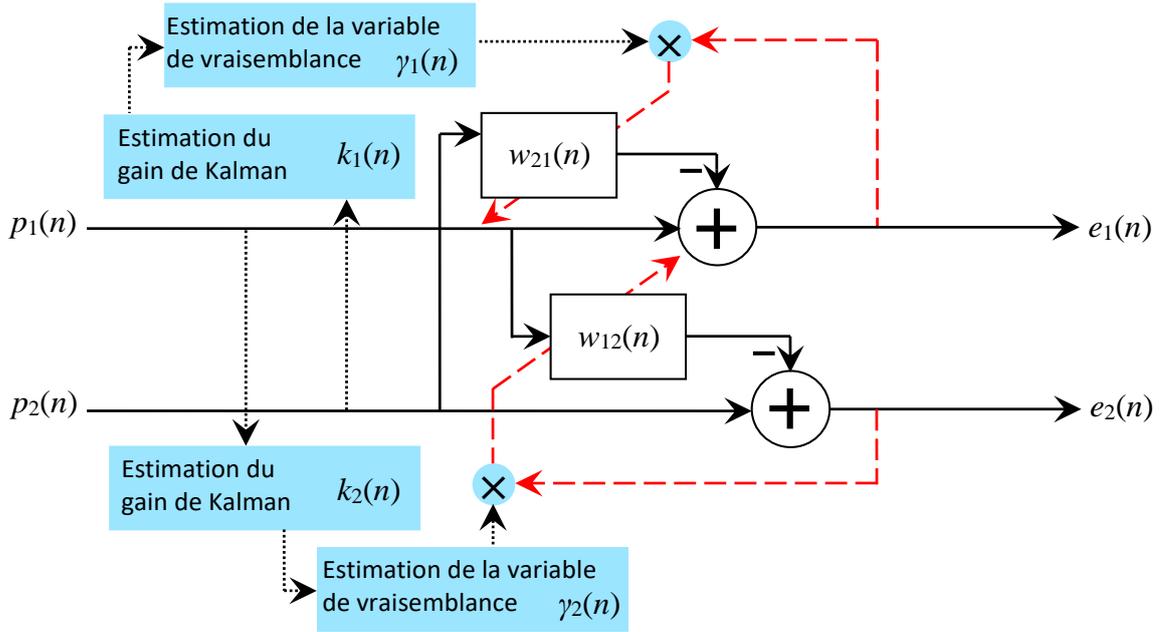


Figure 3. 4 : Schéma détaillé de l'Algorithme 1.

Les signaux rehaussés  $e_1(n)$  et  $e_2(n)$  obtenus par l'Algorithme 1 (voir figure 3.4) sont exprimés par une notation vectorielle comme suit :

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n-1) \quad (3.16)$$

$$e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{p}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n-1) \quad (3.17)$$

Où,  $\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs qui contiennent les  $L$  derniers échantillons des signaux observés  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$ , respectivement.  $\mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21}(n), w_{21}(n-1), \dots, w_{21}(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{w}_{12}(n) = [w_{12}(n), w_{12}(n-1), \dots, w_{12}(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs des coefficients des deux filtres adaptatifs  $w_{21}(n)$  et  $w_{12}(n)$ , respectivement.

Les deux équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs  $w_{21}(n)$  et  $w_{12}(n)$  par l'Algorithme 1 sont représentées, par les deux formules suivantes :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - e_1(n)\gamma_1(n)\mathbf{k}_1(n) \quad (3.18)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) - e_2(n)\gamma_2(n)\mathbf{k}_2(n) \quad (3.19)$$

Où  $\mathbf{k}_1(n) = [k_1(n), k_1(n-1), \dots, k_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{k}_2(n) = [k_2(n), k_2(n-1), \dots, k_2(n-L+1)]^T$  représentent les vecteurs gains de Kalman duaux. Les scalaires  $\gamma_1(n)$  et  $\gamma_2(n)$  sont les variables de vraisemblance qui seront décrites par la suite.

Les relations de mise à jour des deux vecteurs  $k_1(n)$  et  $k_2(n)$  peuvent être données en utilisant les prédictions aller  $a_1(n)$  et  $a_2(n)$  comme suit:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_1(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_1(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_1(n)}{\lambda_f \alpha_1(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_1(n-1) \end{bmatrix} \quad (3.20)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_2(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_2(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_2(n)}{\lambda_f \alpha_2(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_2(n-1) \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Où,  $\mathbf{a}_1(n) = [a_1(n), a_1(n-1), \dots, a_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{a}_2(n) = [a_2(n), a_2(n-1), \dots, a_2(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs de prédiction aller. Le paramètre  $\lambda_f$  ( $0 < \lambda_f < 1$ ) est un facteur d'oubli,  $\xi$  est un petit scalaire positif utilisé pour éviter la division par de petites valeurs dans les périodes d'inactivité du signal vocal (périodes de silence) et l'astérisque (\*) représente le dernier élément inutile des vecteurs  $k_1(n)$  et  $k_2(n)$ .  $\alpha_1(n)$  et  $\alpha_2(n)$  sont les variances des erreurs de prédiction aller, elles sont estimées récursivement par les relations exactes suivantes :

$$\alpha_1(n) = \lambda_f \alpha_1(n-1) + \gamma_1(n-1) \varepsilon_1^2(n) \quad (3.22)$$

$$\alpha_2(n) = \lambda_f \alpha_2(n-1) + \gamma_2(n-1) \varepsilon_2^2(n) \quad (3.23)$$

Les erreurs de prédiction  $\varepsilon_1(n)$  et  $\varepsilon_2(n)$  peuvent être calculées par les relations suivantes :

$$\varepsilon_1(n) = p_2(n) - \mathbf{a}_1^T(n-1) \mathbf{p}_2(n-1) \quad (3.24)$$

$$\varepsilon_2(n) = p_1(n) - \mathbf{a}_2^T(n-1) \mathbf{p}_1(n-1) \quad (3.25)$$

Où  $\mathbf{a}_1(n)$  et  $\mathbf{a}_2(n)$  sont les vecteurs des coefficients de prédiction aller obtenus en minimisant respectivement les fonctions  $E[\varepsilon_1^2(n)]$  et  $E[\varepsilon_2^2(n)]$ . Les formules de mise à jour des coefficients des vecteurs de prédiction aller  $\mathbf{a}_1(n)$  et  $\mathbf{a}_2(n)$  sont données par les relations suivantes:

$$\mathbf{a}_1(n) = \rho [\mathbf{a}_1(n-1) - \varepsilon_1(n) \gamma_1(n-1) \mathbf{k}_1(n-1)] \quad (3.26)$$

$$\mathbf{a}_2(n) = \rho [\mathbf{a}_2(n-1) - \varepsilon_2(n) \gamma_2(n-1) \mathbf{k}_2(n-1)] \quad (3.27)$$

Le facteur de fuite  $0 < \rho < 1$  dans (3.26) et (3.27) est utilisé pour contrôler les coefficients de prédiction aller pour une meilleure robustesse contre les erreurs de propagation numériques.

Les variables de vraisemblance  $\gamma_1(n)$  et  $\gamma_2(n)$  sont calculées, respectivement, par les relations (3.28) et (3.29) :

$$\gamma_1(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_1^T(n) \mathbf{p}_2(n)} \quad (3.28)$$

$$\gamma_2(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_2^T(n) \mathbf{p}_1(n)} \quad (3.29)$$

Les équations et La complexité de calcul de l'algorithme 1 proposé sont énumérées dans le tableau 3.1, dans ce tableau, la complexité de calcul incluse, le nombre des multiplications. Cette complexité de calcul est donnée en fonction de  $L$ , où,  $L$  représente la taille du filtre.

Tableau 3. 1 : Listing de l'Algorithme 1.

Algorithme 1	Nombre Mult/Div
Erreurs de prédiction aller: $\varepsilon_1(n) = p_2(n) - \mathbf{a}_1^T(n-1) \mathbf{p}_2(n-1)$ $\varepsilon_2(n) = p_1(n) - \mathbf{a}_2^T(n-1) \mathbf{p}_1(n-1)$	$L$ $L$
Variances des erreurs de prédiction aller : $\alpha_1(n) = \lambda_f \alpha_1(n-1) + \gamma_1(n-1) \varepsilon_1^2(n)$ $\alpha_2(n) = \lambda_f \alpha_2(n-1) + \gamma_2(n-1) \varepsilon_2^2(n)$	3 3
Vecteurs gains de Kalman duaux : $\begin{bmatrix} \mathbf{k}_1(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_1(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_1(n)}{\lambda_f \alpha_1(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_1(n-1) \end{bmatrix}$	$2L + 1$
Prédiction $\begin{bmatrix} \mathbf{k}_2(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_2(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_2(n)}{\lambda_f \alpha_2(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_2(n-1) \end{bmatrix}$	$2L + 1$
Coefficients de prédiction aller : $\mathbf{a}_1(n) = \rho [\mathbf{a}_1(n-1) - \varepsilon_1(n) \gamma_1(n-1) \mathbf{k}_1(n-1)]$ $\mathbf{a}_2(n) = \rho [\mathbf{a}_2(n-1) - \varepsilon_2(n) \gamma_2(n-1) \mathbf{k}_2(n-1)]$	$L + 2$ $L + 2$
Variables de vraisemblance : $\gamma_1(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_1^T(n) \mathbf{p}_2(n)}$ $\gamma_2(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_2^T(n) \mathbf{p}_1(n)}$	$L + 1$ $L + 1$
Filtrage Erreurs de filtrage : $e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n-1)$ $e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{p}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n-1)$	$L$ $L$
Adaptation Equations de mise à jour des filtres adaptatifs : $\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - e_1(n) \gamma_1(n) \mathbf{k}_1(n)$ $\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) - e_2(n) \gamma_2(n) \mathbf{k}_2(n)$	$L + 1$ $L + 1$
Complexité de calcul totale	$14L + 16$

- *Initialisation de l'algorithme 1*

Les conditions initiales de l'algorithme 1, sont les mêmes qu'avec l'algorithme SFTF original [22], car cet algorithme est une extension bicapteurs de la version originale. Les initialisations de l'algorithme 1 proposé sont résumées dans le tableau 3.2.

Tableau 3. 2 : Initialisation de l'algorithme 1 proposé.

Algorithme 1	Initialisations
Prédiction	$\mathbf{k}_1(0) = \mathbf{k}_2(0) = 0, \alpha_1(0) = \alpha_2(0) = E_0 \lambda_f^L, \mathbf{a}_1(n) = \mathbf{a}_2(n) = 0,$ $\gamma_1(0) = \gamma_2(0) = 1.$
Filtrage	$\mathbf{p}_1(0) = \mathbf{p}_2(0) = 0.$
Adaptation	$\mathbf{w}_{12}(0) = \mathbf{w}_{21}(0) = 0.$

$E_0$  est la constante d'initialisation.

### 3.3.2. Algorithme 2

Cet algorithme est inspiré de l'Algorithme 1, où, il combine une version moins complexe de l'algorithme des moindres carrés transversaux rapides simplifié (SFTF) proposé dans [62] avec la structure de séparation aveugle de sources récursive (BBSS). Cet algorithme [63,64] permet d'améliorer le processus de réduction de bruit tout en préservant la qualité du signal de sortie. Le schéma détaillé de l'Algorithme 2 est donné par la figure 3.5.

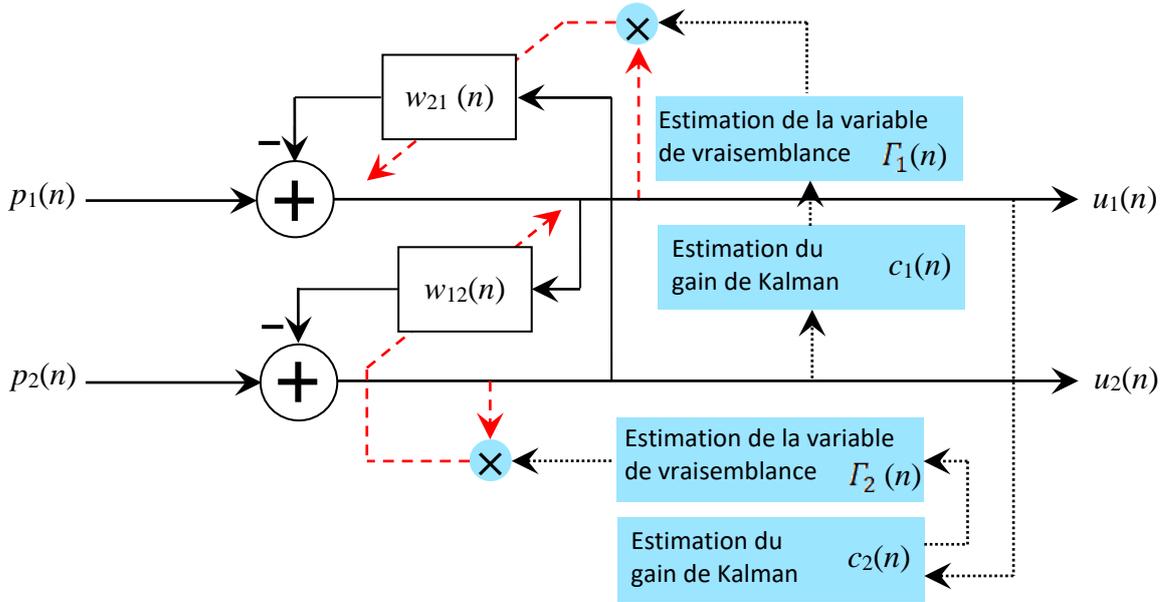


Figure 3. 5 : Schéma détaillé de l'Algorithme 2.

Dans le schéma de l'Algorithme 2, les erreurs de filtrage sont données par une notation vectorielle, comme suit:

$$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{u}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n-1) \quad (3.30)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{u}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n-1) \quad (3.31)$$

Où,  $\mathbf{u}_1(n) = [u_1(n), u_1(n-1), \dots, u_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{u}_2(n) = [u_2(n), u_2(n-1), \dots, u_2(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs qui contiennent les  $L$  derniers échantillons des signaux de sorties  $u_1(n)$  et  $u_2(n)$ , respectivement.  $\mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21}(n), w_{21}(n-1), \dots, w_{21}(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{w}_{12}(n) = [w_{12}(n), w_{12}(n-1), \dots, w_{12}(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs des coefficients des deux filtres adaptatifs  $w_{21}(n)$  et  $w_{12}(n)$ , respectivement. Les filtres adaptatifs  $w_{21}(n)$  et  $w_{12}(n)$  sont mis à jour par l'algorithme 2, comme suit :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - u_1(n) \Gamma_1(n) \mathbf{c}_1(n) \quad (3.32)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) - u_2(n) \Gamma_2(n) \mathbf{c}_2(n) \quad (3.33)$$

Où,  $\mathbf{c}_1(n)$  et  $\mathbf{c}_2(n)$  représentent les vecteurs gains de Kalman duaux [63]. Les relations de mise à jour des deux vecteurs  $\mathbf{c}_1(n)$  et  $\mathbf{c}_2(n)$  sont données comme suit:

$$\mathbf{c}_1(n) = \mathbf{c}_1(n-1) - \mathbf{A}_1(n) \quad (3.34)$$

$$\mathbf{c}_2(n) = \mathbf{c}_2(n-1) - \mathbf{A}_2(n) \quad (3.35)$$

Où :

$$\mathbf{A}_1(n) = \left( \frac{\epsilon_1(n)}{\lambda_b \beta_1(n-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_1(n-1) \quad (3.36)$$

$$\mathbf{A}_2(n) = \left( \frac{\epsilon_2(n)}{\lambda_b \beta_2(n-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_2(n-1) \quad (3.37)$$

Où, le paramètre  $\lambda_b$  est un facteur d'oubli exponentiel qui doit satisfaire la condition :  $0 < \lambda_b < 1$ ,  $\xi$  est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par de petites valeurs dans les périodes de silence, les deux vecteurs  $\mathbf{A}_1(n) = [A_1(n), A_1(n-1), \dots, A_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{A}_2(n) = [A_2(n), A_2(n-1), \dots, A_2(n-L+1)]^T$  sont définis pour être utilisés dans le calcul des deux scalaires de vraisemblance qui seront donnés dans la suite et  $\beta_1(n)$  et  $\beta_2(n)$  sont les variances des erreurs de prédiction aller, elles sont estimées par les relations suivantes :

$$\beta_1(n) = \lambda_b \beta_1(n-1) + \Gamma_1(n-1) \epsilon_1^2(n) \quad (3.38)$$

$$\beta_2(n) = \lambda_b \beta_2(n-1) + \Gamma_2(n-1) \epsilon_2^2(n) \quad (3.39)$$

Où,  $\epsilon_1(n)$  et  $\epsilon_2(n)$  sont les erreurs de prédiction et sont estimées par les relations suivantes :

$$\epsilon_1(n) = u_2(n) - \mathbf{a}_1^T(n) \mathbf{u}_2(n-1) \quad (3.40)$$

$$\epsilon_2(n) = u_1(n) - \mathbf{a}_2^T(n) \mathbf{u}_1(n-1) \quad (3.41)$$

Le paramètre  $0 < \eta < 1$  est utilisé pour contrôler les variances des erreurs de prédiction aller et pour assurer une meilleure robustesse contre les erreurs de propagation numériques.  $\mathbf{a}_1(n)$  et  $\mathbf{a}_2(n)$  sont les vecteurs des coefficients de prédiction aller et sont obtenus en minimisant respectivement les fonctions  $E[\epsilon_1^2(n)]$  et  $E[\epsilon_2^2(n)]$ . Les formules de mise à jour des coefficients de prédiction aller  $\mathbf{a}_1(n)$  et  $\mathbf{a}_2(n)$  sont données par les relations suivantes:

$$\mathbf{a}_1(n) = \mathbf{a}_1(n-1) - \epsilon_1(n) \Gamma_1(n) \mathbf{c}_1(n-1) \quad (3.42)$$

$$\mathbf{a}_2(n) = \mathbf{a}_2(n-1) - \epsilon_2(n) \Gamma_2(n) \mathbf{c}_2(n-1) \quad (3.43)$$

Les scalaires de contrôle de vraisemblance  $\Gamma_1(n)$  et  $\Gamma_2(n)$  des relations (3.42) et (3.43), respectivement, sont calculés comme suit :

$$\Gamma_1(n) = \eta \frac{1}{1 + \vartheta_1(n)} \quad (3.44)$$

$$\Gamma_2(n) = \eta \frac{1}{1 + \vartheta_2(n)} \quad (3.45)$$

Où :

$$\vartheta_1(n) = \vartheta_1(n-1) - A_1(n) \epsilon_1(n) + A_1(n-L+1) \epsilon_1(n-L+1) \quad (3.46)$$

$$\vartheta_2(n) = \vartheta_2(n-1) - A_2(n) \epsilon_2(n) + A_2(n-L+1) \epsilon_2(n-L+1) \quad (3.47)$$

Le tableau 3.4 résume Les équations et la complexité de calcul (nombre d'opération nécessaires à chaque itération) de l'algorithme 2 proposé.

Tableau 3. 3 : Listing de l'Algorithme 2.

Algorithme 2		Nombre Mult/Div
Prédiction	Erreurs de prédiction aller:	
	$\epsilon_1(n) = u_2(n) - \eta \mathbf{a}_1^T(n) \mathbf{u}_2(n-1)$	$L + 1$
	$\epsilon_2(n) = u_1(n) - \eta \mathbf{a}_2^T(n) \mathbf{u}_1(n-1)$	$L + 1$
	Variances des erreurs de prédiction aller :	
	$\beta_1(n) = \lambda_b \beta_1(n-1) + \Gamma_1(n-1) \epsilon_1^2(n)$	3
	$\beta_2(n) = \lambda_b \beta_2(n-1) + \Gamma_2(n-1) \epsilon_2^2(n)$	3
	Vecteurs gains de Kalman duaux :	
	$\mathbf{c}_1(n) = \mathbf{c}_1(n-1) - \mathbf{A}_1(n)$	
	$\mathbf{c}_2(n) = \mathbf{c}_2(n-1) - \mathbf{A}_2(n)$	
	$\mathbf{A}_1(n) = \left( \frac{\epsilon_1(n)}{\lambda_b \beta_1(n-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_1(n-1)$	$L + 2$
	$\mathbf{A}_2(n) = \left( \frac{\epsilon_2(n)}{\lambda_b \beta_2(n-1) + \xi} \right) \mathbf{a}_2(n-1)$	$L + 2$
	Coefficients de prédiction aller :	
	$\mathbf{a}_1(n) = \mathbf{a}_1(n-1) - \epsilon_1(n) \Gamma_1(n) \mathbf{c}_1(n-1)$	$L + 1$
	$\mathbf{a}_2(n) = \mathbf{a}_2(n-1) - \epsilon_2(n) \Gamma_2(n) \mathbf{c}_2(n-1)$	$L + 1$
Variables de vraisemblance :		
$\Gamma_1(n) = \frac{\eta}{1 + \vartheta_1(n)}$	1	
$\Gamma_2(n) = \frac{\eta}{1 + \vartheta_2(n)}$	1	
$\vartheta_1(n) = \vartheta_1(n-1) - A_1(n) \epsilon_1(n) + A_1(n-L+1) \epsilon_1(n-L+1)$	2	
$\vartheta_2(n) = \vartheta_2(n-1) - A_2(n) \epsilon_2(n) + A_2(n-L+1) \epsilon_2(n-L+1)$	2	
Filtrage	Erreurs de filtrage :	
	$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{u}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n-1)$	$L$
	$u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{u}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n-1)$	$L$
Adaptation	Equations de mise à jour des filtres adaptatifs :	
	$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - u_1(n) \Gamma_1(n) \mathbf{c}_1(n)$	$L + 1$
	$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) - u_2(n) \Gamma_2(n) \mathbf{c}_2(n)$	$L + 1$
Complexité de calcul totale		$10L + 22$

- *Initialisation de l'algorithme 2*

Les initialisations de l'algorithme 2 proposé sont seulement une répétition de l'initialisation globale de l'algorithme SFTF, et sont résumées dans le tableau 3.5.

Tableau 3. 4 : Initialisations de l'algorithme 2 proposé.

Algorithme 2	Initialisations
Prédiction	$\mathbf{c}_1(0) = \mathbf{c}_2(0) = 0, \mathbf{A}_1(0) = \mathbf{A}_2(0) = 0, \mathbf{A}_1(0) = \mathbf{A}_2(0) = 0,$ $a_1(0) = a_2(0) = E_0 \lambda_b^L, \Gamma_1(0) = \Gamma_2(0) = 1, \vartheta_1(0) = \vartheta_1(0) = 0.$
Filtrage	$\mathbf{u}_1(0) = \mathbf{u}_2(0) = 0.$
Adaptation	$\mathbf{w}_{12}(0) = \mathbf{w}_{21}(0) = 0.$

$E_0$  est la constante d'initialisation.

### 3.4. Résultats de simulation des algorithmes bicapteurs proposés

Dans cette section, nous présenterons la validation expérimentale des algorithmes proposés.

En premier lieu, nous allons présenter les signaux sources utilisés dans la simulation (parole et bruit). Nous présenterons par la suite l'environnement acoustique à travers les réponses impulsionnelles utilisées et les signaux du mélange.

En second temps, nous allons présenter une étude comparative réalisée entre chaque algorithme proposé et d'autres algorithmes compétitifs. Afin d'évaluer les performances de chaque algorithme proposé, nous allons effectuer des expériences intensives en termes de différents critères objectifs de qualité.

#### 3.4.1. Description des signaux utilisés en simulation

- *Simulation des signaux sources*

Dans nos simulations, nous avons utilisé deux signaux sources indépendants échantillonnés à  $f_e = 8\text{KHz}$  et codés en 16 bits. Ces signaux sources proviennent de la base de données AURORA [65].

Le premier signal source est le signal de parole  $s(n)$  d'une taille d'environ 4 secondes, prononcé par un locuteur masculin, le scénario est le suivant : « Un loup s'est jeté immédiatement sur la petite chèvre », il est présenté par la figure 3.6.

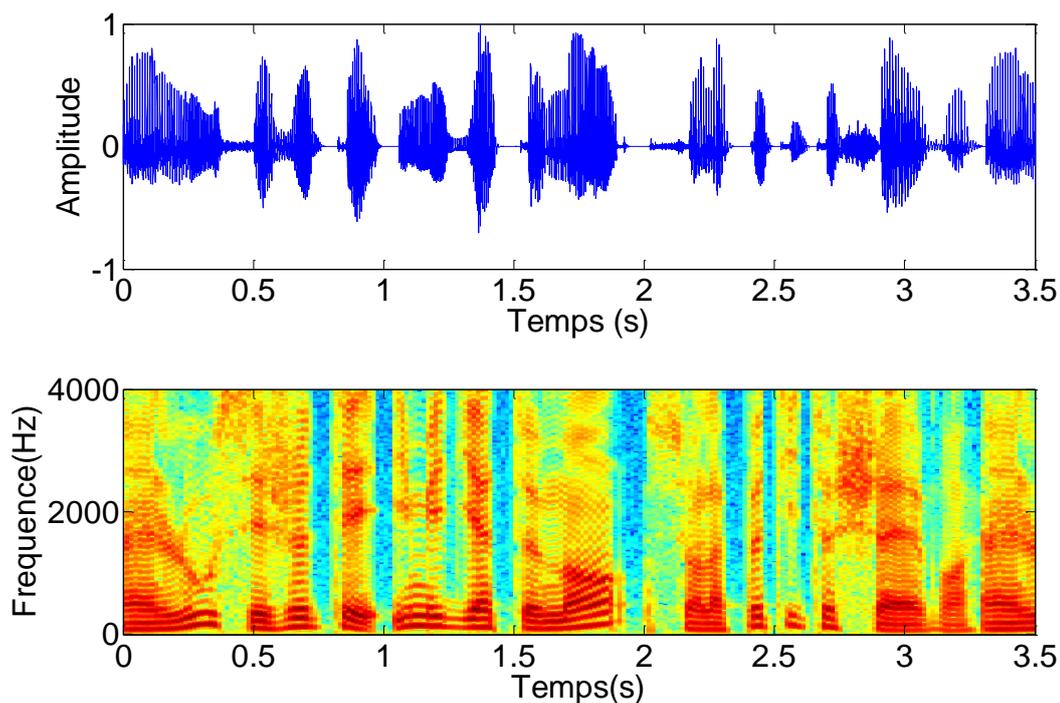
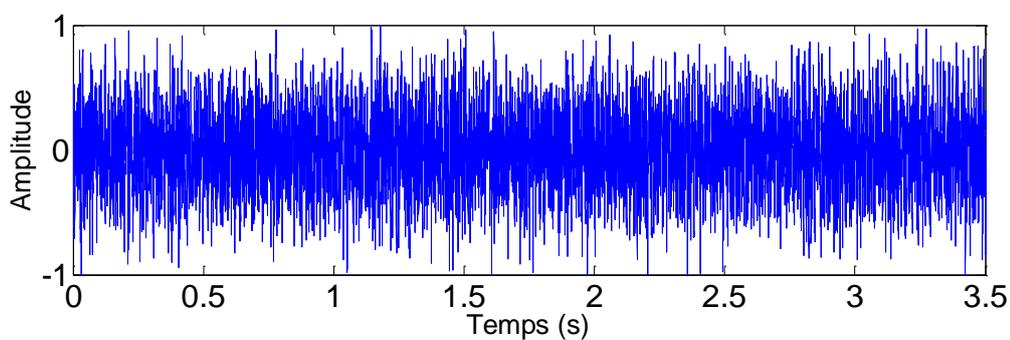


Figure 3. 6 : Évolution temporelle du signal de parole originale.

Pour la deuxième source, source de bruit, nous avons utilisé le bruit USASI (United states of america standards institute). Le bruit USASI est un bruit stationnaire avec un spectre similaire au spectre moyen de la parole et il est souvent utilisé comme signal de test dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole, pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs, il est présenté par la figure 3.7.



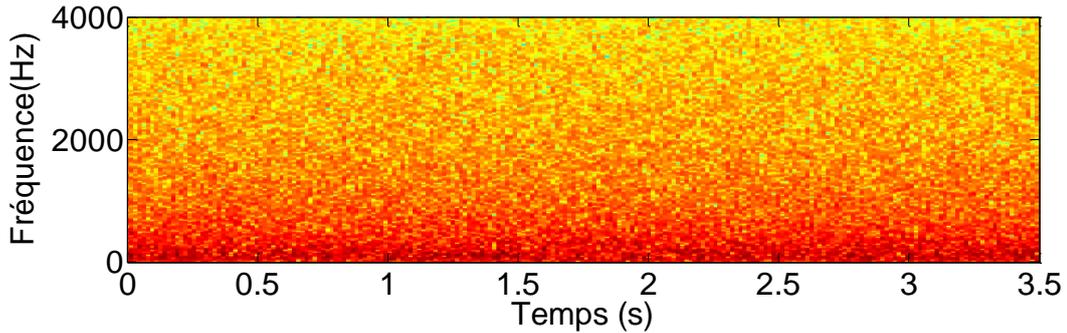


Figure 3. 7 : Évolution temporelle du signal de bruit USASI.

- *Simulation des réponses impulsionnelles*

Afin de simuler le milieu acoustique à l'intérieur d'un habitacle de voiture, nous utilisons une implémentation spécifique du modèle simplifié de mélange convolutif bicapteurs décrit dans le chapitre précédent, ce modèle étant rappelé sur la figure 3.8.

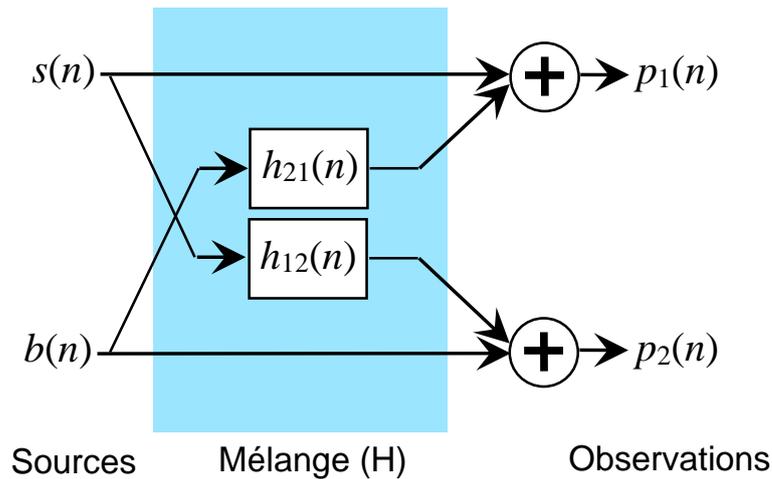


Figure 3. 8 : Modèle simplifié du mélange convolutif bicapteurs.

Ce modèle est cohérent avec la physique, il est capable de représenter de manière appropriée l'effet de la distance entre les deux microphones sur les caractéristiques des signaux, tout en restant conforme avec les fonctions de transfert supposées unitaire qui modélisent l'ensemble des chemins acoustique directs entre chaque signal de source ponctuelle et chaque capteur. Selon [66] Les deux réponses impulsionnelles du couplage croisé  $h_{12}(n)$  et  $h_{21}(n)$ , sont donnée comme suit:

$$h_{12}(n) = \delta(n) + h'_{12}(n) \quad (3.48)$$

$$h_{21}(n) = \delta(n) + h'_{21}(n) \quad (3.49)$$

L'impulsion unitaire  $\delta(n)$  localisée au début de la réponse impulsionnelle, représente le chemin acoustique direct entre chaque source et chaque microphone du couplage croisé.

La queue de réponse impulsionnelle  $h'(n)$  représente la contribution des trajets multiples correspondant aux réflexions à l'intérieur de l'habitacle du véhicule. Cette queue de réponse impulsionnelle est obtenue à partir d'un bruit aléatoire dont l'enveloppe temporelle est contrôlée selon la fonction de pondération suivante:

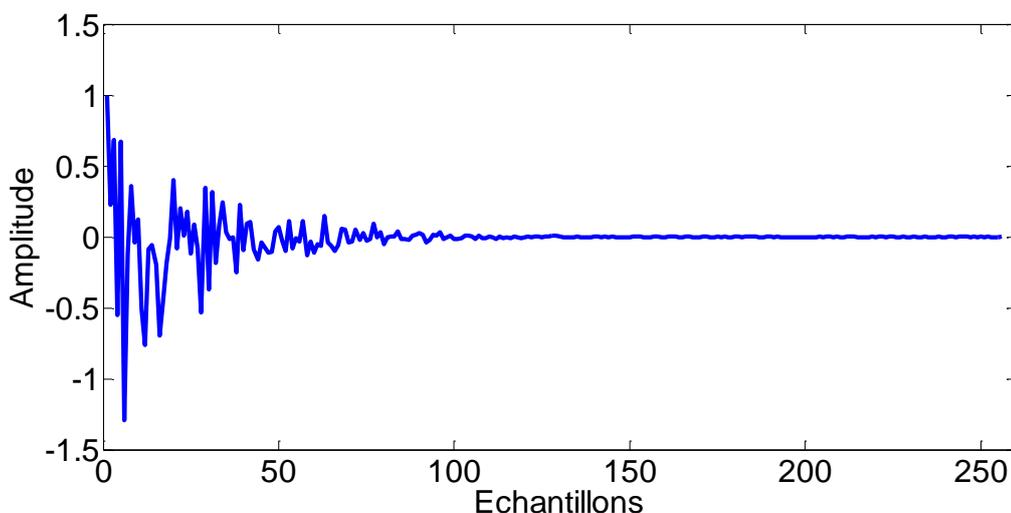
$$f(n) = Ae^{-Bn} \quad (3.50)$$

Où A est un facteur d'échelle lié à la variance de la séquence aléatoire ( $A = 1$ ) et B est un facteur d'amortissement, qui modélise l'absorption des ondes sonores sur les parois de la voiture et est donc lié au temps de réverbération  $tr$ , ce facteur est donné par l'expression suivante :

$$B = 3 \log(10)/tr = \frac{6.9078}{tr} \quad (3.51)$$

Les amplitudes des queues de réponse impulsionnelle  $h'_{12}(n)$  et  $h'_{21}(n)$ , sont ajustées à partir de la variance d'un bruit aléatoire qui est lié physiquement à l'espacement entre les deux microphones.

La figure 3.9 montre des exemples de telles réponses impulsionnelles: la variance de bruit aléatoire est égale à 0.5, ce qui correspond à des microphones espacés, le facteur d'amortissement est  $B = 0.0043$ . La taille des réponses impulsionnelles est  $L = 256$ .



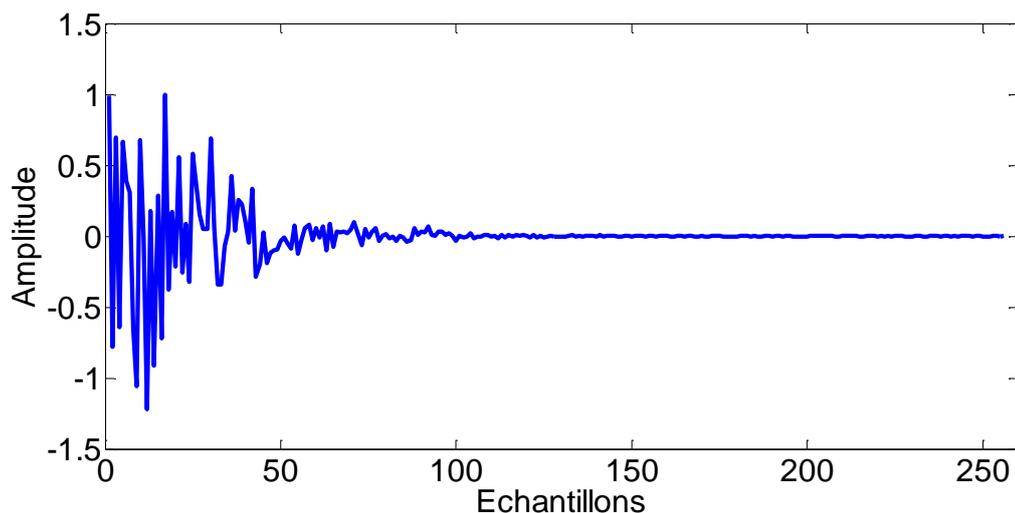


Figure 3. 9 : Réponses impulsionnelles des canaux de couplage acoustique croisé: [en haut]  $h_{12}(n)$ , [en bas]  $h_{21}(n)$  avec  $L = 256$ .

- *Signaux d'observation*

Les figures 3.10 et 3.11, représentent respectivement les signaux de mélange  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  générés selon le modèle de la figure 3.8. Le rapport signal sur bruit (RSB) à ces entrées, i.e. les deux microphones, est choisi égal à  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB.

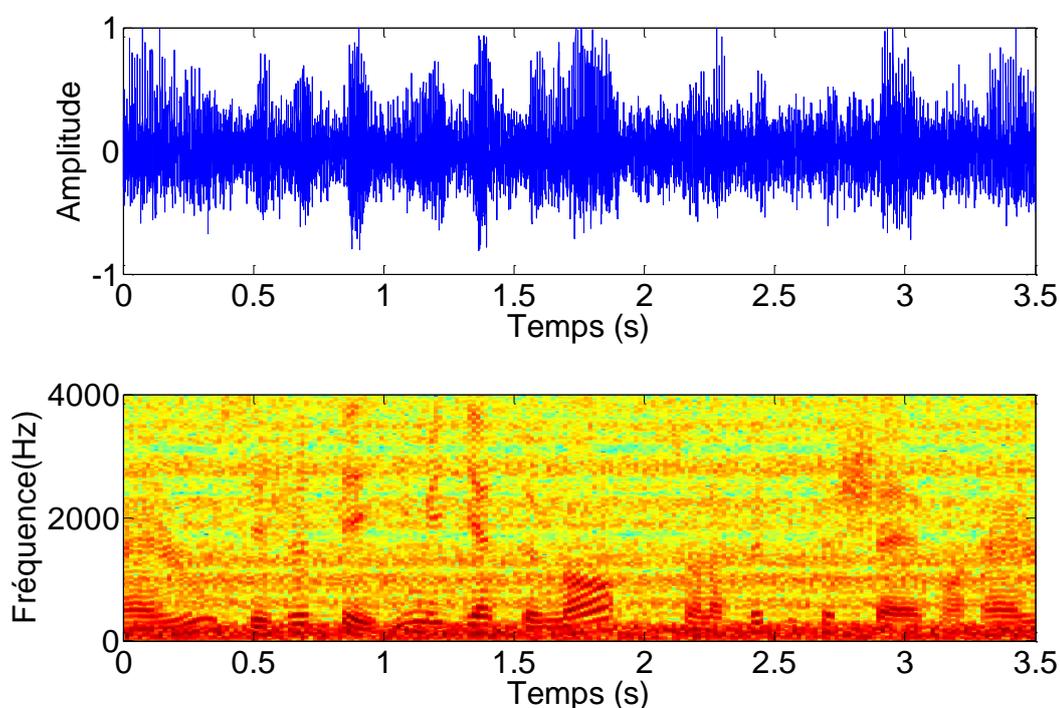


Figure 3. 10 : Evolution temporelle du signal de mélange  $p_1(n)$ .

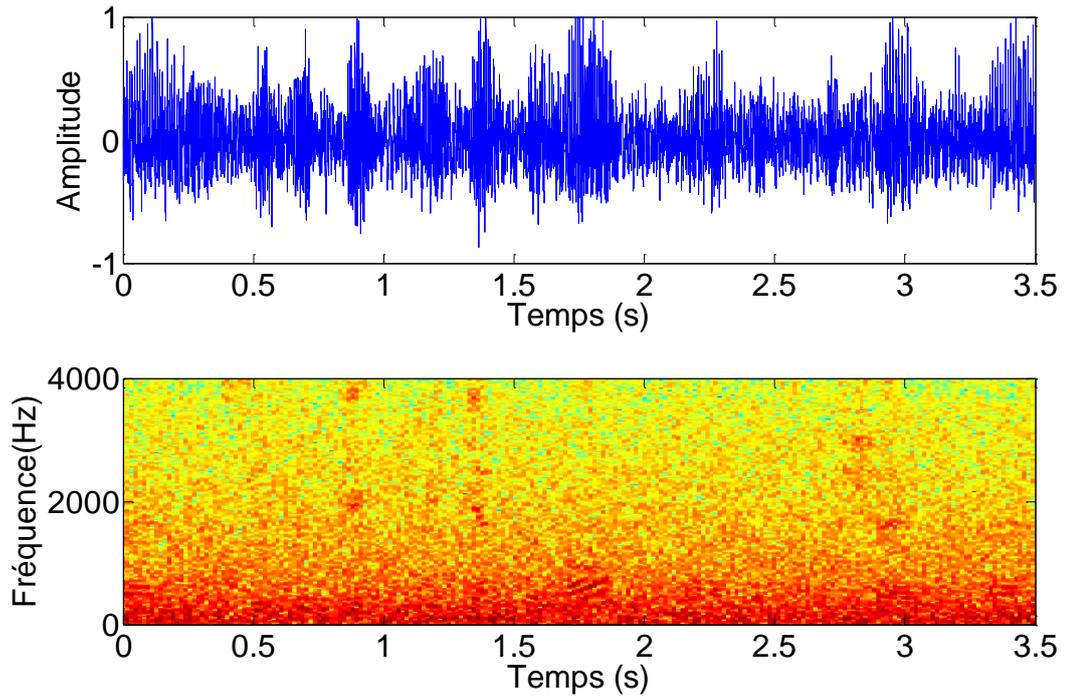


Figure 3. 11 : Evolution temporelle du signal de mélange  $p_2(n)$ .

- *Détection d'activité vocale (DAV)*

La séparation aveugle de sources de type directe et récursive est obtenue à partir d'un système de détection d'activité vocale (DAV).

Dans notre travail, un mécanisme de détection d'activité vocale (DAV) manuel est utilisé pour contrôler l'adaptation des filtres  $w_{12}(n)$  et  $w_{21}(n)$ . Cette adaptation est contrôlée de la manière suivante : le filtre  $w_{21}(n)$  est adapté uniquement pendant les périodes d'inactivité vocale (période de silence), alors que le filtre  $w_{12}(n)$  est adapté uniquement pendant les périodes d'activité vocale (période de présence du signal de parole). Les Figures 3.12 et 3.13 présentent, respectivement, un schéma descriptif du mécanisme de détection d'activité vocale (DAV) manuel et un exemple de DAV manuel sur le signal de parole originale.

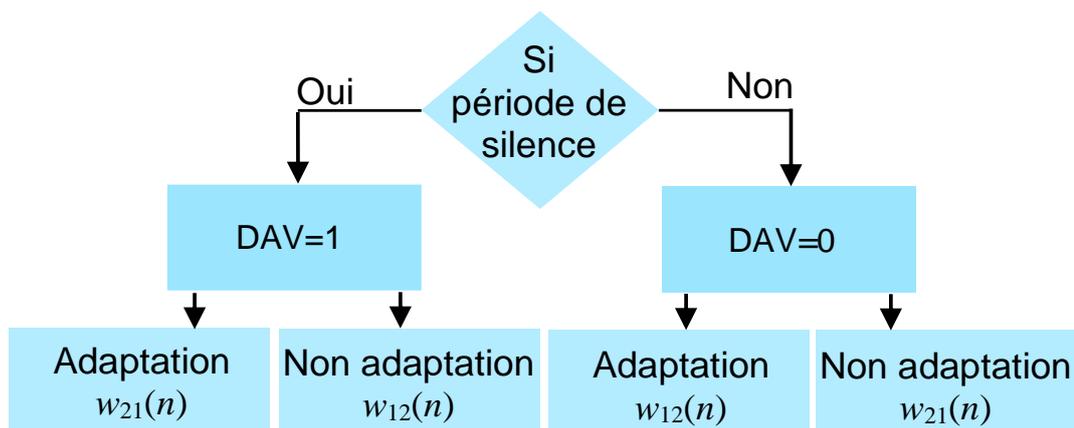


Figure 3. 12 : Schéma descriptif du mécanisme de détection d'activité vocale (DAV) manuel.

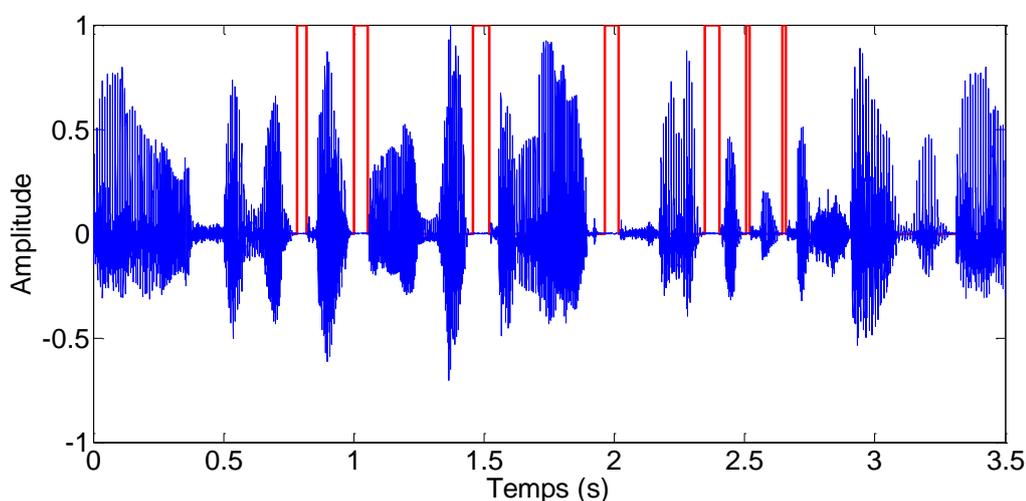


Figure 3. 13 : Signal de parole  $s(n)$  [en bleu] avec sa segmentation manuelle [en rouge].

### 3.4.2. Description des critères objectifs de performance

Il existe plusieurs mesures de qualité pour évaluer les performances des techniques de réduction de bruit et le rehaussement du signal de parole. La meilleure façon d'évaluer la qualité vocale consiste à faire écouter des séquences de signaux restaurés à un panel d'auditeurs. Ce sont les méthodes d'évaluation subjective de qualité. Dans un contexte d'écoute, l'évaluation de la qualité vocale est alors définie comme le résultat du jugement sur les paramètres perceptifs du signal vocal. Cependant, le fonctionnement de l'oreille humaine serait incapable de

fournir une information précise sur les caractéristiques absolues d'un stimulus [67]. Par conséquent, l'évaluation de la qualité vocale fait appel à des critères objectifs de qualités basées sur des mesures physiques et calculs mathématiques entre le signal vocal rehaussé et le signal de parole original.

Cette section présente un aperçu des mesures objectives qui ont été utilisées pour évaluer la qualité et l'intelligibilité du signal rehaussé obtenu par les deux algorithmes proposés.

- *Critère du rapport signal sur bruit segmental (RSB seg)*

Le RSB segmental (RSB seg) peut être évalué dans le domaine temporel ou fréquentiel. La mesure dans le domaine temporel est peut-être l'une des mesures objectives les plus simples utilisées pour évaluer les algorithmes d'amélioration de la parole. Comme le rehaussement se fait sur des trames de quelques secondes, le RSB segmental prend la moyenne du RSB de chaque trame utilisée dans le rehaussement, où, le calcul ne prend pas en compte les trames de silence. L'équation du RSB seg est donnée par [68]:

$$RSB\ seg_{dB} = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |s(n)|^2}{\sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |s(n) - \tilde{s}(n)|^2} \right) \quad (3.52)$$

Où,  $s(n)$  est le signal de parole originale (non bruité),  $\tilde{s}(n)$  est le signal de parole rehaussé (après débruitage), Les paramètres  $M$  et  $N$  sont respectivement le nombre de segments et la longueur de segment et le symbole  $|\cdot|$  représente l'opérateur absolu. Plus la valeur du RSB est élevée, meilleur est le rehaussement.

- *Critère du Désajustement (System Mismatch SM)*

Le critère du Désajustement est un critère robuste dans l'évaluation des performances de la vitesse de convergence des algorithmes. Ce critère se calcule à partir de la distance euclidienne entre les coefficients des réponses impulsionnelles réelles et mesurées (estimées). Ce critère, noté SM pour "System Mismatch", est défini par l'expression suivante [69]:

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{\|\mathbf{w} - \mathbf{h}\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2} \right) \quad (3.53)$$

Où  $\mathbf{h}$  représente le vecteur des coefficients du filtre réel (réponse impulsionnelle réelle),  $\mathbf{w}$  représente le vecteur des coefficients instantanés du filtre adaptatif et le symbole  $\|\cdot\|$  représente l'opérateur de norme euclidienne

- *Critère de l'Erreur Quadratique Moyenne Segmental (EQM seg)*

Le critère de l'EQM segmental est largement utilisé pour évaluer le comportement des algorithmes de réduction de bruit, il consiste à quantifier le niveau de bruit résiduel en calculant la somme des carrées de la différence entre le signal de parole originale et le signal rehaussé, pendant les périodes d'inactivité vocale [70]:

$$EQMseg_{dB} = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \log_{10} \left( \frac{1}{N} \sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |s(n) - \tilde{s}(n)|^2 \right) \quad (3.54)$$

Où,  $s(n)$  est le signal de parole originale et  $\tilde{s}(n)$  est le signal de parole rehaussé. Les paramètres  $M$  et  $N$  sont, respectivement, le nombre de segments et la longueur de segment.

- *Critère de la Distance Cepstrale (DC)*

La dernière mesure de performance est la DC, qui permet d'évaluer la qualité du signal rehaussé. Le critère de la DC mesure la distorsion introduite par le système en calculant la distance spectral-logarithmique entre le signal de parole originale et rehaussé [71]:

$$DC_{dB} = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \log_{10} \sum_{n=Tm}^{Tm+T-1} (c_s(n) - c_{\tilde{s}}(n))^2 \quad (3.55)$$

Où,  $c_s(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log |S(\omega)| e^{j\omega n} d\omega$  et  $c_{\tilde{s}}(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log |\tilde{S}(\omega)| e^{j\omega n} d\omega$  sont, respectivement, le nième coefficient cepstral réel du signal de parole originale  $s(n)$  et du signal rehaussé  $\tilde{s}(n)$ .  $S(\omega)$  et  $\tilde{S}(\omega)$  représentent, respectivement, la transformée de Fourier à court terme du signal de parole originale  $s(n)$  et du signal rehaussé  $\tilde{s}(n)$ .  $T$  est la valeur moyenne de la DC et  $M$  représente le nombre de segments où seule la parole est présente.

### 3.4.3. Résultats de simulation de l'algorithme 1

Nous présenterons dans cette partie, les résultats de simulation que nous avons effectués sur l'algorithme 1 proposé, i.e. l'algorithme SFTF combiné avec la structure FBSS, en comparaison avec l'algorithme NLMS 1 [59], i.e. l'algorithme NLMS combiné avec la structure FBSS bicapteurs. Les expériences ont été réalisées en termes de l'évaluation des signaux de sortie et en termes des critères objectifs décrits ci-avant. Les paramètres de simulation de chaque algorithme sont

classés dans le tableau 3.5. Pour les deux algorithmes, nous avons choisi les paramètres qui ont donnés les meilleurs résultats.

Dans les expériences menées, le signal de parole est corrompu par différents types de bruits, blanc et USASI. Le bruit blanc est souvent utilisé pour tester la stabilité des algorithmes; d'autre part, le bruit USASI est utilisé pour évaluer les performances de la vitesse de convergence. La taille des réponses impulsionnelles réelles et adaptatives est choisie égale à  $L = 256$  points ce qui correspond à celle d'un habitacle de voiture.

Afin de modéliser les situations réelles comme dans un habitacle de voiture en mouvement, deux niveaux de  $RSB$  d'entrée sont sélectionnés, où, nous avons choisi  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  pour les situations fortement bruyantes et  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$  pour les situations légèrement bruyantes.

Dès lors que nous nous intéressons à la réduction de bruit et le rehaussement du signal de parole, nous exploitons seulement la sortie restituant le signal de parole. Par suite, dans les simulations ci-après, nous nous intéresserons uniquement à la première sortie  $e_1(n)$  et au filtre  $w_{21}(n)$ .

- *Évaluation des signaux de sortie*

Dans cette partie nous présentons l'évolution temporelle du signal de parole originale et celle des signaux de sortie obtenus par les algorithmes : Algorithme 1 et NLMS 1. Les paramètres de simulation sont listés dans le tableau 3.5.

D'après la comparaison entre le signal de parole originale de la figure 3.14 et ceux des figures 3.15 et 3.16 obtenus, respectivement, par l'algorithme 1 proposé

et l'algorithme NLMS 1, nous avons remarqué que les signaux estimés sont presque totalement débruités et sont très proches du signal de parole originale.

À partir de ces résultats, nous pouvons conclure que les deux algorithmes fonctionnent bien, cependant, nous ne pouvons tirer aucune conclusion sur la qualité du signal vocal de sortie. Par conséquent, dans ce qui suit, nous allons présenter 4 critères supplémentaires pour quantifier les performances de l'algorithme 1 proposé.

Tableau 3. 5 : Paramètres de simulation des algorithmes NLMS 1 et l'Algorithme 1 proposé.

Algorithmes	Paramètres
Signaux d'entrée	$RSB$ d'entrée : $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB.
	Longueur des filtres réels : $L = 256$ . Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 8$ KHz.
Algorithme 1	Longueur des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda_f = 0.996$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
	Paramètre de contrôle : $\rho = 0.67$ .
NLMS 1	Constante d'initialisation : $E_0 = 0.8$ .
	Longueur des filtres adaptatifs : $L = 256$ . Les pas d'adaptations : $\mu_1 = 0.8$ , $\mu_2 = 0.8$ .

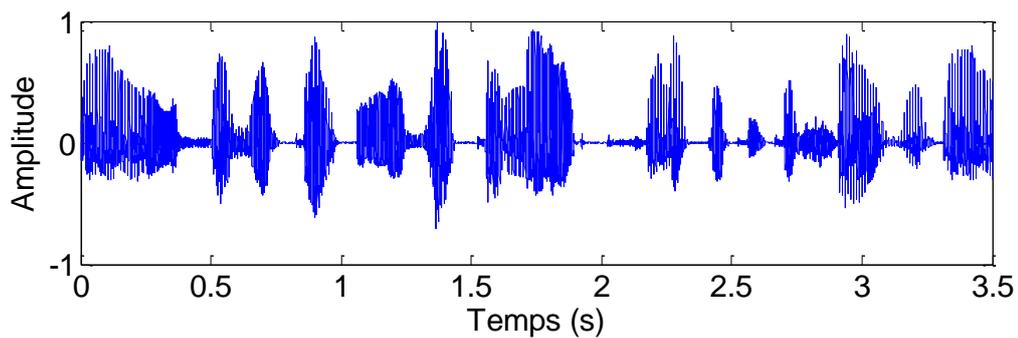


Figure 3. 14 : Evolution temporelle du signal de parole originale  $s(n)$ .

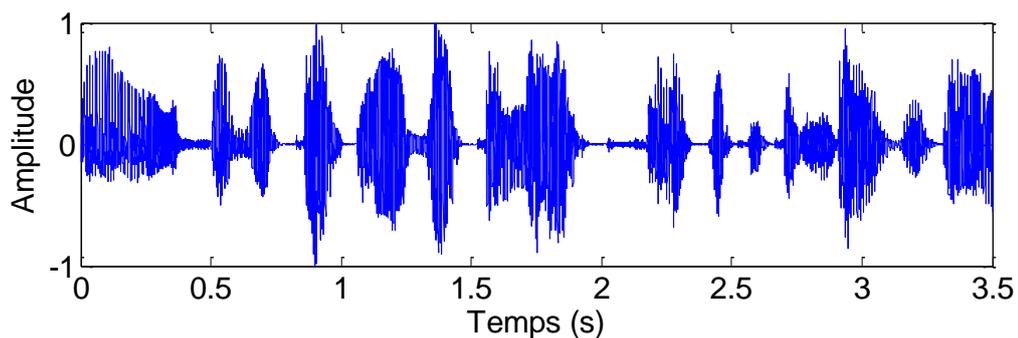


Figure 3. 15 : Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec l'algorithme NLMS 1.

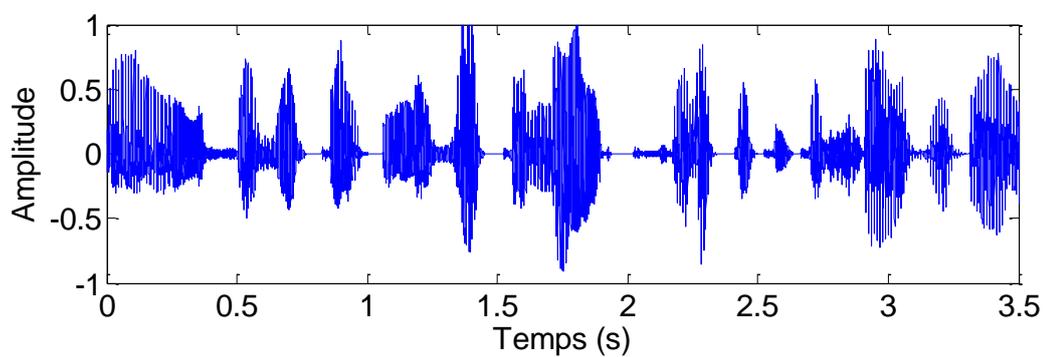


Figure 3. 16 : Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec l'Algorithme 1 proposé.

- *Évaluation du rapport signal sur bruit segmental (RSB seg)*

Afin d'évaluer les performances d'annulation de bruit de l'algorithme 1 proposé en comparaison avec l'algorithme NLMS 1, nous présenterons dans les figures 3.17 et 3.18 l'évolution du critère rapport signal sur bruit segmental (Voir Eq (3.54)) des deux algorithmes. Notons que ce critère est calculé seulement pendant les périodes d'activité vocale sur des trames de 1024 échantillons.

Dans cette expérience, nous avons évalué le critère RSB segmental pour différents niveaux de RSB d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  et  $6 \text{ dB}$ . Nous avons également, simulé le RSB segmental en variant les types de bruits à l'entrée, où, nous avons choisi deux types de bruits : USASI et blanc. Notons que les paramètres de simulations sont reportés dans le tableau 3.5.

D'après les résultats obtenus par les figures 3.17 et 3.18, nous remarquerons un comportement similaire entre l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1 dans le cas de bruit non corrélé, i.e. bruit blanc. En outre, l'algorithme 1 proposé montre ses bonnes performances de réduction de bruit devant l'algorithme NLMS 1, dans le cas de bruit corrélé, i.e. bruit USASI.

Nous avons également noté que lorsque le bruit est corrélé et le RSB d'entrée est faible, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , l'algorithme NLMS 1 montre un faible comportement devant l'algorithme 1 proposé. Cela est dû à sa dépendance de la nature du signal d'entrée.

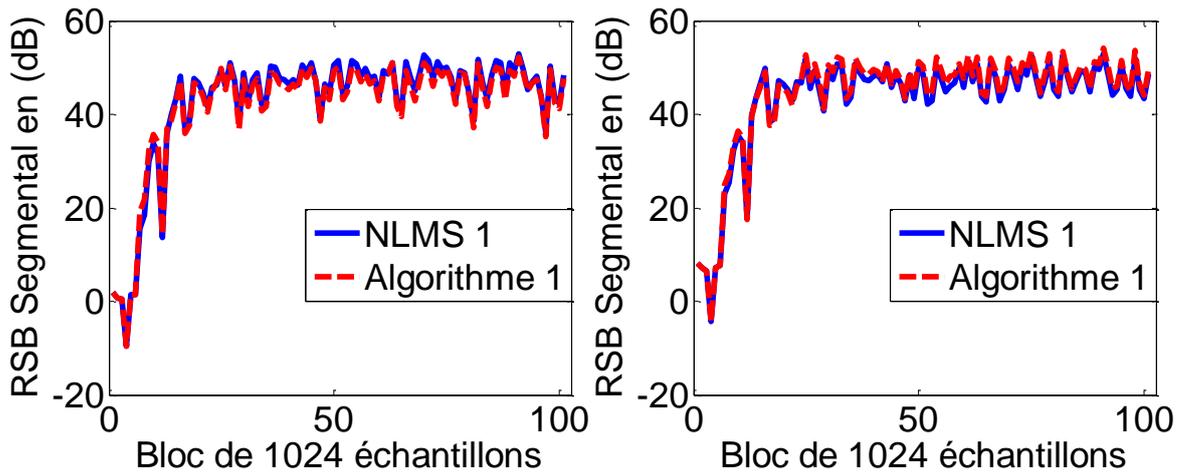


Figure 3. 17 : Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

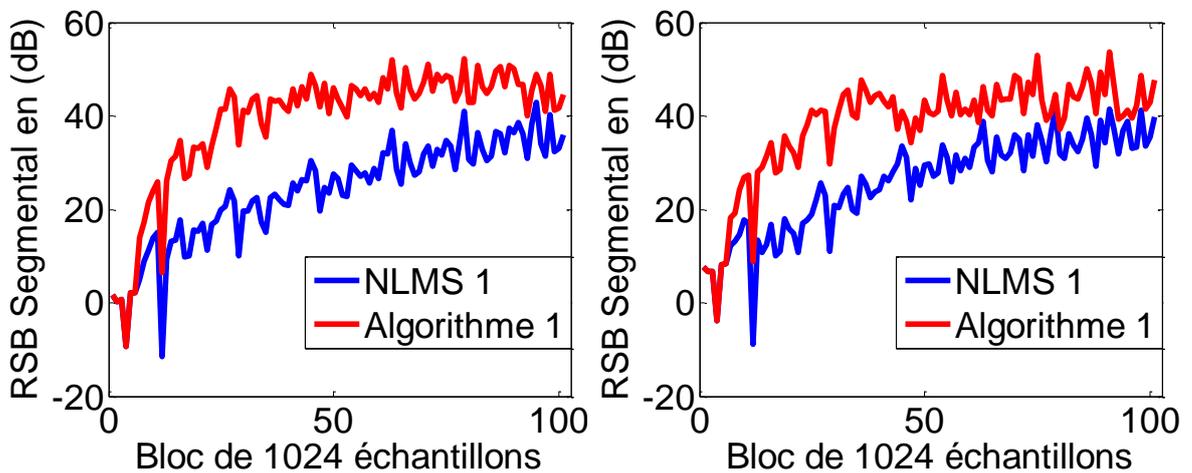


Figure 3. 18 : Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

- *Évaluation du désajustement*

Nous avons simulé dans cette partie l'évolution du critère de désajustement (SM) pour analyser les performances de vitesse de convergence de l'algorithme 1 proposé. Les résultats de l'évolution du critère SM de l'algorithme 1 sont comparés à celui du NMLS 1, et ils sont présentés sur les figures 3.19 et 3.20.

Dans l'expérience rapportée dans cette partie, une comparaison similaire est faite qu'avec la partie précédente. Où, nous avons évalué le critère du désajustement avec différents niveaux de RSB d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 =$

0 dB et 6 dB, et avec deux types de bruits, i.e. blanc et USASI. Les paramètres de simulations sont les mêmes comme ceux indiqués dans le tableau 3.5.

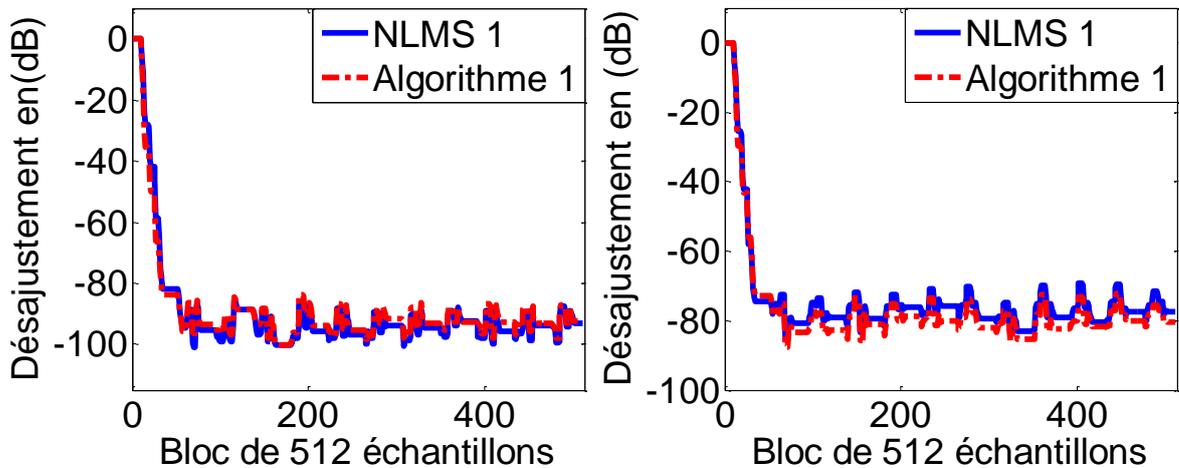


Figure 3. 19 : Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

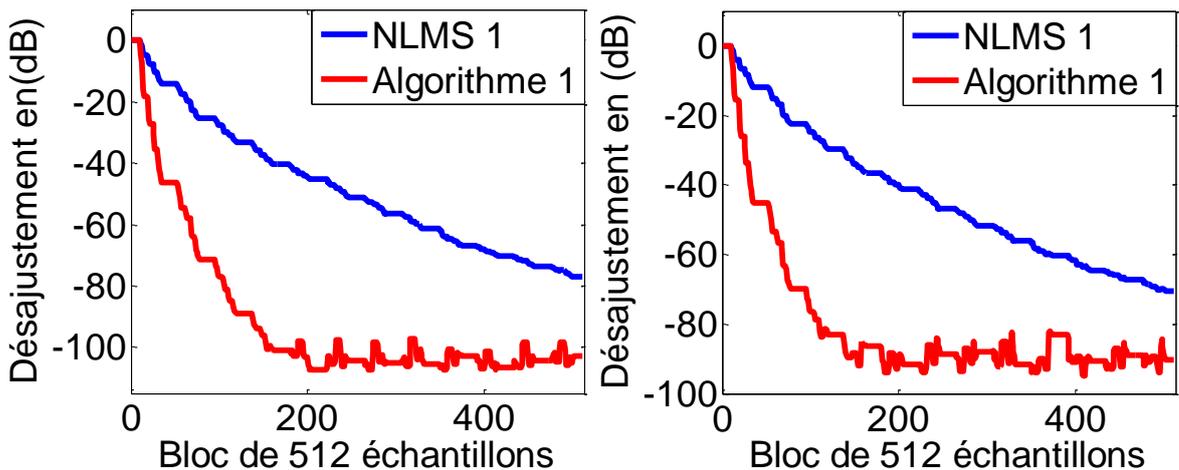


Figure 3. 20 : Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

D'après les résultats obtenus de cette simulation, nous avons noté la même remarque que celle donnée dans la section précédente, i.e. la similitude des performances de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1 dans le cas de bruit blanc.

Nous avons également noté les bonnes propriétés de vitesse de convergence de l'algorithme 1 proposé dans toutes les phases de traitement, i.e. phase transitoire

et permanente, ceci est dans le cas du bruit USASI. La partie de prédiction de cet algorithme, décorrèle les entrées, ce qui accélère sa vitesse de convergence.

Cette expérience prouve l'efficacité de l'algorithme 1 proposé à suivre les non-stationnarités du signal d'entrée même dans un scénario de communication mains-libres bruyant, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ .

- *Évaluation de l'erreur quadratique moyenne segmentale (EQM seg)*

Pour mieux comprendre le comportement de vitesse de convergence de l'algorithme 1 proposé par rapport à l'algorithme NLMS 1, nous avons évalué le critère EQM segmental de ces deux algorithmes pour différents niveaux de  $RSB$  d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  et  $6 \text{ dB}$ , et différents types de bruits, i.e. USASI et blanc. Notons que les paramètres de simulations sont donnés par le tableau 3.5.

A partir des figures 3.21 et 3.22, nous avons noté un bon comportement de vitesse de convergence de l'algorithme 1 proposé en comparaison avec l'algorithme NLMS 1 dans le régime transitoire. Nous avons également noté que l'algorithme 1 conserve les faibles valeurs d'EQM segmental en régime permanent dans l'ensemble des simulations. L'algorithme NLMS 1 a montré le pire comportement dans les deux phases, i.e. transitoire et permanente. Ceci est dans le cas de bruit USASI. En cas de bruit blanc, on peut dire que les deux algorithmes (algorithme 1 et NLMS 1) ont sensiblement le même comportement.

Enfin, nous pouvons dire que cette expérience confirme la bonne performance de vitesse de convergence de l'algorithme proposé même avec un bruit corrélé et des valeurs de  $RSB$  d'entrée faibles.

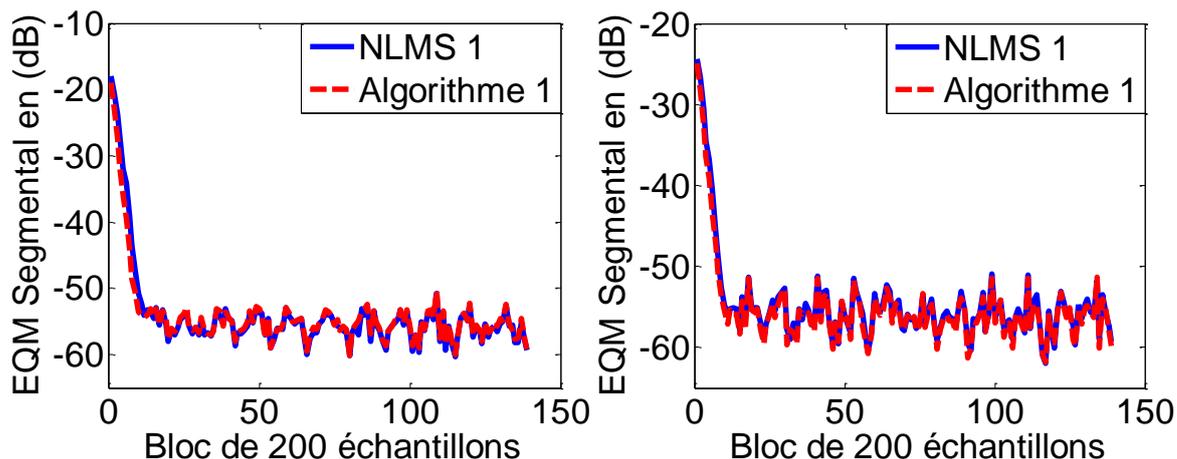


Figure 3. 21 : Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

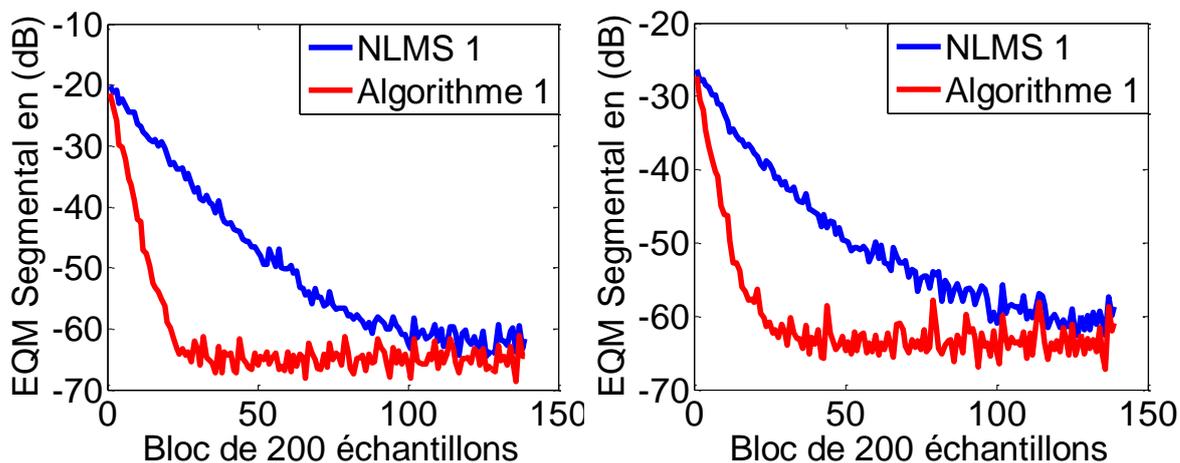


Figure 3. 22 : Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

- *Évaluation de la distance cepstrale (DC)*

Dans cette dernière expérience, un test de mesure de qualité du signal rehaussé a été réalisé dans le but de quantifier la distorsion apportée par l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1. Il s'agit de l'évaluation du critère de la distance cepstrale (DC).

Sur les figures 3.23 et 2.24, nous avons évalué le critère de la distance cepstral (DC) entre le signal de parole originale et le signal de sortie obtenu avec l'algorithme 1 proposé et celui du NLMS 1. Nous notons que le critère DC est calculé uniquement

pendant les périodes d'activité vocale et chaque point correspond à une valeur moyenne obtenue sur 512 échantillons consécutifs. Cette expérience est réalisée avec deux niveaux de RSB d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  et  $6 \text{ dB}$ , et deux types de bruits, i.e. USASI et blanc. Notons que les paramètres de simulations sont similaires à ceux indiqués dans le tableau 3.5.

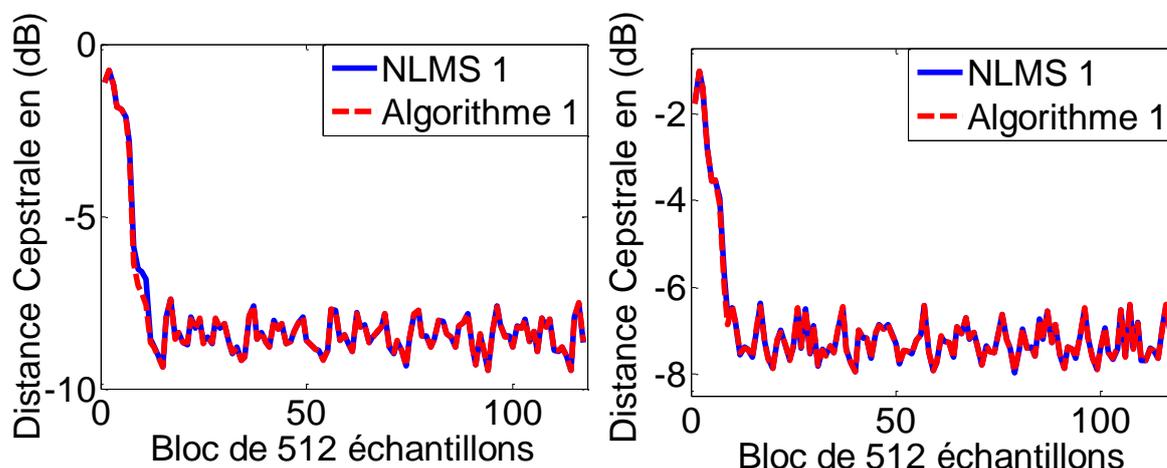


Figure 3. 23 : Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

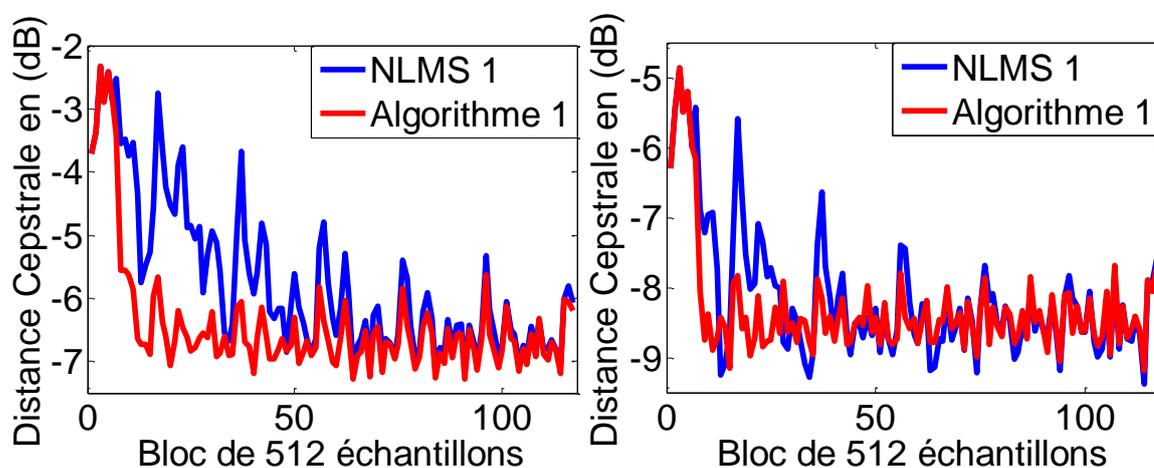


Figure 3. 24 : Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

Les résultats obtenus dans le cas de bruit blanc, montrent une similitude des performances de l'algorithme 1 proposé et l'algorithme NLMS 1. En revanche,

lorsque le bruit est USASI, l'algorithme proposé présente les meilleures valeurs de la DC par rapport à celles de l'algorithme NLMS 1 même en situations très bruyantes, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et  $6 \text{ dB}$ .

D'après les résultats de simulation réalisés avec l'algorithme 1 proposé, nous avons constaté le bon comportement de cet algorithme avec les signaux corrélés. Nous avons également remarqué que la plus grande vitesse de convergence a été prouvée par l'algorithme proposé, cela est dû essentiellement à l'indépendance des performances de cet algorithme de la nature du signal d'entrée.

L'évaluation des critères précédents a également montré que l'algorithme 1 proposé réduit bien le bruit avec un minimum de distorsion.

#### 3.4.4. Résultats de simulation de l'algorithme 2

Afin d'étudier les performances de l'Algorithme 2 proposé, nous présenterons dans ce paragraphe une étude comparative entre l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2 [59] (algorithme NLMS combiné avec la structure BSS récursive). Les simulations ont été effectuées en termes de l'évolution temporelle des signaux de sortie, le rapport signal sur bruit segmental, le désajustement, l'erreur quadratique moyenne segmentale et la distance cepstrale.

Dans les expériences rapportées dans cette section, nous avons utilisé les signaux d'entrée et les réponses impulsionnelles comme ceux décrits dans la section 3.4.1. Nous avons également repris la même démarche d'étude et de simulation que celle de l'algorithme 1 proposé. Les paramètres de simulation de chaque algorithme sont listés dans le tableau suivant :

Tableau 3. 6 : Paramètres de simulation des algorithmes NLMS 2 et l'Algorithme 2 proposé.

Algorithmes	Paramètres
Signaux d'entrée	$RSB$ d'entrée : $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ .
	Longueur des filtres réels : $L = 256$ .
	Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 8 \text{ KHz}$ .
Algorithme 2	Longueur des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda_b = 0.996$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
	Paramètre de contrôle : $\eta = 0.67$ .
NLMS 2	Constante d'initialisation : $E_0 = 0.8$ .
	Longueur des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Les pas d'adaptations : $\mu_1 = 0.8, \mu_2 = 0.8$ .

- *Évaluation des signaux de sortie*

Dans cette partie, nous présenterons une observation visuelle sur les signaux de sorties obtenus avec l'algorithme NLMS 2 et l'algorithme 2 proposé. L'expérience est effectuée avec les paramètres suivants: la longueur des réponses impulsionnelles est  $L = 256$  ; les signaux sources sont : le signal de parole de la figure 3.6 et les composantes de bruit USASI de la figure 3.7, le RSB d'entrée aux deux observations  $p_1$  et  $p_2$  est :  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ .

Sur les figures 3.25, 3.26 et 3.27, nous montrerons, respectivement, l'évolution temporelle du signal de parole originale  $s(n)$ , et celle des signaux de sorties obtenues avec les algorithmes NLMS 2 et l'Algorithme 2 proposé. À partir de ces figures, nous pouvons visuellement constater que les composantes de bruit sont entièrement supprimées des deux signaux disponibles en sortie.

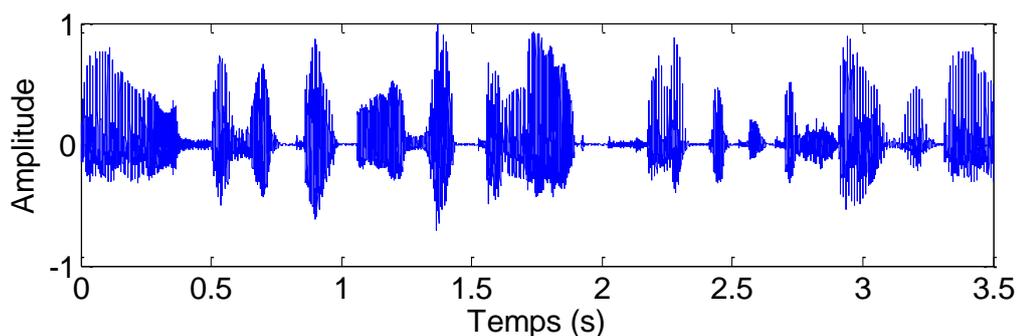


Figure 3. 25 : Evolution temporelle du signal de parole originale  $s(n)$ .

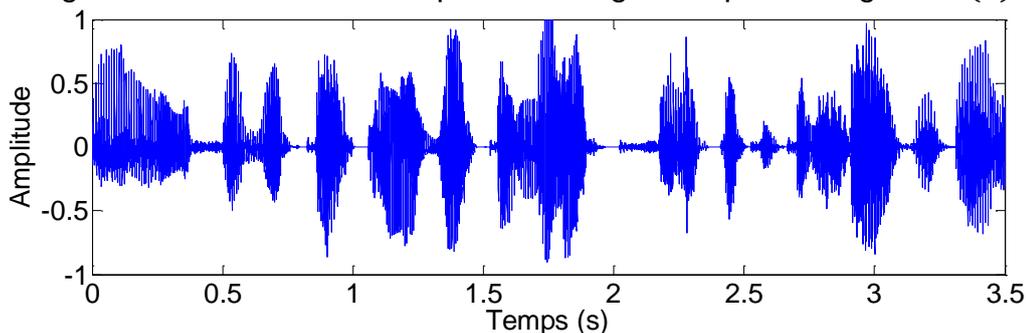


Figure 3. 26 : Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec l'algorithme NLMS 2.

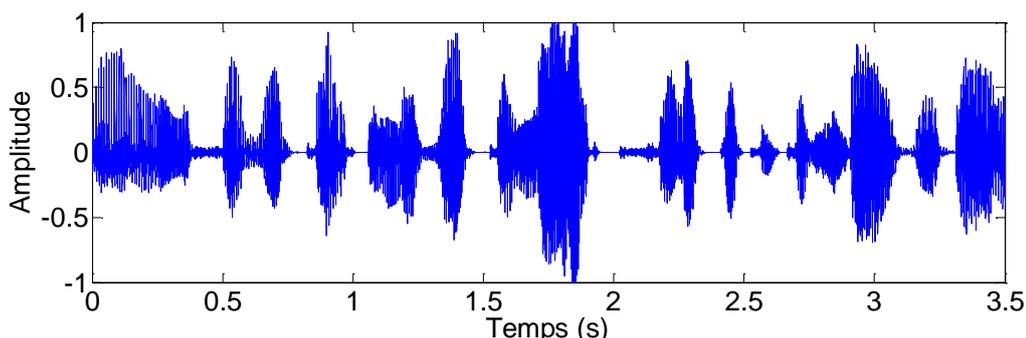


Figure 3. 27 : Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec l'algorithme 2 proposé.

- *Évaluation du rapport signal sur bruit segmental (RSB seg)*

Nous présenterons sur les figures 3.28 et 3.29, l'évolution du critère rapport signal sur bruit segmental des deux algorithmes, i.e. NLMS 2 et Algorithme 2 proposé, ceci est pour deux niveaux de RSB d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  et  $6 \text{ dB}$ , et pour deux types de bruits, i.e. USASI et blanc. Les paramètres de simulation de chaque algorithme sont les mêmes que ceux indiqués dans le tableau 3.6.

En examinant les résultats des figures 3.28 et 3.29, on remarque tout d'abord que lorsque le bruit est non corrélé, i.e. bruit blanc, les deux algorithmes présentent

le même comportement de réduction de bruit. Cependant, l'algorithme 2 proposé se comporte plus efficacement que l'algorithme NLMS 2 lorsque le bruit est corrélé, i.e. bruit USASI, même dans le cas extrême, i.e. bruit USASI avec  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , nous pouvons voir que l'algorithme 2 proposé présente les meilleures valeurs de RSB segmental par rapport au NLMS 2.

Ces bonnes propriétés sont dues au fait que l'algorithme 2 proposé utilise la prédiction aller pour calculer le gain d'adaptation au lieu du signal d'entrée, ce qui contribue à blanchir le signal d'entrée. Cette propriété fait de l'algorithme proposé le meilleur par rapport à l'algorithme NLMS 2 qui a de mauvaises performances avec les signaux corrélés.

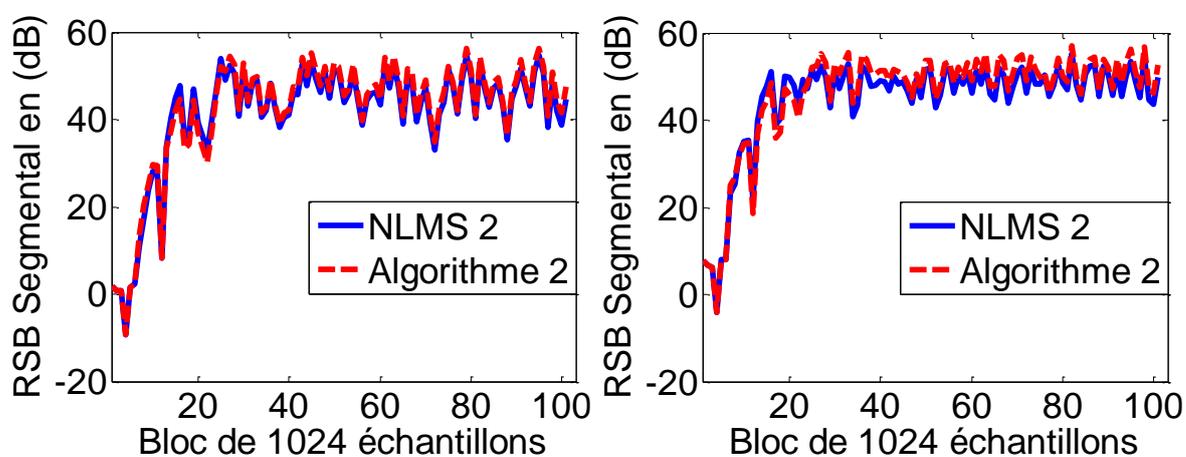


Figure 3. 28 : Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

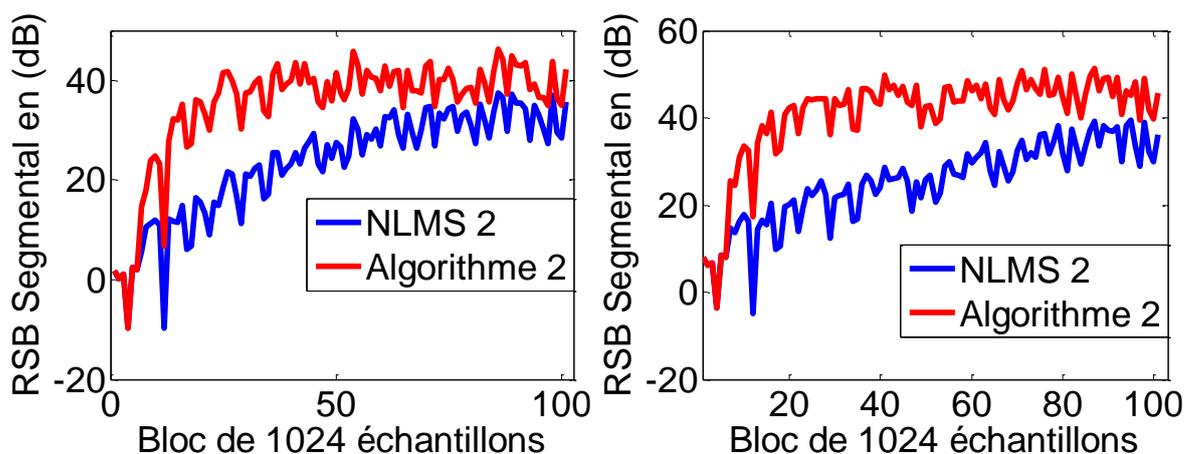


Figure 3. 29 : Evaluation du critère RSB segmental de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

- *Évaluation du désajustement (SM)*

Les figures 3.30 et 3.31, montrent une comparaison de performance de vitesse de convergence basée sur le critère SM obtenu avec l'algorithme NLMS 2 et l'algorithme 2 proposé. Les paramètres de simulation pour chaque algorithme sont donnés par le tableau 3.6.

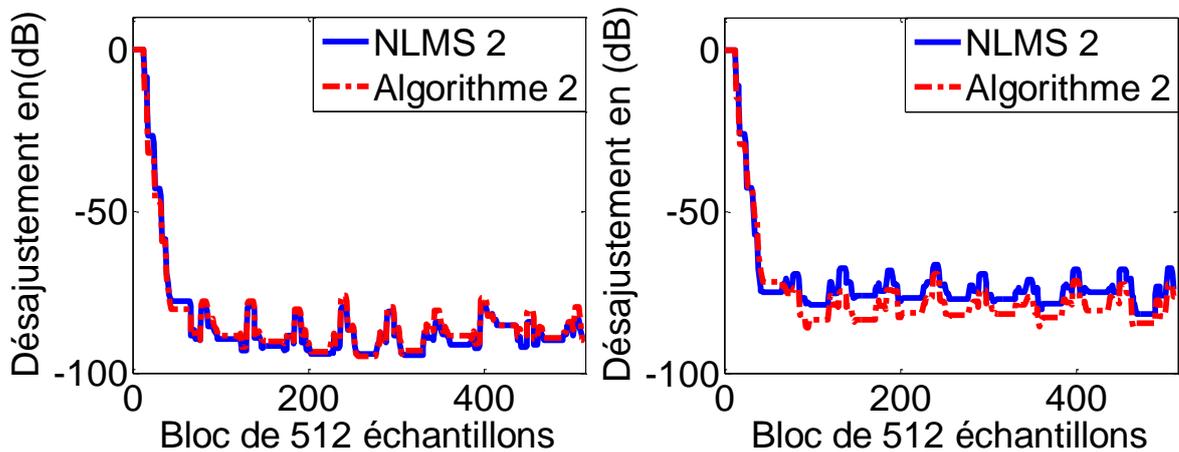


Figure 3. 30 : Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

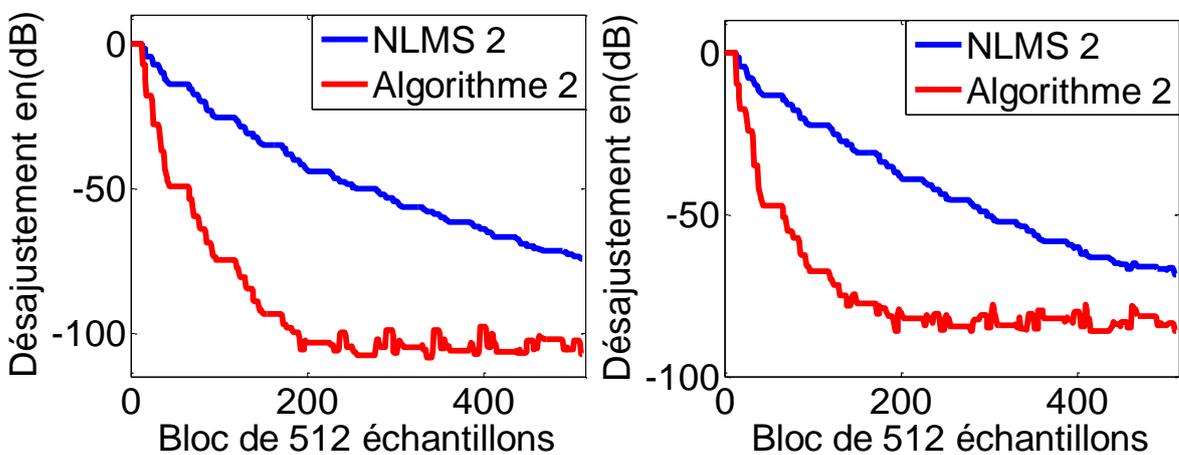


Figure 3. 31 : Evaluation du critère de désajustement de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

A partir des résultats obtenus, nous avons noté le même comportement de vitesse de convergence, pour l'algorithme 2 et l'algorithme NLMS 2. Ceci est dans le cas du bruit blanc. Nous rappelons ici, que le bruit blanc est utilisé pour tester la stabilité des algorithmes. Nous avons également noté que l'algorithme 2 se

comporte bien avec les composantes de bruit corrélées, où, la plus grande vitesse de convergence a été prouvée par l'algorithme 2 en comparant avec l'algorithme NLMS 2 en cas du bruit USASI. Cela est dû essentiellement à l'indépendance des performances de l'algorithme 2, de la nature du signal d'entrée.

- *Évaluation de l'erreur quadratique moyenne segmentale (EQM seg)*

Afin de compléter l'analyse de l'algorithme 2 et de quantifier précisément ses performances de vitesse de convergence, nous présenterons dans cette partie, une étude comparative entre l'algorithme NLMS 2 et l'Algorithme 2 proposé en termes du critère EQM segmental, ceci est réalisée sous un corpus de conditions et de situations.

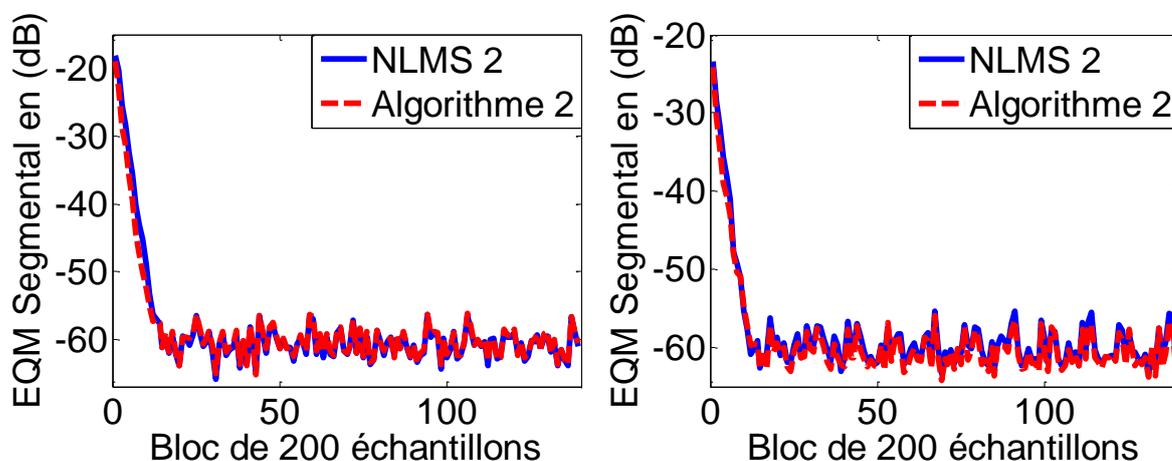


Figure 3.32 : Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 2 proposé et de l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

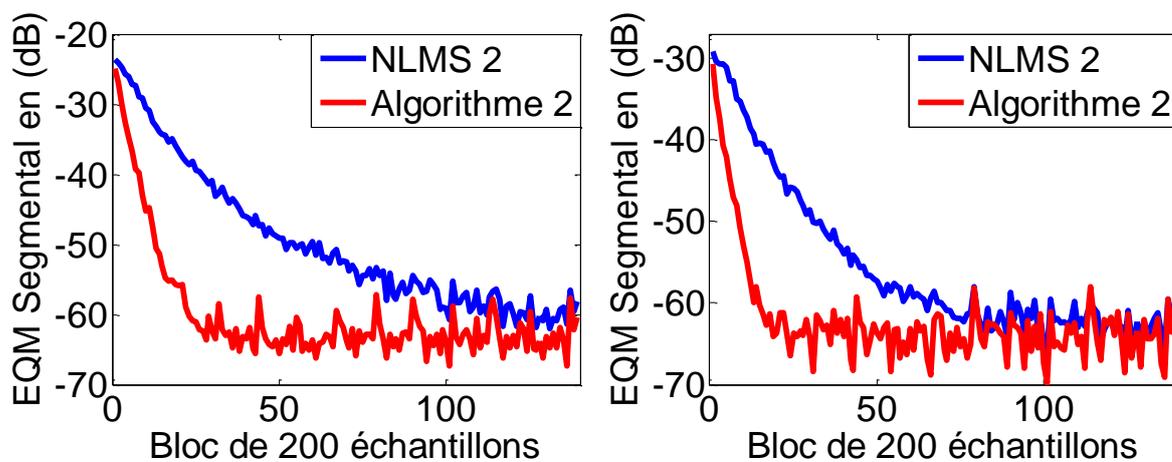


Figure 3.33 : Evaluation du critère EQM segmental de l'algorithme 2 proposé et de l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

Sur les figures 3.32 et 3.33 nous avons présenté l'évolution du critère EQM segmental des deux algorithmes, NLMS 2 et l'Algorithme 2, pour deux types de bruits, USASI et blanc, et deux niveaux de RSB d'entrée,  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  et  $6 \text{ dB}$ . Les paramètres de simulation sont donnés par le tableau 3.6.

D'après ces simulations, nous avons remarqué une faible performance de l'algorithme NLMS 2 devant l'algorithme 2 qui présente un très bon comportement de vitesse de convergence dans les deux régimes, transitoire et permanent. Nous avons également remarqué que même avec un niveau de RSB d'entrée faible, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , l'algorithme 2 a une vitesse de convergence nettement meilleure que celle de l'algorithme NLMS 2. Ceci est clairement montré lorsque le bruit est corrélé, i.e. USASI.

Ces résultats montrent à nouveau les bonnes performances de vitesse de convergence de l'algorithme 2.

- *Évaluation de la distance cepstrale (DC)*

Afin d'évaluer la distorsion du signal de sortie obtenu avec l'algorithme NLMS 2 et Algorithme 2, nous avons évalué le critère de la distance cepstrale avec deux types de bruits, bruit blanc et USASI, et différents RSB d'entrée,  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  et  $6 \text{ dB}$ . Nous rappelons que nous utilisons le critère DC pour obtenir une estimation sur la qualité du traitement.

Les figures 3.34 et 3.35 montrent la comparaison des performances des deux algorithmes, i.e. NLMS 2 et Algorithme 2 proposé, en termes du critère DC. Tous les paramètres de cette expérience sont donnés par le tableau 3.6.

D'après les résultats de simulation réalisés, nous avons noté des résultats très comparables entre les deux algorithmes, NLMS 2 et Algorithme 2, ceci est dans le cas du bruit blanc. En outre, l'algorithme NLMS 2 a montré un comportement très faible par rapport à celui de l'algorithme 2 lorsque le bruit est USASI.

En conclusion, et selon ces résultats, nous pouvons dire que l'algorithme 2 proposé introduit moins de distorsion sur le signal de sortie, ce qui est une caractéristique très importante dans les applications de réduction du bruit acoustique et d'amélioration de la qualité vocale.

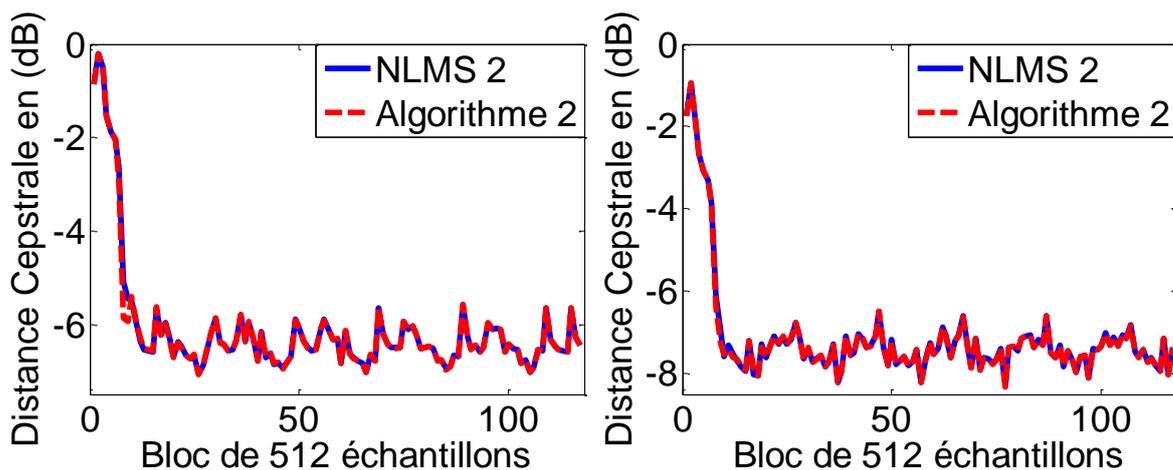


Figure 3. 34 : Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

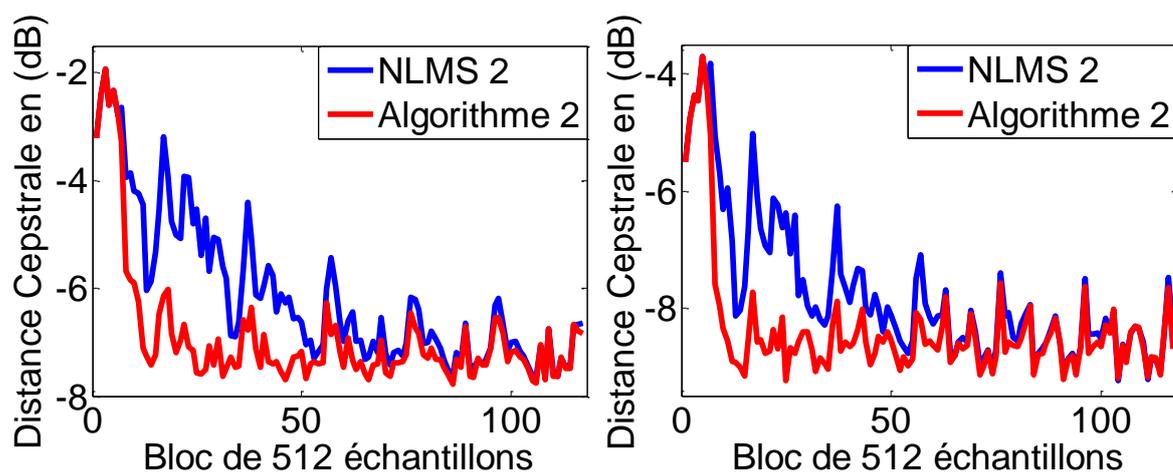


Figure 3. 35 : Evaluation du critère de la distance cepstrale de l'algorithme 2 proposé et l'algorithme NLMS 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

### 3.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux algorithmes bicapteurs pour les applications d'amélioration de la parole et de la réduction du bruit. Le premier algorithme proposé, dénommé Algorithme 1, repose sur la combinaison entre la structure de séparation aveugle de sources directe et l'algorithme SFTF. Le deuxième algorithme proposé, dénommé Algorithme 2, est basé sur une combinaison entre la structure de séparation aveugle de sources récursive et une version moins complexe de l'algorithme SFTF.

La dérivation mathématique de ces deux algorithmes proposés montre l'indépendance de leurs performances de la nature du signal d'entrée, ce qui permet une nette amélioration du fonctionnement de ces deux algorithmes proposés. Ceci est bien prouvé dans l'étude comparative de chaque algorithme.

Les résultats de l'étude comparative ont montré les performances supérieures des deux algorithmes proposés par rapport à celles des algorithmes NLMS 1 et NLMS 2, en termes du rapport signal sur bruit segmental, l'erreur quadratique moyenne segmentale, le désajustement et la distance cepstrale (DC). Nous avons également montré que les deux algorithmes proposés assurent la réduction des composantes du bruit, même dans les situations fortement bruyantes. A travers ces résultats, ces deux algorithmes peuvent être considérés comme des alternatives aux techniques de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole, notamment pour les applications de communication mains-libres.

# CHAPITRE 4

## PROPOSITION DE NOUVEAUX SYSTEMES MIXTES POUR LA REDUCTION CONJOINTE DE BRUIT ET D'ECHO ACOUSTIQUE BASES SUR LA STRUCTURE BSS DIRECTE.

### 4.1. Introduction

Les nouveaux services de télécommunication considèrent la salle ou l'habitacle de voiture comme des maillons à part entière de la chaîne de transmission. Ces maillons transforment le signal de parole et peuvent notamment le détériorer fortement. Dans les communications de type mains-libres, les deux éléments principaux susceptibles d'altérer la qualité de la communication sont: le bruit et l'écho acoustique.

La perception de l'écho et du bruit est particulièrement gênante pour le locuteur distant (voir figure 4.1) : fatigue et difficulté de compréhension causées par le bruit, et l'effet déroutant d'entendre sa propre voix retardée par retour de l'écho. En fait, dans les systèmes mains-libres, une amélioration de la qualité de la communication est une nécessité qui passe par une réduction des deux perturbations.

Les solutions historiquement faites, consistent à traiter indépendamment ces deux perturbations, i.e. bruit et écho acoustique. On trouve ainsi une littérature abondante concernant d'une part la réduction du bruit (ou débruitage) [72] et d'une autre part l'annulation d'écho acoustique [73].

Face à la double problématique, présence d'écho et de bruit, des études plus récentes tentent à réduire de pair les deux types de perturbations en combinant le débruitage et l'annulation d'écho acoustique [74].

Le problème d'annulation d'écho acoustique dans un scénario bruyant de communication mains-libres, fait l'objet de notre étude. Dans ce chapitre, nous allons présenter deux nouveaux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique. Ces deux nouvelles approches mènent aux meilleures performances comparées aux autres systèmes de références et permettent une nette amélioration de l'annulation d'écho acoustique.

#### 4.2. Position du problème

Comme le montre la figure 4.1, le signal émis par le locuteur distant est transmis via le réseau vers le terminal du locuteur proche qui le diffuse par le haut-parleur (HP), dont la puissance est suffisante pour que la voix du locuteur distant soit parfaitement audible et compréhensible pour le locuteur proche. Dans certains cas, le signal émis par le HP est capté par le microphone et est renvoyée au locuteur distant qui entend ainsi sa propre voix : c'est ce que l'on appelle l'écho acoustique.

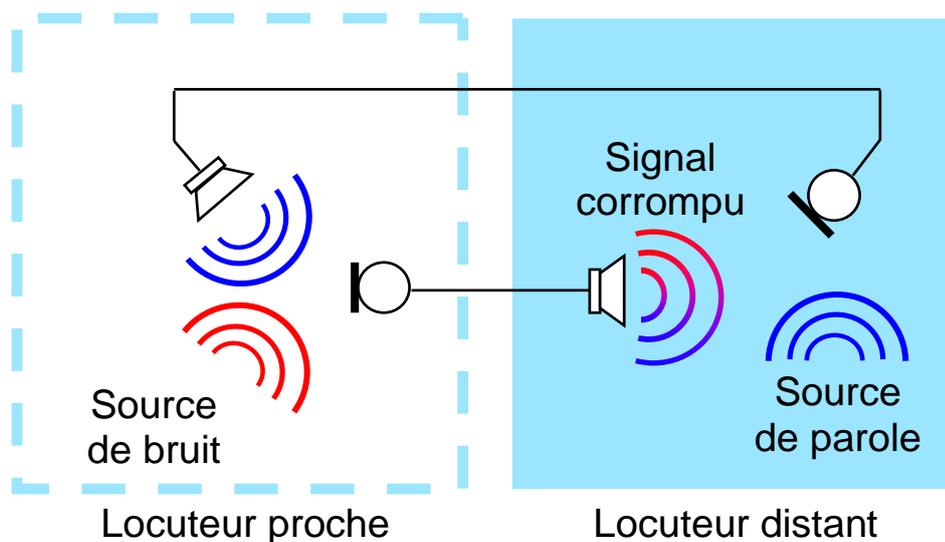


Figure 4. 1 : Illustration du problème de l'écho acoustique et du bruit dans une communication mains-libre.

D'un point de vue acoustique, le son émis par le HP se propage dans le milieu environnant, et il soit directement capté par le microphone (trajet direct), soit après une ou plusieurs réflexions sur les parois environnantes. La figure 4.2 illustre ce phénomène appelé réverbération [75].

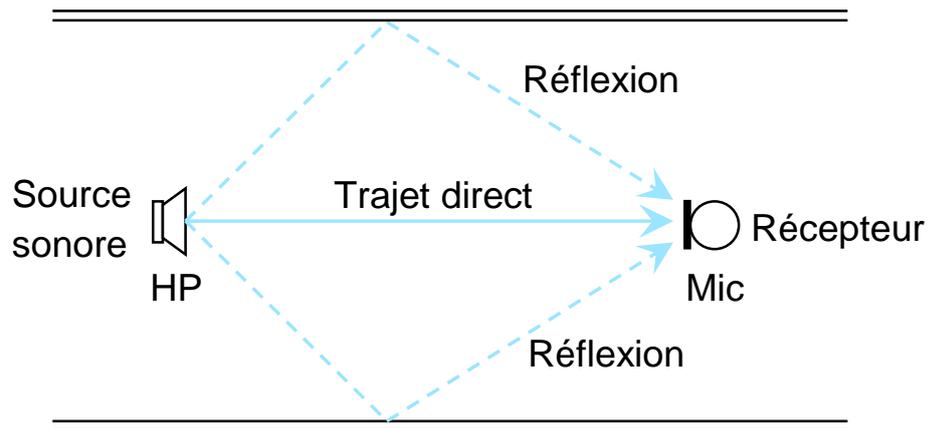


Figure 4. 2 : Schéma de la réverbération dans un espace clos.

La combinaison du son direct et des réflexions constituent la réponse impulsionnelle de l'espace fermé. L'approximation de l'acoustique linéaire permet d'affirmer qu'un canal acoustique de couplage réalise un filtrage linéaire [76].

Le couplage entre le HP et le microphone du terminal peut être donc modélisé par un filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie (RIF), la longueur du filtre étant caractéristique du milieu environnant.

Dans les communications de type mains-libres, la qualité vocale peut aussi être dégradée par la présence du bruit environnant, comme le montre la figure 4.1, une partie du bruit est également capté par le microphone et transmis au locuteur distant. Le bruit, tout en étant subjectivement répréhensible, peut également perturber l'identification du chemin acoustique.

Afin de concevoir, de manière réaliste, l'environnement d'une communication mains-libres, nous considérons un modèle avec deux microphones fournissant des signaux mixtes convolutifs entre les composantes d'écho acoustique et du bruit, comme décrit sur la figure 4.3.

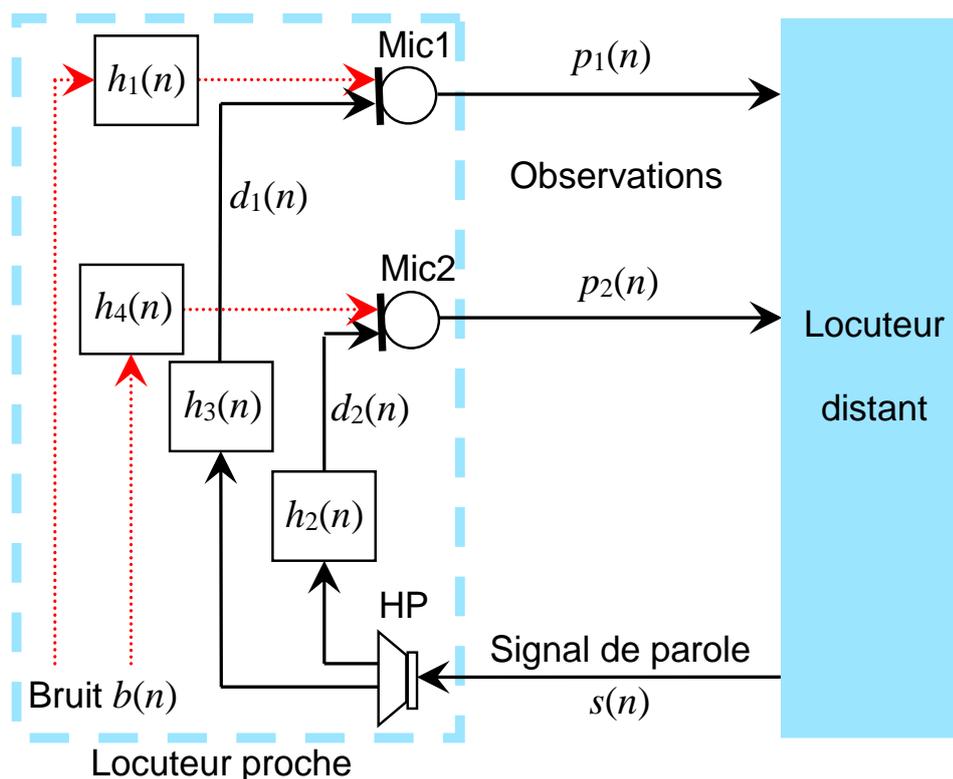


Figure 4. 3 : Modélisation de l'environnement acoustique d'une communication mains-libres.

La figure 4.3 montre la modélisation du milieu environnant d'une communication mains-libres, où, les composantes de bruit et d'écho acoustique sont présentes.

Nous définissons par  $s(n)$  le signal de parole du locuteur distant à chaque indice de temps  $n$ . Le signal  $s(n)$  est alors la sortie du HP d'extrémité proche. Le signal  $b(n)$  est le signal du bruit ponctuel. Ces deux signaux sources sont supposés non corrélés.

Dans le modèle de mélange décrit ci-dessus, le couplage acoustique sources-microphones est modélisé par le filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie  $h_i(n)$ ,  $i = \{1, 2, \dots, 4\}$ , où, les deux réponses impulsionnelles  $h_1(n)$  et  $h_2(n)$  représentent les chemins acoustiques croisés entre les signaux source et les microphones. Tandis que,  $h_3(n)$  et  $h_4(n)$ , représentent les chemins acoustiques directs. Dans notre travail, nous supposons que la source du bruit est proche du deuxième microphone, par conséquent, la réponse impulsionnelle directe  $h_4(n)$  est égale à l'impulsion unitaire de Kronecker, i.e.  $h_4(n) = \delta(n)$  [49].

Par l'effet du couplage acoustique entre le HP et les deux microphones du locuteur proche, des versions atténuées et retardées du signal de parole originale, i.e.  $d_1(n)$  et  $d_2(n)$ , sont renvoyées au locuteur distant. En plus des signaux d'écho, les deux microphones captent le bruit. Les signaux observés  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  sont donc donnés comme suit :

$$p_1(n) = d_1(n) + b(n) * h_1(n) \quad (4.1)$$

$$p_2(n) = d_2(n) + b(n) \quad (4.2)$$

Où,

$$d_1(n) = s(n) * h_3(n) \quad (4.3)$$

$$d_2(n) = s(n) * h_2(n) \quad (4.4)$$

La notation ( \* ) désigne l'opérateur de convolution linéaire.

Nous avons montré que ce modèle est cohérent avec la physique et conduit à un modèle très réaliste qui combine l'écho acoustique et les composantes du bruit. La connaissance de l'environnement acoustique permet de développer conjointement un traitement adéquat à cette double problématique.

Dans ce qui suit, nous décrivons l'approche proposée qui peut être une solution aux problèmes des relations (4.1) et (4.2).

#### 4.3. Nouveaux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique

Dans cette section, nous allons présenter une nouvelle approche pour les applications de téléphonie mains-libres, où, l'annulation d'écho acoustique et la réduction du bruit, qui sont traditionnellement traitées séparément, sont combinées.

Notre étude porte sur l'investigation d'une nouvelle structure combinant la réduction du bruit et l'annulation d'écho acoustique, qui soit adaptée aux terminaux à deux microphones et qui ait une complexité de calcul acceptable. Pour atteindre cette fin, nous proposerons une structure en cascade pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique. La figure 4.4, présente un schéma bloc du système mixte proposé.

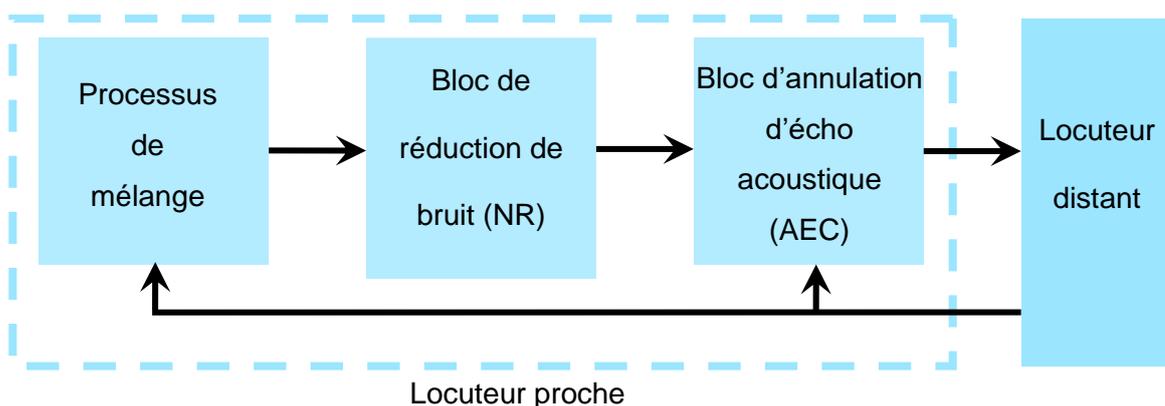


Figure 4. 4 : Schéma bloc du système mixte proposé.

Dans l'approche proposée, nous suggérons d'utiliser la structure de séparation aveugle de source directe (FBSS) pour supprimer les composantes de bruit du signal d'écho bruité avant d'être effectuées avec le bloc d'AEC. Afin de supprimer le signal d'écho à la sortie du bloc NR, nous proposons d'appliquer un annulateur adaptatif d'écho acoustique monocanal. L'idée ici est de placer le bloc d'annulation d'écho acoustique uniquement sur la voie restituant le signal de parole ce qui permet de réduire la complexité du système global.

Le principal intérêt du système proposé réside dans le fait que l'utilisation de la BSS directe comme un réducteur du bruit permet d'amoindrir l'influence du bruit sur le bloc d'AEC ce qui traduit par une estimée plus précise de l'écho acoustique.

– Bloc de réduction du bruit (NR) : le bloc NR détaillé sur la figure 4.5, correspond à un système de réduction du bruit bicapteurs basé sur la structure BSS directe.

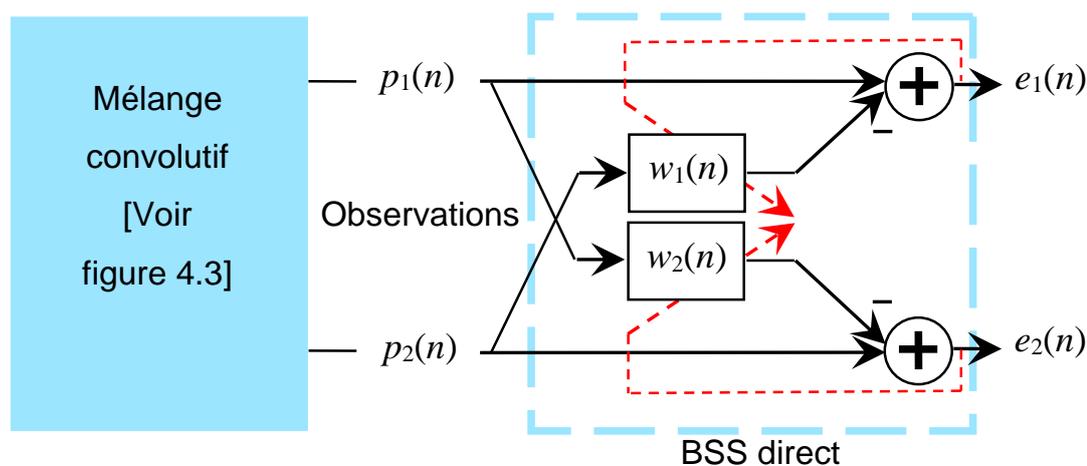


Figure 4. 5 : Schéma détaillé du bloc NR.

La structure de séparation aveugle de source, déjà décrite dans le chapitre précédent, a montré son efficacité dans le domaine de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole. Cette approche aveugle vise à obtenir des estimations des signaux sources originales en utilisant uniquement les observations bruyantes.

Dans la structure BSS directe de la figure 4.5, les filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  sont utilisés pour séparer les signaux source  $s(n)$  et  $b(n)$  aux deux sorties  $e_1(n)$  et  $e_2(n)$  qui sont donnés par les relations suivantes :

$$e_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_1(n) \quad (4.5)$$

$$e_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_2(n) \quad (4.6)$$

On rappelle ici que, les relations (4.5) et (4.6) sont en même temps les erreurs de filtrage qui seront utilisées pour adapter, respectivement, les coefficients des filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  et sont les signaux source restaurés. En insérant les équations (4.1) et (4.2) dans (4.5) et (4.6), nous obtenons plus de développement sur les signaux de sortie :

$$e_1(n) = d_2(n) - d_2(n) * w_2(n) + b(n) * [h_1(n) - w_1(n)] \quad (4.7)$$

$$e_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_3(n) * w_2(n)] + s(n) * [h_2(n) - h_3(n) * w_2(n)] \quad (4.8)$$

Sous l'hypothèse d'optimalité:  $w_1(n) = h_1(n)$  et  $w_2(n) = h_2(n) * \frac{1}{h_3(n)}$ , les signaux à la sortie du bloc NR deviennent:

$$e_1(n) = s(n) * [h_3(n) - h_1(n) * h_2(n)] \quad (4.9)$$

$$e_2(n) = b(n) * \left[ \delta(n) - h_1(n) * h_2(n) * \frac{1}{h_3(n)} \right] \quad (4.10)$$

Lorsque nous examinons la relation (4.9), nous pouvons voir que le bloc NR ne traite que les composantes du bruit. Afin de traiter le signal d'écho résiduel, i.e.  $s(n) * [h_3(n) - h_1(n) * h_2(n)]$ , nous appliquerons un annulateur d'écho acoustique monocanal uniquement sur la première sortie  $e_1(n)$ .

– Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC) : l'annulateur d'écho de la figure 4.6 comporte un filtre adaptatif  $w_3(n)$  qui reçoit le signal d'entrée  $s(n)$  dont sa sortie est soustraite du signal de la sortie du bloc NR, i.e. le signal  $e_1(n)$ . Les coefficients du filtre  $w_3(n)$  sont automatiquement adaptés à partir du signal d'erreur  $e_3(n)$  émis au locuteur distant, qui est égal à la différence entre le signal  $e_1(n)$  (l'écho débruité) et la sortie du filtre.

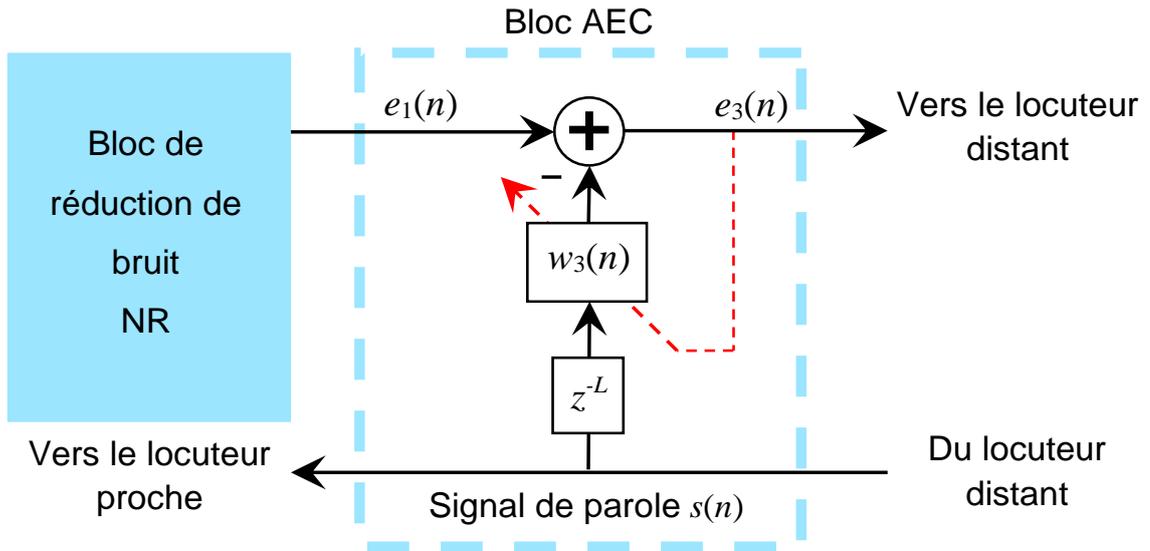


Figure 4. 6 : Schéma détaillé du bloc AEC.

Le signal de sortie du bloc AEC, i.e.  $e_3(n)$ , s'exprime comme suit:

$$e_3(n) = e_1(n) - w_3(n) * s(n - L) \quad (4.11)$$

Par un développement ultérieur de la relation (4.11), et en insérant la relation (4.9) dans (4.11), nous obtenons:

$$e_3(n) = s(n - L) * [h_3(n) - h_1(n) * h_2(n) - w_3(n)] \quad (4.12)$$

Selon la relation (4.12), les composantes d'écho acoustique peuvent être annulées si la solution suivante est obtenue pour le filtre adaptatif :

$$w_3(n) = h_3(n) - h_1(n) * h_2(n) \quad (4.13)$$

Cela signifie que le filtre  $w_3(n)$  doit identifier de manière récursive et adaptative la réponse impulsionnelle donnée par :  $h_3(n) - h_1(n) * h_2(n)$ .

L'efficacité de la structure en cascade proposé dépend du fonctionnement des filtres de chaque sous-système, i.e. bloc NR et AEC, et surtout de l'adaptation de leurs coefficients. Dans ce qui suit, nous présenterons deux systèmes mixtes proposés pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, où, deux combinaisons d'algorithmes adaptatifs ont été conçues pour adapter les filtres de chaque sous-système. La formulation mathématique complète de chaque système proposé sera présentée dans la suite.

#### 4.3.1. Système mixte 1

Dans le système mixte 1 illustré sur la figure 4.7, deux algorithmes sont conçus séparément et combinés en série pour mettre à jour les filtres du système global. Pour ce système mixte 1 [77], nous avons utilisé l'algorithme NLMS 1 [59] (Algorithme NLMS combiné avec la BSS directe) pour mettre à jour les coefficients des filtres de l'étage NR. Cette étape de réduction de bruit sera concaténée avec celle d'AEC qui utilise l'algorithme NLMS à canal unique [78] pour mettre à jour les coefficients du filtre AEC.

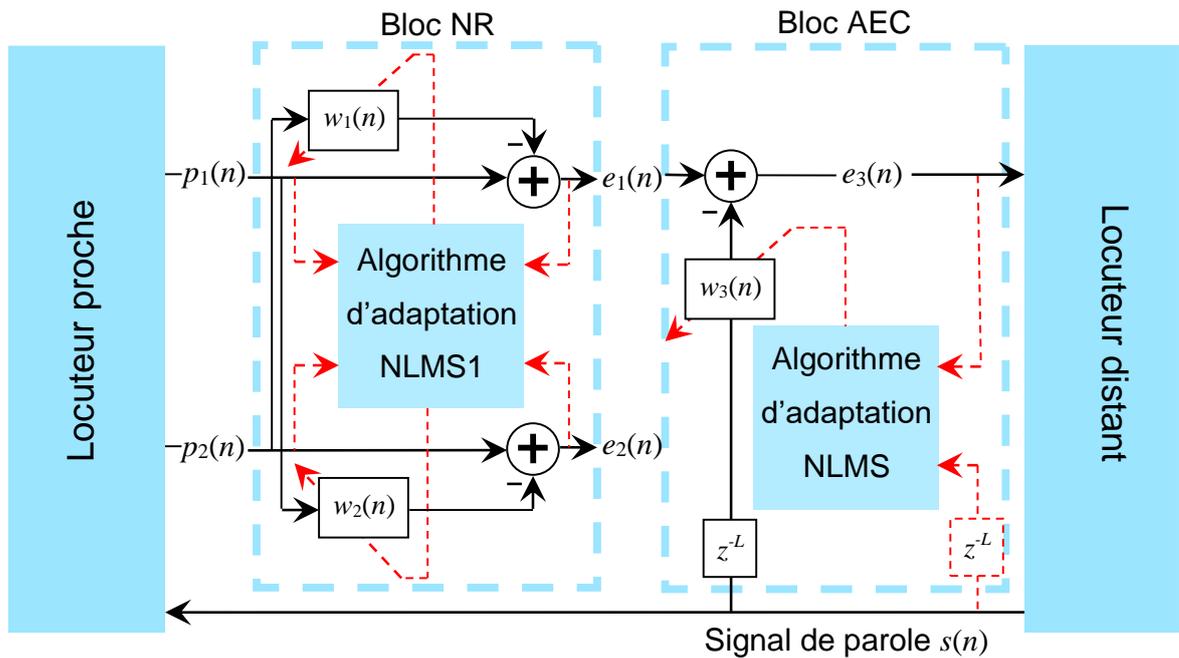


Figure 4. 7 : Schéma détaillé du système mixte 1.

En premier lieu, nous présenterons la formulation mathématique de l'algorithme NLMS 1 qui est utilisé pour adapter les coefficients des filtres du bloc NR.

Les erreurs de filtrage de l'algorithme NLMS 1 sont données par une notation vectorielle comme suit:

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2(n)\mathbf{w}_1^T(n-1) \quad (4.14)$$

$$e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{p}_1(n)\mathbf{w}_2^T(n-1) \quad (4.15)$$

Où,  $\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]^T$ ,  $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs de coefficients qui contiennent les  $L$  derniers échantillons des signaux observés  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$ , respectivement, et  $\mathbf{w}_1(n) =$

$[w_1(n), w_1(n-1), \dots, w_1(n-L+1)]^T$  et  $w_2(n) = [w_2(n), w_2(n-1), \dots, w_2(n-L+1)]^T$  sont, respectivement, les vecteurs des coefficients des deux filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$ .

Les deux équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  par l'algorithme NLMS 1 sont données par les deux formules suivantes :

$$w_1(n) = w_1(n-1) + \mu_1 \frac{e_1(n)p_2(n)}{p_2^T(n)p_2(n)+\zeta} \quad (4.16)$$

$$w_2(n) = w_2(n-1) + \mu_2 \frac{e_2(n)p_1(n)}{p_1^T(n)p_1(n)+\zeta} \quad (4.17)$$

Nous décrivons maintenant la dérivation de l'algorithme NLMS à canal unique utilisé dans l'annulateur d'écho acoustique. L'erreur de filtrage  $e_3(n)$  et l'équation de mise à jour du filtre adaptatif  $w_3(n)$  de cet algorithme sont données par les relations suivantes:

$$e_3(n) = e_1(n) - s(n-L)w_3^T(n-1) \quad (4.18)$$

$$w_3(n) = w_3(n-1) + \mu_3 \frac{e_3(n)s(n-L)}{s^T(n-L)s(n-L)+\zeta} \quad (4.19)$$

Où,  $s(n-L) = [s(n-L), s(n-1-L), \dots, s(n-2L+1)]^T$  et  $w_3(n) = [w_3(n), w_3(n-1), \dots, w_3(n-L+1)]^T$  sont respectivement le vecteur de coefficients qui contient les  $L$  derniers échantillons du signal de parole  $s(n)$  et le vecteur de coefficients du filtre adaptatif  $w_3(n)$ . Les pas d'adaptation  $\mu_1$ ,  $\mu_2$  et  $\mu_3$  ( $0 < \mu_1, \mu_2, \mu_3 < 2$ ) sont les paramètres de contrôle des algorithmes NLMS 1 et NLMS, qui assurent, respectivement, la stabilité et la convergence des filtres adaptatifs  $w_1(n)$ ,  $w_2(n)$  et  $w_3(n)$ . Le tableau 4.1 résume les algorithmes d'adaptation du système mixte 1.

L'algorithme NLMS est l'un des algorithmes les plus utilisés dans le domaine d'annulation d'écho acoustique. Néanmoins, cet algorithme laisse subsister un écho résiduel appréciable dans un environnement bruité. Également, cet algorithme possède un faible comportement de réduction de bruit, notamment lorsque le signal d'entrée est stationnaire (comme la parole) [79].

Tableau 4. 1 : Résumé des algorithmes d'adaptation du système mixte 1.

Bloc de réduction de bruit (NR)	
Initialisation	
$\mathbf{p}_1(0) = [0]^T, \mathbf{p}_2(0) = [0]^T, \mathbf{w}_1(0) = [0]^T, \mathbf{w}_2(0) = [0]^T$	
Filtrage	
Erreurs de filtrage :	
$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{w}_1(n-1)$	$e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{p}_1^T(n) \mathbf{w}_2(n-1)$
Adaptation	
Equations de mise à jour des filtres adaptatifs :	
$\mathbf{w}_1(n) = \mathbf{w}_1(n-1) + \mu_1 \frac{e_1(n) \mathbf{p}_2(n)}{\mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{p}_2(n) + \zeta}$	$\mathbf{w}_2(n) = \mathbf{w}_2(n-1) + \mu_2 \frac{e_2(n) \mathbf{p}_1(n)}{\mathbf{p}_1^T(n) \mathbf{p}_1(n) + \zeta}$
Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC)	
Initialisation	
$\mathbf{s}(0) = [0]^T, \mathbf{w}_3(0) = [0]^T$	
Filtrage	
$e_3(n) = e_1(n) - \mathbf{s}(n-L) \mathbf{w}_3^T(n-1)$	
Adaptation	
$\mathbf{w}_3(n) = \mathbf{w}_3(n-1) + \mu_3 \frac{e_3(n) \mathbf{s}(n-L)}{\mathbf{s}^T(n-L) \mathbf{s}(n-L) + \zeta}$	

#### 4.3.2. Système mixte 2

Dans le deuxième système mixte proposé pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, nous proposons d'utiliser l'Algorithme 1 déjà présenté dans le chapitre 3, qui est l'algorithme SFTF combiné avec la structure BSS direct, pour mettre à jour les coefficients des filtres de l'étage NR. Cet algorithme a montré son efficacité dans le domaine de réduction du bruit ou il permet de réduire le bruit tout en préservant la qualité du signal en sortie ce qui assure une identification robuste de l'écho acoustique. Pour l'étage d'AEC nous proposons d'utiliser l'algorithme SFTF à canal unique [62] pour mettre à jour les coefficients du filtre AEC. La figure 4.8 présente un schéma détaillé du système mixte 2.

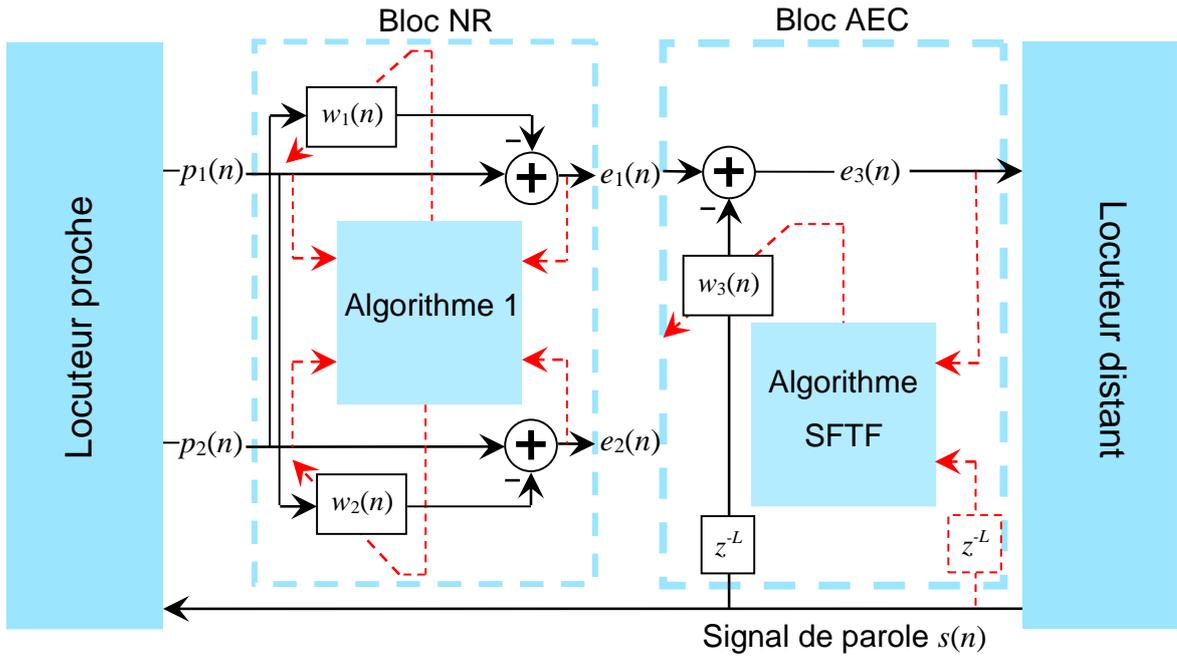


Figure 4. 8 : Schéma détaillé du système mixte 2.

Pour réduire le bruit perturbateur au premier bloc de traitement, les filtres  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  du bloc NR, doivent converger vers leurs solution optimale, i.e.  $w_1(n) = h_1(n)$  et  $w_2(n) = h_2(n) * \frac{1}{h_3(n)}$ . Afin d'atteindre cet objectif, nous adopterons l'algorithme 1 pour mettre à jour les coefficients de ces deux filtres.

Les relations de mise à jour des filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  par l'algorithme 1 sont exprimées comme suit:

$$\mathbf{w}_1(n) = \mathbf{w}_1(n-1) - e_1(n)\gamma_1(n)\mathbf{k}_1(n) \quad (4.20)$$

$$\mathbf{w}_2(n) = \mathbf{w}_2(n-1) - e_2(n)\gamma_2(n)\mathbf{k}_2(n) \quad (4.21)$$

Avec

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{w}_1(n-1) \quad (4.22)$$

$$e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{p}_1^T(n) \mathbf{w}_2(n-1) \quad (4.23)$$

Où,  $\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs qui contiennent les  $L$  derniers échantillons des signaux observés  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  respectivement.  $\mathbf{w}_1(n) = [w_1(n), w_1(n-1), \dots, w_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{w}_2(n) = [w_2(n), w_2(n-1), \dots, w_2(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs des coefficients des deux filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$ , respectivement.  $\mathbf{k}_1(n) = [k_1(n), k_1(n-1), \dots, k_1(n-L+1)]^T$  et  $\mathbf{k}_2(n) = [k_2(n), k_2(n-1), \dots, k_2(n-L+1)]^T$  représentent les vecteurs gain de Kalman duaux.

Les relations de mise à jour des deux vecteurs  $k_1(n)$  et  $k_2(n)$  peuvent s'écrire comme suit :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_1(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_1(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_1(n)}{\lambda \alpha_1(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_1(n-1) \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_2(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_2(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_2(n)}{\lambda \alpha_2(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_2(n-1) \end{bmatrix} \quad (4.25)$$

(\*),  $\lambda$  et  $\xi$  désignent, respectivement, le dernier élément inutilisé du vecteur de gain Kalman dual, le facteur d'oubli choisi entre 0 et 1 et une petite constante positive utilisée pour éviter la division par de petites valeurs en périodes de silence.  $\alpha_1(n)$  et  $\alpha_2(n)$  sont les variances des erreurs de prédiction aller, elles sont estimées récursivement par les relations suivantes :

$$\alpha_1(n) = \lambda \alpha_1(n-1) + \gamma_1(n-1) \varepsilon_1^2(n) \quad (4.26)$$

$$\alpha_2(n) = \lambda \alpha_2(n-1) + \gamma_2(n-1) \varepsilon_2^2(n) \quad (4.27)$$

Les erreurs de prédiction  $\varepsilon_1(n)$  et  $\varepsilon_2(n)$  peuvent être calculées par les relations suivantes :

$$\varepsilon_1(n) = p_2(n) - \mathbf{a}_1^T(n) \mathbf{p}_2(n-1) \quad (4.28)$$

$$\varepsilon_2(n) = p_1(n) - \mathbf{a}_2^T(n) \mathbf{p}_1(n-1) \quad (4.29)$$

Où,  $\mathbf{a}_1(n) = [a_1(n), a_1(n-1), \dots, a_1(n-L+1)]^T$ ,  $\mathbf{a}_2(n) = [a_2(n), a_2(n-1), \dots, a_2(n-L+1)]^T$  sont les vecteurs des coefficients du vecteur de prédiction aller obtenus en minimisant, respectivement, les fonctions  $E[\varepsilon_1^2(n)]$  et  $E[\varepsilon_2^2(n)]$ . Les formules de mise à jour des coefficients des vecteurs de prédiction aller  $a_1(n)$  et  $a_2(n)$  sont données par les relations suivantes :

$$\mathbf{a}_1(n) = \rho_1 [\mathbf{a}_1(n-1) - \varepsilon_1(n) \gamma_1(n) \mathbf{k}_1(n-1)] \quad (4.30)$$

$$\mathbf{a}_2(n) = \rho_2 [\mathbf{a}_2(n-1) - \varepsilon_2(n) \gamma_2(n) \mathbf{k}_2(n-1)] \quad (4.31)$$

Les paramètres  $\rho_1$  et  $\rho_2$  permettent une meilleure robustesse contre les erreurs de propagation numérique.

Les scalaires de vraisemblance  $\gamma_1(n)$  et  $\gamma_2(n)$  sont calculés comme suit :

$$\gamma_1(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_1^T(n) \mathbf{p}_2(n)} \quad (4.32)$$

$$\gamma_2(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_2^T(n) \mathbf{p}_1(n)} \quad (4.33)$$

Nous passerons maintenant au problème d'écho acoustique. Après l'obtention d'un signal d'écho exempt de bruit provenant du bloc NR, le bloc AEC doit donc

supprimé le signal d'écho :  $s(n) * [h_1(n) - h_2(n) * h_3(n)]$ . Pour une meilleure identification de l'écho nous proposerons de mettre à jour les coefficients du filtre  $w_3(n)$  par l'algorithme SFTF à canal unique déjà présenté dans le chapitre 1.

L'erreur de filtrage  $e_3(n)$  et l'équation de mise à jour du filtre  $w_3(n)$  sont données par les relations suivantes:

$$e_3(n) = e_1(n) - \mathbf{s}^T(n-L) \mathbf{w}_3(n-1) \quad (4.34)$$

$$\mathbf{w}_3(n) = \mathbf{w}_3(n-1) - e_3(n) \gamma_3(n) \mathbf{k}_3(n) \quad (4.35)$$

Où  $\mathbf{s}(n-L) = [s(n-L), s(n-L-1), \dots, s(n-2L+1)]^T$  et  $\mathbf{k}_3(n) = [k_3(n), k_3(n-1), \dots, k_3(n-L+1)]^T$  sont, respectivement, les vecteurs de coefficients du signal de parole  $s(n)$  et du le vecteur de gain de Kalman dual  $k_3(n)$ .

Le vecteur gain de Kalman dual  $k_3(n)$  et la variable de vraisemblance  $\gamma_3(n)$  sont calculés comme suit :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_3(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_3(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_3(n)}{\lambda \alpha_3(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_3(n-1) \end{bmatrix} \quad (4.36)$$

$$\gamma_3(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_3^T(n) \mathbf{s}(n-L)} \quad (4.37)$$

La formule de mise à jour du vecteur de prédiction aller  $\mathbf{a}_3(n)$ , est donnée par :

$$\mathbf{a}_3(n) = \rho_3 [\mathbf{a}_3(n-1) - \varepsilon_3(n) \gamma_3(n) \mathbf{k}_3(n-1)] \quad (4.38)$$

La variance de l'erreur de prédiction aller  $\alpha_3(n)$  et l'erreur de prédiction aller  $\varepsilon_3(n)$  sont données par les formules suivantes:

$$\alpha_3(n) = \lambda \alpha_3(n-1) + \gamma_3(n-1) \varepsilon_3^2(n) \quad (4.39)$$

$$\varepsilon_3(n) = s(n-L) - \mathbf{a}_1^T(n) \mathbf{s}(n-L-1) \quad (4.40)$$

Où,  $\mathbf{a}_3(n) = [a_3(n), a_3(n-1), \dots, a_3(n-L+1)]^T$  est le vecteur de coefficients du vecteur de prédiction aller  $\mathbf{a}_3(n)$ . L'astérisque (\*) représente le dernier élément inutilisé du vecteur gain de Kalman dual.  $\lambda$  est un facteur de lissage.  $\xi$  est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par de très petites valeurs dans les périodes de silence. Le facteur  $\rho$ , choisi proche de 1, permet une grande robustesse contre les erreurs de propagation numérique. Le tableau 4.2 présente un listing des algorithmes d'adaptation du système mixte 2.

Tableau 4. 2 : Résumé des algorithmes d'adaptation du système mixte 2.

### Bloc de réduction du bruit (NR)

#### Initialisation

$$\alpha_1(0) = \alpha_2(0) = E_0\lambda^L, \mathbf{p}_1(0) = \mathbf{p}_2(0) = [0]^T, \mathbf{a}_1(0) = \mathbf{a}_2(0) = [0]^T, \mathbf{k}_1(0) = \mathbf{k}_2(0) = [0]^T, \\ \mathbf{w}_1(0) = \mathbf{w}_2(0) = [0]^T.$$

#### Prédiction

$$\varepsilon_1(n) = p_2(n) - \mathbf{a}_1^T(n)\mathbf{p}_2(n-1) \qquad \varepsilon_2(n) = p_1(n) - \mathbf{a}_2^T(n)\mathbf{p}_1(n-1) \\ \alpha_1(n) = \lambda \alpha_1(n-1) + \gamma_1(n-1)\varepsilon_1^2(n) \qquad \alpha_2(n) = \lambda \alpha_2(n-1) + \gamma_2(n-1)\varepsilon_2^2(n)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_1(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_1(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_1(n)}{\lambda\alpha_1(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_1(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_2(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_2(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_2(n)}{\lambda\alpha_2(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_2(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{a}_1(n) = \rho[\mathbf{a}_1(n-1) - \varepsilon_1(n)\gamma_1(n)\mathbf{k}_1(n-1)] \qquad \mathbf{a}_2(n) = \rho[\mathbf{a}_2(n-1) - \varepsilon_2(n)\gamma_2(n)\mathbf{k}_2(n-1)]$$

$$\gamma_1(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_1^T(n)\mathbf{p}_2(n)} \qquad \gamma_2(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_2^T(n)\mathbf{p}_1(n)}$$

#### Filtrage

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{w}_1(n-1) \qquad e_2(n) = p_2(n) - \mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{w}_2(n-1)$$

#### Adaptation

$$\mathbf{w}_1(n) = \mathbf{w}_1(n-1) - e_1(n)\gamma_1(n)\mathbf{k}_1(n) \qquad \mathbf{w}_2(n) = \mathbf{w}_2(n-1) - e_2(n)\gamma_2(n)\mathbf{k}_2(n)$$

### Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC)

#### Initialisation

$$\alpha_3(0) = E_0\lambda^L, \mathbf{s}(0) = [0]^T, \mathbf{a}_3(0) = [0]^T, \mathbf{k}_3(0) = [0]^T, \mathbf{w}_3(0) = [0]^T.$$

#### Prédiction

$$\varepsilon_3(n) = s(n-L) - \mathbf{a}_3^T(n)\mathbf{s}(n-L-1)$$

$$\alpha_3(n) = \lambda \alpha_3(n-1) + \gamma_3(n-1)\varepsilon_3^2(n)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{k}_3(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{k}_3(n-1) \end{bmatrix} - \frac{\varepsilon_3(n)}{\lambda\alpha_3(n-1) + \xi} \begin{bmatrix} 1 \\ -\mathbf{a}_3(n-1) \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{a}_3(n) = \rho[\mathbf{a}_3(n-1) - \varepsilon_3(n)\gamma_3(n)\mathbf{k}_3(n-1)]$$

$$\gamma_3(n) = \frac{1}{1 - \mathbf{k}_3^T(n)\mathbf{s}(n-L)}$$

#### Filtrage

$$e_3(n) = e_1(n) - \mathbf{s}^T(n-L)\mathbf{w}_3(n-1)$$

#### Adaptation

$$\mathbf{w}_3(n) = \mathbf{w}_3(n-1) - e_3(n)\gamma_3(n)\mathbf{k}_3(n)$$

#### 4.4. Évaluation de la complexité de calcul

La complexité de calcul de chaque système mixte proposé pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique est énumérée dans le tableau 4.3. Dans ce tableau, les complexités de calcul incluent les multiplications et les divisions.

Tableau 4. 3 : Complexité de calcul des systèmes mixtes proposés.

Systèmes		Nombre Mult/Div	Complexité de calcul totale
Système mixte 1	Bloc NR	$6L + 4$	$18L + 6$
	Bloc AEC	$3L + 2$	
Système mixte 2	Bloc NR	$14L + 16$	$42L + 30$
	Bloc AEC	$7L + 8$	

#### 4.5. Évaluation des systèmes mixtes proposés

Dans cette partie une validation expérimentale des deux systèmes mixtes proposés sera présentée de manière à évaluer leurs performances.

Dans notre étude, nous nous placerons dans le cas de l'annulation d'écho acoustique dans un environnement acoustique défavorable (habitacle de voiture), où, le milieu acoustique est modélisé par le modèle de la figure 4.3.

Les simulations seront réalisées au moyen de deux signaux source : signal de parole lointaine  $s(n)$  et un signal de bruit ponctuel  $b(n)$  (déjà présentés dans le chapitre précédant) et trois réponses impulsionnelles de chemin acoustique :  $h_1(n)$ ,  $h_2(n)$  et  $h_3(n)$ . Ces réponses impulsionnelles sont générées selon le modèle présenté dans la section 3.4.1. Convolutions entre les signaux sources et les réponses impulsionnelles produisent les observations  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$ . Les différents signaux utilisés en simulation sont présentés sur la figure 4.9.

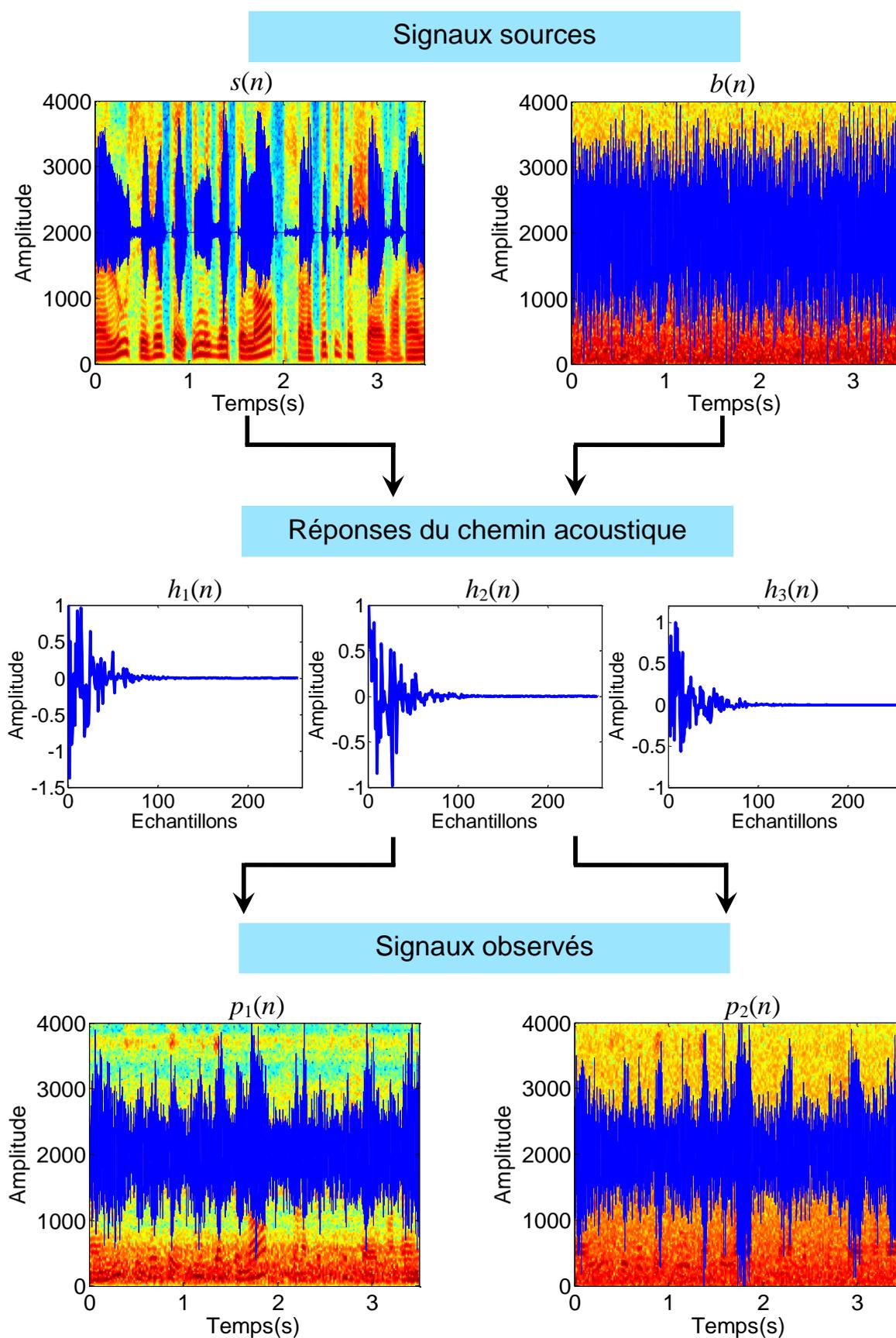


Figure 4. 9 : Evolution temporelle des signaux utilisés en simulation, avec  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$  et  $L = 256$ .

Afin d'analyser les performances des deux systèmes mixtes proposés, nous définissons les critères objectifs suivants :

- *Critère de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM)*

Ce critère de performance est couramment utilisé en annulation d'écho acoustique, il consiste à quantifier le niveau d'écho résiduel en calculant la somme des carrés de la différence entre le signal d'écho  $d(n)$  et le signal d'écho résiduel  $e(n)$ . Ce critère est défini comme suit [80]:

$$EQM_{dB} = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \log_{10} \left( \frac{1}{N} \sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |e(n)|^2 \right) \quad (4.41)$$

Les paramètres  $M$  et  $N$  sont, respectivement, le nombre et la longueur de segments. Le symbole  $|\cdot|$  représente l'opérateur absolu.

- *Critère Echo Return Loss Enhancement (ERLE)*

Nous caractérisons l'atténuation d'écho fournie par l'annulateur d'écho par la mesure d'ERLE. Le critère ERLE, s'agit de mesurer l'atténuation du signal d'écho en  $dB$  et il est défini comme le rapport de la puissance de l'écho à celle de l'écho résiduel [81]:

$$ERLE_{dB} = \frac{10}{M} \sum_{m=0}^{M-1} \log_{10} \left( \frac{\sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |d(n)|^2}{\sum_{n=Nm}^{Nm+N-1} |e(n)|^2} \right) \quad (4.42)$$

Où,  $d(n)$  est le signal d'écho,  $e(n)$  est le signal d'écho résiduel. Les paramètres  $M$  et  $N$  sont, respectivement, le nombre de segments et la longueur de segment.

#### 4.5.1. Évaluation du système mixte 1

Dans cette partie, des simulations numériques ont été réalisées pour évaluer les performances du système mixte 1 proposé. Pour ces simulations, une comparaison est faite entre le système mixte 1 proposé et un système d'annulation d'écho acoustique basé sur l'algorithme NLMS, dénommé AEC 1.

Afin de pouvoir comparer les performances de ces deux systèmes, i.e. système mixte 1 et AEC 1, des expériences ont été réalisées en termes d'évaluation des signaux de sortie et en termes des critères objectifs décrits ci-avant.

Dans les tests qui suivent, les signaux de bruit utilisés en entrée sont le bruit blanc et USASI dont on fait varier leurs puissances afin d'observer les performances des systèmes simulés.

Les paramètres de simulation sont présentés sur le tableau 4.4.

Tableau 4. 4 : Paramètres de simulation du système mixte 1 et AEC 1.

Systèmes	Paramètres
Signaux d'entrée	$RSB$ d'entrée : $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB.
	Longueur des filtres réels : $L = 256$ .
	Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 8$ KHz.
Système mixte 1	Bloc de réduction de bruit (NR) :
	Longueurs des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Pas d'adaptations : $\mu_1 = 0.8, \mu_2 = 0.8$ .
	Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC) :
AEC 1	Longueur du filtre adaptatif : $L = 256$ .
	Pas d'adaptation : $\mu_3 = 0.6$ .
	Pas d'adaptation : $\mu = 0.1$ .

- *Évaluation des signaux de sortie*

Afin d'évaluer les performances d'annulation d'écho acoustique du système mixte 1, nous allons présenter, dans cette partie, l'évolution temporelle des signaux de sortie obtenus avec: le système mixte 1 proposé et le système AEC 1. Notons que dans cette simulation le signal du bruit utilisé à l'entrée est le bruit USASI. Les paramètres de simulation sont recensés dans le tableau 4.4.

Sur les figures 4.10 et 4.12, nous montrerons, respectivement, l'évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système mixte 1 et celui obtenu avec le système AEC 1. D'après ces figures, nous pouvons clairement voir que le système AEC 1 laisse subsister un écho résiduel important comme le montre la figure 4.11. Ceci est traduit par le fait que la présence du bruit à l'entrée du système AEC 1 perturbe l'opération de l'identification d'écho acoustique. Cependant, le système mixte 1 présente un bon comportement d'annulation d'écho acoustique. Ceci est dû au bloc NR qui élimine les composantes de bruit avant le processus d'AEC. Pour un système d'annulation d'écho acoustique, il est donc nécessaire pour leur bon fonctionnement de réduire au maximum le bruit acoustique.

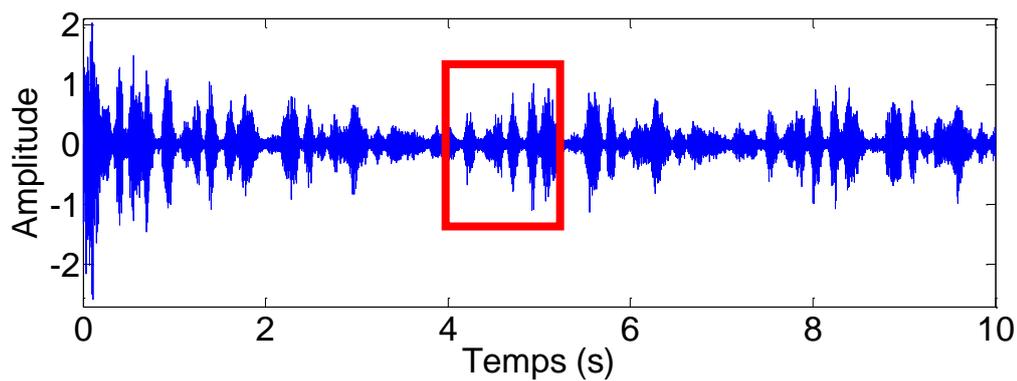


Figure 4. 10 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système AEC 1.

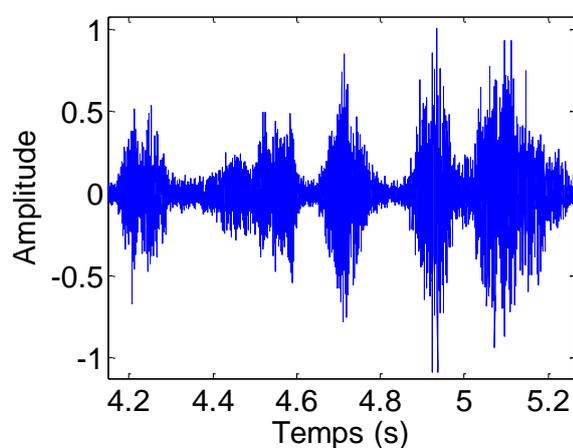


Figure 4. 11 : Zoom de la section encadrée dans la figure 4.10, la section est donné entre 4.14 et 5.25 secondes.

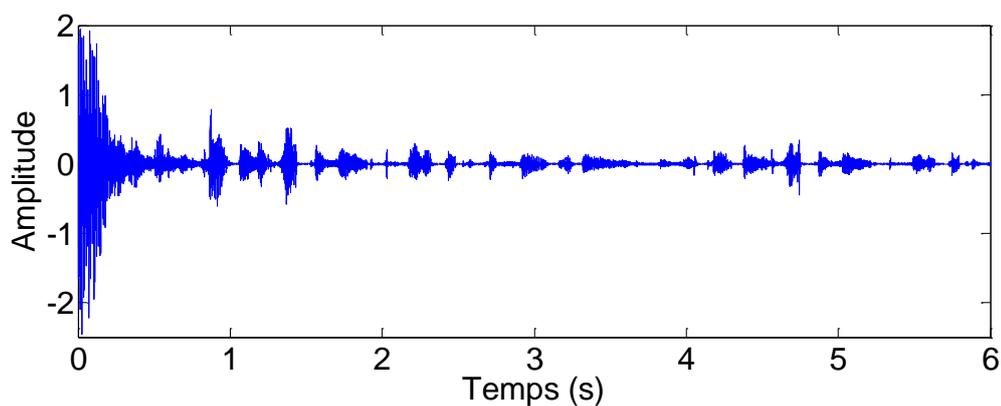


Figure 4. 12 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système mixte 1.

- *Évaluation du critère echo return loss enhancement (ERLE)*

Dans cette partie, nous analyserons les performances d'annulation d'écho acoustique du système mixte 1 proposé dans un scénario bruyant de communication mains-libres. Pour ce faire, nous avons réalisé une étude comparative entre le système mixte 1 proposé et le système AEC 1 en termes du critère ERLE, dans laquelle nous avons fait varier, à l'entrée, les types de bruits, i.e. bruit blanc et USASI, et les niveaux de RSB, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et 6 dB. Notons que les simulations d'ERLE sont moyennées sur des blocs de 2048 échantillons successifs.

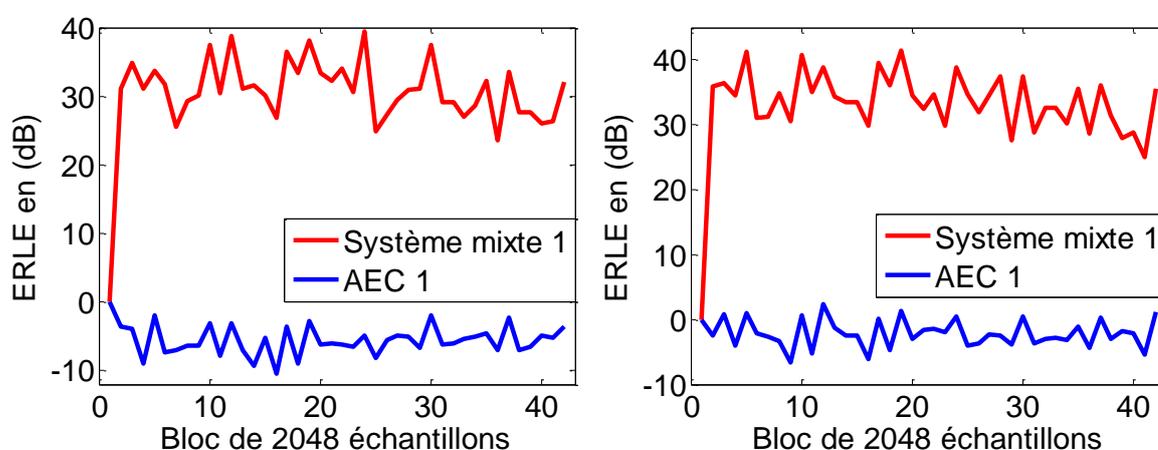


Figure 4. 13 :Evaluation du critère ERLE du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

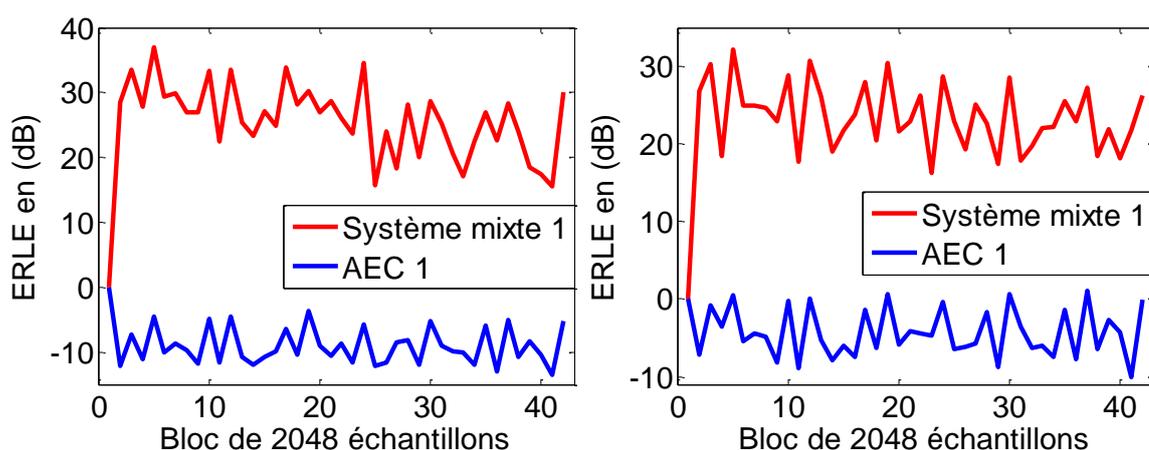


Figure 4. 14 : Evaluation du critère ERLE du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

D'après les résultats des figures 4.13 et 4.14, nous remarquerons que le système mixte 1 proposé dépasse le système AEC 1 pour toutes les situations bruyantes étudiées. Des tendances faibles sont observées sur les performances du système AEC 1 (un ERLE négatif), où, un écart de performances très élevé est remarqué entre l'approche proposée et le système AEC 1 avec toutes les situations. Le système mixte 1 proposé parvient à obtenir de meilleures performances en annulation d'écho acoustique, grâce au processus de réduction de bruit.

- *Évaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)*

Sur les figures 4.15 et 4.16, nous avons présenté l'évolution de l'EQM du système mixte 1 et celui du système AEC 1, ceci est pour deux types de bruits, USASI et blanc, et deux niveaux de RSB d'entrée  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et  $6 \text{ dB}$ . Les paramètres de simulation sont donnés par le tableau 4.4.

Pour toutes les situations bruyantes, le système AEC 1 a montré des performances limitées, alors que, notre système mixte 1 proposé a montré une convergence rapide dans le régime transitoire et un EQM minimum en régime permanent pour toutes les associations de niveau de RSB d'entrée et de types de bruits.

Conformément aux résultats obtenus précédemment, nous constaterons que le système mixte 1 proposé permet de réduire au maximum l'écho acoustique, tout en maintenant un niveau d'écho résiduel suffisamment bas.

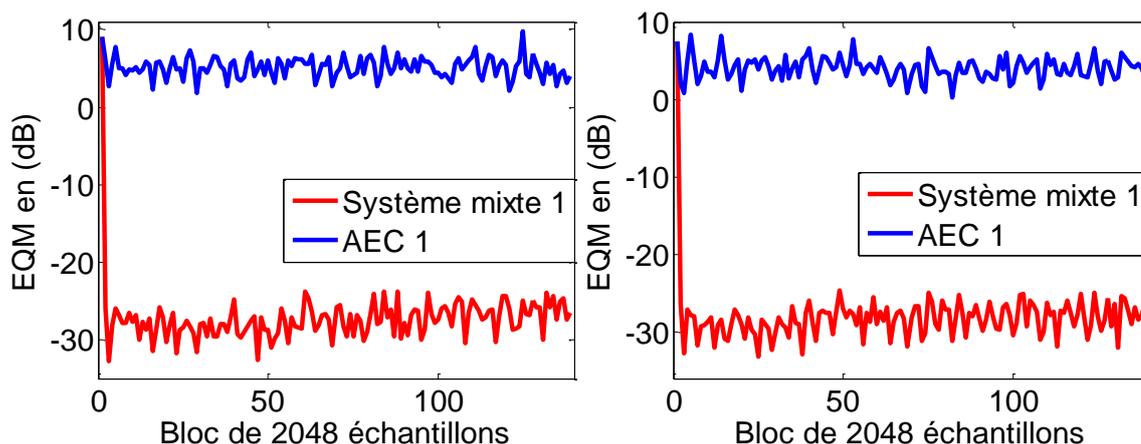


Figure 4. 15 : Evaluation du critère EQM du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

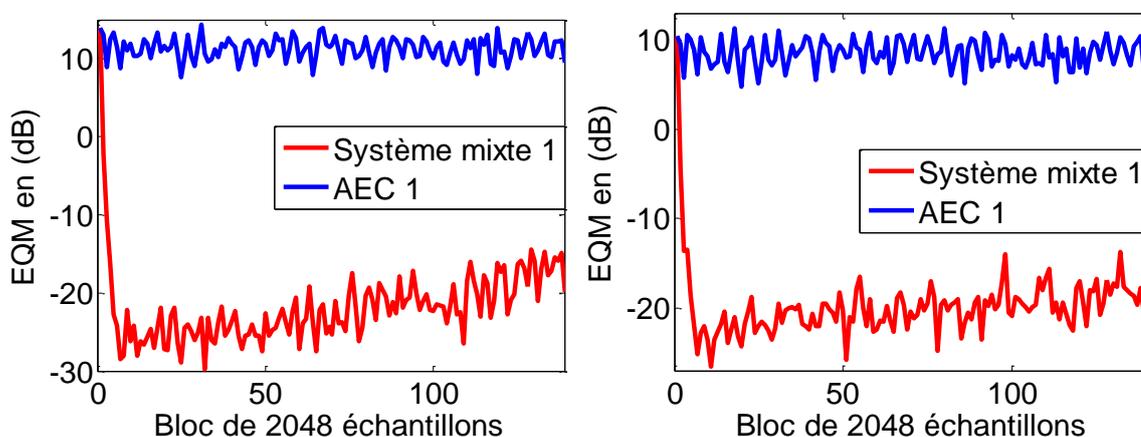


Figure 4. 16 : Evaluation du critère EQM du système mixte 1 proposé et système AEC 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

#### 4.5.2. Évaluation du système mixte 2

Dans cette section, nous allons comparer le système mixte 2 proposé pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique au système AEC 2, qui est un annulateur d'écho acoustique basé sur l'algorithme SFTF [62]. Nous analyserons tout d'abord les signaux de sorties obtenu avec chaque système. Ensuite, nous présenterons leurs performances d'annulation d'écho acoustique en termes de deux critères objectifs de qualité : l'ERLE et l'EQM. D'une part, l'ERLE permettra de mesurer l'atténuation effective de l'écho acoustique et d'autre part, la mesure de l'EQM permettra de quantifier l'écho résiduel. Les paramètres de simulation sont portés sur le tableau 4.5.

Tableau 4. 5 : Paramètres de simulation du système mixte 2 et AEC 2.

Systèmes	Paramètres
Signaux d'entrée	$RSB$ d'entrée : $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ .
	Longueur des filtres réels : $L = 256$ .
	Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 8 \text{ KHz}$ .
Système mixte 2	<b>Bloc de réduction de bruit (NR) :</b>
	Longueurs des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda = 0.996$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
	Paramètre de contrôle : $\rho = 0.67$ .
	Constante d'initialisation : $E_0 = 0.8$ .
	<b>Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC) :</b>
	Longueur du filtre adaptatif : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda = 0.997$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
	Paramètre de contrôle : $\rho = 0.96$ .
	Constante d'initialisation : $E_0 = 1$ .
	AEC 2
Facteur de lissage : $\lambda = 0.997$ .	
Constante positive: $\xi = 0.00001$ .	
Paramètre de contrôle : $\rho = 0.96$ .	
Constante d'initialisation : $E_0 = 1$ .	

- *Évaluation des signaux de sortie*

Sur la figure 4.17, nous allons montrer l'évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système mixte 2 proposé et celui obtenu avec le système AEC 2. Dans cette expérience, le bruit utilisé à l'entrée est le bruit USASI. Le système mixte 2 proposé semble réduire plus l'écho acoustique que le système AEC 2. Ceci s'explique par le fait que l'approche conjointe permet de supprimer le bruit superposé au signal d'écho avant son traitement par l'annulateur d'écho acoustique, ce qui se traduit par une bonne identification de l'écho acoustique.

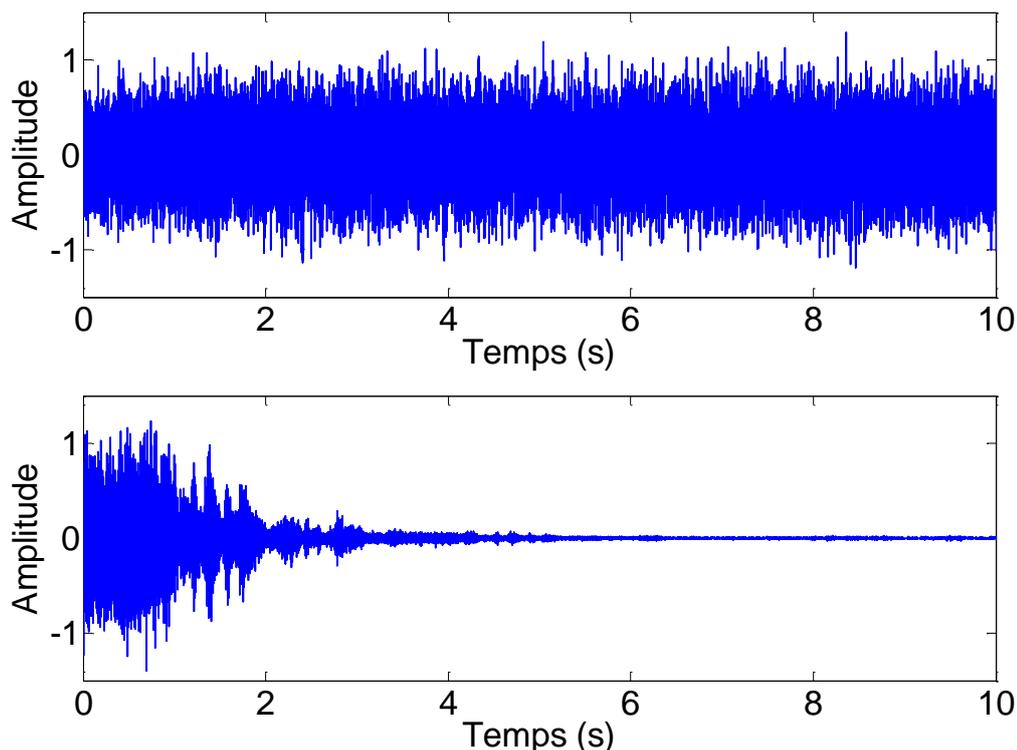


Figure 4. 17 : Evolution temporelle du signal de sortie obtenu avec : le système AEC 2 [en haut] et le système mixte 2 [en bas].

- *Évaluation du critère echo return loss enhancement (ERLE)*

Les figures 4.18 et 4.19, présentent une comparaison en termes de l'atténuation d'écho fournie par : le système mixte 2 proposé et le système AEC2. Pour réaliser cette comparaison, nous avons évalué le critère ERLE pour deux RSB d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et  $6\text{ dB}$ , et deux types de bruits, i.e. blanc et USASI.

Dans l'ensemble de test, le système mixte 2 proposé maintient le meilleur niveau de performance en matière d'annulation d'écho acoustique. Tandis que, les performances d'annulation d'écho acoustique du système AEC 2 sont affectées d'une manière flagrante par la présence du bruit.

Cette expérience, montre que le système mixte 2 proposé permet une amélioration notable des performances d'annulation d'écho acoustique en présence du bruit acoustique.

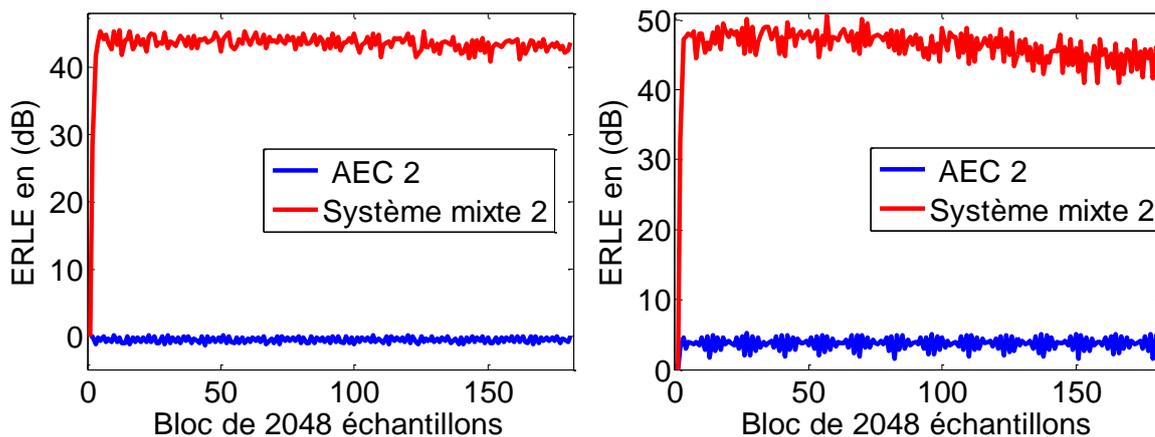


Figure 4. 18 : Evaluation du critère ERLE du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

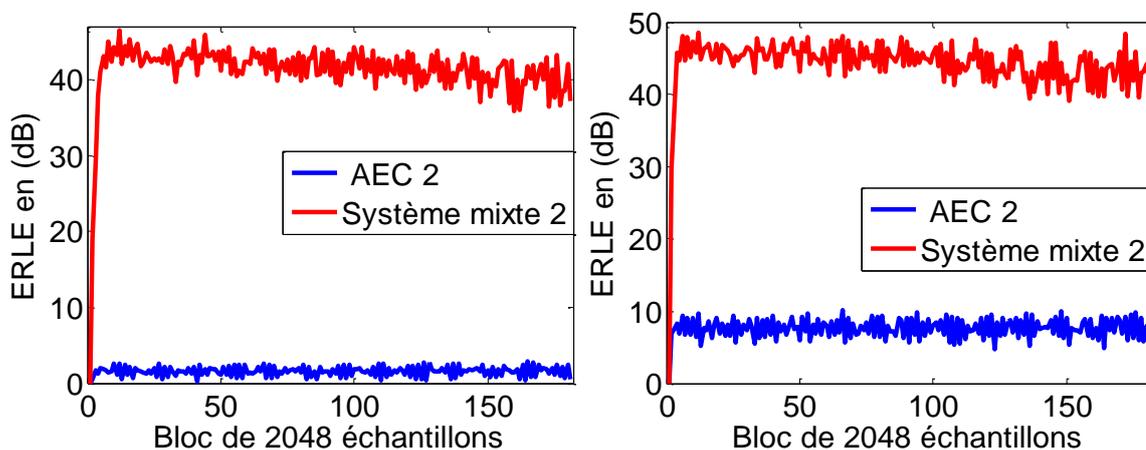


Figure 4. 19 : Evaluation du critère ERLE du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

- *Évaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)*

De la même manière que l'expérience précédente, nous évaluerons les performances du système mixte 2 proposé et système AEC 2, en termes de l'EQM. Les résultats sont présentés sur les figures 4.20 et 4.21. À titre de rappel, les paramètres de simulation sont similaires à ceux résumés dans le tableau 4.4.

Les résultats obtenus démontrent une réduction importante de l'écho résiduel par l'approche proposée. Comparé au système AEC 2, le système mixte 2 proposé à présenter un bon comportement même dans un environnement très bruité ( $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB). Ces bonnes performances s'expliquent par le fait que dans

l'approche conjointe proposée, le bloc de réduction du bruit rend le processus d'AEC plus robuste vis-à-vis les composantes d'écho acoustique, tandis que le système AEC 2 est fortement pénalisé par la présence du bruit.

Le système mixte 2 proposé a permis de maximiser l'ERLE et minimiser l'EQM en régime permanent. Ceci confirme que l'approche proposée pourrait être une alternative pour les applications d'annulation d'écho acoustique.

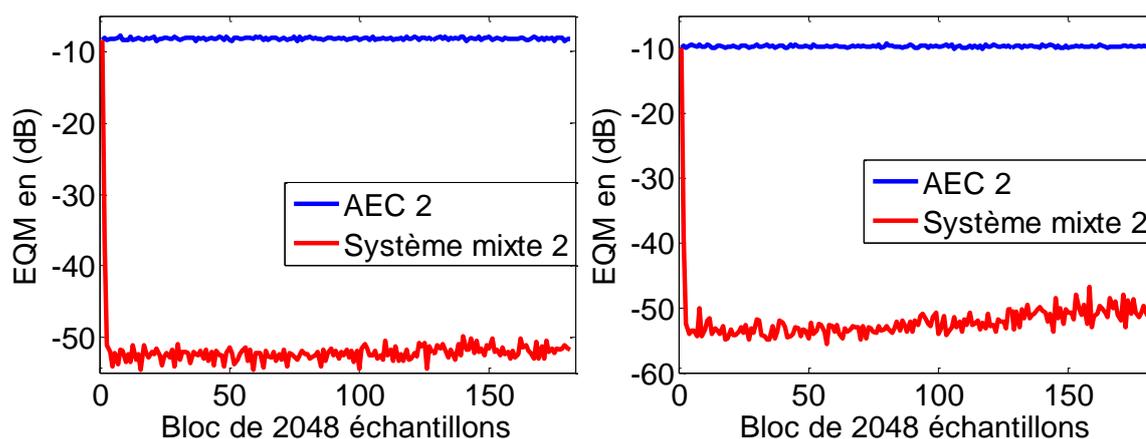


Figure 4. 20 : Evaluation du critère EQM du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

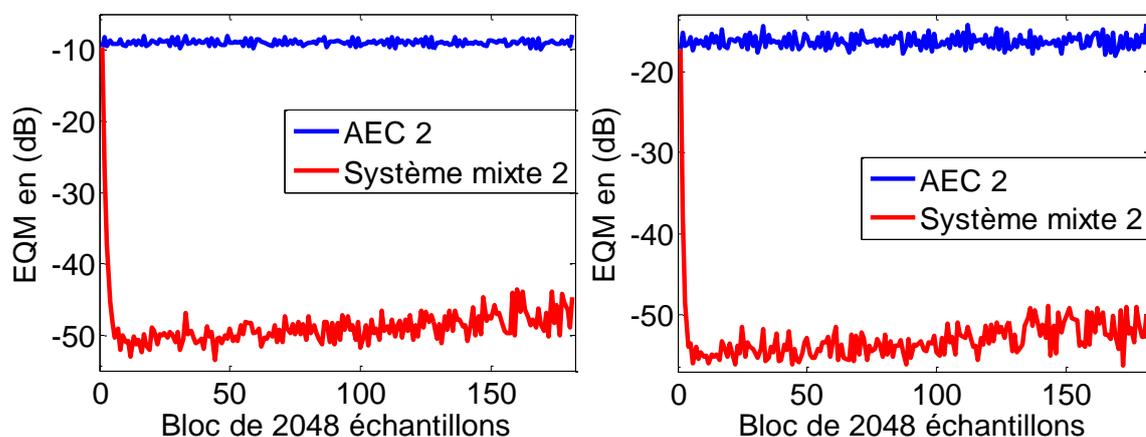


Figure 4. 21 : Évaluation du critère EQM du système mixte 2 proposé et système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

#### 4.6. Conclusion

Dans ce chapitre, deux nouveaux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique ont été présentés. Ces deux systèmes sont basés sur une nouvelle structure en cascade combinant successivement la BSS directe et un annulateur adaptatif d'écho acoustique, pour traiter simultanément les composantes du bruit et d'écho acoustique.

Pour mettre à jour les filtres de chaque système proposé, nous avons choisi les deux versions mono et bicapteurs de l'algorithme NLMS pour adapter les filtres du système mixte 1 proposé, alors que, pour la famille des moindres carrés transversaux rapide, nous avons sélectionné l'algorithme 1 présenté au chapitre 3 et l'algorithme SFTF mono-capteurs pour adapter les filtres du système mixte 2.

Nous avons évalué les approches proposées dans diverses conditions d'observations bruyantes. Lorsque l'écho et le bruit sont présents simultanément, les deux systèmes proposés dépassent les autres approches de références en termes de l'EQM finale et l'atténuation d'ERLE. Les résultats obtenus confirment que les approches proposées permettent d'améliorer les performances d'annulations d'écho acoustique pour les systèmes de communication mains-libres.

## CHAPITRE 5

### AMELIORATION DES SYSTEMES MIXTES PROPOSES POUR LA REDUCTION CONJOINTE DE BRUIT ET D'ECHO ACOUSTIQUE.

#### 5.1. Introduction

Ce chapitre présente des versions améliorées de nos systèmes mixtes proposés pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, présentés au chapitre 4. L'idée principale des systèmes proposés était l'utilisation de la structure BSS directe pour annuler le bruit du signal d'écho avant d'être exécuté avec le processus d'AEC. En effet, les approches proposées souffrent du fait que la structure BSS directe utilise un mécanisme de détection d'activité vocale manuel pour contrôler le processus de séparation de sources qui nécessite la connaissance a priori du signal d'entrée, ce qui n'est pas le cas dans les situations réelles. Pour cela, nous proposerons de contrôler les filtres du bloc NR des deux systèmes proposés au chapitre 4 à partir d'un nouveau mécanisme de détection automatique de l'activité vocale basé sur l'estimation du rapport signal sur bruit (RSB). Nous évaluerons les systèmes améliorés suivant la même démarche d'étude et de simulation qu'au chapitre 4. Nous les comparerons aux systèmes mixtes présentés au chapitre 4 avec une DAV parfaite.

#### 5.2. Position du problème

Nous rappelons, ici, brièvement, le problème de la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique pour les communications de type mains-libres [82]. Dans des scénarios réels, les deux types de perturbations peuvent être présents simultanément comme l'illustre la figure 5.1.

Dans le domaine temporel, les observations  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  s'expriment comme dans (5.1) et (5.2), respectivement:

$$p_1(n) = d_1(n) + b(n) * h_1(n) \quad (5.1)$$

$$p_2(n) = d_2(n) + b(n) \quad (5.2)$$

Où, les signaux d'écho  $d_1(n)$  et  $d_2(n)$  sont donnés comme suit :

$$d_1(n) = s(n) * h_3(n) \quad (5.3)$$

$$d_2(n) = s(n) * h_2(n) \quad (5.4)$$

À titre de rappel, le chemin d'écho est modélisé par le filtre RIF  $h_i(n), i = \{2, 3\}$ .  $n$  est l'indice de temps discret et  $(*)$  est l'opérateur de convolution.

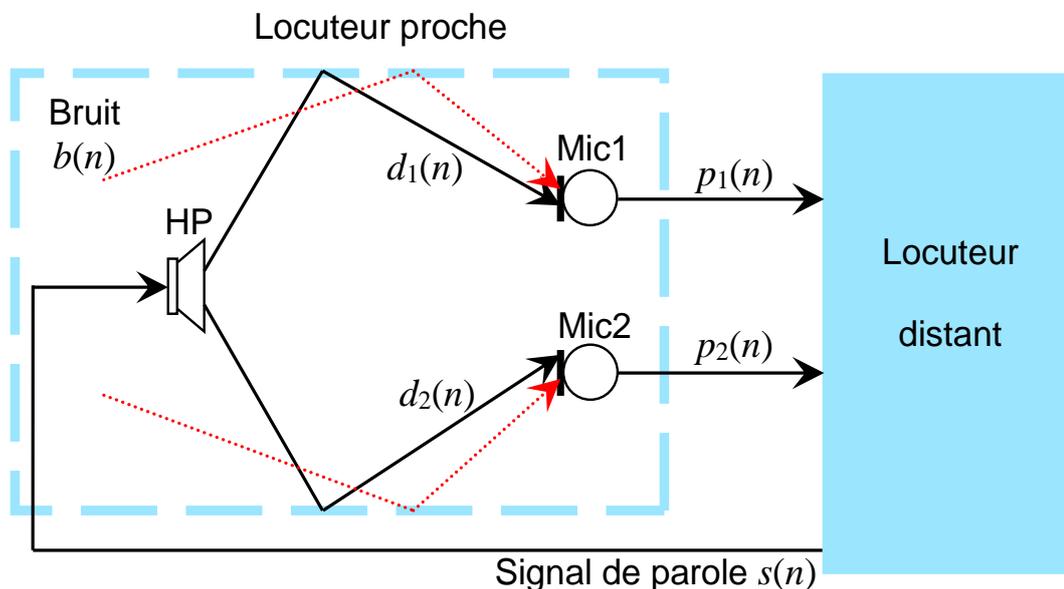


Figure 5. 1 : Problème de bruit et d'écho acoustique.

Pour traiter simultanément le bruit et l'écho acoustique, nous avons présenté au chapitre 4, une nouvelle structure en cascade combinant successivement la réduction du bruit et l'annulation d'écho acoustique. Le schéma bloc de cette structure étant rappelé sur la figure 5.2.

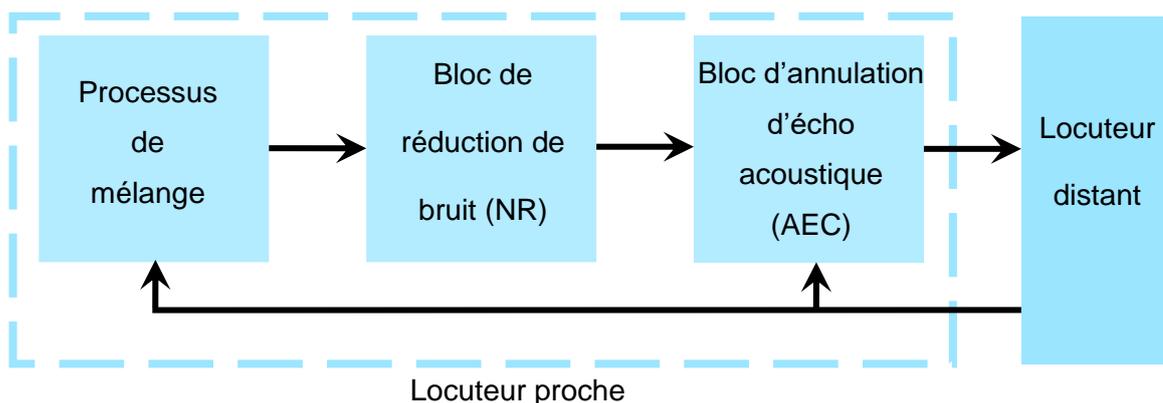


Figure 5. 2 : Structure en cascade pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique.

Dans cette approche, nous avons utilisé la structure de séparation aveugle de source directe (FBSS) pour supprimer les composantes de bruit du signal d'écho avant d'être effectués avec l'annulateur d'écho acoustique. Le processus de

séparation de sources a été contrôlé par un mécanisme de détection d'activité vocale manuel (DAVM) pour distinguer parfaitement les périodes de parole et de silence, ce qui permet d'annuler correctement les composantes du bruit acoustique.

Le DAVM est un système qui détermine si un signal de parole est une trame silencieuse (période de silence) ou non (période de parole) [83]. La figure 5.3 illustre le mécanisme de détection d'activité vocale manuel (DAVM).

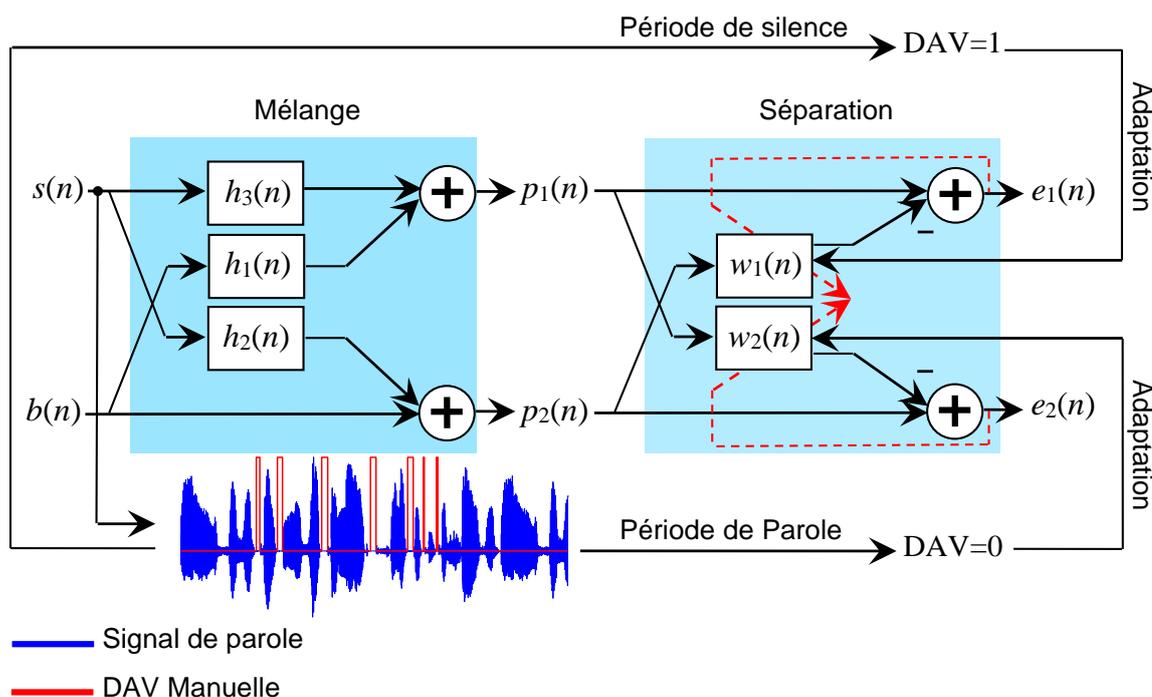


Figure 5. 3 : Structure de séparation aveugle de sources contrôlée par un mécanisme de détection d'activité vocale manuelle.

Pour obtenir, respectivement, les signaux de parole et du bruit aux sorties  $e_1(n)$  et  $e_2(n)$ , les filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  doivent converger, respectivement, vers leurs solutions optimales:  $w_1(n) = h_1(n)$  et  $w_2(n) = h_2(n) * \frac{1}{h_3(n)}$ . Ceci peut être réalisé en utilisant le mécanisme de détection d'activité vocale manuelle (DAVM). Le contrôle d'adaptation des deux filtres adaptatifs  $w_1(n)$  et  $w_2(n)$  est réalisé par le DAVM de la manière suivante:

$$DAVM = \begin{cases} 1, & \text{si Période de silence} \\ 0, & \text{si Période de parole} \end{cases}, \quad \begin{matrix} \text{Adaptation: } w_1(n) \\ \text{Adaptation: } w_2(n) \end{matrix} \quad (5.5)$$

Il est à noter que le système DAVM permet une segmentation parfaite du signal de parole, alors qu'une connaissance préalable du signal d'entrée est

nécessaire. Par conséquent, le système DAVM n'est pas adapté à une mise en œuvre en temps réel.

Afin de contourner les lacunes du système DAVM, plusieurs DAVs automatiques ont été proposés dans la littérature [84, 85]. Cependant, la plupart des DAVs échouent, lorsque le niveau du bruit augmente et certains d'entre eux, souffrent de leur complexité et mise en œuvre difficile.

Les caractéristiques requises pour un détecteur d'activité vocale idéal sont: la précision, la simplicité et le traitement en temps réel [86]. Pour répondre à ces besoins, nous présenterons dans ce qui suit un nouveau mécanisme de détection automatique de l'activité vocale qui est simple en termes de complexité de calcul et qui fonctionne bien en absence d'informations a priori sur le signal d'entrée.

### 5.3. Solution proposée

La figure 5.4, illustre la structure améliorée de l'approche proposée [87], présentée au chapitre 4. Dans cette structure, les filtres adaptatifs du bloc NR sont contrôlés à partir d'un nouveau système de DAV automatique basé sur l'estimation du RSB. Le principe du mécanisme DAV automatique est illustré sur la figure 5.5.

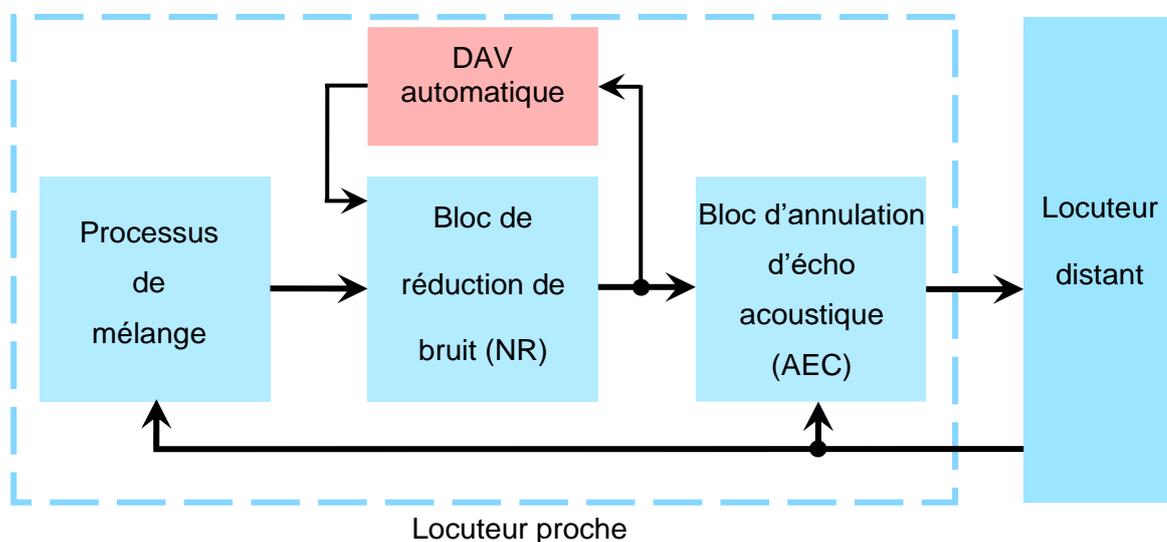


Figure 5. 4 : Structure améliorée pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique.

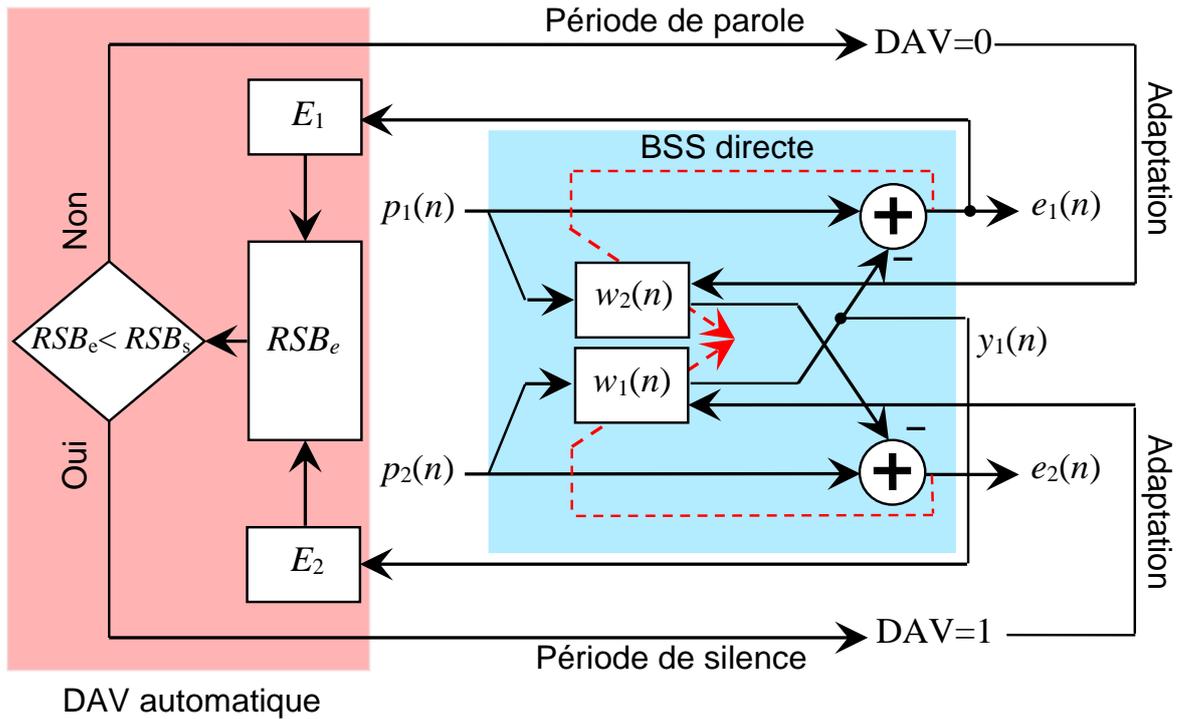


Figure 5. 5 : Schéma détaillé du bloc NR contrôlé par le nouveau mécanisme de détection automatique de l'activité vocale.

Le système DAVA peut être décrit par les étapes suivantes [87]:

- *Calcul d'énergie* : Comme le système DAVA proposé est basé sur l'estimation du RSB; nous calculerons tout d'abord l'énergie  $E_1(n)$  du signal  $e_1(n)$  (signal d'écho débruité). Le paramètre  $E_1(n)$  peut être calculé selon la formule suivante:

$$E_1 = \sum_{i=0}^{N-1} e_1(n)^2 \quad (5.6)$$

Une fois les composantes du bruit sont estimées par le filtre  $w_1(n)$ , la sortie  $y_1(n)$  de ce filtre est utilisée pour estimer l'énergie du bruit  $E_2(n)$  selon la formule suivante:

$$E_2 = \sum_{i=0}^{N-1} y_1(n)^2 \quad (5.7)$$

Où,  $N$  représente la longueur du segment.

- *Estimation du RSB*: Après le calcul des deux énergies, i.e.  $E_1(n)$  et  $E_2(n)$ , le rapport signal sur bruit estimé  $RSB_e$  est calculé comme suit:

$$RSB_e = 10 \log_{10} \left( \frac{E_1(n)}{E_2(n)} \right) \quad (5.8)$$

- *Décision de la DAVA*: En comparant le RSB estimé ( $RSB_e$ ) à un RSB seuil ( $RSB_s$ ), il est possible d'ajuster l'adaptation des filtres NR aux segments vocaux ou

non vocaux. La valeur du  $RSB_s$  seuil est déterminée à partir des observations expérimentales.

La règle de décision de la DAVA est bien décrite par la figure 5.6 :

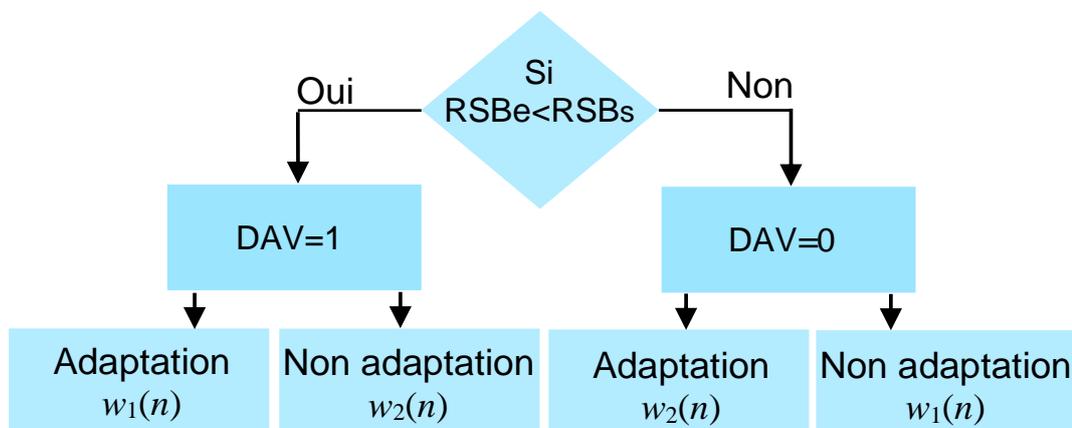


Figure 5. 6 : Schéma de décision du mécanisme DAVA.

#### 5.4. Évaluation des systèmes mixtes améliorés

Dans cette section, des simulations seront réalisées de manière à évaluer les performances des deux systèmes mixtes améliorés. Ces deux systèmes seront évalués suivant la même démarche d'étude et de simulation qu'au chapitre 4.

##### 5.4.1. Évaluation du système amélioré 1

Dans cette partie, une étude comparative est réalisée entre le système mixte 1 (utilisant une DAV manuelle) et le système amélioré 1 [87], qui est le système mixte 1, présenté au chapitre 4, mettant en œuvre une DAV automatique. Les simulations ont été effectuées en termes de l'évolution temporelle des signaux de sortie, l'écho return loss enhancement (ERLE) et l'erreur quadratique moyenne (EQM).

Dans les expériences rapportées, nous reprendrons les mêmes conditions expérimentales que celles du chapitre 4. Les paramètres de simulation de chaque système sont représentés dans le tableau 5.1.

Tableau 5. 1 : Paramètres de simulation du système amélioré 1, système mixte 1 et système AEC 1.

Systèmes	Paramètres
Signaux d'entrée	$RSB$ d'entrée : $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ .
	Longueur des filtres réels : $L = 256$ .
	Fréquence d'échantillonnage : $f_e = 8 \text{ KHz}$ .
Système amélioré 1	Bloc de réduction de bruit (NR) :
	Longueurs des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Pas d'adaptation : $\mu_1 = 0.8, \mu_2 = 0.8$ .
	Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC) :
	Longueur du filtre adaptatif : $L = 256$ .
	$RSB$ seuil : $RSB_s = -26 \text{ dB}$ .
	Pas d'adaptation : $\mu_3 = 0.6$ .
Système mixte 1	Bloc de réduction de bruit (NR) :
	Longueurs des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Pas d'adaptation : $\mu_1 = 0.8, \mu_2 = 0.8$ .
	Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC) :
	Longueur du filtre adaptatif : $L = 256$ .
	Pas d'adaptation : $\mu_3 = 0.6$ .
AEC 1	Longueur du filtre adaptatif : $L = 256$ .
	Pas d'adaptation : $\mu = 0.1$ .

- *Évaluation des signaux de sortie*

Sur les figures 5.7, 5.8 et 5.9 une comparaison entre le système amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1 est présentée en termes de l'évolution temporelle des signaux de sorties. Cette expérience est réalisée sur un signal de parole corrompu par un bruit USASI de niveau fixé à  $0 \text{ dB}$  sur les deux voies.

Rappelons que le système amélioré 1, utilise le système de détection d'activité vocale automatique décrit précédemment, pour contrôler les filtres du bloc NR, tandis que le système mixte 1, utilise un système de détection d'activité vocale manuelle.

D'après ces figures, un comportement similaire est remarqué entre le système amélioré 1 et le système mixte 1. Ceci confirme que la DAV automatique fonctionne bien et que le bruit a été réduit, ce qui a permis une bonne estimation de l'écho acoustique. En revanche, les deux perturbations persistent toujours à la sortie du système AEC 1.

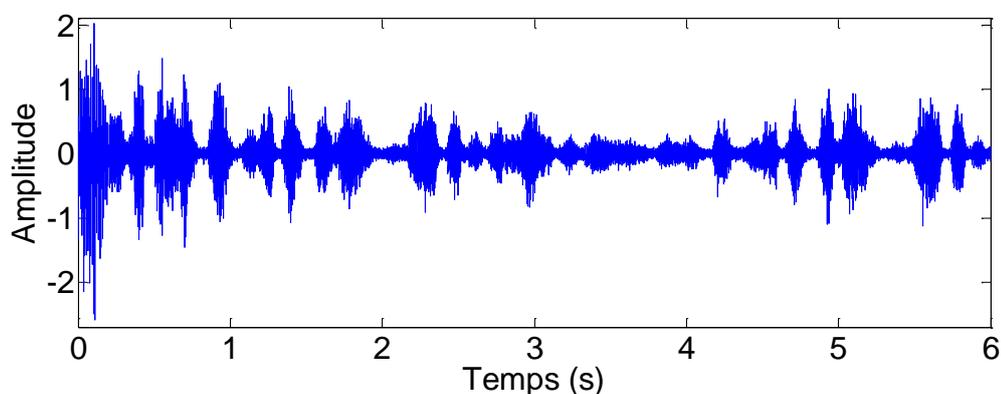


Figure 5. 7 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système AEC1.

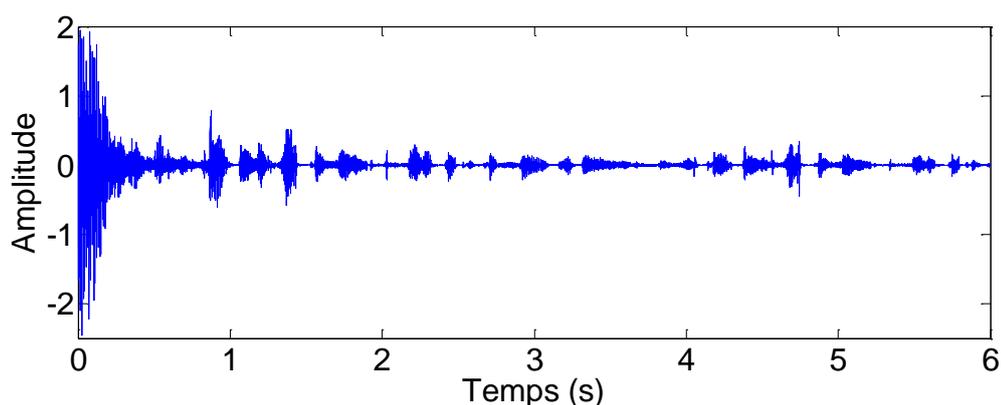


Figure 5. 8 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système mixte 1.

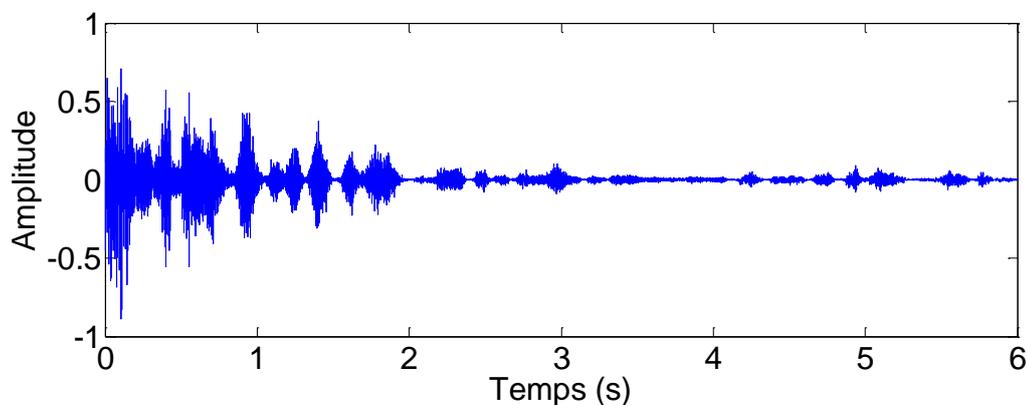


Figure 5. 9 : Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système amélioré 1.

A titre d'illustration, nous présenterons sur la figure 5.10 le signal de parole originale  $s(n)$  avec les deux segmentations: manuelle et automatique. A partir de cette figure, nous pouvons remarquer que l'évolution de la segmentation automatique coïncide avec celle de la segmentation manuelle. Ceci confirme que les deux segmentations ont le même comportement.

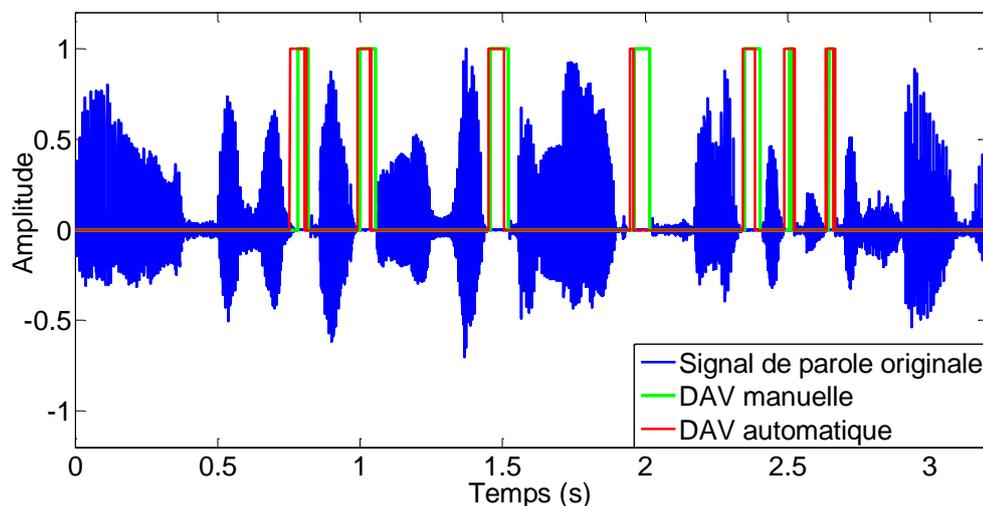


Figure 5. 10 : Évolution temporelle du signal de parole originale avec deux segmentations: manuelle et automatique.

- *Évaluation du critère echo return loss enhancement (ERLE)*

Nous présenterons, dans ce paragraphe, une comparaison entre le système amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1, au sens du critère ERLE. Les résultats expérimentaux sont présentés dans les figures 5.11 et 5.12. En ce qui concerne l'ensemble de test, nous avons considéré deux types de bruits, le bruit blanc et USASI sont utilisés, et deux niveaux de RSB d'entrée,  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et  $6$  dB.

D'après les résultats obtenus, nous pouvons voir que le système AEC 1 est nettement surpassé par le système mixte 1 et le système amélioré 1 en valeur d'ERLE (environ 30 dB), ceci est pour les différents types et niveaux du bruit. L'explication serait que la présence du bruit acoustique perturbe l'estimation de l'écho acoustique. Toutefois, nous constaterons des tendances similaires entre le système mixte 1 et le système amélioré 1. Il convient de remarquer que le système amélioré 1, met plus de temps pour converger vers la solution souhaitée, ceci vient du fait que l'estimation du RSB dans le nouveau mécanisme de détection d'activité vocale se fait d'une manière récursive.

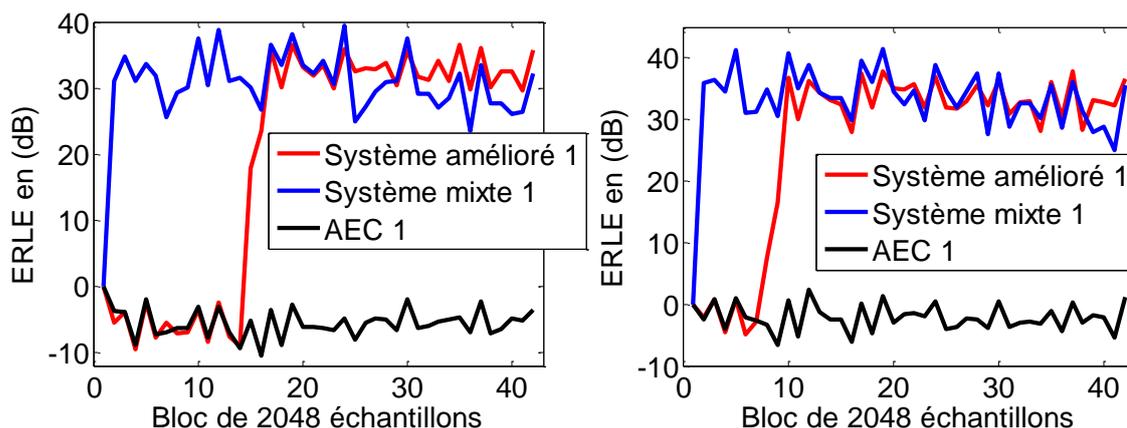


Figure 5. 11 : Evaluation du critère ERLE pour : le système amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

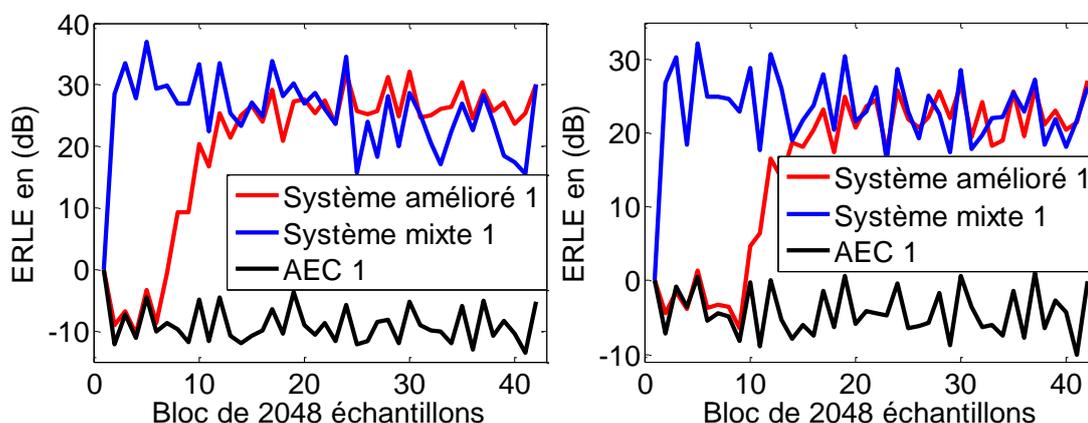


Figure 5. 12 : Evaluation du critère ERLE pour : le système amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

- *Évaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)*

Les figures 5.13 et 5.14, représentent l'évaluation du critère EQM exprimés en dB pour le système amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1 et ceci pour deux types de bruits, i.e. le bruit blanc et USASI, et deux niveaux de RSB d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et  $6$  dB. Les résultats obtenus indiquent une similitude de performances entre le système amélioré 1 et le système mixte 1, en terme d'EQM, avec les deux types de bruits et les différentes situations bruyantes. Le système amélioré 1 parvient à obtenir des valeurs d'EQM minimales sans aucune connaissance a priori sur le signal d'entrée, grâce au nouveau mécanisme DAVA. D'autre part, le système AEC 1 souffre toujours à cause de la présence du bruit.

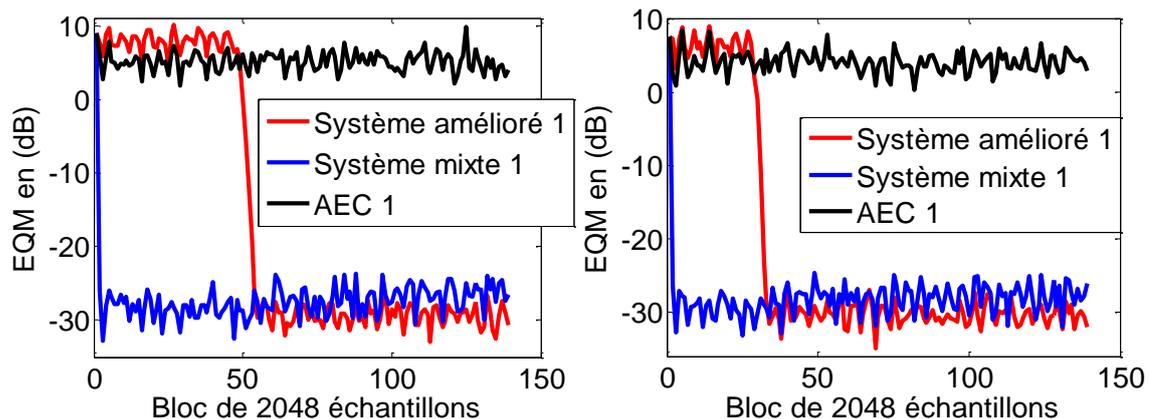


Figure 5. 13 : Evaluation du critère EQM pour : le système amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

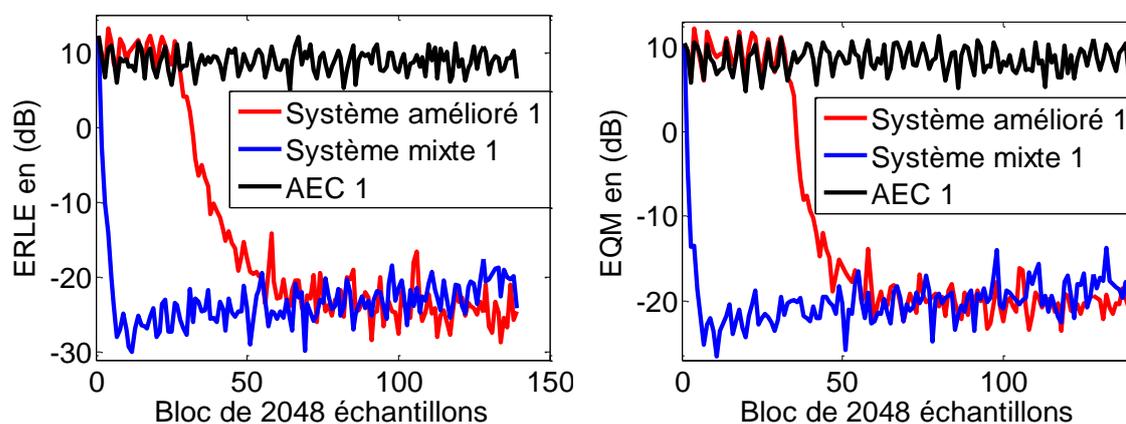


Figure 5. 14 : Evaluation du critère EQM segmentale pour : le système amélioré 1, le système mixte 1 et le système AEC 1, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

#### 5.4.2. Évaluation du système amélioré 2

De manière à évaluer le système amélioré 2, qui est le système mixte 2 proposé au chapitre 4 utilisant le nouveau mécanisme de détection automatique d'activité vocale, nous présenterons dans cette partie une étude comparative en termes de:

- i) Évaluation des signaux de sortie.
- ii) Évaluation du critère echo return loss enhancement (ERLE).
- iii) Évaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM).

Le système proposé est comparé au système mixte 2, utilisant une DAV manuelle, ainsi qu'au système AEC 2, qui est un annulateur d'écho acoustique basé sur l'algorithme SFTF.

Dans l'ensemble de simulation, les signaux de test ont été générés de la même manière qu'au chapitre 4, nous avons également adopté la même démarche d'étude et de simulation. Les paramètres de simulation sont listés dans le tableau 5.2.

Tableau 5. 2 : Paramètres de simulation du système amélioré 2, système mixte 2 et système AEC 2.

Systèmes	Paramètres
Système amélioré 2	Bloc de réduction de bruit (NR) :
	Longueurs des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	$RSB$ seuil : $RSB_s = -36 \text{ dB}$ .
	Facteur de lissage : $\lambda = 0.996$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
	Paramètre de contrôle : $\rho = 0.67$ .
	Constante d'initialisation : $E_0 = 0.8$ .
	Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC) :
	Longueur du filtre adaptatif : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda = 0.997$ .
Constante positive: $\xi = 0.00001$ .	
Paramètre de contrôle : $\rho = 0.96$ .	
Constante d'initialisation : $E_0 = 1$ .	
Système mixte 2	Bloc de réduction de bruit (NR) :
	Longueurs des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda = 0.996$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
	Paramètre de contrôle : $\rho = 0.67$ .
	Constante d'initialisation : $E_0 = 0.8$ .
	Bloc d'annulation d'écho acoustique (AEC) :
	Longueurs des filtres adaptatifs : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda = 0.997$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
Paramètre de contrôle : $\rho = 0.96$ .	
Constante d'initialisation : $E_0 = 1$ .	
AEC 2	Longueur du filtre adaptatif : $L = 256$ .
	Facteur de lissage : $\lambda = 0.997$ .
	Constante positive: $\xi = 0.00001$ .
	Paramètre de contrôle : $\rho = 0.96$ .
	Constante d'initialisation : $E_0 = 1$ .

- *Évaluation des signaux de sortie*

Afin d'évaluer les performances du système amélioré 2, nous avons dans cette partie, présenté l'évolution temporelle des signaux de sortie obtenus avec: le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2. Dans cette expérience, le bruit utilisé à l'entrée est le bruit USASI. Les paramètres de simulation sont comme ceux présentés dans le tableau 5.2.

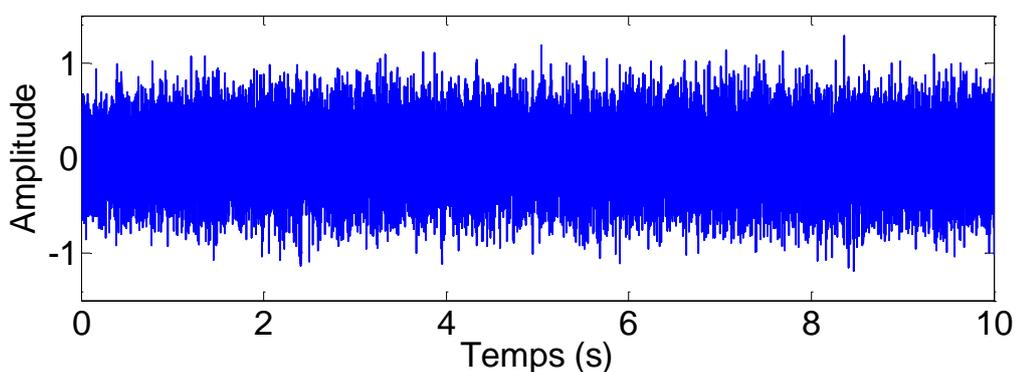


Figure 5. 15 :Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système AEC2.

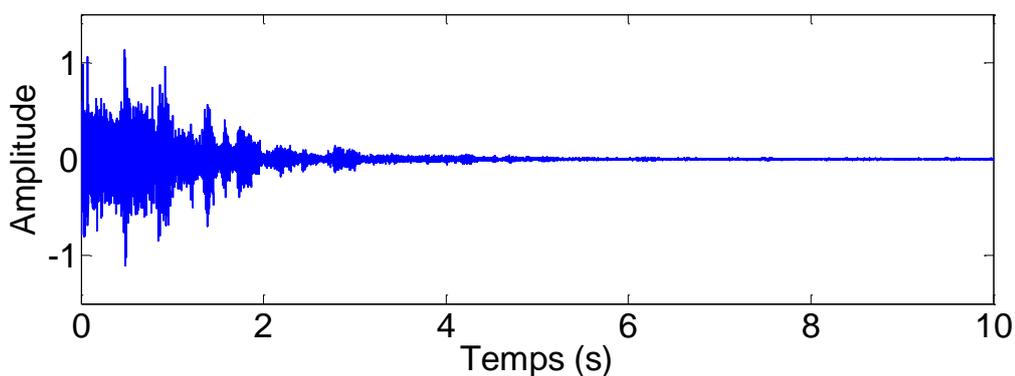


Figure 5. 16 :Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système mixte 2.

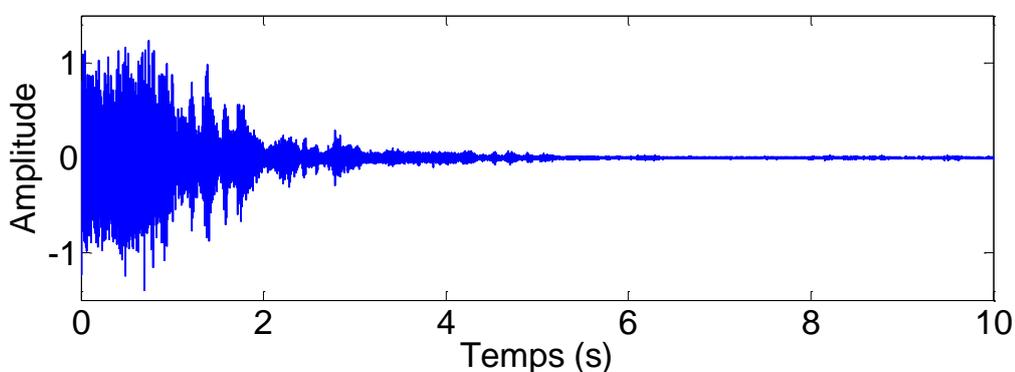


Figure 5. 17 :Évolution temporelle du signal de sortie obtenu avec le système amélioré 2.

Ainsi qu'illustré sur les figures 5.15, 5.16 et 5.17, le système amélioré 2 et le système mixte 2 surpassent le système AEC 2 en comparant visuellement leurs performances d'annulation d'écho acoustique. Lorsque les composantes de bruit et d'écho sont présentes en même temps, les performances du système AEC 2 se détériorent gravement. Cependant, le système amélioré 2 (avec une DAV automatique) fonctionne bien et a le même bon comportement que le système mixte 2 (avec une DAV parfaite).

Afin d'évaluer la précision du mécanisme DAVA, nous présenterons sur la figure 5.18, l'évolution temporelle du signal de parole originale  $s(n)$  avec les deux segmentations: manuelle et automatique. Lorsque nous examinons visuellement cette figure, un comportement similaire est remarqué entre les deux segmentations.

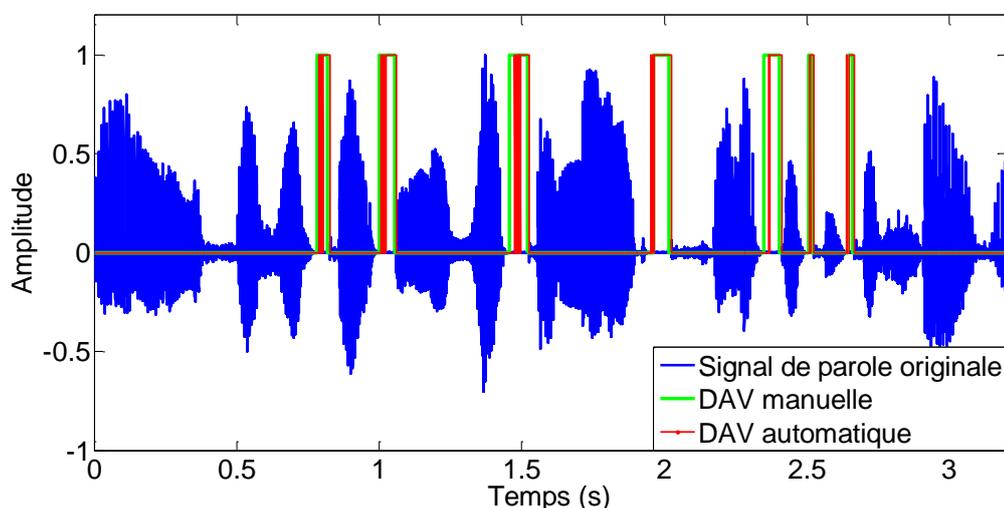


Figure 5. 18 : Évolution temporelle du signal de parole originale avec deux segmentations: manuelle et automatique.

Tandis que les résultats ci-dessus démontrent l'efficacité du système amélioré 2 en matière d'annulation d'écho acoustique lorsque le bruit et l'écho sont présents simultanément, nous souhaitons analyser ses performances dans différents scénarios bruyants de communication mains-libres. Pour cela, dans ce qui suit, nous présenterons une analyse plus approfondie des performances au sens de différentes mesures objectives de qualité.

- *Évaluation du critère echo return loss enhancement (ERLE)*

Sur les figures 5.19 et 5.20, une comparaison en termes du critère ERLE est faite entre: le système amélioré 2, système mixte 2 et le système AEC2. Pour réaliser cette comparaison, nous avons évalué le critère ERLE, de chaque système, pour deux RSB d'entrée, i.e.  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  et  $6$  dB, et deux types de bruits, i.e. blanc et USASI. Les paramètres de simulation sont listés dans le tableau 5.2.

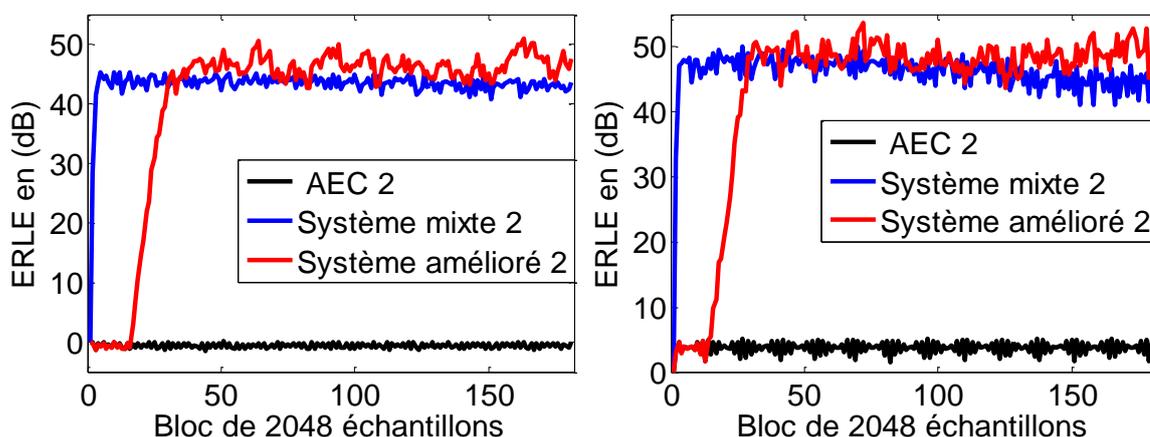


Figure 5. 19 : Evaluation du critère ERLE segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

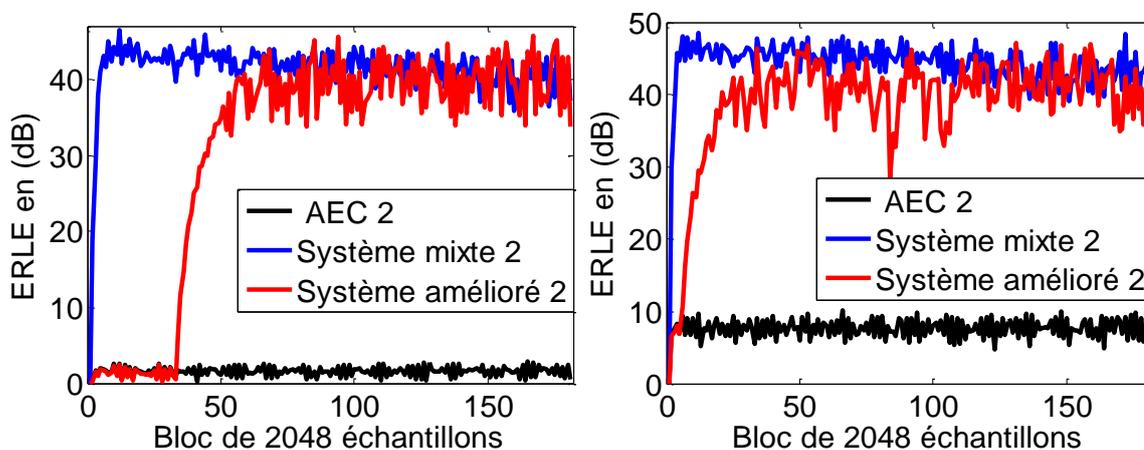


Figure 5. 20 : Evaluation du critère ERLE segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0$  dB, [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6$  dB.

Les figures ci-avant montrent un mauvais résultat donné par le système AEC 2, en raison de l'influence du niveau de bruit. Dans la phase initiale nous remarquerons que le système amélioré 2 met plus de temps à converger par rapport

au système mixte 2, ceci s'explique par la méconnaissance du signal d'entrée. En revanche, le système amélioré 2 a réussi à donner de bonnes performances d'annulation d'écho acoustique en régime permanent.

- *Évaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)*

De la même manière que l'expérience précédente, nous évaluerons, sur les figures 5.21 et 5.22, le critère de l'EQM pour : le système amélioré 2, système mixte 2 et le système AEC2.

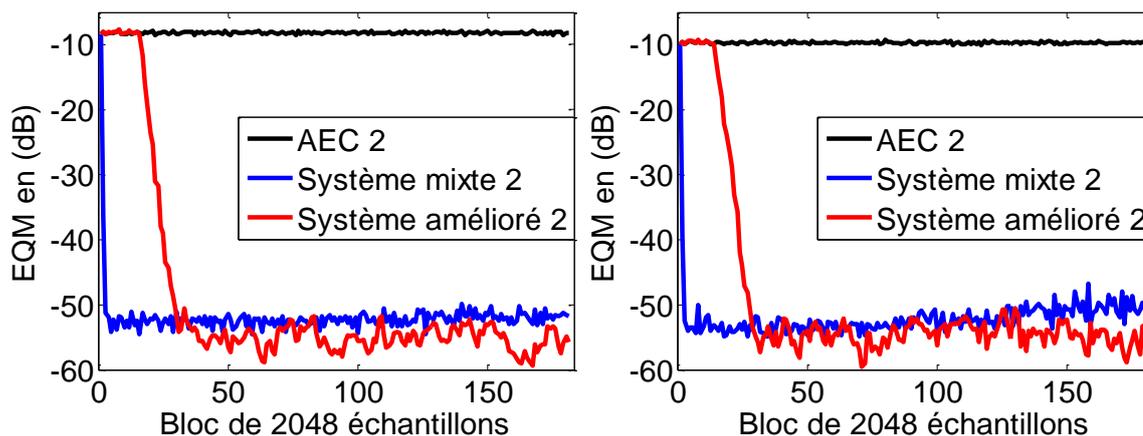


Figure 5. 21 : Evaluation du critère EQM segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit blanc à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

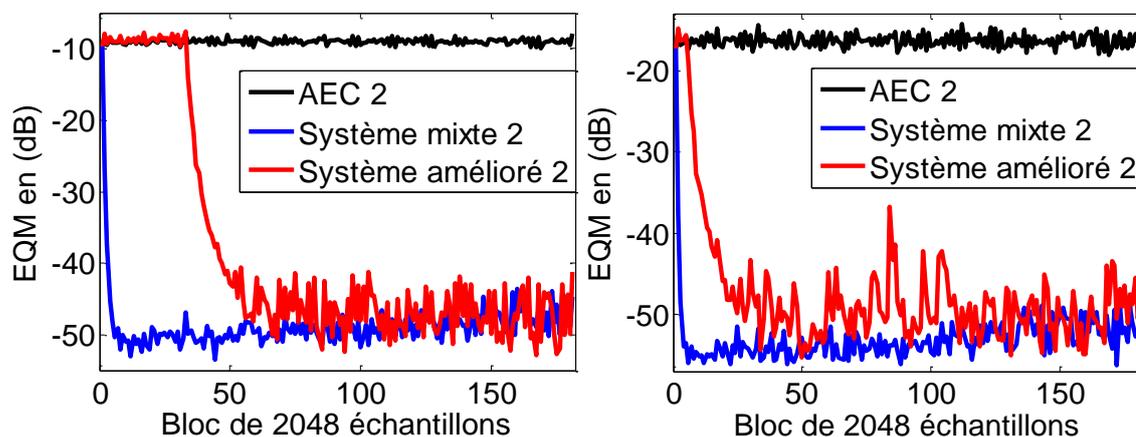


Figure 5. 22 : Evaluation du critère EQM segmentale pour : le système amélioré 2, le système mixte 2 et le système AEC 2, pour un bruit USASI à l'entrée et avec deux niveaux de RSB d'entrée: [à gauche]  $RSB_1 = RSB_2 = 0 \text{ dB}$ , [à droite]  $RSB_1 = RSB_2 = 6 \text{ dB}$ .

D'après les résultats de cette simulation, nous avons tiré les mêmes constatations que celle de l'expérience précédente, i.e. les tendances du système

amélioré 2 (avec une DAVA) sont similaires à celles observées sur le système mixte 2 (avec une DAV parfaite) avec les deux types de bruit et les deux niveaux de RSB d'entrée.

Enfin, nous pouvons dire que le système amélioré 2 a réussi à traiter les composantes du bruit et d'écho acoustique sans aucune connaissance a priori du signal d'entrée, étant ainsi un bon alternative pour les applications d'annulation d'écho acoustique.

### 5.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des versions améliorées des deux systèmes mixtes proposés pour la réduction conjointe du bruit et d'écho acoustique, présentés au chapitre 4. Ces deux systèmes améliorés, reposent sur l'application successive de la structure BSS directe et d'un annulateur adaptatif d'écho acoustique, la BSS directe étant contrôlé par un nouveau mécanisme de détection automatique d'activité vocale. Les deux systèmes améliorés, permettent de réduire simultanément les perturbations de bruit et d'écho acoustique, sans posséder aucune information a priori sur les signaux d'entrée. Les résultats de simulation ont montré un comportement presque similaire de ces deux systèmes améliorés en comparaison avec les deux systèmes mixtes utilisant une DAV parfaite.

## CONCLUSION GENERALE ET PERSPECTIVES

### **Conclusion**

L'utilisation d'un dispositif de communication mains-libres est accompagnée de plusieurs problèmes critiques affectant la prise de son : l'écho acoustique et le bruit sont des facteurs, qui peuvent conduire à une dégradation inacceptable de la qualité de la communication. Le travail réalisé et exposé dans cette thèse fournit des possibilités de développement de ces systèmes.

L'objectif de notre travail était, en premier lieu, l'amélioration des techniques de réduction du bruit et rehaussement du signal de parole au niveau des systèmes mains-libres. Dans cette contribution, nous avons proposé deux algorithmes bicapteurs basés sur la structure de séparation aveugle de sources. Le premier algorithme repose sur la combinaison entre l'algorithme SFTF et la structure de séparation aveugle de sources directe, tandis que le deuxième algorithme est fondé sur une combinaison entre la structure de séparation aveugle de sources récursive et une version moins complexe de l'algorithme SFTF. L'évaluation de ces deux algorithmes a été menée par plusieurs mesures objectives. L'apport de ces deux algorithmes est significatif comme il a été montré dans les différents tests réalisés. Les résultats obtenus pour chaque algorithme, ont confirmés leur efficacité et bon comportement en termes de vitesse de convergence, rapport signal sur bruit segmental, l'erreur quadratique moyenne segmentale et la distance cepstrale. Ces résultats ont également montré que ces deux algorithmes assurent la réduction des composantes de bruit, même dans des situations fortement bruyantes.

La deuxième contribution dans ce travail, été la proposition d'une nouvelle approche conjointe adaptée aux situations où le bruit et l'écho acoustique sont présent simultanément dans une communication mains-libres. Cette approche est une structure en cascade constituée d'un bloc de réduction du bruit et un bloc d'annulation d'écho acoustique. Dans ce contexte deux systèmes mixte pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique ont été présentés. Dans le premier système mixte pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, la structure de séparation aveugle de source directe combinée avec l'algorithme NLMS

bicapteurs était considéré comme un bloc de réduction du bruit tandis que l'algorithme NLMS mono-capteur a été considéré comme annulateur d'écho acoustique. Pour le deuxième système mixte pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, la structure de séparation aveugle de source directe combinée avec l'algorithme SFTF bicapteurs a été considérée comme un réducteur de bruit, ce dernier a été concaténé par un annulateur d'écho acoustique basé sur l'algorithme SFTF mono-capteur. Les résultats trouvés ont montré que les systèmes mixtes proposés apportent des améliorations significatives en termes de performance d'annulation d'écho acoustique dans un scénario bruyant.

L'analyse théorique des deux systèmes mixtes proposés pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, nous a conduits à proposer leurs améliorations. Dans les deux systèmes mixtes proposés, la BSS directe était contrôlée par un mécanisme de détection d'activité vocale manuel, la connaissance a priori du signal d'entrée était alors une nécessité. Pour surmonter ce problème, nous avons proposé de contrôler la BSS directe, dans ces deux systèmes mixtes, par un nouveau mécanisme de détection automatique de l'activité vocale. Ce mécanisme est basé sur l'estimation du rapport signal sur bruit. Les deux systèmes améliorés résultant, ont pu fournir de bons résultats en termes d'annulation d'écho acoustique comparé aux deux systèmes mixtes utilisant la DAV parfaite.

### **Perspectives**

Les perspectives futures que nous envisageons pour ce travail sont :

- Proposition de nouveaux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique, basés sur la structure de séparation aveugle de sources récursive.
- Amélioration du nouveau mécanisme de détection automatique de l'activité vocale par un seuillage automatique.
- Investigation de nouveaux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit et d'écho acoustique pour un scénario de double parole.
- Proposition de nouveaux systèmes mixtes pour la réduction conjointe de bruit, d'écho acoustique et de réverbération.

## APPENDICE A

## LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

**Liste des symboles**

$E[.]$	: Espérance mathématique.
$\hat{\cdot}$	: Estimé d'un signal.
$e^{(\cdot)}$	: Exponentielle.
$J$	: Fonction coût.
$f_e$	: Fréquence d'échantillonnage.
$f$	: Indice de fréquence.
$n$	: Indice de temps discret.
$\delta$	: Impulsion unitaire de Kronecker.
$\log(\cdot)$	: Logarithme népérien.
$\log_{10}(\cdot)$	: Logarithme népérien à base de dix.
$I$	: Matrice d'identité.
$ \cdot $	: Opérateur absolu.
$*$	: Opérateur de convolution.
$(\cdot)^T$	: Opérateur de la transposition.
$\ \cdot\ $	: Opérateur de norme euclidienne.
$\nabla$	: Opérateur gradient.
$\Sigma$	: Somme.
$Trace(\cdot)$	: Somme des éléments de la diagonale d'une matrice.
$L$	: Taille des filtres.
$tr$	: Temps de réverbération.

**Liste des abréviations**

AEC	: Acoustic echo cancellation.
ANC	: Adaptive noise cancellation.
BBSS	: Backward blind source separation.
BSS	: Blind source separation.

dB	: Décibel.
DAV	: Détection d'activité vocale.
DAVA	: Détection d'activité vocale automatique.
DAVM	: Détection d'activité vocale manuelle.
DC	: Distance Cepstrale.
Div	: Division.
EQM	: Erreur quadratique moyenne.
EQM seg	: Erreur Quadratique Moyenne Segmental.
ERLE	: Echo return loss enhancement.
FBSS	: Forward blind source separation.
FTF	: Fast transversal filter.
GSC	: Generalized side lobe canceller.
HP	: Haut-parleur.
IFFT	: Inverse fast Fourier transform.
LMS	: Least mean square.
Mic	: Microphone.
Mult	: Multiplication.
NLMS	: Normalized Least mean square.
NR	: Noise reduction.
RIF	: Réponse impulsionnelle finie.
RLS	: Recursive least squares.
RSB	: Rapport signal sur bruit.
RSB seg	: Rapport signal sur bruit segmental.
RSBe	: Rapport signal sur bruit estimé.
RSB <sub>prio</sub>	: Rapport signal sur bruit à priori.
RSBs	: Rapport signal sur bruit seuil.
SFTF	: Simplified fast transversal filter.
SM	: System Mismatch.
TFCT	: Transformée de Fourier à court terme.
USASI	: United states of america standards institute.

## REFERENCES

1. Hansler, E., Schmidt, D., "Acoustic Echo and Noise Control: A Practical Approach", Wiley-IEEE Press, (2004).
2. Benesty, J., Gansler, T., Morgan, D.R., Sondhi, M.M., Gay, S.L., "Advances in Network and Acoustic Echo Cancellation", Springer-Verlag Berlin Heidelberg, (2001).
3. Nabi, W., Aloui, N., Cherif, A., "An improved speech enhancement algorithm for dual-channel mobile phones using wavelet and genetic algorithm", *Comput Electr Eng*, V. 62, (2017), 692–705.
4. Scalart, P., Lepauloux L., "On the convergence behavior of recursive adaptive noise cancellation structure in the presence of crosstalk". In *Conference of sensor signal processing for defence (SSPD)* (2010), 1–4.
5. Nabi. W., Ben Nasr, M., Aloui, N., Cherif, A., "A dual-channel noise reduction algorithm based on the coherence function and the bionic wavelet". *Applied Acoustics*, V. 131, (2018), 186–191.
6. Ciochină, S., Paleologu, C., Benesty, J., Grant, S.L., "An optimized NLMS algorithm for acoustic echo cancellation", *International Symposium on Signals, Circuits and Systems (ISSCS)*, Roumanie, (2015).
7. Sakai, Y., Tahir Akhtar, M., "The performance of the acoustic echo cancelation using blind source separation to reduce doubletalk interference". In *Proceedings of International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, Japon, (2013).
8. Haykin, S., "Adaptive filter theory". 5ème ed, Pearson, (2013).
9. Rey Vega, L., Rey, H., "A rapid introduction to adaptive filtering". 1ère ed, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, (2013).
10. Hamzé, A., "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, France, (2007).
11. Didier, F. E., "Méthode d'identification en virgule fixe d'un modèle non linéaire basé sur les algorithmes génétiques", Mémoire, Université du québec à trois-rivières, (2008).

12. Bellanger, M., "Traitement numérique du signal théorie et pratique". 8ème ed Dunod, (2006).
13. Diniz, P.S.R., "Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation". 4ème ed, Springer, Etats-Unis, (2013).
14. Apolinário, J.A., Netto, S.L., "Introduction to Adaptive Filters. In: QRD-RLS Adaptive Filtering". Springer, Boston, (2009).
15. Farhang-Boroujeny, B., "Adaptive filters: Theory and applications". 2ème ed, John Wiley, Royaume-Uni, (2013).
16. Benveniste, A., Metivier, Priouret, P., "Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques : Théorie et applications à l'identification, au traitement du signal et à la reconnaissance des forme". Tome 1, Dunod, (1987).
17. Widrow, B., McCool, J. M., Larimore, M.G., Johnson, C. R., "Stationary and Nonstationary Learning Characteristics of the LMS Adaptive Filter". Proceedings of the IEEE, V. 64, n°8, (1976), 1151-1162.
18. Benesty, J., Gaenslar, T., "A robust fast recursive least squares adaptive algorithm" in proc. int. Conf. acoustics, speech, signal processing (ICASSP), SALT Lake city, UT, (2001), 3785-3788.
19. Cioffi, J., Kailath, T., "Fast recursive least squares transversal filters for adaptive filtering", IEEE Transactions, Acoustic speech signal processing, ASSP-32, (1984), 304–337.
20. Djendi, M., "Amélioration du comportement des algorithmes des moindres carrés transversaux rapides application à l'identification de réponses impulsionnelles acoustiques longues", Thèse de doctorat, Ecole nationale polytechnique, Algérie, (2006).
21. Belhout, M., "Etude des algorithmes de projections affines application à l'annulation d'écho acoustique", Thèse de magistère, Université de Blida-1, , Algérie, (2011).
22. Benallal, A., Benkrid, A., "A simplified FTF-type algorithm for adaptive filtering", Signal Processing 87, (2007), 904-917.
23. Lallouani, A., "Débruitage d'un signal de parole corrompu par un bruit coloré en utilisant la transformée en ondelettes et implantation sur un processeur de traitement numérique des signaux", Mémoire d'une maitrise en génie électrique, École de technologie supérieure Université du Québec, Canada, (2004).

24. Vaseghi, S. V., "Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction", 3ème ed, John Wiley & Sons Ltd, England, (2006).
25. Ben Aicha, A., "Réduction du bruit musical et évaluation de la qualité des signaux débruités par approches perceptuelles", Thèse de doctorat, École supérieure des communications de Tunis, Tunisie, (2010).
26. Boll, S.F., "Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction", IEEE Transactions, Acoustic speech signal processing, V. 27, (1979), 113-120.
27. Jeanvoine, A., "Intérêt des algorithmes de réduction de bruit dans l'implant cochléaire : Application à la binauralité", Thèse de doctorat, Université Claude Bernard Lyon 1, Ecole doctorale E.E.A, France, (2012).
28. Wang, D. L., Lim, J. S., "The unimportance of phase in speech enhancement", IEEE Transactions, Acoustic speech signal processing, V. 30, (1982), 679-681.
29. Plapous, C., "Traitements pour la réduction de bruit. Application à la communication parlée", Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, France, (2005).
30. Chergui, L., "Débruitage de la parole par des méthodes basées sur les transformées discrète", Thèse de doctorat, Université Ferhat Abbas Sétif 1, Algérie, (2017).
31. Li, J., Akagi, M., Suzuki, Y. "Multi-channel Noise Reduction in Noisy Environments", Lecture Notes in Computer Science, (2006), 258–269.
32. Djendi, M., "Méthodes améliorées de débruitage bi-capteurs dans un contexte automobile", Thèse de doctorat, Soutenue en 2010 à Rennes 1 , dans le cadre de École doctorale Mathématiques, télécommunications, informatique, signal, systèmes, électronique, Rennes, France, (2010).
33. Priet, A., "Adaptive Filtering Techniques for Noise Reduction and Acoustic Feedback Cancellation in Hearing Aids", Thèse de doctorat, Katholieke University Leuven, Belgique, (2004).
34. Fox, C., "Débruitage multicapteur appliqué à la téléphonie mains-libres en automobile", Thèse de doctorat, École de l'institut Mines-Télécom, France, (2013).
35. Widrow, B., Glover, J.R., Mccool, J.M., Kaunitz, J., Williams, C.S., Hean R.H., Zeidler, J.R., Dong, E.JR., Goodlin, R.C., "Adaptive Noise Cancelling: Principles and Applications", Processing of the IEEE, V. 63, no 12, (1975).

36. Hidri, A., Meddeb, S., Abdulqadir, A., Amiri, H., "Beamforming Techniques for Multichannel audio Signal Separation", International Journal of Digital Content Technology and its Applications, (2012).
37. Lepauloux, L., "Prise de son distante par système multimicrophone. Application à la communication parlée en environnement bruyant", Thèse de doctorat, Université de Rennes 1, France, (2010).
38. Griffiths, L. J., Jim, C. W., "An alternative approach to linearly constrained adaptive beamforming", IEEE Transactions on Antennas and Propagation, V.30, (1982), 27–34.
39. Charkani El Hassani, A. N., "Séparation auto-adaptative de sources pour des mélanges convolutifs : application à la téléphonie mains-libres dans les voitures", Thèse de doctorat, Université de Grenoble INPG, France, (1996).
40. Pignotti, A., Marcozzi, D., Cifani, S., Squartini, S., Piazza, F., "A blind source separation based approach for speech enhancement in noisy and reverberant environment", In: Esposito, A., Vích, R., editors. Cross-modal analysis of speech, gestures, gaze and facial expressions. Lecture notes in computer science, V. 5641, Berlin, Heidelberg: Springer, (2009).
41. Gabrea, M., "Double affine projection algorithm-based speech enhancement algorithm", IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP '03, (2003).
42. Héroult, J., Jutten, C., Ans, B., "Détection de grandeur primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimétique en apprentissage non supervisé", Dixième colloque sur le traitement du signal et ses applications, Nice, France, (1985), 1017-1022.
43. Xiang, Y., Peng, D., Yang, Z., "Blind Source Separation: Dependent Component Analysis", Springer, Singapore, (2015).
44. Jarboui, L., "Méthodes avancées de séparation de sources applicables aux mélanges linéaires quadratiques", Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier - Toulouse III, France, Université de Sfax, Tunisie, (2017).
45. Chaouchi, C., "Méthodes de séparation aveugle de sources non linéaires, étude du modèle quadratique  $2 \times 2$ ", Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier - Toulouse III, (2011).

46. Boulais, A., "Méthodes de séparation aveugle de sources et application à l'imagerie hyperspectrale en astrophysique", Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier - Toulouse III, France, (2017).
47. Brahmi, A., "Contribution à la séparation de sources cyclo-stationnaires : application aux signaux de télécommunications, mécaniques et biomécaniques", Thèse de doctorat, Université Jean Monnet Saint-Etienne, Lyon, France, (2017).
48. Ikhlef, A., "Séparation aveugle de sources dans les systèmes de communication MIMO", Thèse de doctorat. Université Rennes 1, France, (2008).
49. Van Gerven, S., Van Compernelle, D., "Signal separation by symmetric adaptive decorrelation: stability, convergence, and uniqueness", IEEE Transactions, Signal Proc, 74(3), (1995), 1602–1612.
50. Bendoumia, R., "Annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources aveugles. application aux systèmes de télécommunications numériques", Thèse de doctorat, Université de Blida-1, Algérie, (2014).
51. Daassi-Gnaba, H., "Annulation d'écho acoustique centralisée dans les réseaux radio-mobiles", Thèse de doctorat, Université René Descartes-Paris 5, France, (2006).
52. Michell, O. M., Berkly, D. A., "A full duplex echo suppressor using center clipping", BSTJ, (1971), 1619–1630.
53. Prado, J., Moulines, E., "Frequency domain adaptive filtering with applications to acoustic echo cancellation", Annales des télécommunications, V. 49, no 7 – 8, (1994), 414-428.
54. Le Bouquin Jeannes, R., Ayad, B., "Systèmes combinés d'annulation d'écho et de réduction de bruit", Quinzième Colloque GRETSI, France, (1995).
55. Beaugeant, C., Le Bouquin Jeannes, R., Scalart, P., Faucon, G., " Synthèse sur la réduction conjointe de bruit et d'écho pour les systèmes mains-libres", Annales des télécommunications 55(9), (2012), 538-552.
56. Gilloire, A., Djendi, M., Scalart, P., "Noise and distortion reduction in a forward-type structure", Brevet d'invention, Patent: WO2008037925A1, Worldwide applications, (2007).
57. Saruwatari, H., Sawai, K., Nishikawa, T., Akinobu, L., Kaminuma, A., Sakata, M., Saitoh, D., "Speech Enhancement Based on Blind Source Separation in

- Car Environments”, 21st International Conference on Data Engineering Workshops (ICDEW'05), Japon, (2006).
58. Djendi, M., “A new two microphone Gauss Seidel pseudo affine projection algorithm for speech quality enhancement”, *Int J Adapt Control Signal Process*, wileyonlinelibrary.com/journal/acs, (2017), 1–22.
  59. Van Gerven, S., Van Compernelle, D., “Feedforward and Feedback in a symmetric adaptive noise canceller: stability analysis in a simplified case”, *Proc. IEEE EUSIPCO*, V. 1, Belgique, (1992), 1081-1084.
  60. Djendi, M., Gilloire, A., Scalart, P., “New frequency domain post-filters for noise cancellation using two closely spaced microphones”, *Proc. EUSIPCO*, Poznań, pologne, V. 1, (2007), 218-221.
  61. Henni, R., Djebbari, M., Djendi, M., “Blind Speech Enhancement and Acoustic Noise Reduction by SFTF Adaptive Algorithm”, *IEEE 5th International Conference on Electrical Engineering (ICEE-B)*, Boumerdes, Algérie, (2017).
  62. Djendi, M., “New efficient adaptive fast transversal filtering (FTF)-type algorithms for mono and stereophonic acoustic echo cancelation”, *International journal of adaptive control and signal processing*, Wiley Online Library, (2015), 29:273–301.
  63. Henni, R., Djendi, M., Djebbari, M., “A new efficient two-channel fast transversal adaptive filtering algorithm for blind speech enhancement and acoustic noise reduction”, *Computers and Electrical Engineering* 73, (Elsevier), 349–368, (2019).
  64. Henni, R., Djendi, M., Djebbari, M., “A Dual Backward Adaptive Algorithm for Speech Enhancement and Acoustic Noise Reduction”, *Proceeding of the Fourth International Conference on Engineering & MIS*, Istanbul, Turquie, (2018).
  65. Combescure, P., “20 listes de dix phrases phonétiquement équilibrées”, *Revue d'Acoustique*, 56, (1981), 34–38.
  66. Djendi, M., Gilloire, A., Scalart P., “Noise cancellation using two closely spaced microphones: experimental study with a specific model and two adaptive algorithms”, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Toulouse, France, V. 3, (2006), 744-748.
  67. Leman, A., “Diagnostic et évaluation automatique de la qualité vocale à partir d'indicateurs hybride (Modèle DESQHI)”, *Thèse de doctorat*, Ecole doctorale

- des Sciences pour l'Ingénieur de Lyon Mécanique, Energétique, Génie Civil et Acoustique (MEGA), Lyon, France, (2011).
68. Bosco, J., "Rehaussement de la parole combinant le domaine spectral et le domaine des modulations du spectre", Mémoire de maitrise, Université de Sherbrooke, Québec, Canada, (2018).
  69. Hu, Y., Loizou, P. C., "Evaluation of objective quality measures for speech enhancement", IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing, V. 16, n°1, (2008), 229–238.
  70. Ghribi, Kh., Djendi, M., Berkani, D., "A New wavelet-based forward BSS algorithm for acoustic noise reduction and speech quality enhancement", Applied Acoustics 105, (2016), 55-66.
  71. Faucon, G., Le Bouquin, Akbari Azirani, R., "Mesures Objectives de la Réduction de Bruit", GRETSI, Juan-les-Pins, France, (1993).
  72. Ephraim, Y., Malah, D., "Speech enhancement using a minimum mean square error log-spectral amplitude estimator", IEEE Transactions, Acoustic speech signal processing, V. ASSP-33, no 2, (1985), 443–445.
  73. Paleologu, C., Ciocina, S., Benesty, J., Grant, S. L., "An overview on optimized NLMS algorithms for acoustic echo cancellation", EURASIP Journal on advances in signal processing: 97, (2015).
  74. Hanshi, S.M., Chong, Y.W., Ramadass, S., Naeem, A.N., Ooi, K.C., "Efficient acoustic echo cancellation joint with noise reduction framework", International conference on computer, communication, and control technology (I4CT), Malaysia, (2014).
  75. Naylor, P.A., Gauditch, N.D., "Speech dereverberation", Springer science & Business Media, (2010).
  76. Ahfir, M., "Dereverberation systems design for room acoustics", Thèse de doctorat, Ecole nationale polytechnique, Algérie, (2008).
  77. Djendi, M., Henni, R., Djebbari, M., "A new adaptive solution based on joint acoustic noise and echo cancellation for hands-free systems", International Journal of Speech Technology, Springer, 22, (2019), 407–420.
  78. Sondhi, M. M., "An adaptive echo canceller", Bell System Technical Journal, V. 46, n°3, (1967), 497–511.
  79. Boudy, J., Capman, F., "Annuleur d'écho acoustique avec filtrage en sous-bandes", Brevet d'invention, EP0748555B1, European Patent Office, (2005).

80. Hamidia, M., "Amélioration d'écho acoustique avec détection de la double-parole dans les communications mobiles", Thèse de doctorat, Université des sciences et de technologie Houari Bomedienne, Algérie, (2017).
81. Sayed, A.H., "Fundamentals of Adaptive Filtering". Wiley, New York, (2003).
82. Hänslér, E., Schmidt, G., "Acoustic echo and noise control: a practical approach", Wiley-Interscience, (2004).
83. Ramirez, J., Gorriz, J. M., Segura, J. C., "Voice Activity Detection. Fundamentals and Speech Recognition System Robustness", in "Robust Speech Recognition and Understanding", Édité par: Michael Grimm and Kristian Kroschel, I-Tech Education and Publishing, (2007).
84. Trawicki Marek, B., Johnson Michael, T., "Distributed multichannel speech enhancement with minimum mean-square error short-time spectral amplitude, log-spectral amplitude, and spectral phase estimation", Signal Processing, V. 92, (2012), 345–356.
85. Kocinski, J., "Speech intelligibility improvement using convolutive blind source separation assisted by denoising algorithms", Speech Communications, V. 50, n°1, (2008), 29–37.
86. Le Bouquin-Jeannès, R., Faucon, G., "Study of a voice activity detector and its influence on a noise reduction system," Speech Communication., V. 16, (1995), 245–254.
87. Henni, R., Djebari, M., Djendi, M., "A new joint noise reduction and echo suppression system based on FBSS and automatic voice activity detector", Applied Acoustics, Elsevier, V. 168, (2020), 107-444.