

UNIVERSITE BLIDA 1

Faculté de Technologie
Département d'Électronique

THESE DE DOCTORAT

En
Génie Electrique

PROPOSITION DE NOUVELLES METHODES POUR LA REDUCTION DE BRUIT
ACOUSTIQUE ET LE REHAUSSEMENT DU SIGNAL DE PAROLE DANS UN
ENVIRONNEMENT TRES BRUITE.

Par
Abdelhak CHEFFI

Devant le jury composé de

M. DJEBARI	Professeur, U. Blida 1	Président
A. BENALLAL	Professeur, U. Blida 1	Examineur
M. SAYOUD	Professeur, U.S.T.H.B, Alger	Examineur
M. DJENDI	Professeur, U. Blida 1	Rapporteur
A. GUESSOUM	Professeur, U. Blida 1	Co-Rapporteur

Blida, 2021

RESUME

Dans cette thèse, nous étudions le problème de la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole. Nous nous intéressons aux techniques de séparation aveugle de sources combinées avec les filtres adaptatifs sélectifs, les filtres adaptatifs partiels ou bien la combinaison des deux. Dans un premier temps, nous proposons trois nouveaux algorithmes sélectifs bi-capteurs à savoir le TC-VSS-SM-NLMS, TC-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS. Les algorithmes proposés ont montré leurs supériorités par rapport à l'algorithme TC-SM-NLMS classique. De même manière, nous proposons trois algorithmes de type partiel (TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS et TC-VSS-PU-RNLMS). La comparaison de ces derniers avec les algorithmes classiques TC-NLMS et TC-PU-NLMS montre bien les bonnes performances des algorithmes proposés. Par la combinaison des algorithmes sélectifs avec les algorithmes partiels, nous proposons également trois nouvelles versions de l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique. Quatre critères objectifs ont été utilisés dans nos simulations. Les résultats de simulations présentés dans ce manuscrit viennent confirmer la supériorité des algorithmes proposés dans le cadre de cette thèse de Doctorat.

Mots clés: Algorithme du filtrage adaptatif, Séparation aveugle de sources, Pas d'adaptation variable, Modèle du mélange bi-capteurs, Rapport signal à bruit, Erreur quadratique moyenne, Qualité du signal de parole, Vitesse de convergence.

ABSTRACT

In this thesis, we study the problem of acoustic noise reduction and speech quality enhancement. We interest on the blind source separation technique combined with set membership adaptive filters, partial update adaptive filters and a combination of both. As a first step, we propose three new two channel set membership algorithms (TC-VSS-SM-NLMS, TC-SM-RNLMS and TC-VSS-SM-RNLMS). The proposed algorithms show this superiority in comparison with conventional TC-SM-NLMS algorithm. In the same context, we propose three partial update algorithms (TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS and TC-VSS-PU-RNLMS). The comparison of these proposed algorithms with the classical TC-NLMS and TC-PU-NLMS show the good performances of the proposed algorithms. Combining set membership algorithms and partial update algorithms, we also propose three new versions of the TC-SM-PU-NLMS algorithm. Four objective criteria have been used in our simulations. The simulations results presented in this thesis confirm the superiority of the proposed algorithms.

Keywords: Adaptive filtering algorithm, Blind source separation, Variable step-size, Two-channel mixture model, Signal-to-noise ratio, Mean square error, Speech signal quality, Convergence speed.

ملخص

في هذه الرسالة ، درسنا مشكلة الحد من الضوضاء الصوتية وتحسين إشارة الكلام. نحن مهتمون بتقنية الفصل الأعمى للمصادر جنباً إلى جنب مع المرشحات التكيفية الانتقائية أو المرشحات التكيفية الجزئية أو مزيج من الاثنين معا. كخطوة أولى ، نقتراح ثلاث خوارزميات انتقائية ثنائية الاستشعار (TC-VSS-SM-NLMS و TC-SM-RNLMS و TC-VSS-SM-RNLMS). أظهرت الخوارزميات المقترحة تفوقها على الخوارزمية التقليدية TC-SM-NLMS. وبالمثل ، نقتراح ثلاث خوارزميات نوع جزئي (TC-VSS-PU-NLMS و TC-PU-RNLMS و TC-VSS-PU-RNLMS). توضح مقارنة هذه الخوارزميات مع الخوارزميات TC-NLMS و TC-PU-NLMS الأداء الجيد للخوارزميات المقترحة. من خلال الجمع بين الخوارزميات الانتقائية والخوارزميات الجزئية ، نقتراح أيضاً ثلاثة إصدارات جديدة من خوارزمية TC-SM-PU-NLMS الكلاسيكية. وتستخدم أربعة معايير موضوعية في المحاكاة. تؤكد نتائج المحاكاة المقدمة في هذه المخطوطة تفوق الخوارزميات المقترحة في رسالة الدكتوراه هذه.

الكلمات المفتاحية: خوارزمية التصفية التكيفية ، فصل المصادر ، خطوة التكيف المتغير ، نموذج المزج ثنائي الاستشعار ، نسبة الإشارة إلى الضوضاء ، خطأ التربيع المتوسط ، جودة إشارة الكلام ، سرعة التقارب.

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, je tiens tout d'abord à exprimer, mes vives et profondes gratitudee à Allah tout puissant, de m'avoir procuré la force, la santé, la patience l'aide et la volonté pour réaliser ce modeste travail.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance et mes plus vifs remerciements à Monsieur Mohamed DJENDI, Directeur de ma thèse et Professeur à l'université de Blida 1, pour son aide déterminante, ses conseils judicieux et pour la confiance qu'il m'a accordé. Je lui exprime aussi mes sincères remerciements pour son côté humain, ses encouragements, sa constante disponibilité et son suivi durant ces quatre années de Doctorat, malgré ses nombreuses charges et travaux scientifiques.

Je tiens aussi à exprimer ma gratitude et mes sincères remerciements à Monsieur Abderrezak GUESSOUM, co-directeur de thèse et Professeur à l'université de Blida 1 et responsable du laboratoire LATSI, pour la confiance qu'il m'a accordé, ses encouragements et pour ses précieux conseils.

Je remercie Monsieur Mustapha DJEBARI, Professeur à l'université de Blida 1, d'avoir accepté de présider le jury de ma thèse. Et Je présente mes plus sincères remerciements à Monsieur Ahmed BENALLAL, Professeur à université Blida 1, à Mohamed SAYOUD, Professeur à USTHB à Alger, d'avoir accepté de lire ce manuscrit et d'être les membres du jury de cette thèse.

Je dédie ce modeste travail, a **mes parents**, pour l'éducation et le grand amour dont ils m'ont entouré depuis ma naissance, pour leurs patiences et leurs sacrifices, surtout pour leurs prières.

A ma grande famille, CHEFFI , et tous mes amis sans exceptions.

Abdelhak CHEFFI.

TABLE DES MATIERES

RESUME	01
REMERCIEMENTS	04
TABLE DES MATIERES	05
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX	07
INTRODUCTION GENERALE	15
1. NOTIONS SUR LA REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE ET LES ALGORITHMES DE FILTRAGE ADAPTATIF	18
1.1 Introduction	18
1.2 Soustraction spectrale	18
1.3 Filtrage de Wiener	19
1.4 Annulation adaptative du bruit	24
1.5 Réduction du bruit par la méthode de séparation aveugle de sources	25
1.6 Filtrage adaptatif	31
1.7 Algorithmes de filtrage adaptatifs	33
1.8 Conclusion	47
2. TROIS NOUVEAUX ALGORITHMES DU FILTRAGE SELECTIF BI-CAPTEURS POUR LA REDUCTION DE BRUIT ACOUSTIQUE	48
2.1 Introduction	48
2.2 Nouvel algorithme SM-NLMS bi-capteurs à pas variable (TC-VSS-SM-NLMS)	48
2.3 Algorithme SM-NLMS bi-capteurs régularisé (TC-SM-RNLMS)	53
2.4 Algorithme SM-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variable (TC-VSS-SM-RNLMS)	55
2.5 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS	58
2.6 Résultat de simulation de l'algorithme TC-SM-RNLMS	71
2.7 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS	75
2.8 Résultats comparatifs entre les trois algorithmes proposés	78
2.9 Conclusion	82

3. PROPOSITION DE TROIS NOUVELLES VERSIONS DE L'ALGORITHME DU FILTRAGE PARTIEL BI-CAPTEURS	83
3.1 Introduction	83
3.2 Nouvel algorithme NLMS bi-capteurs de type partiel à pas variable (TC-VSS-PU-NLMS)	83
3.3 Algorithme NLMS partiel bi-capteurs régularisé (TC-PU-RNLMS)	88
3.4 Algorithme PU-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variable (TC-VSS-PU-RNLMS)	91
3.5 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS	93
3.6 Résultat de simulation de l'algorithme TC-PU-RNLMS	96
3.7 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS	100
3.8 Résultats comparatifs entre les trois algorithmes proposés	103
3.9 Conclusion	106
4 NOUVEAUX ALGORITHMES DU FILTRAGE SELECTIF COMBINE AVEC LE FILTRAGE PARTIEL BI-CAPTEURS	107
4.1 Introduction	107
4.2 Nouvel algorithme NLMS bi-capteurs de filtrage sélectif combiné avec le filtrage partiel à pas variable (TC-VSS-SM-PU-NLMS)	107
4.3 Algorithme bi-capteurs de filtrage sélectif combiné avec le filtrage partiel régularisé (TC-SM-PU-RNLMS)	111
4.4 Algorithme SM-PU-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variables (TC-VSS-SM-PU-RNLMS)	114
4.5 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS	116
4.6 Résultat de simulation de l'algorithme TC-PU-SM-RNLMS	120
4.7 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS	123
4.8 Résultats comparatifs entre les algorithmes proposés	127
4.9 Conclusion	130
CONCLUSION GENERALE	131
APPENDICE A	133
APPENDICE B	137
REFERENCES	139

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUE ET TABLEAUX

Figures

Chapitre 1

Figure 1.1 : Schéma bloc de la soustraction spectrale.....	19
Figure 1.2 : Représentation du problème de filtrage.	20
Figure 1.3 : Structure détaillée de la procédure de calcul du filtre de Wiener.	24
Figure 1.4 : Structure d'annulation adaptative du bruit.....	24
Figure 1.5 : Structure générale d'une séparation aveugle de source.....	26
Figure 1.6 : Mélange instantané.....	27
Figure 1.7 : Mélange convolutif.	27
Figure 1.8 : Mélange convolutif bi-capteurs complet.....	28
Figure 1.9 : Mélange convolutif bi-capteurs simplifié.....	29
Figure 1.10 : Structure de séparation aveugle de sources directe (FBSS).	30
Figure 1.11 : Structure générale d'un filtre adaptatif.	32
Figure 1.12 : Exemple d'application pour un filtre adaptatif LMS.	34
Figure 1.13 : Contrainte définie dans le plan $w(k)$ pour un exemple à deux dimensions.....	41

Chapitre 2

Figure 2.1 : Mélange convolutif simplifié.	49
Figure 2.2 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS.....	49
Figure 2.3 : Structure détaillée de l'algorithme TC-SM-RNLMS.....	54

Figure 2.4 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS.....	56
Figure 2.5 : signal de parole.....	61
Figure 2.6 : Bruit blanc.	61
Figure 2.7 : Bruit USASI.....	62
Figure 2.8 : Réponse impulsionnelle $h_{12}(k)$ [Haut], Réponse impulsionnelle $h_{21}(k)$ [Bas].....	62
Figure 2.9 : Mélange convolutif $p_1(k)$ [Haut], mélange convolutif $p_2(k)$ [bas].	63
Figure 2.10 : Détection d'activité vocale manuelle (DAV).....	64
Figure 2.11 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, le mélange de la voie deux, la parole estimée par l'algorithme TC-SM-NLMS classique et la parole estimée par l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé.....	66
Figure 2.12 : Evaluation de Système Mismatch du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-VSS-SM-NLMS proposé et le TC-SM-NLMS classique, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].	67
Figure 2.13 : Evaluation de l'Erreur Quadratique Moyenne pour les deux algorithmes, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].....	68
Figure 2.14 : Evaluation de Rapport Signal à bruit à la sortie pour les deux algorithmes, avec la taille de filtre 64 [à gauche] et 128 [à droite]....	69
Figure 2.15 : Evaluation de la Distance Cepstrale entre le signal de parole original s_k et le signal de sortie $u_1(k)$ obtenu par les deux algorithmes, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].....	70
Figure 2.16 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, le mélange de la voie deux, la parole estimée par l'algorithme TC-SM-NLMS classique et la parole estimée par l'algorithme TC-SM-RNLMS proposé.....	72
Figure 2.17 : évaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-SM-RNLMS proposé et le TC-SM-NLMS classique, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].	73

Figure 2.18 : Evaluation de l'EQM pour les deux algorithmes (TC-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) N=64, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas]. ...	74
Figure 2.19 : évaluation du RSB pour les deux algorithmes (TC-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) N=64, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas].	75
Figure 2.20 : Evaluation du Système Mismatch pour les deux algorithmes (TC-VSS-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) N=64, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas].	76
Figure 2.21 : Evaluation de l'EQM pour les deux algorithmes (TC-VSS-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) N=64, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas].	77
Figure 2.22 : Evaluation du RSB pour les algorithmes TC-VSS-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS N=64, avec bruit blanc [en haut], avec bruit USASI [en bas].	78
Figure 2.23 : Résultats comparatifs du SM pour les trois algorithmes proposés et l'algorithme TC-SM-NLMS classique N=64, avec le bruit blanc.	79
Figure 2.24 : Résultats comparatifs de l'EQM pour les trois algorithmes proposés et l'algorithme TC-SM-NLMS classique N=128, avec le bruit blanc.	79
Figure 2.25 : Evaluation du RSB à la sortie pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.....	80
Figure 2.26 : Evaluation du DC en sortie de traitement pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.	82

Chapitre 3

Figure 3.1. Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS.....	84
Figure 3.2 : Structure détaillée de l'algorithme TC-PU-RNLMS.	89
Figure 3.3 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS.	91
Figure 3.4 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-VSS-PU-NLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, N=64 et Nb=60 [en haut], N=128 et Nb=120 [en bas].....	94

- Figure 3.5 : Evaluation de l'EQM pour les algorithmes, (l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques) , $N=64$ et $N_b=60$,en utilisant le bruit blanc [à gauche] et en utilisant le bruit USASI [à droite].....95
- Figure 3.6 : Evaluation du RSB à la sortie les algorithmes, (l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques), $N=64$ et $N_b=60$ en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].96
- Figure 3.7 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-PU-RNLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N=64$ et $N_b=60$ [en haut], $N=128$ et $N_b=120$ [en bas].97
- Figure 3.8 : Evaluation de l'EQM pour l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N=64$ et $N_b=60$, en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].98
- Figure 3.9 : Evaluation du RSB à la sortie de l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N=64$ et $N_b=60$ en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].99
- Figure 3.10 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-VSS-PU-RNLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N=64$ et $N_b=60$ [en haut], $N=128$ et $N_b=120$ [en bas].....100
- Figure 3.11 : Evaluation de l'EQM pour les algorithmes : TC-VSS-PU-RNLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N=64$, $N_b=60$, en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].....101
- Figure 3.12 : Evaluation du RSB en sortie les algorithmes TC-VSS-PU-RNLMS proposé et TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N=64$ et $N_b=60$ en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].102
- Figure 3.13 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, la parole estimée par les algorithmes : TC-NLMS classique,

TC-PU-NLMS classique, TC-VSS-PU-NLMS proposé, TC-PU-RNLMS proposé et TC-VSS-PU-RNLMS proposé.....	103
Figure 3.14 : Résultats comparatifs du SM pour les trois algorithmes proposés et les algorithmes classiques TC-NLMS, TC-PU-NLMS N=128 et Nb=120, avec le bruit blanc.	104
Figure 3.15 : Résultats comparatifs de l'EQM pour les trois algorithmes proposés et les algorithmes classiques TC-NLMS, TC-PU-NLMS N=128 et Nb=120, avec le bruit blanc.	104
Figure 3.16 : Evaluation du RSB en sortie des algorithmes, TC-PU-NLMS, TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS, TC-VSS-PU-RNLMS, pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.	105

Chapitre 4

Figure 4.1 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS.	108
Figure 4.2 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS.	115
Figure 4.3 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classiques, N=64 et Nb=60 [en haut], N=128 et Nb=120 [en bas].	118
Figure 4.4 : Evaluation de l'EQM pour l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, [en haut] N=128, Nb=120 avec le bruit blanc, [en bas] N=64, Nb=60 avec le bruit USASI.	119
Figure 4.5 : Evaluation du RSB en sortie les algorithmes, (l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classiques), N=64 et Nb=60 en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].	120
Figure 4.6 : Evaluation du SM pour les algorithmes TC-PU-RNLMS proposé et TC-PU-NLMS classiques, (a) : bruit blanc N=64 et Nb=60 , (b) : bruit blanc N=128 et Nb=120 , (c) : bruit USASI N=64 et Nb=60 , (d) : bruit USASI N=128 et Nb=120	121

- Figure 4.7 : Evaluation de l'EQM pour l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, $N=64$ et $N_b=60$, [en haut] : bruit blanc, [en bas] : bruit USASI. 122
- Figure 4.8 : Evaluation du RSB en sortie pour l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, $N=64$ et $N_b=60$, [en haut] : le bruit blanc, [en bas] : bruit USASI. 123
- Figure 4.9 : Evaluation du SM pour l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classique, [en haut] : bruit blanc $N=128$ et $N_b=100$, [en bas] : bruit USASI $N=64$ et $N_b=60$ 124
- Figure 3.10 : Evaluation de l'EQM pour les algorithmes : TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, $N=64$ et $N_b=60$, [en haut] : le bruit blanc, [en bas] le bruit USASI..... 125
- Figure 4.11 : Evaluation du RSB en sortie des algorithmes TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classique, [en haut] : bruit blanc $N=128$ et $N_b=120$, [en bas] : bruit USASI $N=64$ et $N_b=60$ 126
- Figure 4.12 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, mélange convolutif, la parole estimée par les algorithmes proposés : TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-SM-PU-RNLMS et TC-VSS-SM-PU-RNLMS..... 127
- Figure 4.13 : Résultats comparatifs du SM pour les algorithmes : TC-SM-PU-NLMS classique, TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé, TC-SM-PU-RNLMS proposé et TC-VSS-SM-PU-RBLMS proposé pour $N=128$ et $N_b=120$ et le bruit blanc..... 128
- Figure 4.14 : Résultats comparatifs de l'EQM pour les algorithmes : TC-SM-PU-NLMS classique, TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé, TC-SM-PU-RNLMS proposé et TC-VSS-SM-PU-RBLMS proposé pour $N=128$ et $N_b=120$ et le bruit USASI..... 128
- Figure 4.15 : Evaluation du RSB en sortie des algorithmes, TC-SM-PU-NLMS, TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-SM-PU-RNLMS, TC-VSS-SM-PU-RNLMS, pour des différents bruits et de différents RSB d'entré..... 129

Tableaux

Chapitre 1

Tableau 1.1	Résumé de l'algorithme LMS	36
Tableau 1.2	Résumé de l'algorithme NLMS	39
Tableau 1.3	Résumé de l'algorithme SM-NLMS	43
Tableau 1.4	Résumé de l'algorithme PU-NLMS	45
Tableau 1.5	Résumé de l'algorithme SM-PU-NLMS	46

Chapitre 2

Tableau 2.1	Résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS	52
Tableau 2.2	Résumé de l'algorithme TC-SM-RNLMS	55
Tableau 2.3	Résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS	57
Tableau 2.4	Paramètres de simulations des algorithmes TC-SM-NLMS, TC-VSS-SM-NLMS, TC -SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS.	65
Tableau 2.5	Evaluation du RSB à la sortie pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.	81
Tableau 2.6	Evaluation du DC à la sortie pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.	81

Chapitre 3

Tableau 3.1	Résumé de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS	88
Tableau 3.2	Résumé de l'algorithme TC-PU-RNLMS	90
Tableau 3.3	Résumé de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS	92
Tableau 3.4	Paramètres de simulations des algorithmes TC-NLMS, TC-PU-NLMS, TC-VSS-PU-NLMS, TC -PU-RNLMS et TC-VSS-PU-RNLMS.	93

Chapitre 4

Tableau 4.1	Résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS	111
Tableau 4.2	Résumé de l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS	113
Tableau 4.3	Résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS	116
Tableau 4.4	Paramètres de simulations des algorithmes TC-SM-PU-NLMS, TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-SM-PU-RNLMS et TC-VSS-SM-PU-RNLMS.	117

APPENDICE B

Tableau B.1	Nombre d'opérations nécessaires dans tous les algorithmes classiques et proposés	137
Tableau B.2	Nombre des itérations effectuées pour tous les algorithmes classiques et proposés	138

INTRODUCTION GENERALE

INTRODUCTION GENERALE

De multiples techniques de rehaussement du signal de la parole et de réduction du bruit acoustique ont été développées récemment. Le Rehaussement de la parole est une cible centrale dans de nombreux domaines tels que les télécommunications, la reconnaissance de la parole, la téléconférence et la téléphonie mains libres [1]. Dans de telles applications, nous visons à récupérer un signal vocal à partir d'observations corrompues par différents composants de bruits [2].

Les différentes composantes de bruit peuvent être de différentes classes souvent présentes dans l'environnement. De nombreux algorithmes et techniques ont été proposés pour résoudre le problème des signaux de parole corrompus par le bruit [3-5]. De plus, les techniques de mono-capteur ou multi-capteurs sont proposées pour améliorer la vitesse de rehaussement de la parole et aussi pour réduire les composants de bruit acoustique même dans des conditions très bruitées. L'une des techniques mono-capteurs les plus célèbres et largement connues dans les applications de traitement de la parole est la soustraction spectrale (SS) qui ne nécessite qu'un seul signal à l'entrée [6]. Cependant, la technique de SS ne convient que pour des environnements de bruit stationnaires. En outre, il introduit certainement le problème de bruit musical. En fait, plus le bruit réduit est élevé, plus la distorsion du signal de parole est importante et en conséquence une faible intelligibilité de la parole rehaussée est obtenue [7-8].

Plusieurs techniques de rehaussement de la parole qui sont basées principalement sur la soustraction spectrale ont amélioré les techniques de décision dirigées (DD) afin de réduire les composantes du bruit musical [9-12]. Entre outre plusieurs algorithmes récents qui améliorent les techniques DD sont proposés dans [13-14].

Une autre approche largement utilisée dans l'application de rehaussement de la parole est l'annulation adaptative du bruit (ANC). Cette technique a été proposée pour la première fois dans [15-18]. De plus, la plupart des techniques de rehaussement de la parole utilisent des approches adaptatives pour suivre les propriétés non-stationnaires du bruit acoustique [19-20]. Plusieurs algorithmes adaptatifs ont été développés pour une application de rehaussement de la parole, il existe des algorithmes adaptatifs temporels ainsi que fréquentiels [21-25].

Une autre direction de recherche prometteuse concerne la technique de séparation aveugle de source, combinée avec les algorithmes de filtrage adaptatif afin de rehausser le signal de parole et pour annuler efficacement les composantes du bruit acoustique [26-29]. Cette approche utilise une configuration d'au moins deux microphones pour mettre à jour les algorithmes de filtrage adaptatif. En outre, une approche de rehaussement de la parole multi-microphones a été proposée dans le but d'améliorer la vitesse de rehaussement de la parole et aussi de la réduction du bruit acoustique [30 et 31]. Nous pouvons également trouver plusieurs articles mettant en évidence le problème de la réduction de bruit sur un mélange simple et de débruitage des signaux dans des modèles de mélange convolutif [32-34].

Les approches à deux microphones et en particulier le filtrage de Wiener et ses algorithmes dérivés sont parmi les techniques du domaine de rehaussement de la parole. Le filtrage de Wiener est une approche non paramétrique pour le rehaussement de la parole [35,36]. Plusieurs techniques basées sur deux microphones sont proposées en bande complète [37-39], et sous des formes de sous-bandes [40-42]. Toutes ces techniques sont développées pour améliorer les approches de rehaussement de la parole et de la réduction de bruit acoustique.

Les filtres adaptatifs [43,45] sont importants dans les systèmes de communication notamment lorsqu'ils sont utilisés dans l'annulation du bruit acoustique (ANC) et le rehaussement de la qualité de la parole [46,47]. Les algorithmes adaptatifs les plus utilisés dans ces applications sont les algorithmes du gradient stochastique (LMS) et sa version normalisée (NLMS). La complexité de calcul des algorithmes adaptatifs est une caractéristique très importante et elle doit être pris en considération. L'une des approches les plus importantes pour réduire la

complexité de calcul dans ces algorithmes adaptatifs est la méthode de filtrage partiel ou bien la mise à jour partielle (PU) des filtres adaptatifs [48-51]. Une autre approche aussi largement utilisée est le filtrage sélectif (SMF) [52-55]; nous notons aussi l'utilisation d'une combinaison de ces deux dernières techniques connues sous le nom de filtrage sélectif avec des techniques de filtrage avec mise à jour partielle (SM-PU) [56,57].

Dans la suite du manuscrit, nous présentons l'organisation des chapitres de cette thèse de Doctorat.

- Dans le premier chapitre, nous présentons en premier lieu, une étude détaillée sur quelques techniques de réduction du bruit tels que la soustraction spectrale, le filtrage de Wiener, l'annulation adaptative du bruit et la technique de séparation aveugle de source. En deuxième lieu, nous discutons le filtrage adaptatif et quelques algorithmes adaptatifs de base.
- Dans le deuxième chapitre, Nous présentons dans un premier temps les formulations mathématiques de trois nouveaux algorithmes de type sélectif (TC-VSS-SM-NLMS, TC-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS), nous présentons ainsi des résultats de simulations en comparant chaque algorithme proposé avec l'algorithme classique TC-SM-NLMS. Enfin, une comparaison entre les trois algorithmes proposés sera présentée dans ce chapitre.
- Trois nouvelles versions de l'algorithme du filtrage partiel bi-capteurs (TC-VSS-SM-NLMS, TC-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS) pour la réduction du bruit acoustique et rehaussement de la parole sont présentées dans le chapitre 3.
- Dans le dernier chapitre, nous présentons les formulations mathématiques des trois nouvelles versions du l'algorithme sélectif à filtrage partiel bi-capteurs, nous présentons aussi les résultats de simulation de chaque algorithme dans l'application de réduction du bruit acoustique et rehaussement de la parole.

CHAPITRE 1
NOTIONS SUR LA REDUCTION DU BRUIT
ACOUSTIQUE ET LES ALGORITHMES DE
FILTRAGE ADAPTATIF

CHAPITRE 1

NOTIONS SUR LA REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE ET LES ALGORITHMES DE FILTRAGE ADAPTATIF

1.1 Introduction

La réduction du bruit et le rehaussement de la parole sont des disciplines très importantes dans les systèmes de télécommunications modernes. Parmi les techniques connues dans ces disciplines, nous citons la soustraction spectrale [6], le filtrage de Wiener [63], et le filtrage adaptatif [58-60]. Ce chapitre est consacré à la fois à la présentation de quelques techniques de réduction du bruit acoustique ainsi qu'aux algorithmes fondamentaux de filtrage adaptatifs [61-62].

1.2 Soustraction spectrale [6]

La soustraction spectrale (SS) est une méthode de restauration du spectre de puissance d'un signal utile noyé dans le bruit en soustrayant le spectre du bruit estimé [Voir figure (1.1)]. Le spectre du bruit est généralement estimé à partir des périodes où le signal utile est absent et que seul le bruit est présent. L'hypothèse est que le bruit est un processus stationnaire, et que le spectre du bruit ne change pas de manière significative entre les périodes de mise à jour. Pour la restauration des signaux du domaine temporel, l'estimation du spectre d'amplitude instantanée est combinée avec le spectre de la phase du signal bruité, puis transformé par une transformation de Fourier discrète inverse (au domaine temporel). En termes de complexité, la soustraction spectrale est relativement un peu coûteuse. Cependant, dû à des variations aléatoires du bruit, la soustraction spectrale peut entraîner un résultat négatif de l'estimation du spectre d'amplitude de courte durée ou du spectre de puissance. Le spectre d'amplitude et de puissance sont des variables non négatives et toute estimation négative de ces variables doivent être limitées en valeurs non négatives. Ces rectifications non linéaires faussent la distribution du signal restauré. La distorsion de traitement devient plus perceptible autant que le rapport signal à bruit (RSB) est faible. Le modèle du signal bruité dans le domaine temporel est donné par [64-65] :

$$y(k) = x(k) + n(k) \quad (1.1)$$

où $y(k)$, $x(k)$ et $n(k)$ sont respectivement le signal bruité, le signal utile et le bruit additif, k est l'indice de temps discret. Dans le domaine fréquentiel, le modèle de signal bruité de l'équation (1.1) est exprimé comme suit :

$$Y(f) = X(f) + N(f) \quad (1.2)$$

où $Y(f)$, $X(f)$ et $N(f)$ représentent respectivement les transformées de Fourier à court termes (SFT) du signal bruité $y(k)$, le signal d'origine $x(k)$ et le bruit $n(k)$, f est la variable fréquentielle. [Voir figure (1.1)]

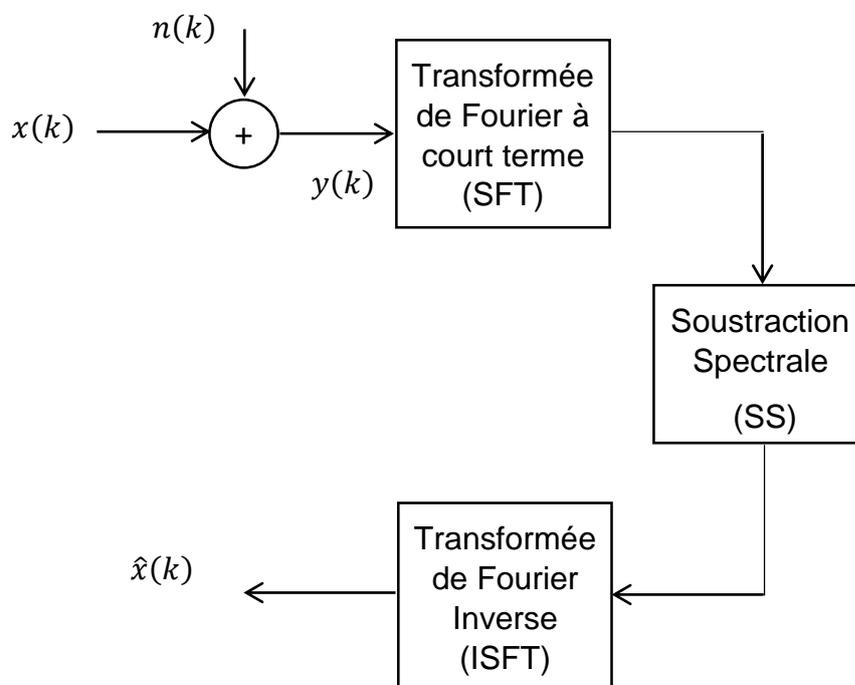


Figure 1.1 : Schéma bloc de la soustraction spectrale.

1.3 Filtrage de Wiener

La théorie du filtre de Wiener a été formulée par Norbert Wiener [63]. Cette théorie formule le principe des filtres basés sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM). Le filtre de Wiener joue un rôle très important dans de nombreuses applications telles que la prédiction linéaire, l'annulation d'écho, la

restauration du signal, l'égalisation du canal et l'identification des systèmes inconnus. Les coefficients du filtre de Wiener sont calculés en minimisant la distance Euclidienne entre la sortie du filtre linéaire et le signal désiré. Dans sa forme de base, la théorie de Wiener suppose que les signaux sont des processus stationnaires. Cependant, si les coefficients du filtre sont recalculés périodiquement pour chaque bloc de N échantillons du signal, le filtre s'adapte aux caractéristiques moyennes du signal dans le bloc. Un bloc adaptatif (ou segment adaptatif) peut être utilisé pour des signaux tels que la parole, et être considéré comme presque stationnaire sur un bloc d'échantillons relativement petit [64-65]. L'extension de la théorie de Wiener à partir du temps continu à un temps discret est simple, et a une utilisation plus pratique pour une mise en œuvre sur les processeurs de signaux numériques. [Voir figure (1.2)]

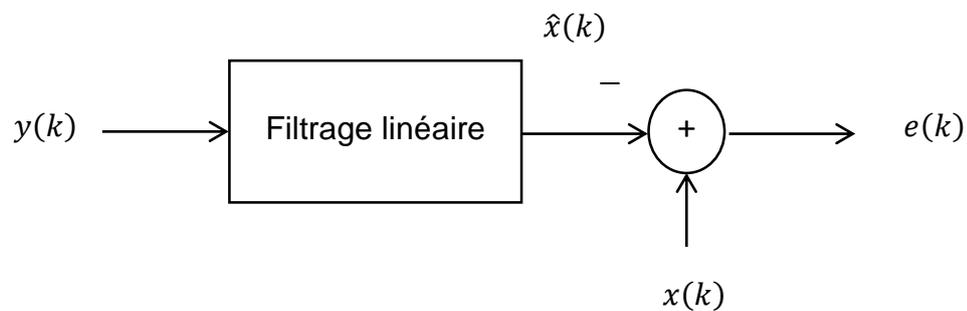


Figure 1.2 : Représentation du problème de filtrage.

D'après la figure (1.2), le filtre a en entrée un signal $y(k)$ et produit un signal de sortie $\hat{x}(k)$, où $\hat{x}(k)$ est l'estimation la plus proche possible d'une réponse $x(k)$. La relation entrée-sortie du filtre est donnée par

$$\begin{aligned}\hat{x}(k) &= \sum_{m=0}^{p-1} w(m)y(k-m) \\ &= \mathbf{w}^T(k)\mathbf{y}(k)\end{aligned}\tag{1.3}$$

où k est l'indice de temps discret, $\mathbf{y}^T(k) = [y(k) y(k-1) \dots y(k-p-1)]$ est le signal d'entrée du filtre, et le vecteur de paramètre $\mathbf{w}^T(k) = [w(0) w(1) \dots w(N-1)]$ est le vecteur des coefficients du filtre de Wiener. Dans l'équation (1.3), l'opération de filtrage est exprimée. Le signal

d'erreur du filtre de Wiener, $e(k)$ est donnée par la différence entre le signal souhaité (désiré) $x(k)$ et le signal de sortie du filtre $\hat{x}(k)$, calculé par la relation suivante [64]:

$$\begin{aligned} e(k) &= x(k) - \hat{x}(k) \\ &= x(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{y}(k) \end{aligned} \quad (1.4)$$

Dans l'équation (1.4), pour un signal d'entrée donné $y(k)$ et un signal désiré $x(k)$, l'erreur de filtrage $e(k)$ dépend du vecteur de coefficient de filtrage $\mathbf{w}(k)$. Pour explorer la relation entre le vecteur de coefficient de filtrage $\mathbf{w}(k)$ et le signal d'erreur $e(k)$ nous allons développer l'équation (1.4) pour N échantillons des signaux $x(k)$ et $y(k)$:

$$\begin{pmatrix} e(0) \\ e(1) \\ e(2) \\ \vdots \\ e(N-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x(0) \\ x(1) \\ x(2) \\ \vdots \\ x(N-1) \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} y(0) & y(-1) & y(-2) & \dots & y(1-p) \\ y(1) & y(0) & y(-1) & \dots & y(2-p) \\ y(2) & y(1) & y(0) & \dots & y(3-p) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y(N-1) & y(N-2) & y(N-3) & \dots & y(N-p) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w(0) \\ w(1) \\ w(2) \\ \vdots \\ w(p-1) \end{pmatrix} \quad (1.5)$$

Dans une notation vectorielle, cette équation matricielle peut être écrite comme suite :

$$\mathbf{e}(k) = \mathbf{x}(k) - \mathbf{Y}(k)\mathbf{w}(k) \quad (1.6)$$

où $\mathbf{e}(k)$ est le vecteur d'erreur, $\mathbf{x}(k)$ est le vecteur du signal désiré, la matrice $\mathbf{Y}(k)$ représente le signal d'entrée et $\mathbf{Y}(k)\mathbf{w}(k) = \hat{\mathbf{x}}(k)$ est le signal de sortie du filtre de Wiener. On supposait que le signal d'entrée de N échantillons $[y(-1), \dots, y(-N-1)]$ sont initialement nuls.

Dans l'équation (1.5), si le nombre d'échantillons du signal est égal au nombre de coefficients de filtre $N = P$, alors nous avons une équation de matrice carrée, et il existe une solution unique de filtrage \mathbf{w} , avec une erreur d'estimation nulle $e(k) = 0$, telle que $\hat{\mathbf{x}}(k) = \mathbf{Y}(k)\mathbf{w}(k) = \mathbf{x}(k)$. Si $N < P$ alors le nombre d'échantillons du signal N est insuffisant pour obtenir une solution unique aux coefficients de filtrage, dans ce cas il y a un nombre infini de solutions. En pratique, le nombre des échantillons du signal sont beaucoup plus grands que la longueur du filtre, dans ce cas, l'équation matricielle est dite surdéterminée et

possède une solution unique. Lorsque $N > P$, les coefficients du filtre sont calculés au minimisant la fonction coût de l'erreur moyenne, telle que la valeur absolue de l'erreur moyenne $E[|e(k)|]$, ou de l'erreur quadratique moyenne $E[e^2(k)]$, où $E[.]$, est l'opérateur de l'espérance mathématique. Le choix de la fonction d'erreur affecte l'optimalité et la complexité de calcul de la solution.

Dans la théorie de Wiener, le critère d'optimalité est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre la sortie du filtre et le signal désiré. La méthode des moindres carrés est optimale pour les signaux ayant une distribution gaussienne. A partir de l'équation (1.4), l'erreur d'estimation quadratique moyenne est donné par :

$$\begin{aligned} E[e^2(k)] &= E[(x(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{y}(k))^2] \\ &= E[x^2(k)] - 2\mathbf{w}^T(k)E[\mathbf{y}(k)x(k)] + \mathbf{w}^T(k)E[\mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(k)]\mathbf{w}(k) \\ &= r_{xx}(0) - 2\mathbf{w}^T(k)\mathbf{r}_{yx}(0) + \mathbf{w}^T(k)\mathbf{R}_{yy}(0)\mathbf{w}(k) \end{aligned} \quad (1.7)$$

où $\mathbf{R}_{yy}(0) = E[\mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(k)]$ est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée et $\mathbf{r}_{yx}(0) = E[\mathbf{y}(k)x(k)]$ est le vecteur d'intercorrélacion entre le signal de l'entrée et le signal désiré. De l'équation (1.7), l'EQM est une fonction quadratique de variable $\mathbf{w}(k)$ et a un seul point de minimum. Dans l'équation (1.7), le gradient de la fonction d'EQM par rapport au vecteur de coefficient de filtrage est donné par la relation suivante :

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} E[e^2(k)] &= -2 E[\mathbf{y}(k)x(k)] + 2\mathbf{w}^T(k)E[\mathbf{y}(k)\mathbf{y}^T(k)] \\ &= -2 \mathbf{r}_{yx}(0) + 2\mathbf{w}^T(k)\mathbf{R}_{yy}(0) \end{aligned} \quad (1.8)$$

où le vecteur de gradient est défini comme suit :

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} = \left[\frac{\partial}{\partial w_0}, \frac{\partial}{\partial w_1}, \frac{\partial}{\partial w_2}, \dots, \frac{\partial}{\partial w_{p-1}} \right]^T \quad (1.9)$$

La minimisation de l'EQM du filtre de Wiener est obtenue en annulant l'équation (1.8) :

$$\mathbf{R}_{yy}(0)\mathbf{w}(k) = \mathbf{r}_{yx}(0) \quad (1.10)$$

Donc le vecteur des coefficients du filtre de Wiener est donné par :

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{R}_{yy}^{-1}(0) \mathbf{r}_{yx}(0) \quad (1.11)$$

Dans une forme développée, l'équation du filtre de Wiener peut être écrite comme suit :

$$\begin{pmatrix} w(0) \\ w(1) \\ w(2) \\ \vdots \\ w(p-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} R_{yy}(0) & R_{yy}(1) & \dots & R_{yy}(p-1) \\ R_{yy}(1) & R_{yy}(0) & \dots & R_{yy}(p-2) \\ R_{yy}(2) & R_{yy}(1) & \dots & R_{yy}(p-3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{yy}(p-1) & R_{yy}(p-2) & \dots & R_{yy}(0) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} r_{yx}(0) \\ r_{yx}(1) \\ r_{yx}(2) \\ \vdots \\ r_{yx}(p-1) \end{pmatrix} \quad (1.12)$$

A partir de l'équation (1.12), nous avons bien remarqué que le calcul des coefficients du filtre de Wiener nécessite la connaissance de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée et le vecteur d'intercorrélacion entre le signal d'entrée et le signal désiré.

Dans la théorie du traitement du signal statistique, les valeurs d'autocorrélation et d'intercorrélacion d'un processus aléatoire sont obtenues comme les moyennes prises dans l'ensemble de différentes réalisations de ce processus. Cependant, dans beaucoup de situations pratiques, il y a seulement une ou deux durées limitées de réalisations des signaux $x(k)$ et $y(k)$. Dans de tels cas, en supposant que les signaux sont ergodiques, nous pouvons utiliser des moyennes de temps au lieu des moyennes d'ensemble. Pour un enregistrement d'un signal de longueur N échantillons, les valeurs moyennes de la corrélation temporelle sont calculées comme suit :

$$\mathbf{R}_{yy}(m) = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} \mathbf{y}(k) \mathbf{y}(k-m) \quad (1.13)$$

Nous notons, à partir de l'équation (1.12), que la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{yy}(m)$ a une structure de Toeplitz. Une matrice de Toeplitz contient des éléments constants le long de la diagonale gauche-droite de la matrice. De plus, la matrice de corrélation est également symétrique sur les principaux éléments diagonaux. Il y a un certain nombre de méthodes efficaces pour résoudre l'équation linéaire de la matrice (1.12). [Figure (1.3)]

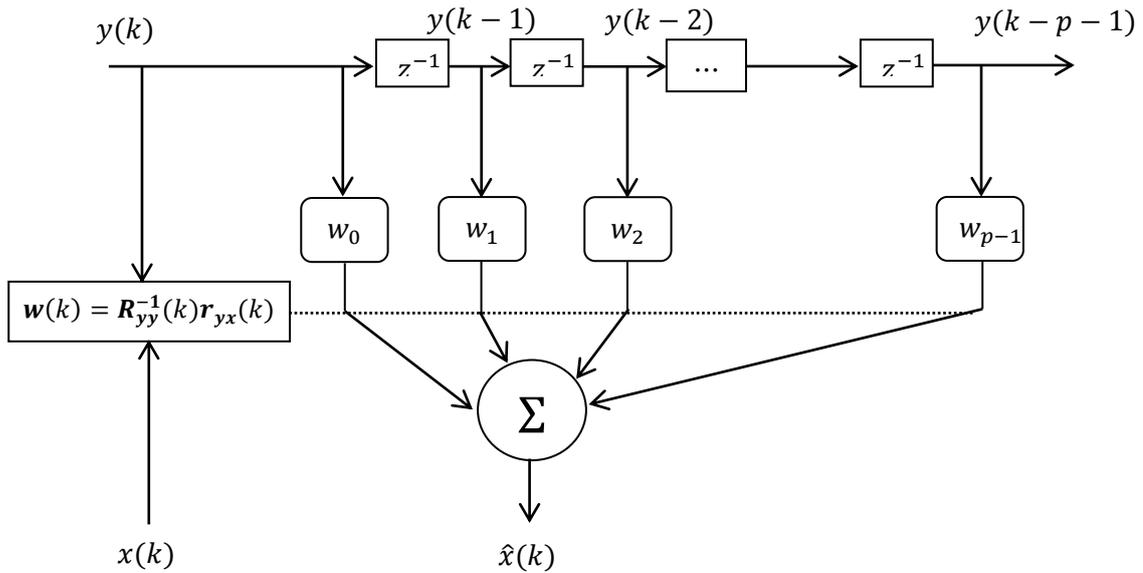


Figure 1.3 : Structure détaillée de la procédure de calcul du filtre de Wiener.

1.4 Annulation adaptative du bruit

L'annulation adaptative du bruit est l'une des techniques les plus importantes de ce domaine. Le premier système d'annulation adaptative du bruit a été construit en 1965 par deux étudiants. Le but était d'annuler les interférences de 60 Hz à la sortie d'un amplificateur électro cardiographique [65-66]. Deux capteurs sont utilisés dans la technique d'annulation adaptative de bruit. Le premier capteur la somme d'un signal de parole $s(k)$. Le deuxième capteur est la convolution du bruit $b(k)$ avec une réponse impulsionnelle $h(k)$, comme illustré dans la figure (1.4) suivante.

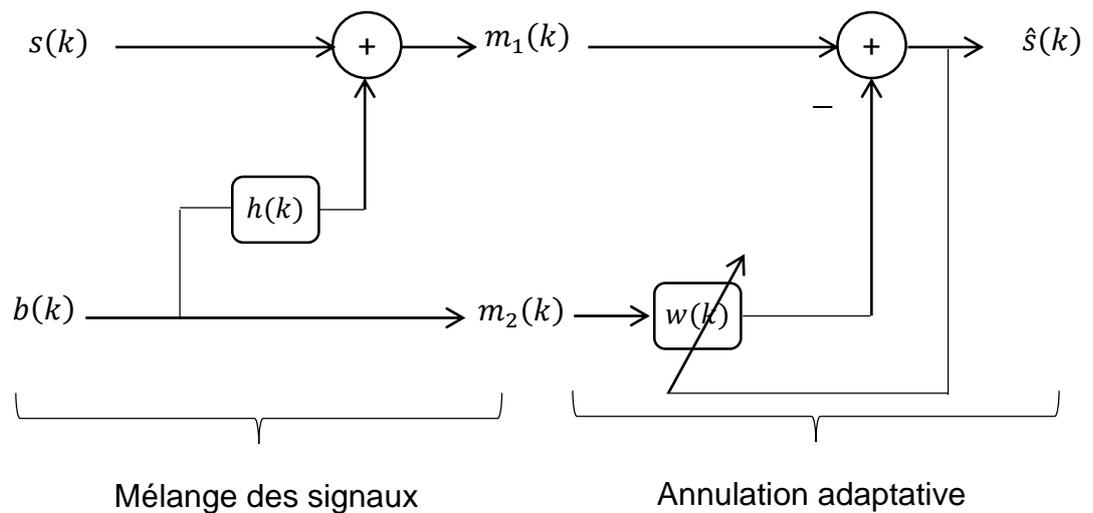


Figure 1.4 : Structure d'annulation adaptative du bruit.

Les observations $m_1(k)$ et $m_2(k)$ sont données par les relations suivantes :

$$m_1(k) = s(k) + b(k) * h(k) \quad (1.14)$$

$$m_2(k) = b(k) \quad (1.15)$$

où $*$ représente l'opération de convolution. Les signaux $m_1(k)$ et $m_2(k)$ sont injectés dans un système d'annulation adaptative du bruit. Le but de la technique d'annulation adaptative de bruit (ANC : Adaptive Noise Cancellation) est de filtrer l'observation $m_2(k)$ de telle sorte à minimiser l'erreur quadratique, ce qui apporte une réduction du bruit en sortie. La sortie de ce système d'annulation adaptative du bruit $\hat{s}(k)$ donnée par :

$$\hat{s}(k) = m_1(k) - w(k) * m_2(k) \quad (1.16)$$

Nous remplaçons les équations (1.14) et (1.15) dans l'équation (1.16), nous obtenons :

$$\hat{s}(k) = s(k) + b(k) * h(k) - b(k) * w(k) \quad (1.17)$$

$$\hat{s}(k) = s(k) + b(k) * [h(k) - w(k)] \quad (1.18)$$

A partir de l'équation (1.18), nous remarquons qu'une estimation exacte du signal $s(k)$ est obtenue si $h(k) = w(k)$. Une solution pour obtenir $w(k)$ consiste à effectuer une estimation adaptative de réponse impulsionnelle $h(k)$, nous choisissons alors une modélisation paramétrique de $w(k)$ sous forme d'un filtre RIF dont on estime les coefficients $w(k)$ suivant un algorithme adaptatif. Pour la mise à jour du filtre adaptatif $w(k)$, on peut utiliser plusieurs algorithmes adaptatifs comme de gradient stochastique.

1.5 Réduction du bruit par la méthode de séparation aveugle de sources

La séparation aveugle de sources (SAS) fait l'objet de nombreuses applications dans beaucoup de domaines de recherche tels que le traitement du signal, les télécommunications, la biomédecine et neuroscience. L'objectif du SAS consiste à retrouver des signaux originaux (signaux de source) à partir des signaux observables (signaux de mélange) sans aucune information de référence, ni sur les sources ni sur les mélanges, sauf l'hypothèse d'indépendance statistique

mutuelle des sources. Une modélisation d'un système de séparation aveugle de sources est présentée à la figure (1.5).

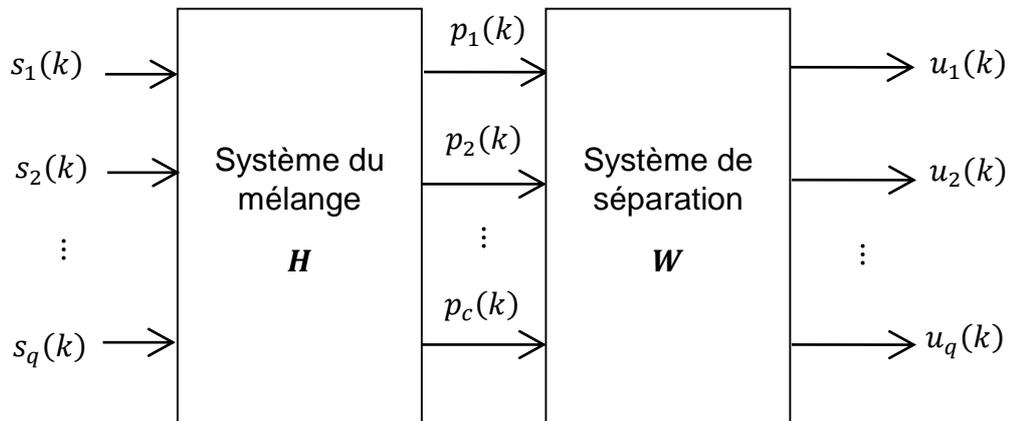


Figure 1.5 : Structure générale d'une séparation aveugle de source.

A partir de cette structure générale du SAS, nous remarquons que cette dernière est composée de deux blocs principaux. Le premier bloc est un système du mélange des signaux de sources $s_i(k)$ avec $i = 1, 2, \dots, q$, les sorties du système qui sont des signaux des mélanges $p_i(k)$ avec $i = 1, 2, \dots, c$. Le deuxième bloc représente un système de séparation $w(k)$. Les signaux résultants du premier bloc seront l'entrée du bloc de séparation au but de retrouver les signaux de source à nouveau. La résolution du problème de SAS focalise sur l'identification du système de séparation H comme indiqué à la Figure (1.5).

1.5.1 Mélange des signaux

Nous distinguons deux grandes classes de mélange des signaux, le mélange instantané et le mélange convolutif.

- **Mélange instantané**

Dans un système de mélange instantané, les signaux d'observations $p_i(k)$ sont arrivés en même instant mais avec des différentes intensités. La figure (1.6) représente un modèle du mélange linéaire instantané.

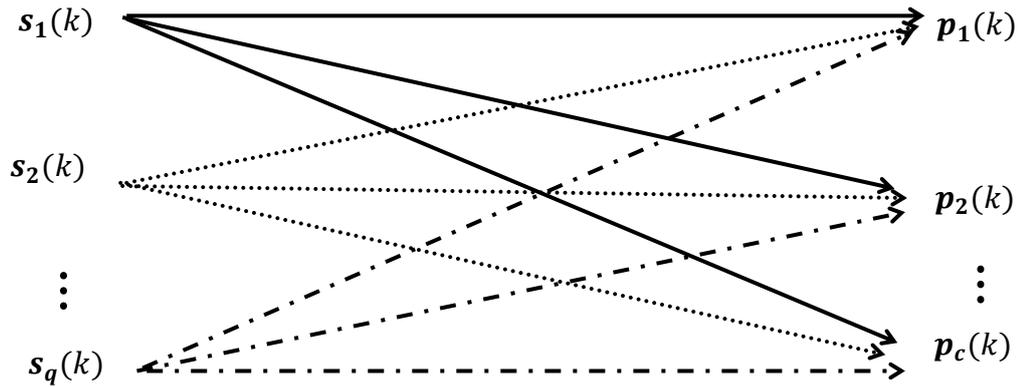


Figure 1.6 : Mélange instantané.

Les signaux d'observations $p_i(k)$ sont obtenus par une multiplication linéaire entre les signaux de sources et des coefficients h_{ij} (h_{ij} représente la réponse impulsionnelle entre la $j^{\text{ème}}$ source et le $i^{\text{ème}}$ capteur et q est le nombre de sources). Les sorties du mélange instantané sont données par l'équation suivante :

$$p_i(k) = \sum_{j=1}^q h_{ij} s_j(k) \quad (1.19)$$

- **Mélange convolutif**

Un système de mélange convolutif est la modélisation la plus proche d'une réalisation réelle. Ce système prend en considération toutes réflexions des signaux de sources sur les parois d'un milieu fermées et des objets. Un schéma du mélange convolutif avec q sources et c observations est illustré par figure (1.7) suivante :

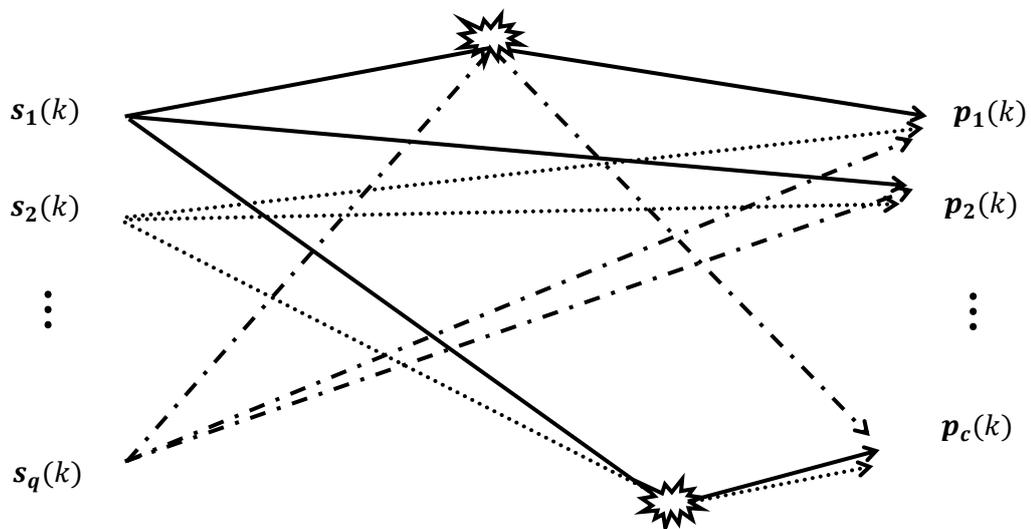


Figure 1.7 : Mélange convolutif.

Les observations $\mathbf{p}_i(k)$ peuvent être formulées par l'équation suivante :

$$\mathbf{p}_i(k) = \sum_{i=1}^q \sum_{j=1}^q h_{ij}(k) * s_i(k) \quad (1.20)$$

où $h_{ij}(k)$ représente la réponse impulsionnelle entre la $j^{\text{ème}}$ source et le $i^{\text{ème}}$ capteur, et $*$ représente l'opération de produit de convolution.

Dans cette thèse, notre intérêt porte sur la réduction du bruit par la méthode de séparation aveugle de source bi-capteurs en employant de nouveaux algorithmes de filtrage adaptatifs.

1.5.2 Séparation de sources dans le cas d'un mélange convolutif bi-capteurs

Le problème de la réduction du bruit par les méthodes de SAS bi-capteurs est présenté dans cette section. Tous d'abord, nous commençons par la présentation de la formulation mathématique d'un mélange convolutif bi-capteurs. Ce mélange a deux sources comme entrée, la première est le signal de parole et la deuxième source représente le bruit acoustique. La figure (1.8) suivante illustre un modèle d'un mélange convolutifs à deux capteurs complet.

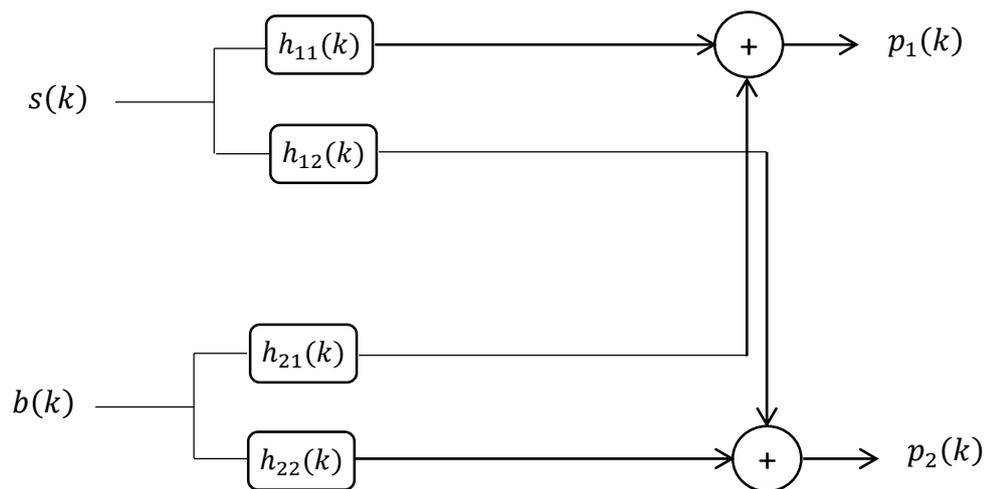


Figure 1.8 : Mélange convolutif bi-capteurs complet.

Les signaux d'entrée $s(k)$ et $b(k)$ sont respectivement, les deux sources de parole et du bruit. $h_{11}(k)$ et $h_{22}(k)$ représentent les réponses impulsionnelles du couplage direct. $h_{12}(k)$ et $h_{21}(k)$ représentent les réponses impulsionnelles du couplage mutuel. Les signaux d'observations $p_1(k)$ et $p_2(k)$ sont données par les relations suivantes :

$$p_1(k) = s(k) * h_{11}(k) + b(k) * h_{21}(k) \quad (1.21)$$

$$p_2(k) = b(k) * h_{22}(k) + s(k) * h_{12}(k) \quad (1.22)$$

Un modèle simplifié de ce dernier est obtenu en remplaçant les réponses impulsionnelles directs $h_{11}(k)$ et $h_{22}(k)$ par une impulsion de Dirac $\delta(k)$. La structure simplifiée de ce module de mélange convolutif bi-capteurs est illustrée à la figure (1.9).

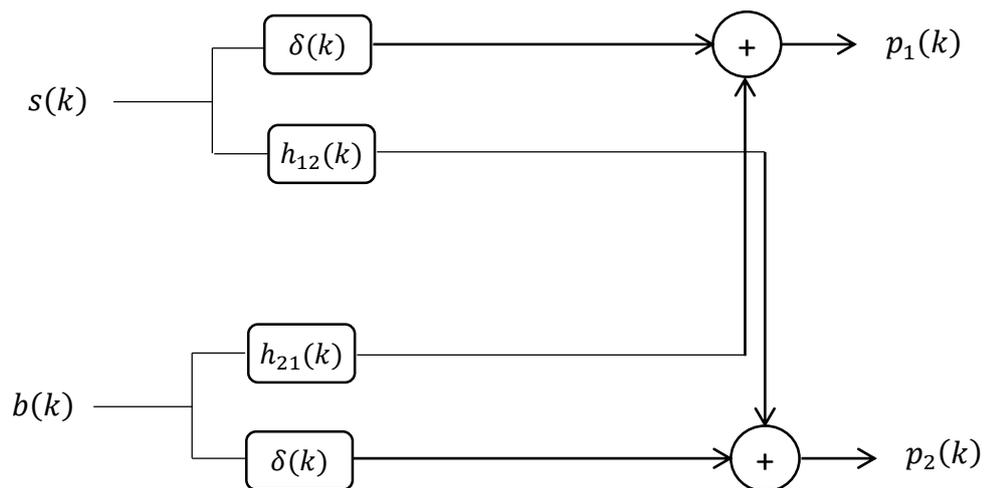


Figure 1.9 : Mélange convolutif bi-capteurs simplifié.

A travers cette simplification, les nouveaux signaux observés sont donnés par :

$$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k) \quad (1.23)$$

$$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k) \quad (1.24)$$

Le principal but de la technique SAS bi-capteurs est de retrouver les signaux de sources $s(k)$ et $b(k)$. Dans ce cadre, une structure de séparation est introduite. Nous distinguons deux structures de SAS utilisées dans la

problématique de la réduction de bruit à savoir la structure directe (Forward) et la structure récursive (Backward). Dans la suite de ce travail de thèse de Doctorat, nous allons intéresser par la structure directe.

Dans la structure de séparation aveugle de sources directe (FBSS : Forward Blind Source Separation), deux filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ sont utilisés afin d'identifier respectivement les deux réponses impulsionnelles mutuelles $h_{12}(k)$ et $h_{21}(k)$. La figure (1.10) illustre la structure de base de la FBSS. Les signaux de mélange convolutif simplifié $p_1(k)$ et $p_2(k)$ sont injectés respectivement dans les deux entrées de la structure FBSS. Les sorties de cette dernière $u_1(k)$ et $u_2(k)$ sont données par les deux formules suivantes :

$$u_1(k) = p_1(k) - p_2(k) * w_{21}(k) \quad (1.25)$$

$$u_2(k) = p_2(k) - p_1(k) * w_{12}(k) \quad (1.26)$$

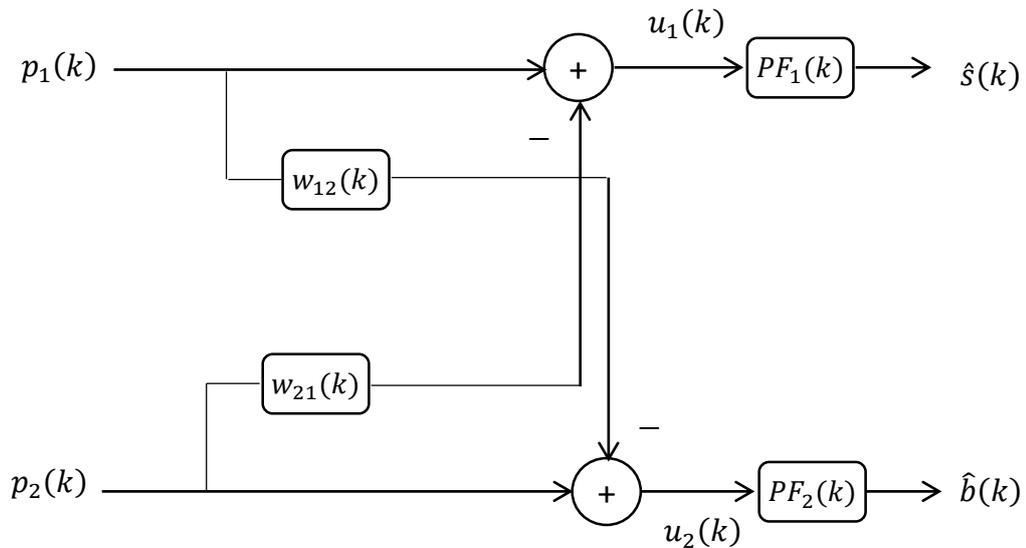


Figure 1.10 : Structure de séparation aveugle de sources directe (FBSS).

En remplaçant les deux équations (1.24) et (1.25) dans les deux expressions des signaux estimés $u_1(k)$ et $u_2(k)$, nous obtenons :

$$u_1(k) = b(k) * [h_{21}(k) - w_{21}(k)] + s(k) * [\delta(k) - h_{12}(k) * w_{12}(k)] \quad (1.27)$$

$$u_2(k) = s(k) * [h_{12}(k) - w_{12}(k)] + b(k) * [\delta(k) - h_{21}(k) * w_{21}(k)] \quad (1.28)$$

L'utilisation de l'hypothèse d'optimalité $w_{12}^{opt}(k) = h_{12}(k)$ et $w_{21}^{opt}(k) = h_{21}(k)$ conduit aux nouveaux signaux de sorties $u_1(k)$ et $u_2(k)$, et qui sont données par :

$$u_1(k) = s(k) * [\delta(k) - h_{12}(k) * w_{12}(k)] \quad (1.29)$$

$$u_2(k) = b(k) * [\delta(k) - h_{21}(k) * w_{21}(k)] \quad (1.30)$$

A travers ces deux relations, nous remarquons que les deux signaux de sorties $u_1(k)$ et $u_2(k)$ de la structure FBSS tendent vers les signaux de sources $s(k)$ et $b(k)$, mais avec une certaine distorsion sur les deux voies. L'utilisation des post-filtres permet de corriger cette distorsion. Les équations des post-filtres donnés par [46] :

$$PF_1(k) = \frac{1}{\delta(k) - h_{12}(k) * w_{12}(k)} \quad (1.31)$$

$$PF_2(k) = \frac{1}{\delta(k) - h_{21}(k) * w_{21}(k)} \quad (1.32)$$

1.6 Filtrage adaptatif

Au cours des 40 dernières années, beaucoup de contributions très considérables ont été apportées dans le domaine du traitement de signal. Les avancements connus dans la conception des circuits numériques ont été la clé technologique de ce développement qui a lancé un très bon intérêt dans le domaine du traitement numérique du signal. Parmi ces contributions connus, nous distinguons le filtrage adaptatif. Un filtre adaptatif est requis lorsque les spécifications fixes sont inconnues ou les spécifications ne peuvent pas être satisfaites par des filtres invariants dans le temps. Un filtre adaptatif est un filtre non linéaire à cause de ses caractéristiques qui dépendent du signal de l'entrée. Les filtres adaptatifs varient dans le temps car leurs paramètres sont continuellement variables afin de répondre à une exigence de performance. En ce sens, nous pouvons interpréter un filtre adaptatif comme un filtre qui effectue l'étape d'approximation en temps réel. Comme aucune spécification n'est disponible, l'algorithme adaptatif qui détermine la mise à jour des coefficients du filtrage nécessite des informations supplémentaires. Ces informations sont généralement données dans une forme d'un signal. Ce signal est appelé un signal

désiré ou un signal de référence, dont le choix est souvent une tâche très délicate qui dépend de l'application souhaitée [66-68]. La configuration générale d'un environnement du filtrage adaptatif est bien illustrée dans la Figure (1.11).

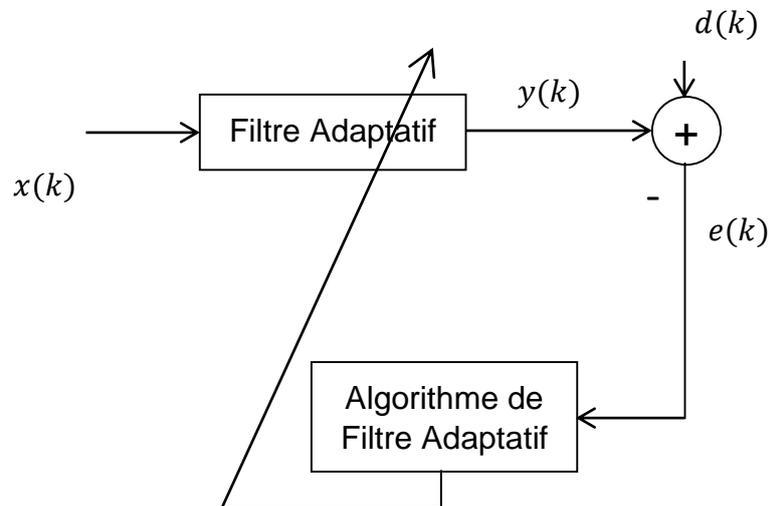


Figure 1.11 : Structure générale d'un filtre adaptatif.

où k est l'indice d'itération, $x(k)$ désigne le signal d'entrée, $y(k)$ est le signal de sortie du filtre adaptatif et $d(k)$ définit le signal de référence ou désiré. Le signal d'erreur $e(k)$ est calculé comme la différence entre le signal désiré $d(k)$ et la sortie du filtre adaptatif $y(k)$. Le signal d'erreur est ensuite utilisé pour former une fonction coût requise par l'algorithme d'adaptation pour déterminer la mise à jour des coefficients de filtrage approprié. La minimisation de fonction coût implique que le signal de sortie du filtre adaptatif $y(k)$ correspond bien au signal désiré $d(k)$. La spécification complète d'un système adaptatif, comme la montre la figure (1.11) est basée essentiellement sur trois points:

- **Le choix d'application:** Le type d'application est défini essentiellement à travers le choix des signaux acquis par l'environnement (c.-à-d. le choix du signal d'entrée ainsi que le signal désiré). Le nombre d'applications dans lesquelles les techniques d'adaptation sont utilisées avec succès a énormément augmenté au cours des quatre dernières décennies. Certains des exemples sont l'annulation d'écho, l'égalisation de canaux dispersifs, le système d'identification, rehaussement des signaux, suppression ou réduction du bruit et aussi les applications du contrôle.

- **Structure de filtre adaptatif:** le filtre adaptatif peut être implémenté dans plusieurs structures. Le choix de ces structures peut influencer sur la complexité de calcul (quantité d'opérations arithmétiques par itération) et aussi le nombre nécessaire d'itérations pour atteindre à un niveau du résultat souhaité.
- **Algorithme adaptatif:** L'algorithme est une procédure utilisée pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif afin de minimiser le signal d'erreur. L'algorithme est déterminé en définissant la méthode de recherche à une fonction coût.

Nous donnons également quelques applications typiques où des algorithmes de filtrage adaptatif sont nécessairement utilisés. En particulier, les filtres adaptatifs sont appliqués pour résoudre des problèmes pratiques. La particularité de chaque application est caractérisée principalement par la manière dont le signal d'entrée du filtre adaptatif et le signal désiré sont choisis. Quelques applications classiques de filtrage adaptatif sont l'identification des systèmes, l'égalisation des canaux, la modélisation inverse, l'annulation d'interférences, rehaussement du signal et la prédiction.

1.7 Algorithmes de filtrage adaptatifs

Un algorithme adaptatif est une procédure d'ajustement des paramètres d'un filtre adaptatif afin de minimiser une fonction de coût bien choisie pour une tâche à accomplir. Nous distinguons deux grandes familles des algorithmes de filtrage adaptatif: la famille des moindres carrés récursifs RLS (Recursive Least Square), et la famille du gradient stochastique LMS (Least Mean Square). Notre intérêt porte sur les algorithmes du gradient stochastique [69].

Dans cette section, nous décrivons la forme générale de nombreux algorithmes adaptatifs de cette famille telle que le gradient stochastique LMS (Least Mean Square), le gradient normalisé NLMS (Normalized Least-Mean-Square), le gradient normalisé sélective SM-NLMS (Set-Membership Normalized Least-Mean-Square), l'algorithme du gradient stochastique normalisé de type partiel update PU-NLMS (Partial Update NLMS) et l'algorithme du gradient stochastique normalisé de type partiel update avec sélection SM-PU-NLMS (Set-Membership Partial Update NLMS) [70-73].

1.7.1 Algorithme LMS (LMS)

L'algorithme du gradient stochastique (LMS) est connu comme l'algorithme adaptatif le plus populaire, à cause du calcul facile du vecteur du gradient. Ainsi vue sa simplicité et sa robustesse, l'algorithme LMS est largement utilisé dans diverses applications de filtrage adaptatif. Une version plus simple du calcul de gradient est la méthode du gradient stochastique, dans lequel le gradient de l'erreur quadratique moyenne est substitué au gradient de la fonction d'erreur quadratique instantanée. La figure (1.12) représente un exemple d'un filtre LMS.

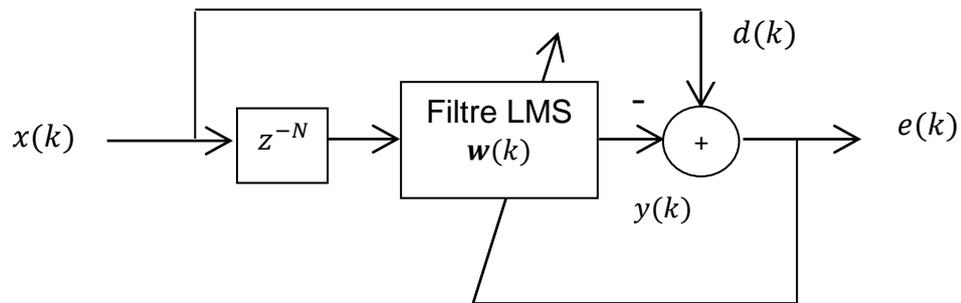


Figure 1.12 : Exemple d'application pour un filtre adaptatif LMS (prédiction).

Nous définissons les différents signaux utilisés dans un système de filtrage adaptatif LMS comme suit :

$x(k)$: est le signal de l'entrée du filtre,

$\mathbf{w}(k)$: est un vecteur des coefficients du filtre adaptatif,

$y(k)$: est le signal de la sortie du filtre,

$d(k)$: est le signal du référence (désiré),

$e(k)$: est le signal d'erreur.

La méthode d'adaptation LMS est définie comme suit :

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu \left(-\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}(k)} e^2(k) \right) \quad (1.33)$$

où $e(k)$ est le signal de l'erreur donné par la relation suivante :

$$\begin{aligned} e(k) &= d(k) - y(k) \\ &= d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) \end{aligned} \quad (1.34)$$

Le gradient instantané de l'erreur quadratique peut être exprimé par la relation suivante :

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}(k)} e^2(k) &= \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}(k)} [d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)]^2 \\ &= -2\mathbf{x}(k)[d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)] \\ &= -2\mathbf{x}(k)e(k)\end{aligned}\quad (1.35)$$

En injectant l'équation (1.35) dans l'équation de mise à jour du filtre (1.33), on obtient l'équation d'adaptation de l'algorithme LMS:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\mu_{LMS}\mathbf{x}(k)e(k)\quad (1.36)$$

où μ_{LMS} est le pas d'adaptation de l'algorithme LMS qui démarre avec une initialisation quelconque à $\mathbf{w}(0)$. On peut voir que l'équation de mise à jour du filtre LMS est très simple. Pour cette raison, le filtre LMS est largement utilisé dans les applications de filtrage adaptatif telles que l'égalisation adaptative, annulation d'écho, réduction de bruit, etc. Le principal avantage de l'algorithme LMS est sa simplicité. Il nécessite seulement $2N + 1$ multiplications et $2N$ additions par itération, avec N est le nombre de coefficients du filtre adaptatif.

Pour assurer le bon fonctionnement et la convergence de l'algorithme LMS, une condition nécessaire et suffisante doit être vérifiée [67]:

$$0 < 2\mu_{LMS} < \frac{2}{\lambda_{max}}\quad (1.37)$$

où λ_{max} représente la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. Une étude plus précise (en moyenne quadratique) conduit à la condition plus contraignante suivante :

$$0 < 2\mu_{LMS} < \frac{1}{Trace(R)} = \frac{1}{N\sigma_x^2}\quad (1.38)$$

où la $Trace(R)$ représente la somme des éléments de la diagonale de la matrice d'autocorrélation, et σ_x^2 désigne l'énergie du signal d'entrée $x(k)$.

Le résumé de l'algorithme LMS est donné par la Table 1.1.

Table 1.1 : Résumé de l'algorithme LMS

<p>Paramètres et variables :</p> <p>N : la taille du filtre adaptatif $\mathbf{w}(k)$</p> <p>Pas d'adaptation, $0 < 2\mu_{LMS} < \frac{2}{\lambda_{max}}$</p>
<p>Signal d'entrée : $\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-M+1)]$</p>
<p>Estimation du signal d'erreur :</p> $e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)$
<p>Equation de mise à jour :</p> $\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + 2\mu_{LMS} \mathbf{x}(k)e(k)$ <p>Fin.</p>

1.7.2 Algorithme LMS normalisé (NLMS)

Parmi les inconvénients de l'algorithme LMS, nous citons l'inefficacité dans la problématique de l'annulation d'écho et de la réduction du bruit acoustique à cause de la grande variation d'énergie du signal de parole. Pour remédier à ce problème et si l'on souhaite augmenter la vitesse de convergence de l'algorithme LMS sans utiliser des estimations de la matrice de corrélation du signal d'entrée, un facteur de convergence (pas d'adaptation) variable est une solution naturelle [69].

L'équation de mise à jour de l'algorithme LMS peut utiliser un facteur de convergence ou un pas d'adaptation variable afin d'améliorer le taux de convergence. Dans ce cas, la formule de mise à jour est exprimée comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(k+1) &= \mathbf{w}(k) + 2\mu_{LMS} \mathbf{x}(k)e(k) \\ &= \mathbf{w}(k) + \Delta \hat{\mathbf{w}}(k) \end{aligned} \tag{1.39}$$

Où μ_{LMS} doit être bien choisi dans le but d'apporter une convergence plus rapide à l'algorithme. Une stratégie possible consiste à réduire autant que possible l'erreur quadratique instantanée. La motivation derrière cette stratégie est que l'erreur quadratique instantanée a une bonne et simple estimation du MSE.

L'erreur quadratique instantanée est donnée par :

$$\begin{aligned} e^2(k) &= [d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)]^2 \\ &= d^2(k) + \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{w}(k) - 2d(k)\mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) \end{aligned} \quad (1.40)$$

Si un changement donné par $\hat{\mathbf{w}}(k) = \mathbf{w}(k) + \Delta\hat{\mathbf{w}}(k)$ est effectué, donc $\mathbf{w}(k) = \hat{\mathbf{w}}(k) - \Delta\hat{\mathbf{w}}(k)$ et $\mathbf{w}^T(k) = \hat{\mathbf{w}}^T(k) - \Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)$, l'erreur quadratique correspondante peut être montrée comme suit [8]:

$$\begin{aligned} e^2(k) &= d^2(k) - 2d(k)\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k) + \hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\hat{\mathbf{w}}(k) - \hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}(k) \\ &\quad - \Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\hat{\mathbf{w}}(k) + \Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}(k) \\ &\quad + 2d(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k) \end{aligned} \quad (1.41)$$

Nous remplaçons $\hat{e}^2(k) = d^2(k) - 2d(k)\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k) + \hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\hat{\mathbf{w}}(k)$, cela donne :

$$\begin{aligned} e^2(k) &= \hat{e}^2(k) - 2\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}(k) - \Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}(k) + \\ &\quad 2d(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k) \end{aligned} \quad (1.42)$$

Sachant que $\Delta e^2(k) \triangleq \hat{e}^2(k) - e^2(k)$, alors l'équation (1.42) peut être exprimée comme suit :

$$\begin{aligned} \Delta e^2(k) &= -2\Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)[d(k) - \hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)] + \Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}(k) \\ &= -2\Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)e(k) + \Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{x}^T(k)\Delta\hat{\mathbf{w}}(k) \end{aligned} \quad (1.43)$$

Au but d'augmenter le taux de convergence, l'objectif est de faire en sorte que $\Delta e^2(k)$ soit minimisée en choisissant de manière appropriée le pas μ_{NLMS} .

Nous remplaçons $\Delta\hat{\mathbf{w}}(k) = 2\mu_{LMS}e(k)\mathbf{x}(k)$ et $\Delta\hat{\mathbf{w}}^T(k) = 2\mu_{LMS}e(k)\mathbf{x}^T(k)$ dans l'équation (1.43), cela nous donne la relation suivante :

$$\Delta e^2(k) = -4\mu_{LMS}e^2(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + 4\mu_{LMS}^2e^2(k)[\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)]^2 \quad (1.44)$$

La minimisation de l'équation $\frac{\partial}{\partial \mu_{LMS}}\Delta e^2(k) = 0$ donne la relation suivante :

$$\frac{\partial}{\partial \mu_{LMS}}\Delta e^2(k) = -4e^2(k)\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + 8\mu_{LMS}e^2(k)[\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)]^2 = 0 \quad (1.45)$$

alors

$$\mu_{LMS} = \frac{1}{2\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} \quad (1.46)$$

De cette manière, la valeur de μ_{LMS} correspond à la valeur minimale de $\Delta e^2(k)$. En utilisant ce facteur de convergence, l'équation de mise à jour du LMS qui s'appelle dorénavant le NLMS est alors donnée par :

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)} \quad (1.47)$$

Généralement, un pas d'adaptation fixe μ_{NLMS} est introduit dans la formule de mise à jour afin de contrôler le mauvais ajustement, puisque toutes les dérivations sont basées sur les valeurs instantanées des erreurs au carrées. Aussi un paramètre δ devrait être inclus, afin d'éviter les variations de grandes valeurs du pas d'adaptation lorsque $\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)$ devient petit, et aussi pour éviter la division par zéro. L'équation de mise à jour des coefficients de l'algorithme NLMS est alors donnée par la relation suivante [69]:

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu_{NLMS} \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta} \quad (1.48)$$

L'algorithme résultant s'appelle l'algorithme LMS normalisé ou NLMS. Le résumé de cet algorithme est donné par le tableau suivant :

Table 1.2 : résumé de l'algorithme NLMS

<p>Paramètres et variables : N : la taille du filtre adaptatif $w(k)$ Petite constante positive : δ</p>
<p>Pas d'adaptation, $0 < \mu_{NLMS} < 2$</p>
<p>Signal d'entrée : $x(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-M+1)]$</p>
<p>Estimation du signal d'erreur : $e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)$</p>
<p>Equation de mise à jour : $\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu_{NLMS} \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta}$</p> <p>Fin.</p>

1.7.3 Algorithme NLMS sélectif (SM-NLMS)

Les familles d'algorithmes de filtrage adaptatif introduites jusqu'ici présentent un compromis entre la vitesse de convergence et la complexité de calcul. Pour cette raison, une formulation afin de régir la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif est introduite. Cette technique est connue sous le terme de filtrage sélectif ou en anglais « set membership filtering » (SMF). Le filtrage sélectif (SMF) est destiné à l'estimation de l'ensemble de faisabilité de lui-même ou d'un membre de cet ensemble [74]. Comme a été annoncé auparavant, le SMF permet de réduire la complexité de calcul dans un filtrage adaptatif, puisque les coefficients du filtre ne sont mis à jour que lorsque l'estimation de l'erreur de sortie est supérieure à une limite supérieure prédéterminée [75].

Les filtres adaptatifs sélectifs utilisent une fonction coût déterministe liée à une contrainte sur l'erreur estimée en sortie du filtre. La principale différence de la fonction coût des SMF, par rapport à ses algorithmes concurrents tels que le LMS et le LMS normalisé, est que les algorithmes de SMF entraînent une réduction de la complexité de calcul dû principalement à un critère de sélection.

Habituellement, les algorithmes sélectifs effectuent des mises à jour plus fréquemment pendant les premières itérations dans des environnements stationnaires.

L'objectif de la SMF est de concevoir que l'estimation de l'amplitude de l'erreur est supérieure à une limite appelée l'erreur seuil γ . Si la valeur de γ est correctement choisie, il existe plusieurs estimations pour $\mathbf{w}(k)$. En résumé, tout paramètre de filtre conduisant à une estimation d'amplitude d'erreur inférieure à un seuil déterministe est une solution acceptable. Si γ est choisi trop petit, il pourrait ne pas y avoir de solution [75].

En supposant que \bar{S} désigne l'ensemble de toutes les paires de données possibles à l'entrée (\mathbf{x}, d) , il est possible de définir ψ comme l'ensemble de toutes les vecteurs possibles de $\mathbf{w}(k)$ menant à des erreurs de sortie dont les grandeurs d'amplitudes sont délimitées par γ sachant que $(\mathbf{x}, d) \in \bar{S}$. L'ensemble ψ appelé ensemble de faisabilité, est donné par :

$$\psi = \bigcap_{(\mathbf{x}, d) \in \bar{S}} \{\mathbf{w}(k) \in R^{N+1} : |d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)| \leq \gamma\} \quad (1.49)$$

Considérons maintenant le cas pratique où seules les données mesurées sont disponibles. Étant donné un ensemble de paires de données $\{\mathbf{x}(i), d(i)\}$, pour $i = 0, 1, \dots, k$, définissons $H(k)$ comme l'ensemble contenant tous les vecteurs $\mathbf{w}(k)$ tels que l'erreur de sortie associée à l'instant k est bornée supérieure γ :

$$H(k) = \{\mathbf{w}(k) \in R^{N+1} : |d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)| \leq \gamma\} \quad (1.50)$$

L'ensemble $H(k)$ est généralement appelé ensemble des contraintes. Les limites de $H(k)$ sont des hyperplans. Pour le cas à deux dimensions, où le vecteur des coefficients a deux éléments, $H(k)$ comprend la région entre les lignes où $d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) = \pm\gamma$ comme illustré à la figure (1.13).

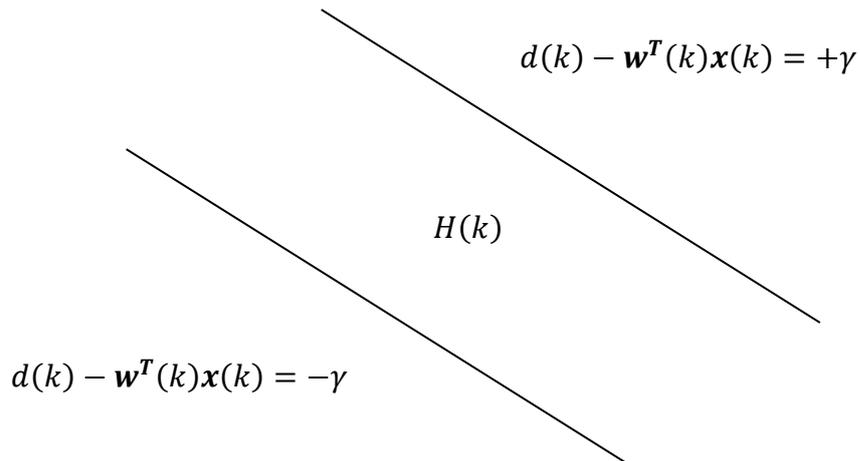


Figure 1.13 : Contrainte définie dans le plan $\mathbf{w}(k)$ pour un exemple à deux dimensions.

L'algorithme NLMS sélectif (SM-NLMS) proposé pour la première fois dans [8] a une forme similaire à l'algorithme NLMS conventionnel.

L'idée principale de l'algorithme SM-NLMS consiste à effectuer un test pour vérifier si l'estimation précédente de $\mathbf{w}(k)$ se situe en dehors de l'ensemble de contrainte $H(k)$, c'est-à-dire $|d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)| > \gamma$. Si le module du signal d'erreur est supérieur à la limite spécifiée, la nouvelle estimation de $\mathbf{w}(k+1)$ sera mis à jour à la limite la plus proche de $H(k)$ à une distance minimale, l'algorithme SM-NLMS minimise la distance Euclidienne $\|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2$ soumis à $\mathbf{w}(k+1) \in H(k)$ [74].

Pour dériver les équations de mise à jour de ce dernier, considérons d'abord l'erreur *a priori* donnée par :

$$e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) \quad (1.51)$$

Ensuite, nous présentons l'équation de mise à jour de l'algorithme LMS normalisé :

$$\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu(k) \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta} \quad (1.52)$$

où dans la discussion actuelle $\mu(k)$ est le pas d'adaptation variable qui devrait être choisis de manière appropriée afin de satisfaire la mise à jour souhaitée de l'ensemble des coefficients. La mise à jour doit avoir lieu si :

$$|e(k)| = |d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)| < \gamma \quad (1.53)$$

et l'erreur a posteriori devrait être donnée par la relation suivante :

$$\begin{aligned} \xi(k) &= d(k) - \mathbf{w}^T(k+1)\mathbf{x}(k) = \pm\gamma \\ &= d(k) - \left[\mathbf{w}(k) + \mu(k) \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta} \right]^T \mathbf{x}(k) = \pm\gamma \\ &= d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k) - \mu(k) \frac{\mathbf{x}^T(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta} \mathbf{x}(k) = \pm\gamma \end{aligned} \quad (1.54)$$

Nous remplaçons ainsi $e(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)$ dans cette relation, on obtient:

$$\begin{aligned} \xi(k) &= e(k) - \mu(k) \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta} \mathbf{x}(k) = \pm\gamma \\ &= e(k) \left[1 - \mu(k) \frac{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta} \right] = \pm\gamma \end{aligned} \quad (1.55)$$

où $\xi(k)$ devient égal à $\pm\gamma$ car les coefficients sont mis à jour au plus près limite de $H(k)$. Le paramètre δ , dont la seule tâche est la régularisation, est une petite constante qui peut être ignorée et menant à l'égalité suivante :

$$\xi(k) = e(k)[1 - \mu(k)] = \pm\gamma \quad (1.56)$$

L'équation ci-dessus conduit à la relation suivante :

$$1 - \mu(k) = \frac{\pm\gamma}{e(k)} \quad (1.57)$$

où le signe plus (+) s'applique pour le cas où $e(k) > 0$, et le signe moins(-) s'applique pour le cas où $e(k) < 0$. Par conséquent, nous concluons que le pas d'adaptation variable $\mu_{SM-NLMS}(k)$ est donné par la relation suivante :

$$\mu_{SM-NLMS}(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma}{|e(k)|} & \text{si } |e(k)| > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.58)$$

Les équations de mise à jour sont assez similaires à celles de l'algorithme NLMS classique sauf pour le pas d'adaptation variable $\mu(k)$. En règle générale, la valeur de γ est choisie autour de $\sqrt{5}\sigma_k$ [75], où σ_k est la variance du bruit supplémentaire.

Le résumé de l'algorithme SM-NLMS est donné par le tableau suivant :

Table 1.3 : Résumé de l'algorithme SM-NLMS [75].

<p>Paramètres et variables : N : la taille du filtre adaptatif $\mathbf{w}(k)$ Pas d'adaptation initiale, $0 < \mu_{SM-NLMS}(0) < 1$ Petite constante positive : δ Le choix de $\gamma \simeq \sqrt{5}\sigma_k$</p>
<p>Signal d'entrée : $\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-M+1)]$</p>
<p>Estimation du signal d'erreur : $e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)$</p>
<p>Calcul du pas d'adaptation : $\mu_{SM-NLMS}(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma}{ e(k) } & \text{si } e(k) > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$</p>
<p>Equation de mise à jour : $\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu_{SM-NLMS} \frac{\mathbf{x}(k)e(k)}{\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k) + \delta}$</p> <p>Fin.</p>

1.7.4 Algorithme NLMS à mise à jour partielle (PU-NLMS)

Cette section décrit la formulation mathématique de l'algorithme du gradient normalisé à adaptation partielle ou en anglais «Partial Update Normalized Least Mean Square » (PU-NLMS) proposé dans [69]. L'objectif de la technique de mise à jour partielle ou l'adaptation en PU est de faire sortir un algorithme qui ne met à jour que seulement Nb coefficients parmi la totalité des N coefficients du filtre adaptatif. Soit les Nb coefficients à mettre à jour à l'instant k spécifié par un ensemble d'index suivant :

$$\mathbf{I}_{Nb}(k) = \{i_1(k), i_2(k), \dots, i_{Nb}(k)\} \quad (1.59)$$

Notez que $I_{Nb}(k)$ dépend de l'instant du temps k . En conséquence, les Nb coefficients sélectionnés peuvent changer entre les instants de temps consécutifs. Le principe dans l'algorithme du gradient normalisé à adaptation partielle (PU-NLMS) est de prendre la mise à jour du vecteur des coefficients du filtre $\mathbf{w}(k+1)$ comme la minimisation de la distance Euclidienne $\|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2$ sous la réservation de zéro erreur *a posteriori* avec une nouvelle contrainte supplémentaire, qui est de ne mettre à jour que les Nb coefficients parmi la totalité des N coefficients.

Nous divisons respectivement, le vecteur de signal d'entrée $\mathbf{x}(k)$ et le vecteur des coefficients du filtre adaptatif $\mathbf{w}(k)$ en blocs B , chaque bloque contient L coefficients.

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(k) &= [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-N+1)]^T \\ &= [\mathbf{x}(k)_1^T \ \mathbf{x}(k)_2^T \ \dots \ \mathbf{x}(k)_B^T]^T\end{aligned}\quad (1.60)$$

$$\begin{aligned}\mathbf{w}(k) &= [w(k) \ w(k-1) \ \dots \ w(k-N+1)]^T \\ &= [\mathbf{w}(k)_1^T \ \mathbf{w}(k)_2^T \ \dots \ \mathbf{w}(k)_B^T]^T\end{aligned}\quad (1.61)$$

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

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k-1) + \mu_{PU-NLMS} \frac{e(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}}{\|\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}\mathbf{x}(k)\|^2 + \delta}\quad (1.62)$$

L'équation de mise à jour de l'algorithme PU-NLMS est similaire à celle de l'algorithme du gradient normalisé (NLMS), sauf une multiplication supplémentaire par la matrice $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$. La matrice $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$ est une matrice qui a des éléments égaux dans la diagonale et zéros ailleurs. L'opération de la multiplication entre le signal d'entrée $\mathbf{x}(k)$ et la matrice sélective $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$ permet de sélectionner seulement Nb coefficients parmi les N . La matrice sélective $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$ est donnée comme suit [69]:

$$\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)} = \begin{bmatrix} i_1(k) & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & i_2(k) & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & i_{B-1}(k) & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & i_B(k) \end{bmatrix}\quad (1.63)$$

Le résumé de l'algorithme PU-NLMS est donné par le tableau suivant :

Table 1.4 : Résumé de l'algorithme PU-NLMS [69].

<p>Paramètres et variables : N : La taille du filtre adaptatif $\mathbf{w}(k)$. B : Le nombre des blocs. Nb : Le nombre de blocs à sélectionner. Petite constante positive : δ</p>
<p>Pas d'adaptation, $0 < \mu_{PU-NLMS} < 2$</p>
<p>Signal d'entrée : $\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-M+1)]$</p>
<p>La division en B blocs :</p> $\mathbf{x}(k) = [\mathbf{x}(k)_1^T \ \mathbf{x}(k)_2^T \ \dots \ \mathbf{x}(k)_B^T]^T$ $\mathbf{w}(k) = [\mathbf{w}(k)_1^T \ \mathbf{w}(k)_2^T \ \dots \ \mathbf{w}(k)_B^T]^T$
<p>Estimation du signal d'erreur :</p> $e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)$
<p>Equation de mise à jour :</p> $\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + \mu_{PU-NLMS} \frac{e(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}}{\ \mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}\mathbf{x}(k)\ ^2 + \delta}$ <p>Fin.</p>

1.7.5 Algorithme SM-PU-NLMS

La dérivation mathématique de l'algorithme du gradient stochastique normalisé de mise à jour partielle et du filtrage sélectif ou en Anglais (Set-Membership Partial Update) (SM-PU-NLMS) est présentée dans cette section. L'algorithme SM-PU-NLMS est la combinaison des deux derniers algorithmes détaillés ci-dessus, c'est à dire l'algorithme SM-NLMS [75] et l'algorithme PU-NLMS [69]. Le but est de trouver un vecteur de coefficient qui minimise la distance euclidienne $\|\mathbf{w}(k+1) - \mathbf{w}(k)\|^2$ soumise à la contrainte $\mathbf{w}(k) \in H(k)$ avec la contrainte supplémentaire de ne mettre à jour que les Nb coefficients parmi la

totalité des N coefficients. Les relations de mise à jour de l'algorithme SM-PU-NLMS sont données par les équations suivantes [12]:

$$\mathbf{w}(k+1) = \begin{cases} \mathbf{w}(k) + \mu_{SM-PU-NLMS}(k) \frac{e(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}}{\|\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}\mathbf{x}(k)\|^2 + \delta} & \text{si } |e(k)| > \gamma \\ \mathbf{w}(k) & \text{sinon} \end{cases} \quad (1.64)$$

Et $\mu_{SM-PU-NLMS}(k)$ représente le pas d'adaptation variable donné par :

$$\mu_{SM-PU-NLMS}(k) = 1 - \frac{\gamma}{|e(k)|} \quad (1.65)$$

Le résumé de l'algorithme SM-PU-NLMS est montré dans le tableau suivant :

Table 1.5 : Résumé de l'algorithme SM-PU-NLMS [75].

<p>Paramètres et variables :</p> <p>N : La taille du filtre adaptatif $\mathbf{w}(k)$</p> <p>δ : Petite constante positive;</p> <p>B : Le nombre des blocs.</p> <p>Nb : Le nombre de blocs à sélectionner.</p>
<p>Pas d'adaptation initiale, $0 < \mu_{SM-PU-NLMS}(0) < 1$</p>
<p>Signal d'entrée : $\mathbf{x}(k) = [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-M+1)]$</p>
<p>La division en B blocs :</p> $\mathbf{x}(k) = [\mathbf{x}(k)_1^T \ \mathbf{x}(k)_2^T \ \dots \ \mathbf{x}(k)_B^T]^T$ $\mathbf{w}(k) = [\mathbf{w}(k)_1^T \ \mathbf{w}(k)_2^T \ \dots \ \mathbf{w}(k)_B^T]^T$
<p>Estimation du signal d'erreur :</p> $e(k) = d(k) - y(k) = d(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}(k)$
<p>Calcul du pas d'adaptation :</p> $\mu_{SM-PU-NLMS}(k) = 1 - \frac{\gamma}{ e(k) }$
<p>Equation de mise à jour :</p> $\mathbf{w}(k+1) = \begin{cases} \mathbf{w}(k) + \mu_{SM-PU-NLMS}(k) \frac{e(k)\mathbf{x}(k)\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}}{\ \mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}\mathbf{x}(k)\ ^2 + \delta} & \text{si } e(k) > \gamma \\ \mathbf{w}(k) & \text{sinon} \end{cases}$
<p>Fin</p>

1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté des généralités sur quelques techniques importantes de réduction du bruit acoustique, tel que la soustraction spectrale, l'annulation adaptative de bruit, le filtrage de Wiener, et la technique de séparation aveugle de sources. Une étude détaillée sur le filtrage adaptatif a été présentée dans ce chapitre. Nous avons également dérivé les formulations mathématiques de quelques algorithmes de filtrage adaptatifs basiques tels que le gradient stochastique LMS, le gradient normalisé NLMS, le SM-NLMS, le PU-NLMS et le SM-PU-NLMS.

CHAPITRE 2
TROIS NOUVEAUX ALGORITHMES DE FILTRAGE
SELECTIF BI-CAPTEURS POUR LA REDUCTION
DU BRUIT ACOUSTIQUE

CHAPITRE 2

TROIS NOUVEAUX ALGORITHMES DE FILTRAGE SELECTIF BI-CAPTEURS POUR LA REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE

Introduction

Plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif ont été proposés dans le but de rehausser le signal de parole et de réduire le bruit acoustique. Une approche de filtrage sélectif a été proposée dans la littérature afin de diminuer la complexité de calcul de ces algorithmes adaptatifs. Les filtres adaptatifs sélectifs utilisent une fonction d'objectif déterministe liée à une contrainte d'erreur limitée sur la sortie du filtre. Dans ce chapitre, nous proposons trois nouvelles versions des algorithmes de filtrage sélectif bi-capteurs pour la réduction de bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Les algorithmes proposés sont : l'algorithme SM-NLMS bi-capteurs à pas variable (TC-VSS-SM-NLMS), l'algorithme SM-NLMS bi-capteurs régularisé (TC-SM-RNLMS) et l'algorithme SM-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variable (TC-VSS-SM-RNLMS). Nous présentons dans un premier temps les formulations mathématiques de chaque algorithme proposé, puis nous allons présenter des résultats de simulations en comparant chaque algorithme avec l'algorithme classique TC-SM-NLMS. Enfin, une comparaison entre les trois algorithmes proposés sera présentée dans ce chapitre.

2.2 Nouvel algorithme SM-NLMS bi-capteurs à pas variable (TC-VSS-SM-NLMS)

Dans cette section, nous présentons la formulation mathématique d'un nouvel algorithme proposé TC-VSS-SM-NLMS pour la réduction du bruit [79]. Premièrement, nous considérons un mélange convolutif simplifié. [Voir figure (2.1)].

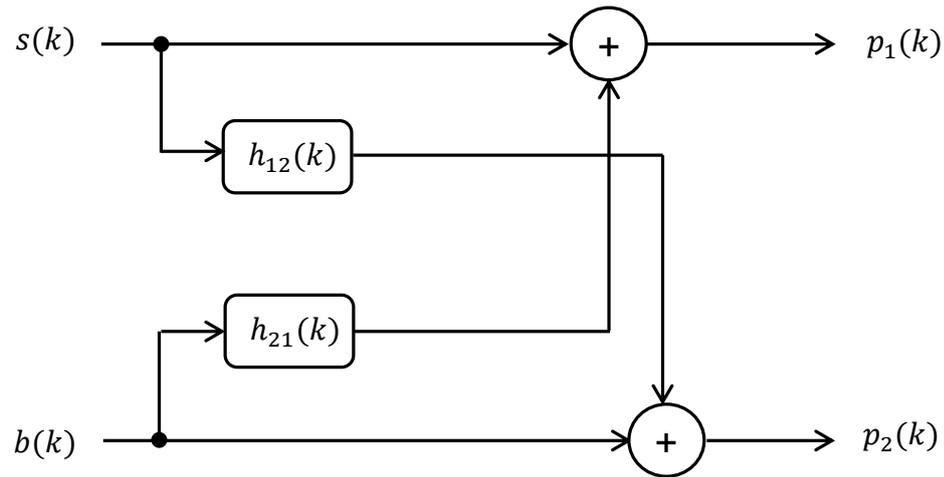


Figure 2.1 : Mélange convolutif simplifié.

où les signaux $p_1(k)$ et $p_2(k)$ sont donnés par :

$$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k) \quad (2.1)$$

$$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k) \quad (2.2)$$

$h_{12}(k)$ et $h_{21}(k)$ représentent les réponses impulsionnelles du couplage mutuel. Notre but est d'identifier ces réponses impulsionnelles. Dans ce cadre, nous proposons un nouvel algorithme combiné avec la structure de séparation aveugle de sources directe (FBSS), son schéma est donné à figure (2.2) suivante.

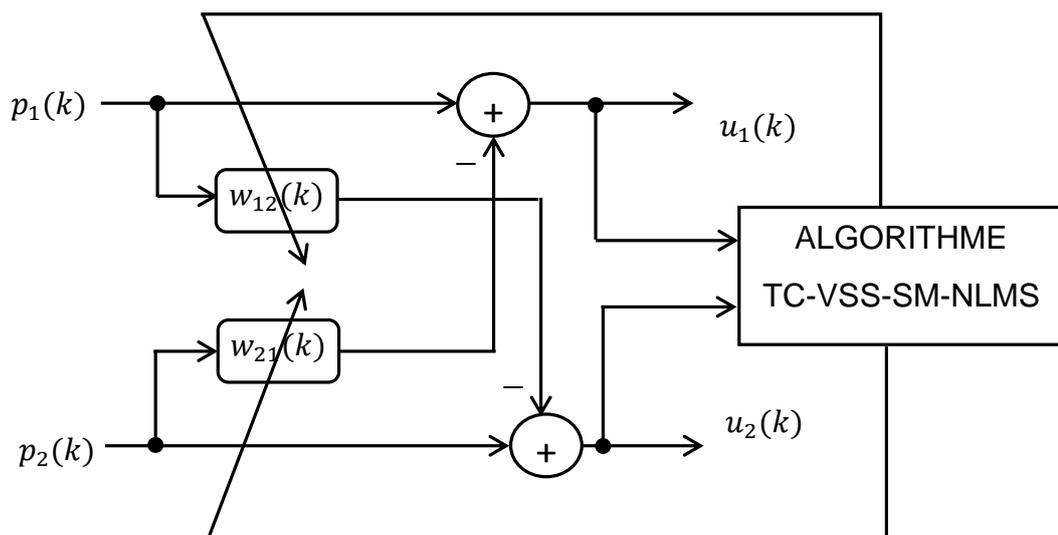


Figure 2.2 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS.

Les signaux d'observations $u_1(k)$ et $u_2(k)$ qui sont donnés par les deux relations suivantes :

$$u_1(k) = p_1(k) - p_2(k) * w_{21}(k) \quad (2.3)$$

$$u_2(k) = p_2(k) - p_1(k) * w_{12}(k) \quad (2.4)$$

En remplaçant les deux équations (2.1) et (2.2) dans (2.3) et (2.4) respectivement nous obtenons :

$$u_1(k) = b(k) * [h_{21}(k) - w_{21}(k)] + s(k) * [\delta(k) - h_{12}(k) * w_{12}(k)] \quad (2.5)$$

$$u_2(k) = s(k) * [h_{12}(k) - w_{12}(k)] + b(k) * [\delta(k) - h_{21}(k) * w_{21}(k)] \quad (2.6)$$

Si $w_{12}^{opt}(k) = h_{12}(k)$ et $w_{21}^{opt}(k) = h_{21}(k)$, alors les nouveaux signaux $u_1(k)$ et $u_2(k)$ donnés par [82]:

$$u_1(k) = s(k) * [\delta(k) - h_{12}(k) * w_{12}(k)] \quad (2.7)$$

$$u_2(k) = b(k) * [\delta(k) - h_{21}(k) * w_{21}(k)] \quad (2.8)$$

Le but de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS est de minimiser la distance euclidienne $\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2$ respectivement $\|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)\|^2$, sous la contrainte d'une erreur nulle. Une contrainte supplémentaire consiste à effectuer un test pour vérifier si l'estimation précédente de $\mathbf{w}_{21}(k)$ et $\mathbf{w}_{12}(k)$ se situent respectivement en dehors des ensembles de contrainte $\mathbf{H}_1(k)$ et $\mathbf{H}_2(k)$ qui sont donnés par :

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_1(k) &= \{\mathbf{w}_{21}(k) \in R^N : |p_1(k) - p_2(k) * w_{21}(k)| \leq \gamma_1 \} \\ &= \{\mathbf{w}_{21}(k) \in R^N : |u_1(k)| \leq \gamma_1 \} \end{aligned} \quad (2.9)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_2(k) &= \{\mathbf{w}_{12}(k) \in R^N : |p_2(k) - p_1(k) * w_{12}(k)| \leq \gamma_2 \} \\ &= \{\mathbf{w}_{12}(k) \in R^N : |u_2(k)| \leq \gamma_2 \} \end{aligned} \quad (2.10)$$

Les deux constantes γ_1 et γ_2 représentent les erreurs de seuils. Les relations de mise à jour des coefficients des filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont données par [79] :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \begin{cases} \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{cor1}(k) \frac{u_2(k)\mathbf{p}_1(k)}{\|\mathbf{p}_1(k)\|^2 + \delta} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ \mathbf{w}_{12}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.11)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \begin{cases} \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{cor2}(k) \frac{u_1(k)\mathbf{p}_2(k)}{\|\mathbf{p}_2(k)\|^2 + \delta} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ \mathbf{w}_{21}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.12)$$

Où $\mu_{cor1}(k)$ et $\mu_{cor2}(k)$ désignent des pas d'adaptation variables. Dans l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS, nous proposons de contrôler le pas d'adaptation variable $\mu_{cor1}(k)$ par l'inter-corrélation entre le signal estimé $u_2(k)$ (bruit estimé) et le mélange produit dans la première voie $p_1(k)$, et de contrôler le pas d'adaptation variable $\mu_{cor2}(k)$ par l'inter-corrélation entre le signal estimé $u_1(k)$ (la parole estimé) et le mélange produit dans la deuxième voie $p_2(k)$. Les équations de $\mu_{cor1}(k)$ et $\mu_{cor2}(k)$ donnés par les relations suivantes [82]:

$$\mu_{cor1}(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma_1}{\|\mathbf{p}_1^T(k)u_2(k)\|} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.13)$$

$$\mu_{cor2}(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma_2}{\|\mathbf{p}_2^T(k)u_1(k)\|} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.14)$$

Les coefficients des filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont mis à jour respectivement si et seulement si le module du signal d'erreur $|u_2(k)|$ est supérieur à l'erreur seuil γ_1 et le module du signal d'erreur $|u_1(k)|$ est supérieur à l'erreur seuil γ_2 .

Le résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS est donné par le tableau suivant [82]:

Table 2.1 : résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS [82]

<p>Début</p> <p>Initialisation:</p> $s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \gamma_1, \gamma_2, h_{21}(k), h_{12}(k), \delta$ <p>Mélange convolutif</p> $p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$ $p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$ <p>Pour $k = 1, 2, \dots$</p> <p>Estimation des signaux de sortie</p> $u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_2(k)$ $u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1)\mathbf{p}_1(k)$ <p>Test pour la voie une</p> <p>Si $u_2(k) > \gamma_1$</p> <p>Calcul du pas d'adaptation</p> $\mu_{cor1}(k) = 1 - \frac{\gamma_1}{\ \mathbf{p}_1^T(k)u_2(k)\ }$ <p>Equation de mise à jour</p> $\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{cor1}(k) \frac{u_2(k)\mathbf{p}_1(k)}{\ \mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \delta}$ <p>Sinon</p> $\mu_{cor1}(k) = 0$ $\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1)$ <p>Fin</p> <p>Test pour la voie deux</p> <p>Si $u_1(k) > \gamma_2$</p> <p>Calcul du pas d'adaptation</p> $\mu_{cor2}(k) = 1 - \frac{\gamma_2}{\ \mathbf{p}_2^T(k)u_1(k)\ }$ <p>Equation de mise à jour</p> $\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{cor2}(k) \frac{u_1(k)\mathbf{p}_2(k)}{\ \mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \delta}$ <p>Sinon</p> $\mu_{cor2}(k) = 0$ $\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1)$ <p>Fin</p> <p>Fin</p>
--

2.3 Algorithme SM-NLMS bi-capteurs régularisé (TC-SM-RNLMS)

Cette section décrit les formulations mathématiques d'un nouvel algorithme proposé (TC-SM-RNLMS). Comme l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS présenté dans la section 2.2, nous cherchons toujours à minimiser la distance Euclidienne $\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2$ respectivement $\|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)\|^2$ avec une erreur nulle et sous la contrainte de vérification si l'estimation de $\mathbf{w}_{21}(k)$ appartient à l'ensemble $\mathbf{H}_1(k)$, et $\mathbf{w}_{12}(k)$ appartient à l'ensemble $\mathbf{H}_2(k)$, ces ensembles $\mathbf{H}_1(k)$ et $\mathbf{H}_2(k)$ sont donnés respectivement par les relations (2.9) et (2.10).

Par contre dans l'algorithme proposé TC-SM-RNLMS, les pas d'adaptations $\mu_1(k)$ et $\mu_2(k)$ sont contrôlés par le module des signaux de sortie $u_2(k)$ et $u_1(k)$, respectivement. Les deux pas d'adaptations $\mu_1(k)$ et $\mu_2(k)$ sont donnés par [82]:

$$\mu_1(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma_1}{\|u_2(k)\|} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.15)$$

$$\mu_2(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma_2}{\|u_1(k)\|} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.16)$$

Nous proposons d'utiliser des nouveaux coefficients pour contrôler les normalisations d'énergie du NLMS. La normalisation proposée sur la mise à jour des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{12}(k)$ est combinée avec l'énergie de signal du mélange de la voie 1, $\|\mathbf{p}_1(k)\|^2$, et l'énergie du bruit estimé, $\|\mathbf{u}_2(k)\|^2$. De même manière, la normalisation des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{21}(k)$ est faite par une combinaison entre l'énergie du signal de mélange de la voie 2, $\|\mathbf{p}_2(k)\|^2$, et l'énergie du signal de parole estimé $\|\mathbf{u}_1(k)\|^2$. Cette combinaison utilise les deux paramètres α_1 et α_2 pour contrôler la contribution de chaque partie.

La figure suivante représente un schéma détaillé de l'algorithme TC-SM-RNLMS [82].

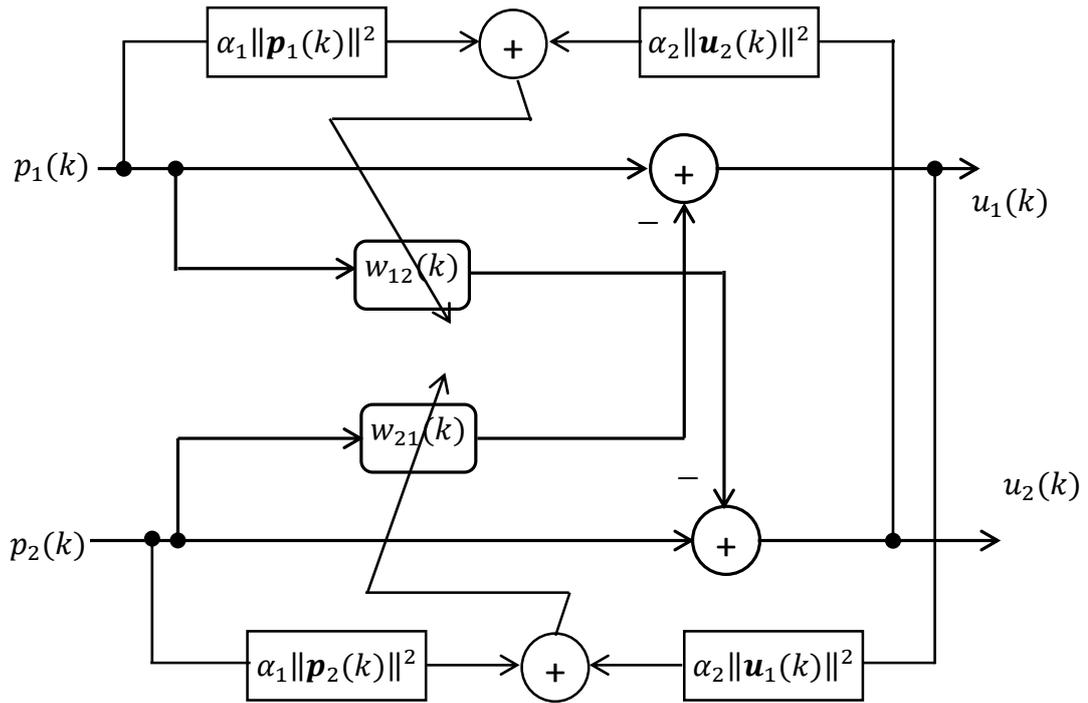


Figure 2.3 : Structure détaillée de l'algorithme TC-SM-RNLMS.

La somme des coefficients α_1 et α_2 est égale à 1 ($\alpha_1 = 1 - \alpha_2$). Nous notons aussi que le coefficient α_2 sera nul si le module du signal de parole estimé $|u_1(k)|$ est inférieur à Cinq fois l'erreur seuil γ_2 ou si le module du bruit estimé $|u_2(k)|$ est inférieur à Cinq fois l'erreur seuil γ_1 . ($\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$ si $|u_2(k)| < 5 \cdot \gamma_1$ ou $|u_1(k)| < 5 \cdot \gamma_2$).

Les relations de mise à jour des coefficients des filtres $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ sont données par les deux équations suivantes :

$$w_{12}(k) = \begin{cases} w_{12}(k-1) + \mu_1(k) \frac{u_2(k)p_1(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|p_1(k)\|^2 + \alpha_2 \|u_2(k)\|^2} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ w_{12}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.17)$$

$$w_{21}(k) = \begin{cases} w_{21}(k-1) + \mu_2(k) \frac{u_1(k)p_2(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|p_2(k)\|^2 + \alpha_2 \|u_1(k)\|^2} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ w_{21}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.18)$$

où α_1 et α_2 sont les paramètres de contrôle. Les pas d'adaptations $\mu_1(k)$ et $\mu_2(k)$ sont donnés par les équations (2.15) et 2.16). Le résumé de l'algorithme TC-SM-RNLMS est donné dans le tableau 2.2.

Table 2.2 : résumé de l'algorithme TC-SM-RNLMS [82]

Début	
Initialisation:	
$s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \gamma_1, \gamma_2, \mu_1(0), \mu_2(0), h_{21}(k), h_{12}(k), \alpha_1, \alpha_2$	
Mélange convolutif	
$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$	
$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$	
Pour $k = 1, 2, \dots$	
Estimation des signaux de sortie	
$u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_2(k)$	
$u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1)\mathbf{p}_1(k)$	
Test pour la voie une	
Si $ u_2(k) > \gamma_1$	
Calcul du pas d'adaptation	$\mu_1(k) = 1 - \frac{\gamma_1}{\ u_2(k)\ }$
Equation de mise à jour	
Si $ u_2(k) < 5 \cdot \gamma_1$ $\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$	
$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k) \frac{u_2(k)\mathbf{p}_1(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \alpha_2 \ u_2(k)\ ^2}$	
Sinon	
$\mu_1(k) = 0$	$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1)$
Fin	
Test pour la voie deux	
Si $ u_1(k) > \gamma_2$	
Calcul du pas d'adaptation	$\mu_2(k) = 1 - \frac{\gamma_2}{\ u_1(k)\ }$
Equation de mise à jour	
Si $ u_1(k) < 5 \cdot \gamma_2$ $\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$	
$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k) \frac{u_1(k)\mathbf{p}_2(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \alpha_2 \ u_1(k)\ ^2}$	
Sinon	
$\mu_2(k) = 0$	$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1)$
Fin	
Fin	

2.4 Algorithme SM-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variable (TC-VSS-SM-RNLMS)

L'algorithme SM-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variable est la combinaison de deux algorithmes. Le premier algorithme est l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS présenté dans la section 2.2. Cet algorithme à but de faire contrôler les pas d'adaptations $\mu_{cor1}(k)$ et $\mu_{cor2}(k)$ respectivement en fonction de l'inter-

corrélation entre le signal estimé $u_2(k)$ (bruit estimé) et le mélange produit dans la première voie $p_1(k)$ et l'inter-corrélation entre le signal estimé $u_1(k)$ (la parole estimée) et le mélange produit dans la voie deux $p_2(k)$. Le deuxième est l'algorithme TC-SM-RNLMS présenté dans la section 2.3. L'idée de cet algorithme est de normaliser l'énergie du NLMS par une proportion de deux énergies. La normalisation proposée sur la mise à jour des coefficients du filtre $w_{12}(k)$ est combinée par l'énergie du signal de mélange de la voie 1, $\|p_1(k)\|^2$, et l'énergie du bruit estimé, $\|u_2(k)\|^2$. De même manière, la normalisation des coefficients du filtre $w_{21}(k)$ est faite par une combinaison entre l'énergie du signal de mélange de la voie 2, $\|p_2(k)\|^2$, et l'énergie du signal de parole estimé $\|u_1(k)\|^2$. Cette combinaison utilise les deux paramètres α_1 et α_2 pour contrôler la contribution de chaque partie [82].

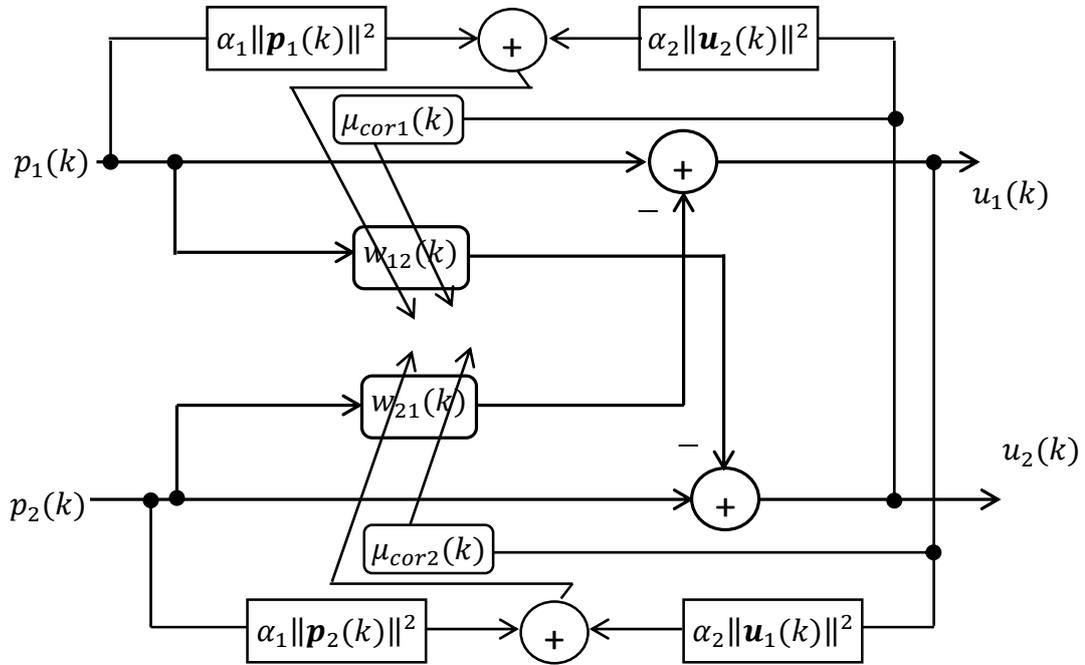


Figure 2.4 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS.

Les équations de mise à jour des filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ sont données respectivement par les relations suivantes :

$$w_{12}(k) = \begin{cases} w_{12}(k-1) + \mu_{cor1}(k) \frac{u_2(k)p_1(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|p_1(k)\|^2 + \alpha_2 \|u_2(k)\|^2} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ w_{12}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.19)$$

$$w_{21}(k) = \begin{cases} w_{21}(k-1) + \mu_{cor2}(k) \frac{u_1(k)p_2(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|p_2(k)\|^2 + \alpha_2 \|u_1(k)\|^2} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ w_{21}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.20)$$

où $\mu_{cor1}(k)$ et $\mu_{cor2}(k)$ représentent les pas d'adaptations variables qui sont donnés respectivement par les deux relations (2.13) et (2.14).

Le résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS proposé est présenté dans le tableau suivant [82] :

Table 2.3 : résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS [82]

<p>Début Initialisation:</p> $s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \gamma_1, \gamma_2, \mu_1(0), \mu_2(0), h_{21}(k), h_{12}(k), \alpha_1, \alpha_2$ <p>Mélange convolutif</p> $p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$ $p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$ <p>Pour $k = 1, 2, \dots$ Estimation des signaux de sortie</p> $u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_2(k)$ $u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1)\mathbf{p}_1(k)$ <p>Test pour la voie une Si $u_2(k) > \gamma_1$ Calcul du pas d'adaptation</p> $\mu_{cor1}(k) = 1 - \frac{\gamma_1}{\ \mathbf{p}_1^T(k)u_2(k)\ }$ <p>Equation de mise à jour Si $u_2(k) < 5.\gamma_1$ $\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$</p> $\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{cor1}(k) \frac{u_2(k)\mathbf{p}_1(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1\ \mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \alpha_2\ \mathbf{u}_2(k)\ ^2}$ <p>Sinon $\mu_{cor1}(k) = 0$ $\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1)$</p> <p>Fin Test pour la voie deux Si $u_1(k) > \gamma_2$ Calcul du pas d'adaptation</p> $\mu_{cor2}(k) = 1 - \frac{\gamma_2}{\ \mathbf{p}_2^T(k)u_1(k)\ }$ <p>Equation de mise à jour Si $u_1(k) < 5.\gamma_2$ $\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$</p> $\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{cor2}(k) \frac{u_1(k)\mathbf{p}_2(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1\ \mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \alpha_2\ \mathbf{u}_1(k)\ ^2}$ <p>Sinon $\mu_{cor2}(k) = 0$ $\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1)$</p> <p>Fin Fin</p>
--

2.5 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS

Les résultats de simulations de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS sont présentés dans cette section. Notre intérêt porte sur la comparaison entre l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-NLMS original. Cette comparaison est a pour but de montrer les performances et la supériorité de notre algorithme proposé dans le domaine de la réduction de bruit et le rehaussement de la parole.

Dans ce sens, plusieurs critères ont été proposés pour analyser et valider les performances des algorithmes adaptatifs dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Nous notons comme exemple le critère du système mismatch (SM), ce critère permet de mesurer la vitesse de convergence des systèmes de réduction du bruit. Un autre critère est utilisé pour le même but (mesurer la vitesse de convergence), c'est l'erreur quadratique moyenne (MSE). Concernant les critères utilisés pour mesurer la qualité du signal de la parole, généralement deux catégories de mesures sont utilisées, dites subjective et objective. La mesure subjective est basée essentiellement sur un test d'écoute et une comparaison entre le signal de parole original et le signal de parole rehaussé. Cependant, les mesures objectives de qualité sont basées sur des mesures physiques et calculs mathématiques entre les deux signaux, original et estimé. Il existe une grande corrélation entre les deux types de mesure. Pour valider la performance de tous les algorithmes classiques et proposés dans cette thèse, nous allons utiliser l'évolution temporelle (description) des signaux de tests et rehaussés, comme on s'intéresse aux critères de mesure suivants :

- Le système mismatch (SM),
- L'erreur quadratique moyenne (EQM),
- Le rapport signal à bruit (RSB),
- La distance cepstrale (DC).

2.5.1 Le système mismatch (SM)

Le critère du SM est un critère très robuste pour l'évaluation des performances des algorithmes en termes de vitesse de convergence. Ce dernier se calcule à partir de la distance Euclidienne $\|\mathbf{h}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k)\|^2$ entre les coefficients de réponse impulsionnelle réelle et les coefficients du filtre estimé, cette

distance Euclidienne est normalisée par $\|\mathbf{h}_{21}(k)\|^2$. Ce critère est généralement utilisé pour comparer la vitesse de convergence dans des systèmes de réduction de bruit par des algorithmes adaptatifs. Le critère du SM peut être défini par l'expression suivante :

$$\begin{aligned} SM_{dB} &= 10 \text{Log}_{10} \left(\frac{\|\mathbf{h}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k)\|^2}{\|\mathbf{h}_{21}(k)\|^2} \right) \\ &= 20 \text{Log}_{10} \left(\frac{\|\mathbf{h}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k)\|}{\|\mathbf{h}_{21}(k)\|} \right) \end{aligned} \quad (2.21)$$

où $\mathbf{h}_{21}(k)$ représente le vecteur des coefficients du filtre réel et $\mathbf{w}_{21}(k)$ représente le vecteur des coefficients du deuxième filtre adaptatif estimé. Et $\|\cdot\|^2$ représente la norme-2.

2.5.2 L'erreur quadratique moyenne (EQM)

Ce critère est classé dans la catégorie des critères objectifs. Son utilisation est fortement associée avec la problématique de la réduction de bruit. Le critère EQM a pour but d'évaluer les performances des algorithmes en termes de vitesse de convergence. L'EQM se calcule par le carré de la différence entre le signal original et le signal estimé. Dans notre thèse le signal original est un signal de parole $s(k)$ et le signal estimé est $u_1(k)$. l'équation (2.22) présente l'expression générale du EQM.

$$EQM_{dB} = 10 \text{Log}_{10} \left(\frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} (s(k) - u_1(k))^2 \right) \quad (2.22)$$

Nous calculons l'EQM dans les périodes de silence, dans ce cas le signal de la parole est nul $s(k) = 0$. La nouvelle expression du l'erreur quadratique (EQM) en absence du signal de parole est donnée par la relation suivante :

$$EQM_{dB} = 10 \text{Log}_{10} \left(\frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} (u_1(k))^2 \right) \quad (2.23)$$

où $u_1(k)$ est le signal de parole estimé, M est le nombre d'échantillons de la trame d'estimation.

2.5.3 Le rapport signal à bruit (RSB)

Le critère RSB de sortie (SNR : Signal-to-Noise Ratio) est le critère le plus utilisé pour mesurer la qualité du signal de parole rehaussé (niveau de la suppression du bruit). Mathématiquement, il est simple à calculé, en utilisant le signal de parole original et le signal estimé (signal rehaussé). Le rapport signal à bruit de sortie est donné par la formule suivante :

$$RSB_{dB} = 10 \text{Log}_{10} \left(\frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} \left(\frac{|s(k)|}{|s(k)-u_1(k)|} \right)^2 \right) \quad (2.24)$$

où $s(k)$ est le signal de parole original, $u_1(k)$ est le signal de parole estimé, M est le nombre d'échantillons de la trame d'estimation.

2.5.4 La distance cepstrale (DC)

Le critère de distance cepstrale (CD : Cepstral Distance) est un critère de mesure objective pour valider la qualité du signal de parole. La DC est une estimation de la distance log-spectre entre le signal de parole original et le signal rehaussé. Ce critère peut s'écrire par la formule suivante :

$$DC = \frac{1}{M} \sum_{\tau=0}^{M-1} (TFI[\log(\|S(f_i, \tau)\|) - \log(\|U_1(f_i, \tau)\|)])^2 \quad (2.25)$$

où $S(f_i, \tau)$ et $U_1(f_i, \tau)$ sont respectivement les transformées de Fourier à court terme des signaux $s(k)$ et $u_1(k)$, f_i représente la fréquence (discrétisé) de la transformée de Fourier, et M est le nombre d'échantillons de la trame d'estimation.

2.5.5 Signaux utilisés dans la simulation

A l'une des entrées de la structure de mélange convolutif simplifié bi-capteurs [figure (2.1)], nous avons utilisé un signal de parole. Ce signal représente une phrase phonétiquement équilibrée prononcé par un locuteur masculin. Sa durée presque de 4 secondes et elle est échantillonnée avec une fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz. Ce signal de parole est représenté dans la figure (2.5).

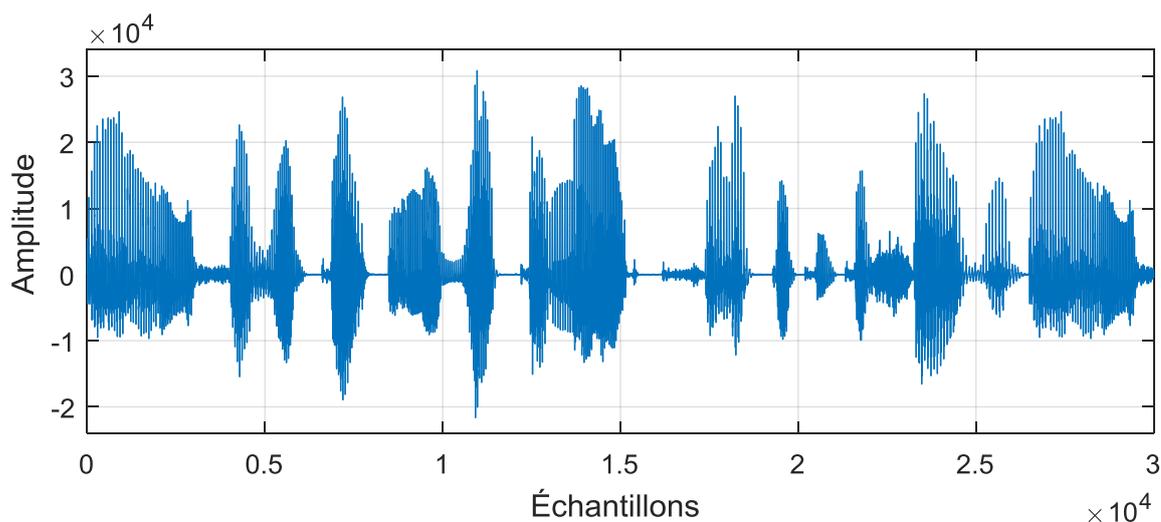


Figure 2.5 : signal de parole.

Deux types de bruit sont injectés alternativement à travers la deuxième source de la structure du mélange convolutif simplifié bi-capteurs. Soit le bruit blanc gaussien présenté dans la figure (2.6), qui est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même sur toutes les fréquences et sert surtout à vérifier la stabilité numérique de l'algorithme utilisé.

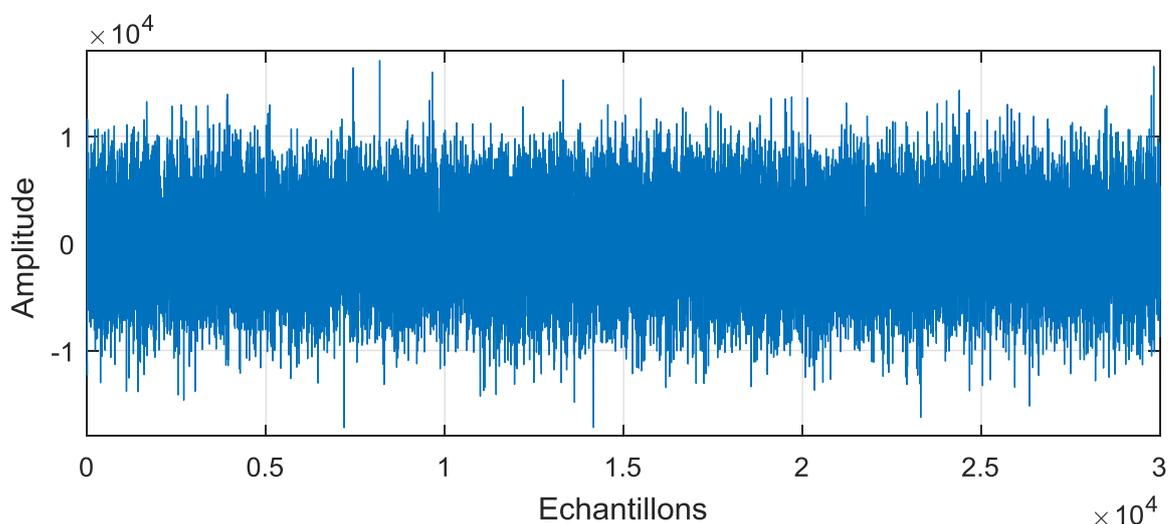


Figure 2.6 : Bruit blanc.

Le deuxième type est le bruit USASI (United State of America Standard Institute), ce type de bruit a une densité spectrale de puissance similaire à celle du signal de parole. Le bruit USASI est présenté à la figure (2.7).

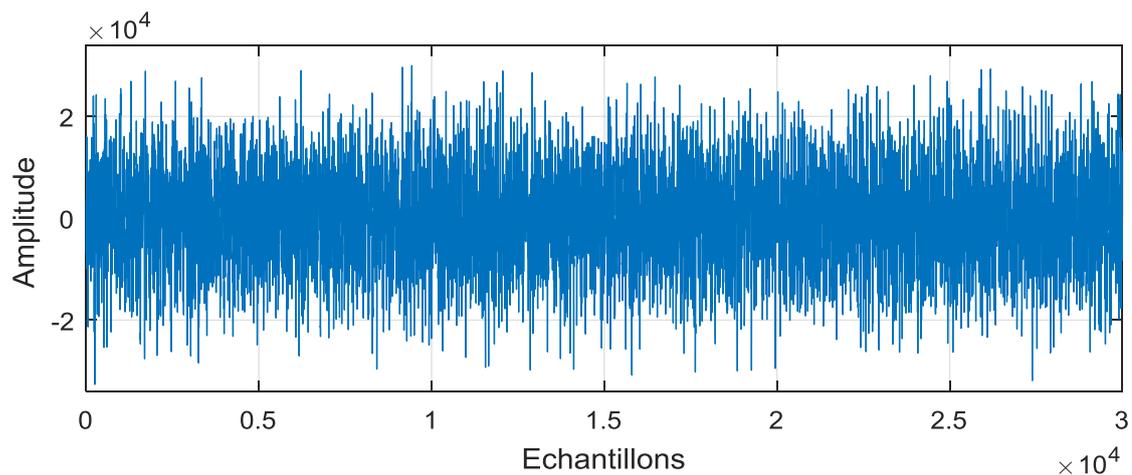
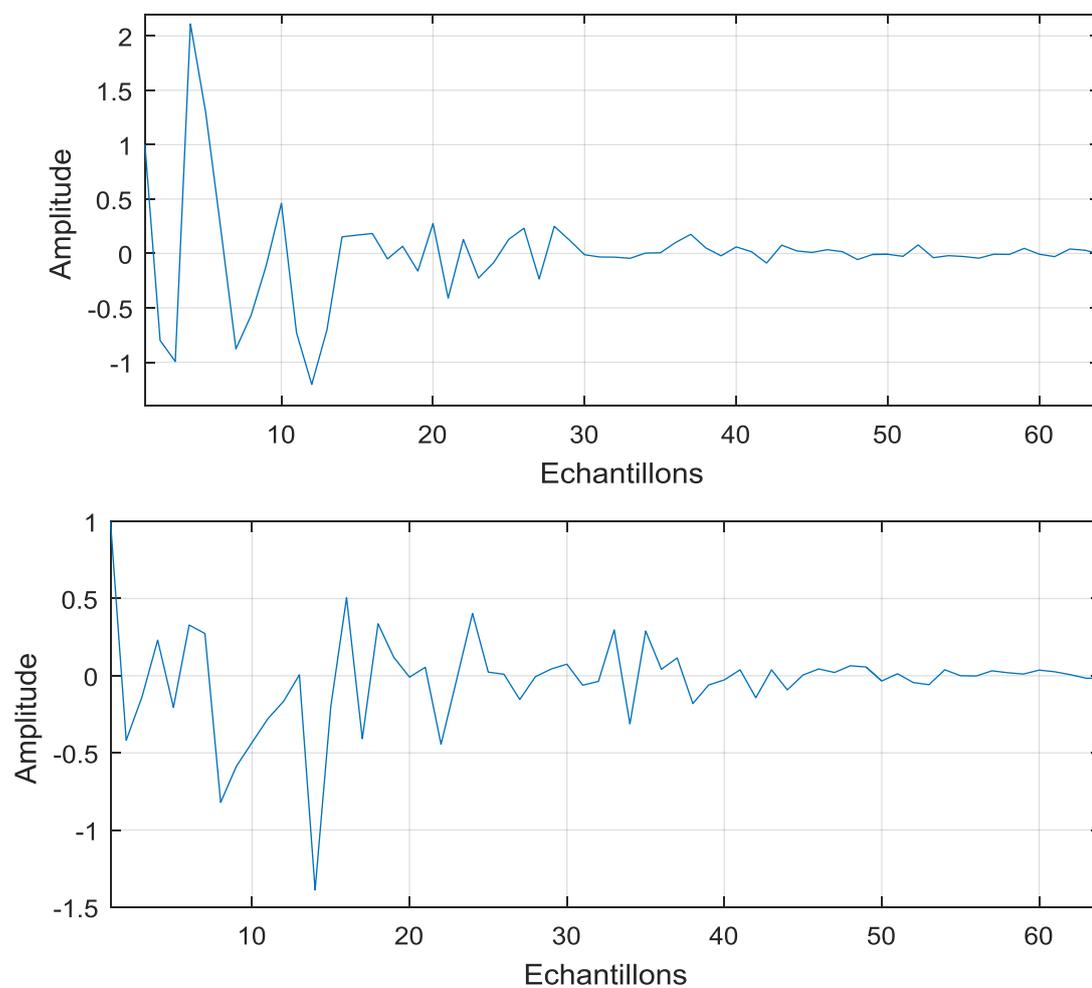


Figure 2.7 : Bruit USASI.

Figure 2.8 : Réponse impulsionnelle $h_{12}(k)$ [Haut], Réponse impulsionnelle $h_{21}(k)$ [Bas].

Les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(k)$ et $h_{21}(k)$ [Voir figure (2.8)] sont générées à partir d'une séquence aléatoire comme une fonction exponentielle [25], sa fonction est donnée par $f(k) = Ae^{-\lambda k}$. Dans la figure 2.8, nous présentons un exemple des deux réponses impulsionnelles $h_{12}(k)$ et $h_{21}(k)$ avec une taille égale à 64.

Nous avons utilisé les signaux présentés précédemment (signal de parole, signal de bruit et les réponses impulsionnelles mutuelles) et les placer dans un modèle de mélange convolutif illustré dans la figure 2.1. Nous avons fixé les deux rapports signal à bruit pour les deux voies à bruit -3 dB, $RSB_1 = -3 \text{ dB}$ et, $RSB_2 = -3 \text{ dB}$. Un exemple des signaux de mélange convolutif que nous avons utilisés dans nos simulations est représenté à la figure (2.9).

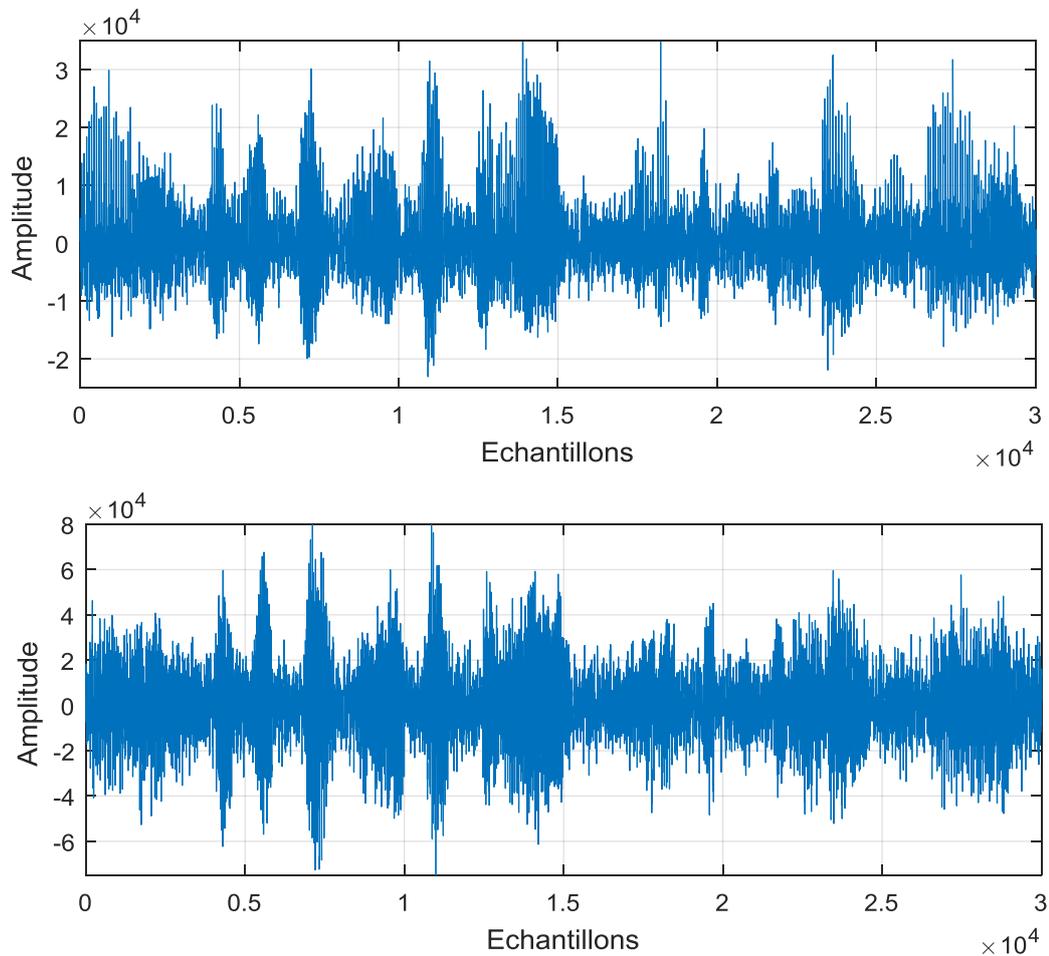


Figure 2.9 : Mélange convolutif $p_1(k)$ [Haut], mélange convolutif $p_2(k)$ [bas].

Dans nos simulations, nous avons utilisé un mécanisme de détection d'activité vocale manuel (DAV) pour contrôler la mise à jour des coefficients des deux filtres $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$. Nous utilisons un DAV pour adapter le deuxième filtre adaptatif $w_{21}(k)$ seulement dans les périodes de l'absence de signal de parole (bruit seul). Nous présentons dans la figure 2.10 un exemple de DAV manuel qu'on a utilisé dans nos simulations.

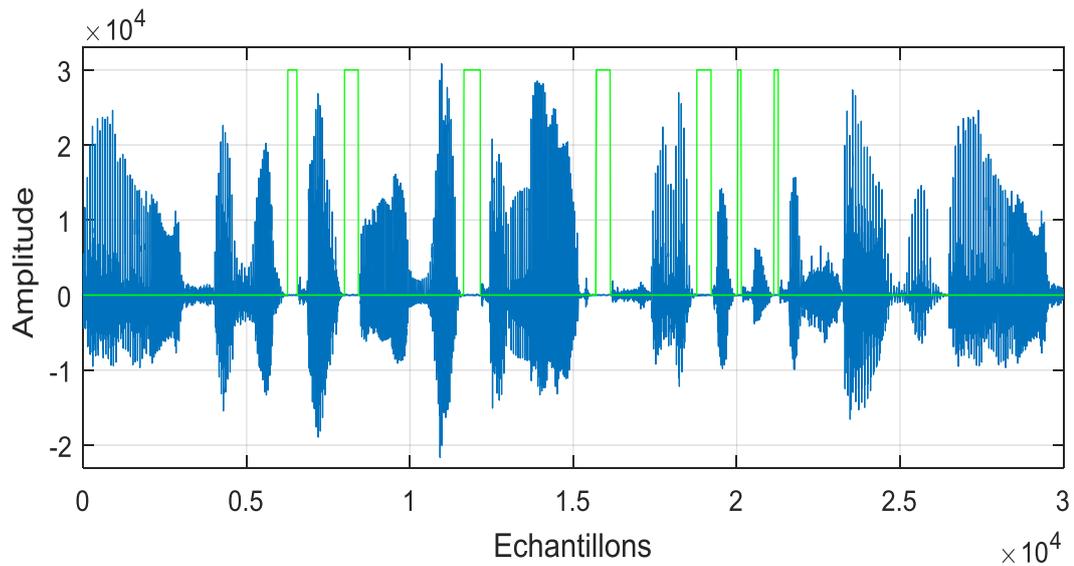


Figure 2.10 : Détection d'activité vocale manuelle (DAV).

2.5.6 Evaluation temporelle

Dans cette section, nous présentons les résultats de l'évaluation temporelle de la sortie $u_1(k)$ pour l'algorithme proposé TC-VSS-SM-NLMS, nous comparons ces résultats avec celles de l'algorithme classique TC-SM-NLMS. Les paramètres de simulations de chaque algorithme sont résumés dans le tableau 2.4. Les résultats de l'évaluation temporelle du signal de parole rehaussé $u_1(k)$ obtenu par l'utilisation de chaque algorithme (TC-VSS-SM-NLMS proposé et TC-SM-NLMS classique) sont présentés à la figure (2.11).

Tableau 2.4. Paramètres de simulations des algorithmes TC-SM-NLMS, TC-VSS-SM-NLMS, TC -SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS.

Algorithmes	Paramètres de simulation
<p align="center">Algorithme TC-SM-NLMS Classique</p>	<p>La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21}: $N = 64$ et 128</p> <p>L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$</p> <p>Rapport signal à bruit d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB</p> <p>La variance $\sigma = 1$</p>
<p align="center">Algorithme TC-VSS-SM-NLMS Proposé</p>	<p>La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21}: $N = 64$ et 128</p> <p>L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$</p> <p>Rapport signal à bruit d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB</p> <p>La variance $\sigma = 1$</p>
<p align="center">Algorithme TC-SM-RNLMS Proposé</p>	<p>La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21}: $N = 64$ et 128</p> <p>L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$</p> <p>$\alpha_1 = 0.2$ et $\alpha_2 = 0.8$</p> <p>Rapport signal à bruit d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB</p> <p>La variance $\sigma = 1$</p>
<p align="center">Algorithme TC-VSS-SM-RNLMS Proposé</p>	<p>La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21}: $N = 64$ et 128</p> <p>L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$</p> <p>$\alpha_1 = 0.2$ et $\alpha_2 = 0.8$</p> <p>Rapport signal à bruit d'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB</p> <p>La variance $\sigma = 1$</p>

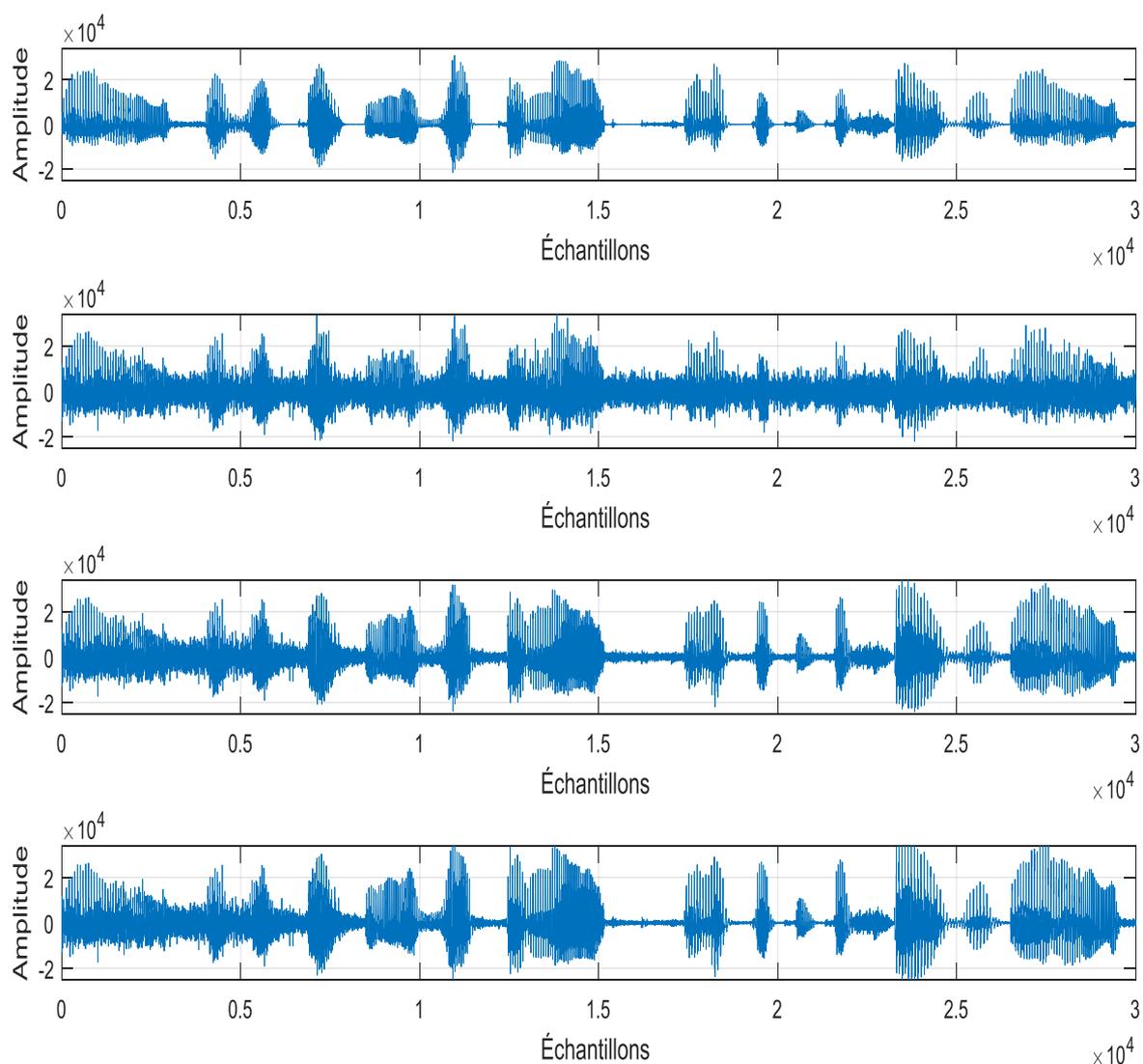


Figure 2.11 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, le mélange de la voie deux, la parole estimée par l'algorithme TC-SM-NLMS classique et la parole estimée par l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé.

Nous basons sur la description temporelle présentée à la figure (2.11), c'est le signal de parole estimé $u_1(k)$ à la sortie de chaque algorithme (soit l'algorithme TC-SM-NLMS classique ou l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé). Ce signal tend vers le signal de parole original $s(k)$ et on remarque bien que le bruit acoustique est suffisamment annulé, la figure (2.11) montre aussi la convergence rapide de notre algorithme proposé par rapport au TC-SM-NLMS classique. Nous concluons que les deux algorithmes donnent des bons résultats pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. Afin de montrer les performances de notre algorithme proposé, nous allons évaluer d'autres critères de comparaison.

2.5.7 Evaluation du Système Mismatch (SM)

Cette section présente les résultats comparatifs de l'évaluation du SM du deuxième filtre $w_{21}(k)$ pour chaque algorithme (l'algorithme TC-SM-NLMS et l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé). Nous rappelons que le SM est calculé par l'équation (2.21). Tous les paramètres des simulations sont donnés par le tableau 2.4. La figure (2.12) présente les résultats de l'évaluation de (SM) en utilisant le bruit blanc.

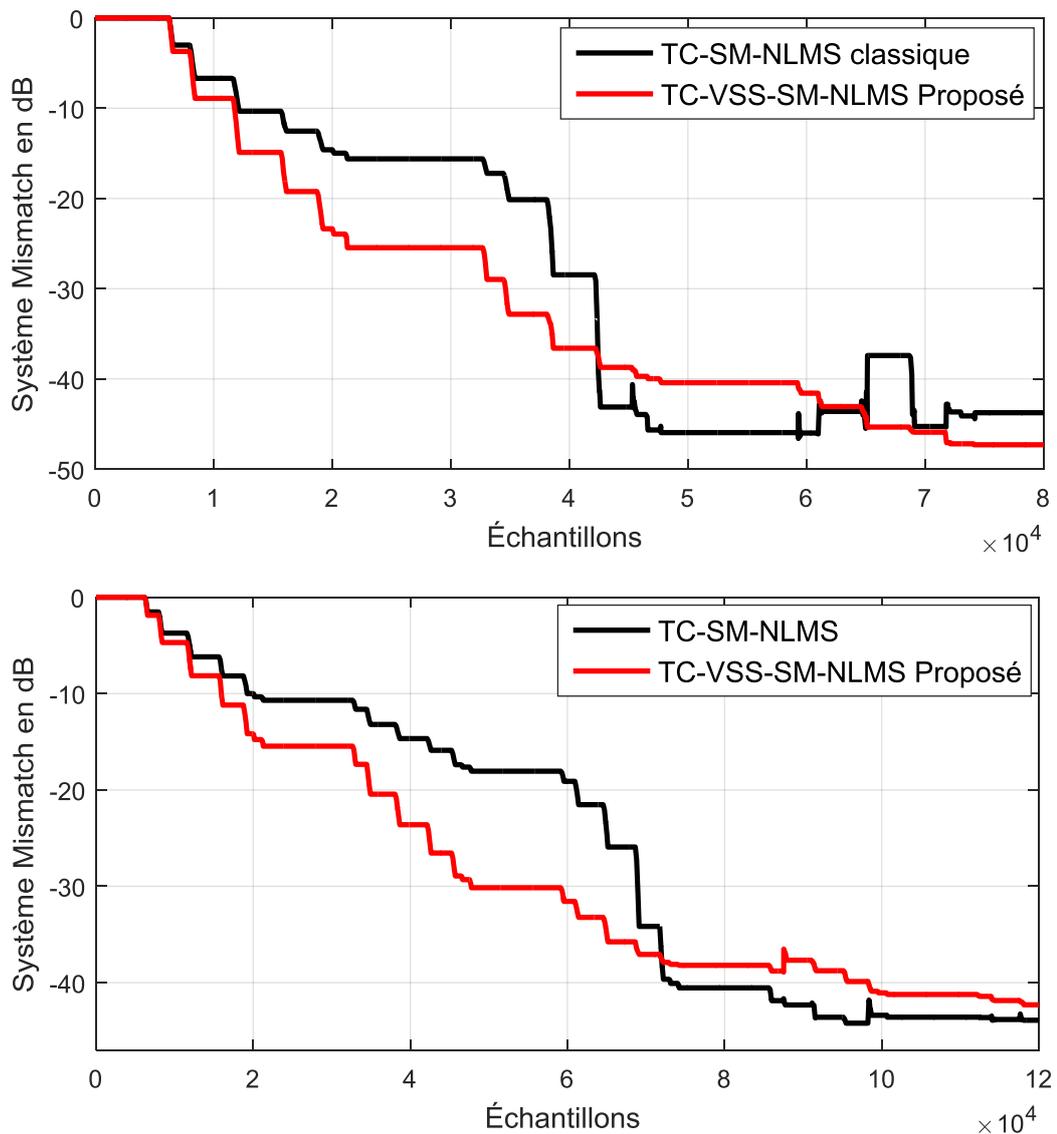


Figure 2.12 : Evaluation de Système Mismatch du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-VSS-SM-NLMS proposé et le TC-SM-NLMS classique, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].

2.5.8 Evaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Dans cette section, nous présentons l'évaluation de l'EQM pour les deux algorithmes (l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-NLMS classique). Les paramètres de simulations pour chaque algorithme sont donnés par le Tableau 2.4. La figure (2.13) présente les résultats d'EQM en utilisant le bruit blanc

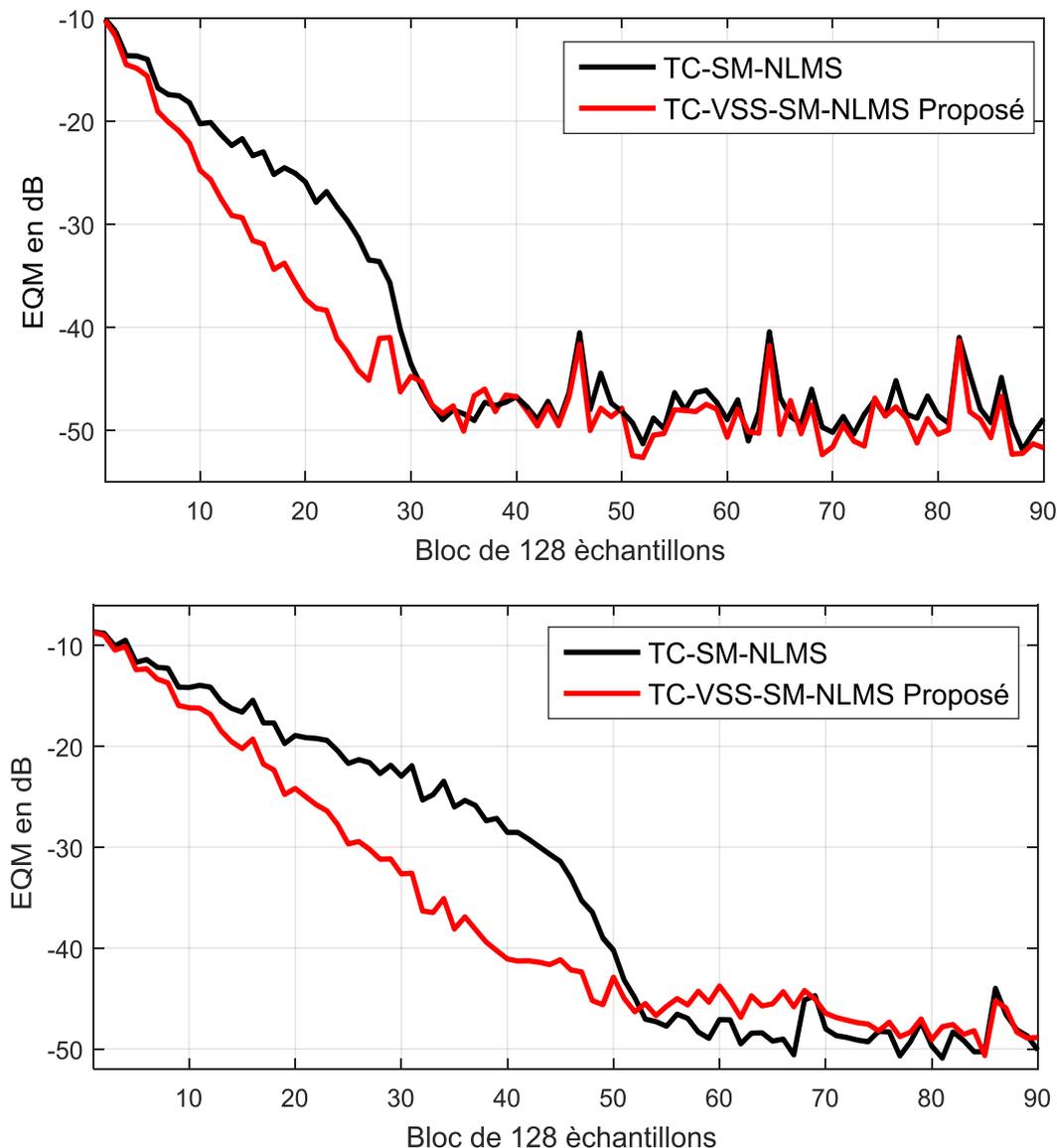


Figure 2.13 : Evaluation de l'Erreur Quadratique Moyenne pour les deux algorithmes, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].

D'après les résultats illustrés dans les figures, nous remarquons que les deux algorithmes convergent vers la solution optimale. Donc ils suppriment suffisamment le bruit, mais nous remarquons aussi la supériorité de notre algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé en termes de vitesse de convergence par rapport à l'algorithme TC-SM-NLMS. Cette supériorité a été observé quelque soit la taille du filtre adaptatif $w_{21}(k)$.

2.5.9 Évaluation du Rapport Signal à Bruit (RSB)

Dans cette section de simulations, nous allons présenter l'évaluation du RSB de sortie obtenue par les deux algorithmes. Dans la figure (2.14), nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB. Nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes paramètres donnés par le tableau 2.4.

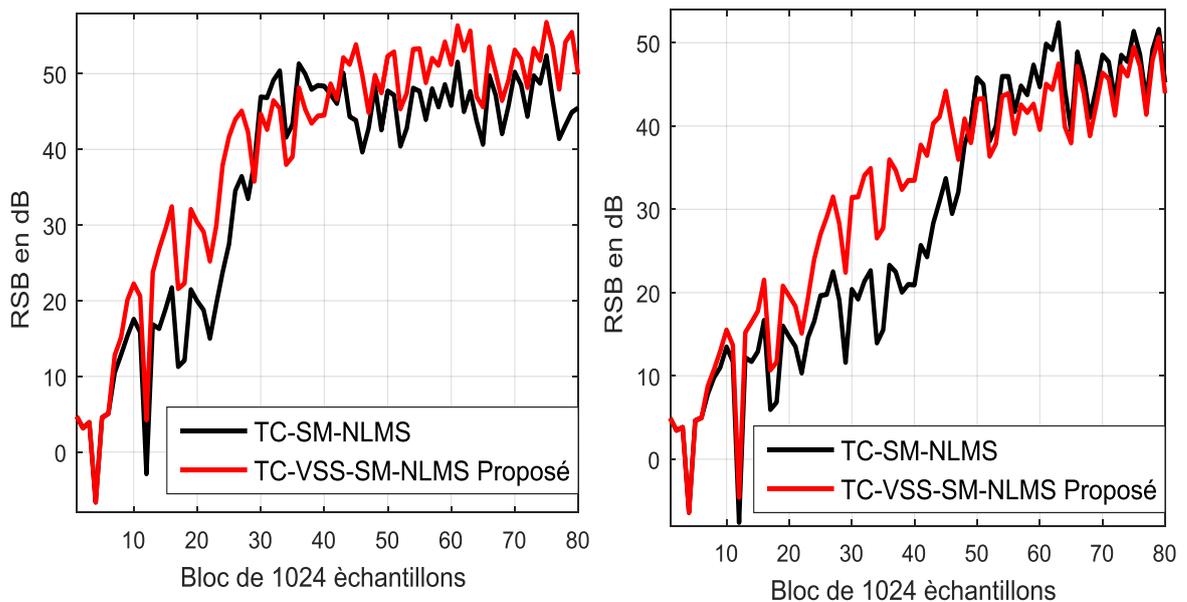


Figure 2.14 : Evaluation de Rapport Signal à bruit à la sortie pour les deux algorithmes, avec la taille de filtre 64 [à gauche] et 128 [à droite].

A partir des résultats de simulations que nous avons obtenus par l'estimation du rapport signal à bruit à la sortie de l'algorithme TC-SM-NLMS et l'algorithme proposé TC-VSS-SM-NLMS, nous avons remarqué la supériorité de l'algorithme proposé pour la réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole. Nous remarquons aussi que le rapport signal à bruit calculé à la sortie de l'algorithme TC-

VSS-SM-NLMS proposé est meilleur que le RSB estimé en sortie de l'algorithme classique.

2.5.10 Évaluation de la distance cepstrale (DC)

Pour évaluer la qualité du signal de parole estimé en sortie de l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS proposé, nous utilisons la DC comme une mesure objective. Dans cette section, nous allons évaluer la DC entre le signal de parole original $s(k)$ et le signal de sortie $u_1(k)$ obtenu par les deux algorithmes (TC-VSS-SM-NLMS proposé et TC-SM-NLMS classique). Nous avons gardé les mêmes paramètres de simulations donnés par le Tableau 2.4. Les résultats de simulations sont donnés dans la figure (2.15).

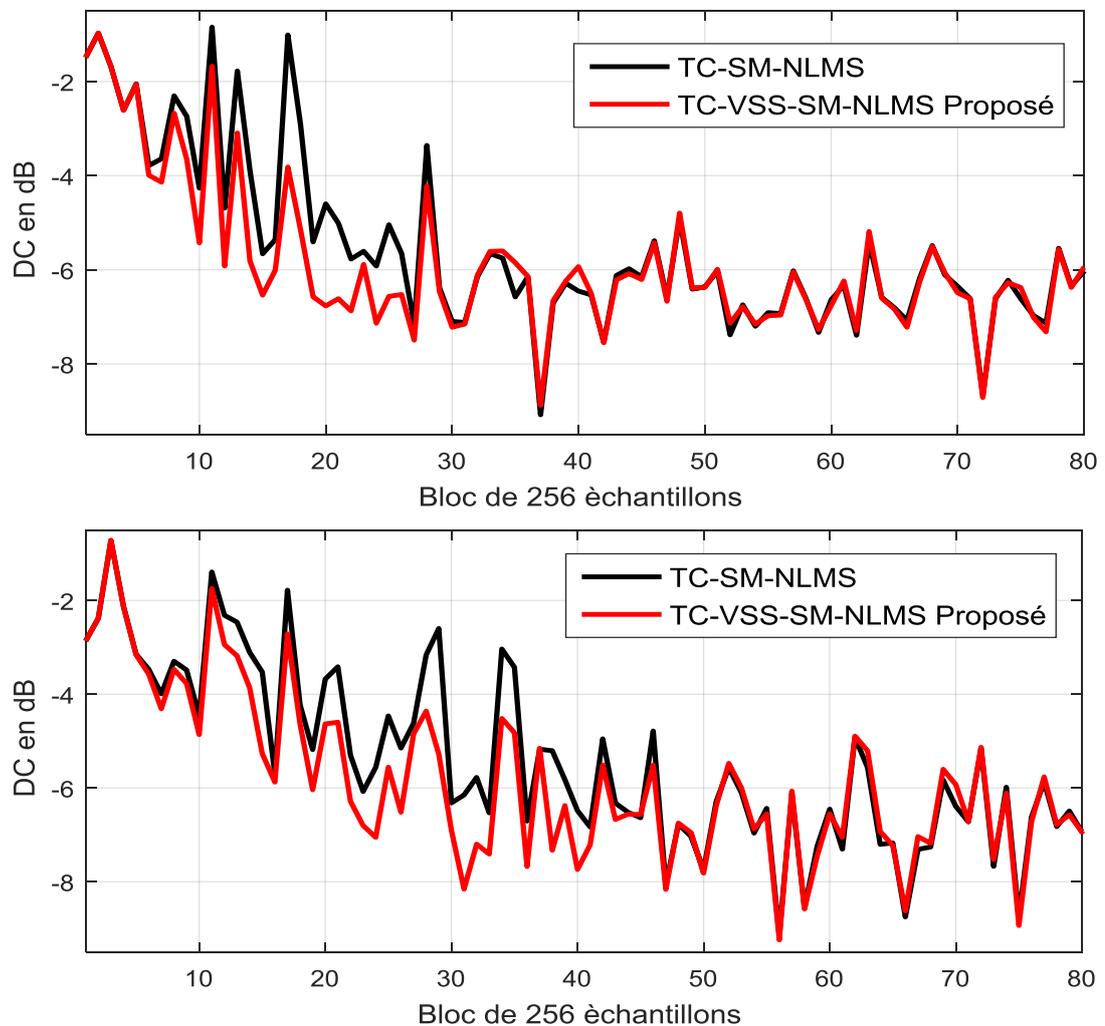


Figure 2.15 : Evaluation de la Distance Cepstrale entre le signal de parole original $s(k)$ et le signal de sortie $u_1(k)$ obtenu par les deux algorithmes, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].

D'après les résultats illustrés dans la figure (2.15), nous remarquons que les deux algorithmes convergent rapidement vers la solution optimale si la taille de filtre adaptatif est petite par exemple si la taille de filtre est 64, la convergence est plus rapide que la taille est 128. Nous remarquons aussi que l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS donne une meilleure qualité du signal de parole estimé que l'algorithme classique quel que soit la taille du filtre adaptatif.

2.6 Résultat de simulation de l'algorithme TC-SM-RNLMS

Dans cette section, nous allons présenter tous les résultats de simulations comparatives entre l'algorithme TC-SM-RNLMS proposé et sa version classique TC-SM-NLMS. Dans cette partie de simulations, nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes critères de mesures décrits dans la section précédente.

2.6.1 Evaluation temporel

Dans cette section, nous présentons des résultats de l'évaluation temporel de la sortie $u_1(k)$ pour l'algorithme proposé TC-SM-RNLMS, nous comparons ces résultats avec celles de l'algorithme classique TC-SM-NLMS. Les paramètres de simulations de chaque algorithme sont résumés dans le Tableau 2.4.

D'après les descriptions temporelles de signal de parole estimé par les deux algorithmes et par la comparaison avec le signal de parole original [voir figure (2.16)], nous remarquons que le signal estimé converge vers le signal original. Nous remarquons aussi la supériorité de notre algorithme proposé par rapport à l'algorithme classique.

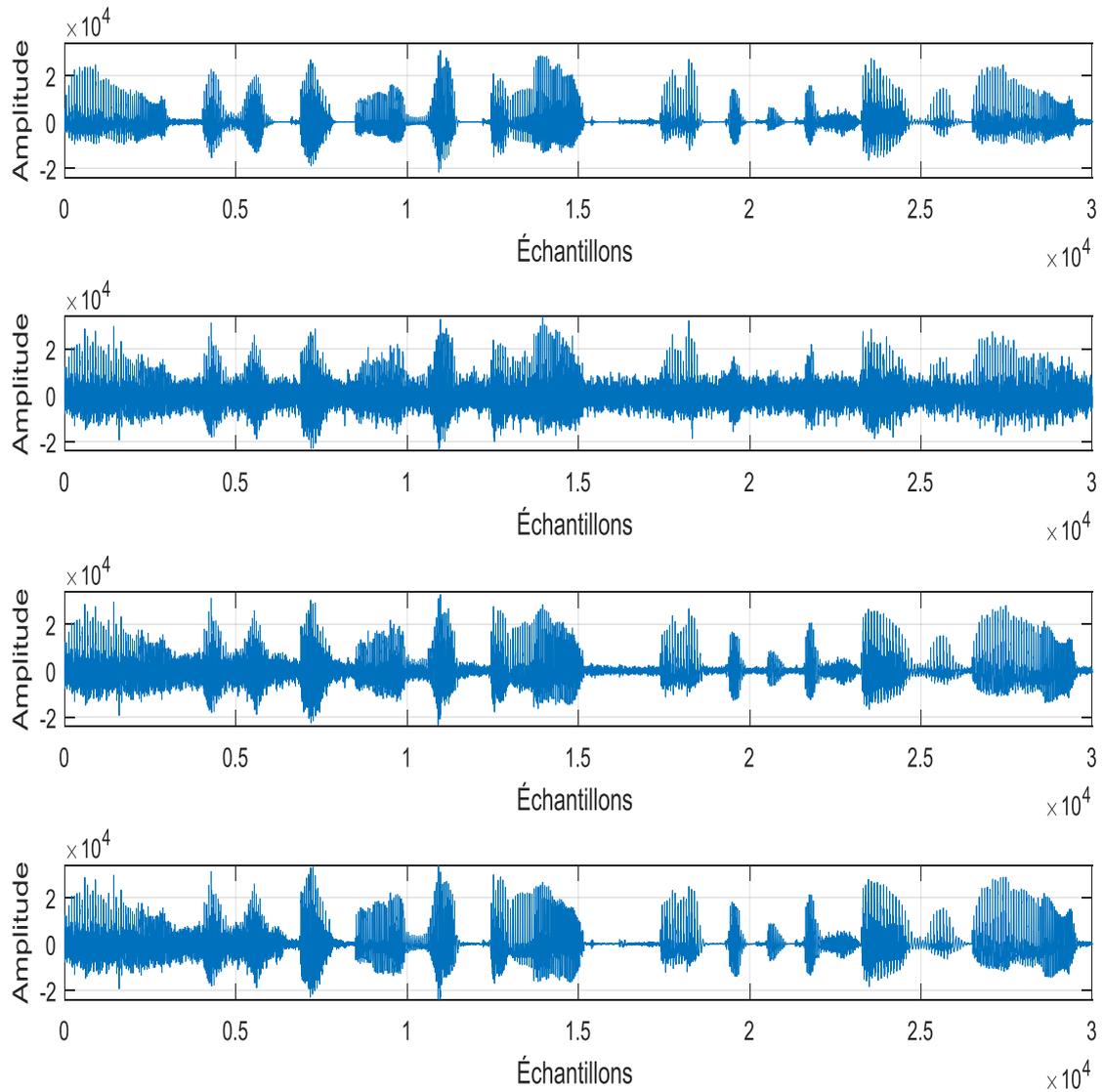


Figure 2.16 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, le mélange de la voie deux, la parole estimée par l'algorithme TC-SM-NLMS classique et la parole estimée par l'algorithme TC-SM-RNLMS proposé.

2.6.2 Evaluation de Système Mismatch (SM)

Cette section présente les résultats comparatifs de l'évaluation du SM du deuxième filtre $w_{21}(k)$ pour chaque algorithme. Tous les paramètres des simulations sont donnés par le Tableau 2.4. La figure (2.17) présente les résultats de l'évaluation du SM en utilisant le bruit blanc.

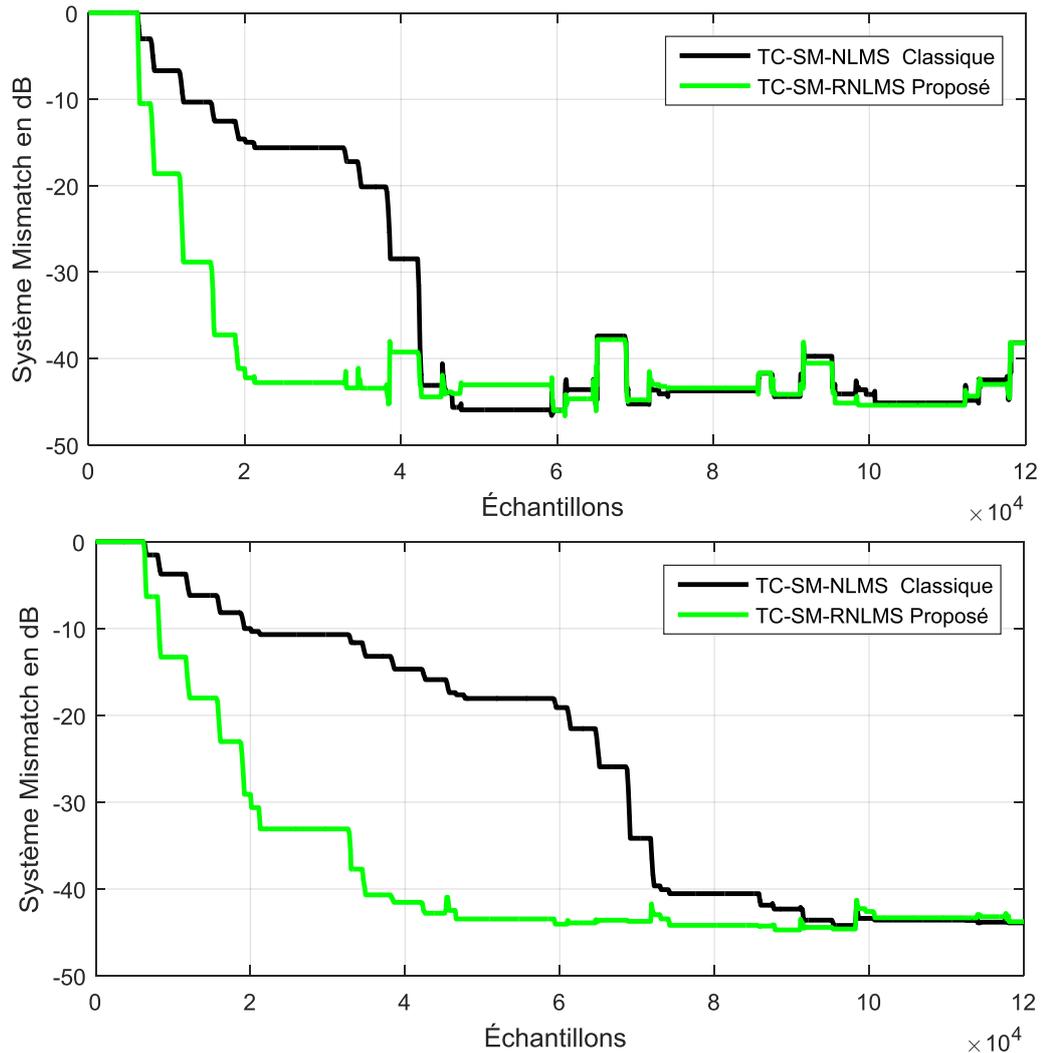


Figure 2.17 : évaluation de système mismatch du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-SM-RNLMS proposé et le TC-SM-NLMS classique, avec la taille de filtre 64 [en haut] et 128 [en bas].

La figure (2.17) montre la convergence des deux algorithmes vers la solution optimale. Nous remarquons clairement la convergence rapide de notre algorithme proposé TC-SM-RNLMS par rapport l'algorithme classique.

2.6.3 Evaluation de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM)

Dans cette section, nous présentons EQM pour les deux algorithmes (l'algorithme TC-SM-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-NLMS classique). Les paramètres des simulations pour chaque algorithme sont donnés par le Tableau 2.4. La figure (2.18) présente les résultats de l'EQM en fixant la taille de filtre adaptatif à 64. Dans cette simulation, nous avons utilisé deux types de bruit comme

entrée de la deuxième source du modèle de mélange convolutif, qui sont le bruit blanc et le bruit USASI.

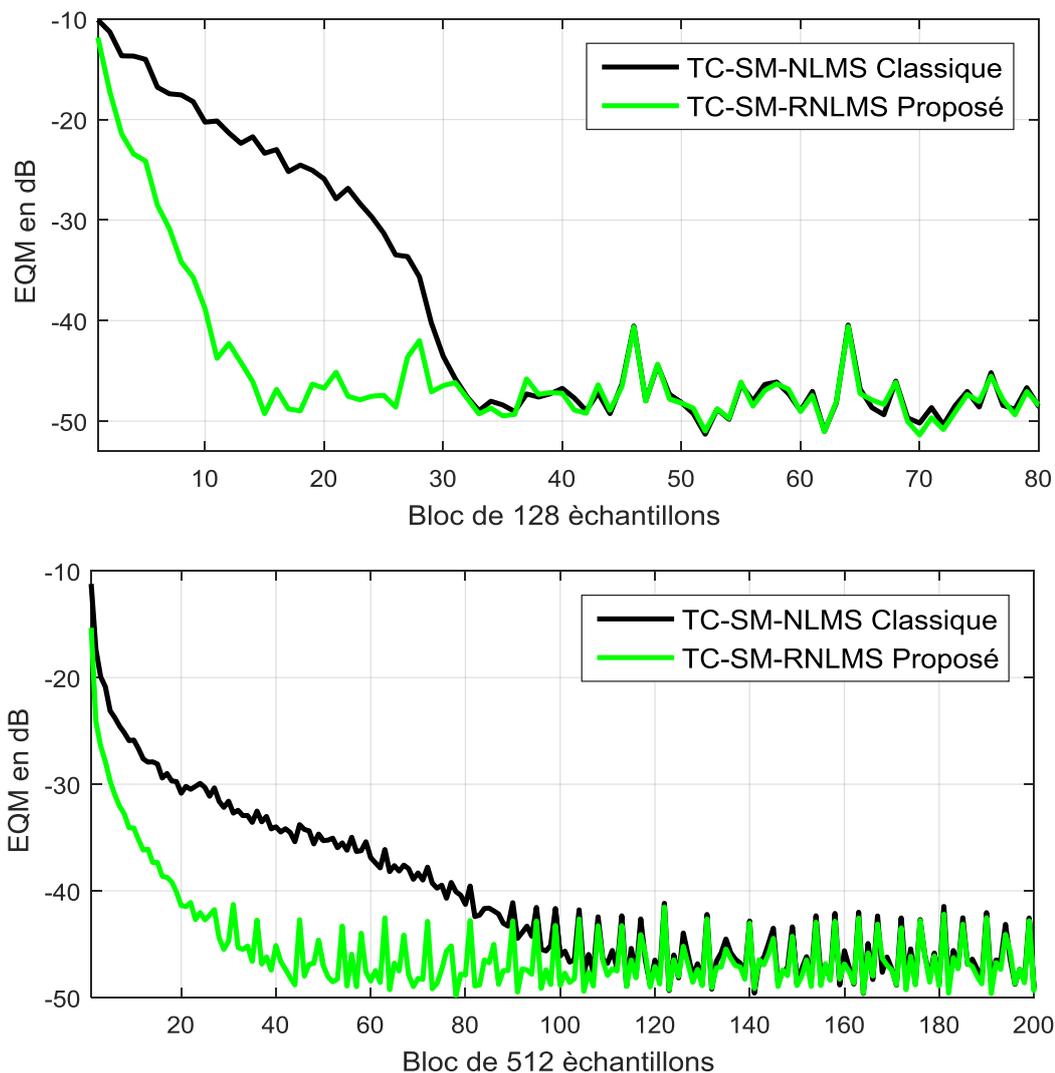


Figure 2.18 : Evaluation de l'EQM pour les deux algorithmes (TC-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) $N=64$, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas].

Les résultats de l'évaluation de l'EQM confirment la supériorité de l'algorithme proposé par rapport à l'algorithme TC-SM-NLMS classique en termes de vitesse de convergence quelque soit le type de bruit à l'entrée de la deuxième source du mélange convolutif.

2.6.4 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Dans cette section de simulations, nous allons présenter l'évaluation du RSB de sortie obtenue par les deux algorithmes. Dans la figure (2.19), nous présentons

les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB. Nous avons gardé les mêmes signaux de tests et les mêmes paramètres de la section précédente.

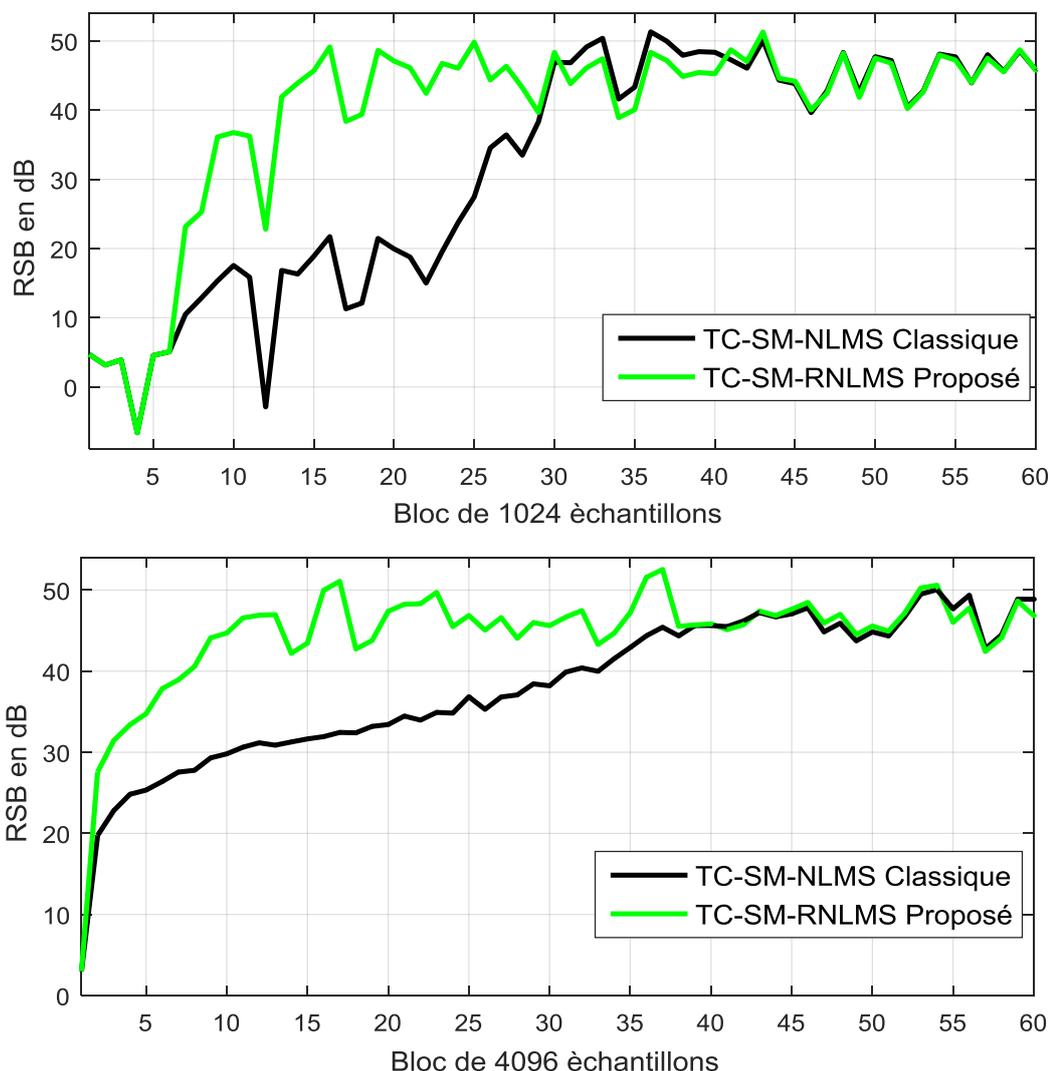


Figure 2.19 : évaluation du RSB pour les deux algorithmes (TC-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) $N=64$, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas].

En se basant sur les résultats de RSB illustrés dans la figure (2.19), il est clairement visible que l'algorithme proposé est supérieur à l'algorithme TC-SM-NLMS classique dans le domaine de la réduction de bruit acoustique.

2.7 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS

Cette section présente tous les résultats de simulations comparatives entre l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS proposé et sa version classique TC-SM-NLMS. Dans cette partie de simulations, nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes critères de mesures décrits dans les sections précédentes.

2.7.1 Evaluation de système mismatch (SM)

L'évaluation du SM pour chaque algorithme est présentée dans cette section. Les résultats de simulation utilisant le bruit blanc et le bruit USASI sont illustrés à la figure (2.20). La taille du filtre est 64 pour les deux algorithmes. Tous les paramètres de simulation sont résumés dans le tableau 2.4.

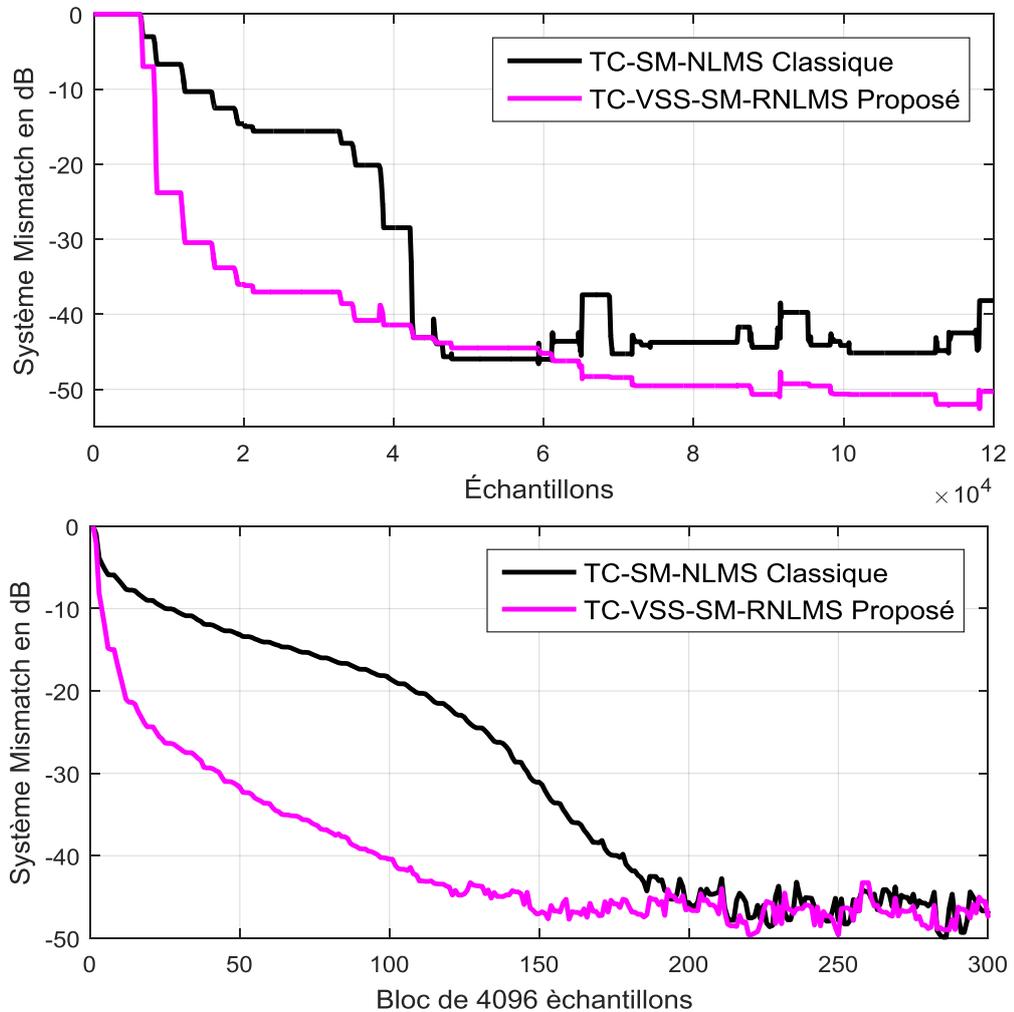


Figure 2.20 : Evaluation du Système Mismatch pour les deux algorithmes (TC-VSS-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) $N=64$, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas].

2.7.2 Evaluation de l'Erreur Quadratique Moyenne (EQM)

Les résultats de l'évaluation de l'erreur quadratique moyenne de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-NLMS sont présentés dans cette section. La taille de filtre est fixée à 64 pour les deux algorithmes. Les paramètres de simulation pour chaque algorithme sont donnés par le Tableau 2.4.

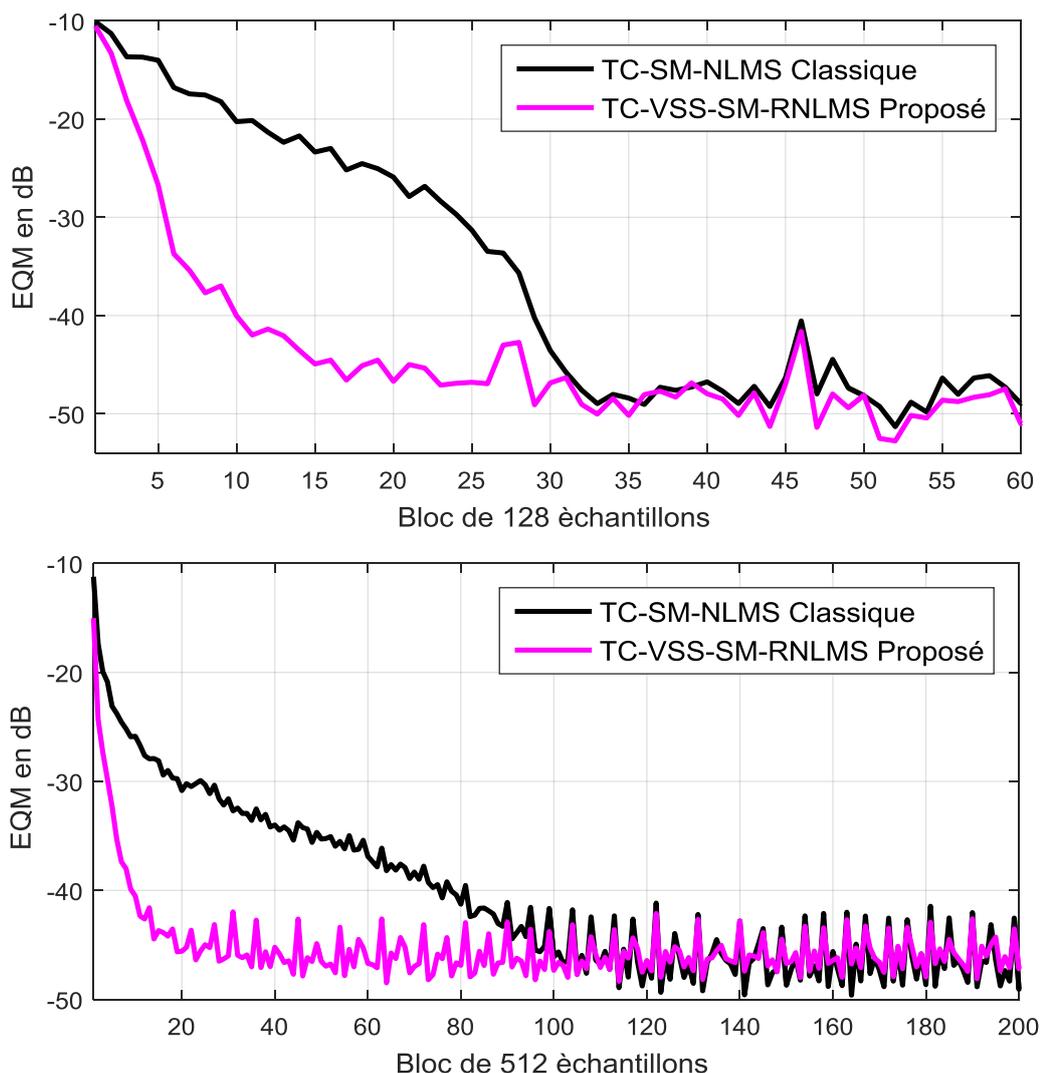


Figure 2.21 : Evaluation de l'EQM pour les deux algorithmes (TC-VSS-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS) $N=64$, bruit blanc [en haut], bruit USASI [en bas].

D'après les résultats comparatifs illustrés à la figure (2.20) et (2.21), nous remarquons que les deux algorithmes convergent vers la solution optimale quelque soit le type de bruit. Nous remarquons aussi que l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS proposé converge plus rapidement que l'algorithme classique.

2.7.3 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB des deux algorithmes sont présentés à la figure (2.22). La taille du filtre est 64 coefficients pour les deux algorithmes. Les paramètres utilisés de chaque algorithme sont résumés dans le Tableau 2.4.

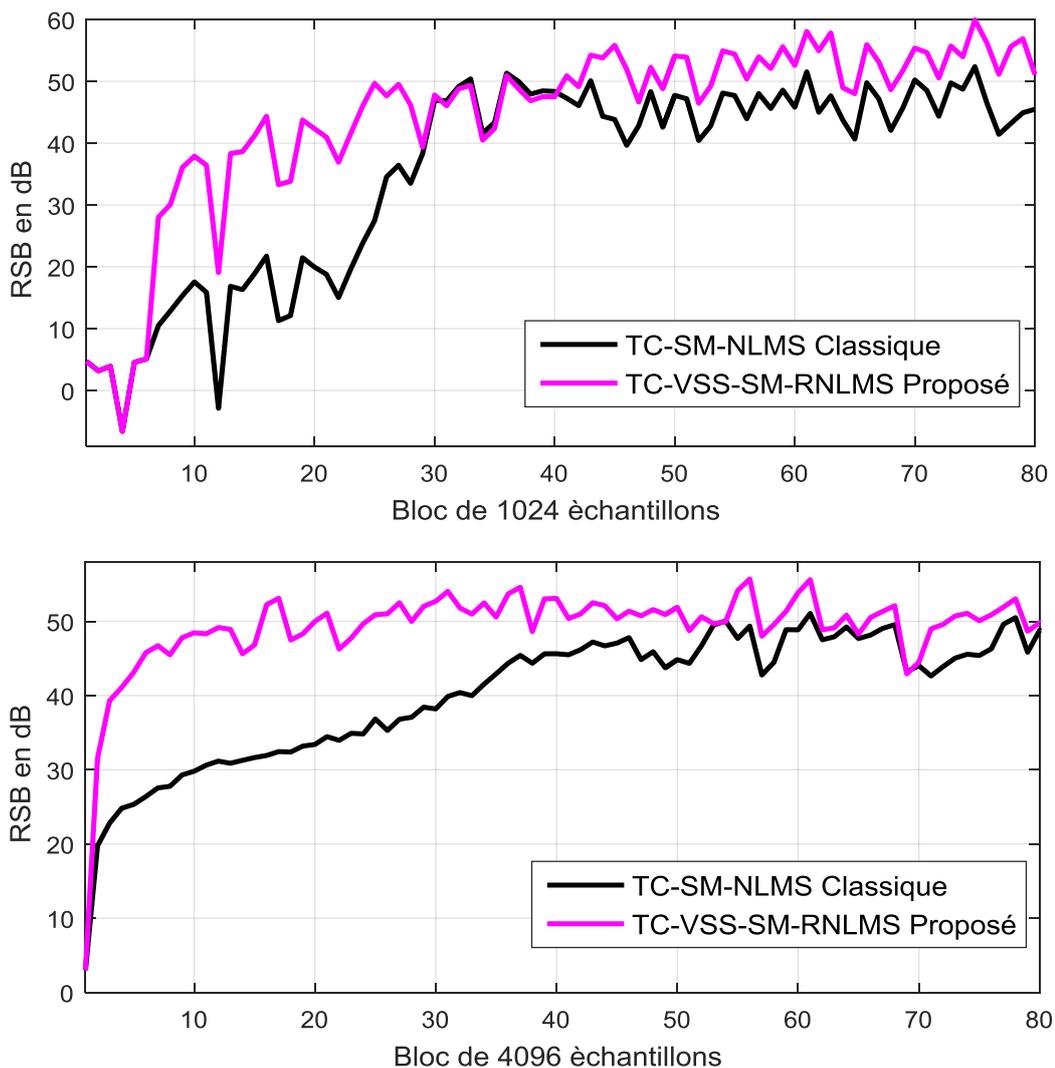


Figure 2.22 : Evaluation du RSB pour les algorithmes TC-VSS-SM-RNLMS et TC-SM-NLMS $N=64$, avec bruit blanc [en haut], avec bruit USASI [en bas].

Les résultats du RSB présentés à la figure (2.22) montrent bien la supériorité de notre algorithme proposé TC-VSS-SM-RNLMS par rapport l'algorithme classique en termes de qualité de signal de parole estimé en sortie de traitement. Donc l'algorithme proposé a prouvé son efficacité en réduction de bruit acoustique.

2.8 Résultats comparatifs entre les trois algorithmes proposés

Dans cette section, nous allons présenter plusieurs résultats comparatifs entre les trois algorithmes présentés dans les sections précédentes.

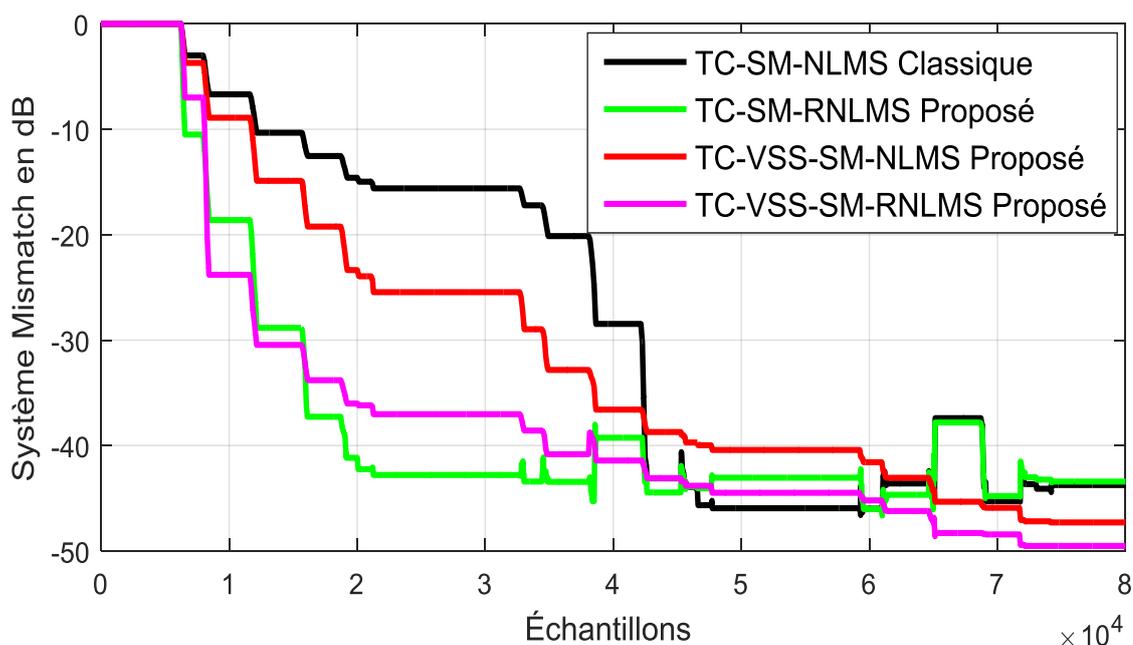


Figure 2.23 : Résultats comparatifs du SM pour les trois algorithmes proposés et l'algorithme TC-SM-NLMS classique N=64, avec le bruit blanc.

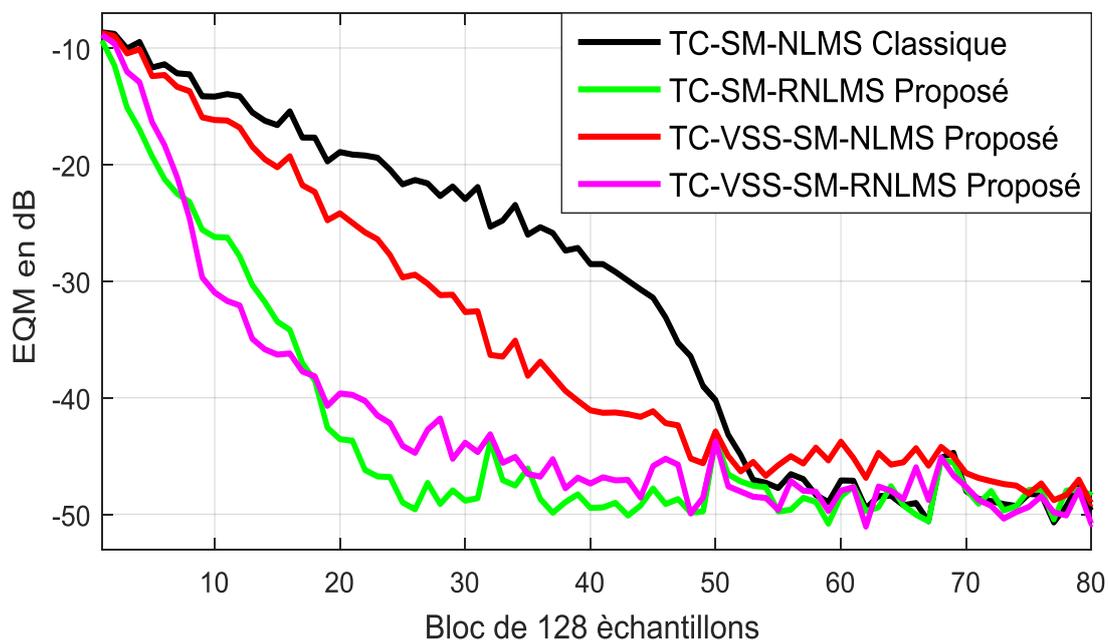


Figure 2.24 : Résultats comparatifs de l'EQM pour les trois algorithmes proposés et l'algorithme TC-SM-NLMS classique N=128, avec le bruit blanc.

D'après les résultats comparatifs de l'évaluation de SM et de l'EQM présentés respectivement dans les figures (2.23) et (2.24), nous remarquons

clairement que les trois algorithmes proposés convergent rapidement que l'algorithme classique. Nous remarquons aussi la supériorité des deux algorithmes TC-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS par rapport à l'algorithme TC-VSS-SM-NLMS en termes de vitesse de convergence. Dans le Tableau 2.5 et la figure (2.25), nous réalisons plusieurs simulations au but d'évaluer le RSB en sortie de chaque algorithme. Nous avons choisis -10, -5 et 0 dB comme RSB d'entrée et nous utilisons quatre types de bruit pour valider nos résultats (bruit blanc, bruit USASI, bruit Babble et bruit Street). D'autres résultats comparatifs de la Distance Cepstrale sont illustrés au tableau 2.6 et à la figure (2.26). Dans ces simulations, nous avons gardé les mêmes paramètres et les mêmes signaux de sources que les simulations de l'évaluation du RSB de sortie.

D'après les résultats présentés, nous remarquons que les algorithmes TC-VSS-SM-NLMS et TC-VSS-SM-RNLMS donnent des bon résultats en termes de qualité de signal rehaussé en sortie de traitement. Cette bonne performance a été prouvée quelque soit le RSB d'entée et quelque soit le type de bruit.

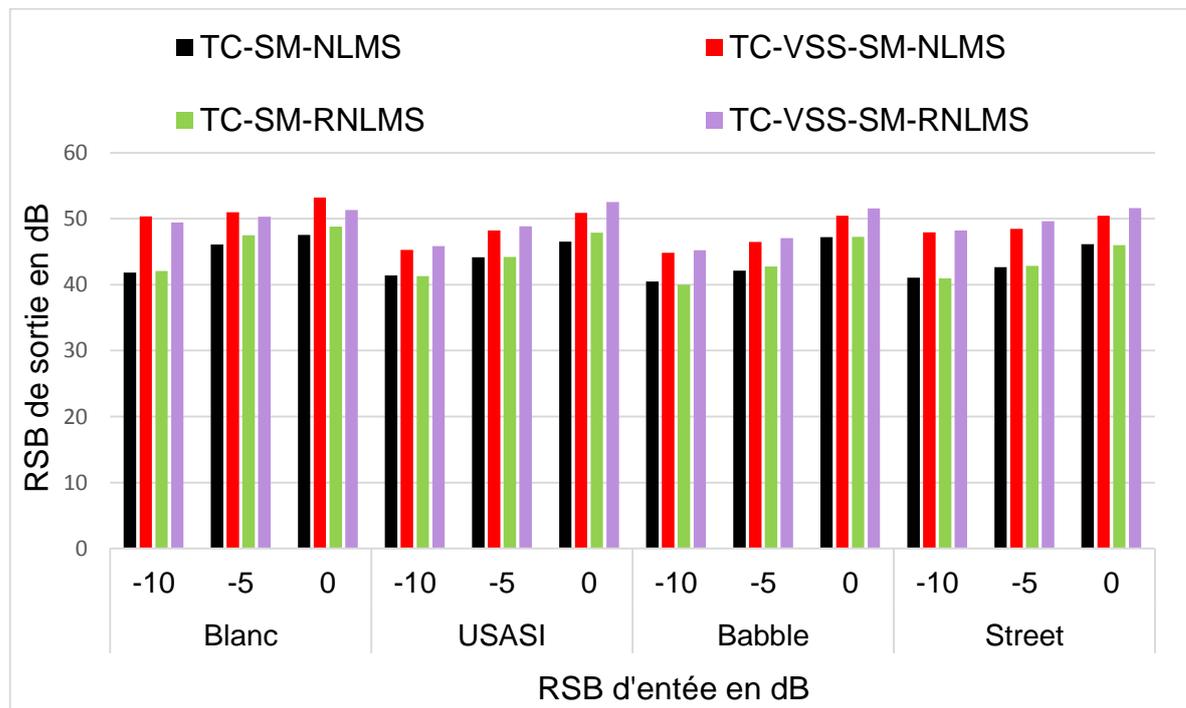


Figure 2.25 : Evaluation du RSB à la sortie pour des différents bruits et de différents RSB d'entré.

Tableau 2.5 : Evaluation du RSB à la sortie pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.

Type de bruit	Blanc			USASI			Babble			Street		
	-10	-5	0	-10	-5	0	-10	-5	0	-10	-5	0
RSB d'entrée en dB												
TC-SM-NLMS	41.84	46.11	47.54	41.41	44.15	46.55	40.49	42.11	47.19	41.06	42.66	46.13
TC-VSS-SM-NLMS	50.35	50.96	53.19	45.29	48.24	50.89	44.85	46.49	50.46	47.95	48.48	50.45
TC -SM-RNLMS	42.07	47.48	48.81	41.29	44.22	47.86	39.97	42.74	47.25	40.96	42.84	45.98
TC-VSS-SM-RNLMS	49.41	50.29	51.33	45.83	48.84	52.55	45.23	47.07	51.54	48.22	49.64	51.49
RSB de sortie en (dB)												

Tableau 2.6 : Evaluation du DC à la sortie pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.

Type de bruit	Blanc			USASI			Babble			Street		
	-10	-5	0	-10	-5	0	-10	-5	0	-10	-5	0
RSB d'entrée en dB												
TC-SM-NLMS	-5.03	-6.45	-6.88	-5.11	-6.41	-6.91	-5.07	-6.43	-6.99	-5.23	-6.19	-6.69
TC-VSS-SM-NLMS	-5.85	-6.98	-7.38	-5.79	-6.85	-7.41	-5.81	-6.91	-7.46	-5.75	-6.88	-7.59
TC -SM-RNLMS	-5.14	-6.51	-7.02	-5.09	-6.54	-6.98	-5.21	-6.39	-6.85	-5.15	-6.29	-6.71
TC-VSS-SM-RNLMS	-5.91	-7.01	-7.55	-5.81	-7.03	-7.35	-7.79	-6.96	-7.39	-5.85	-6.89	-7.66
DC de sortie en (dB)												

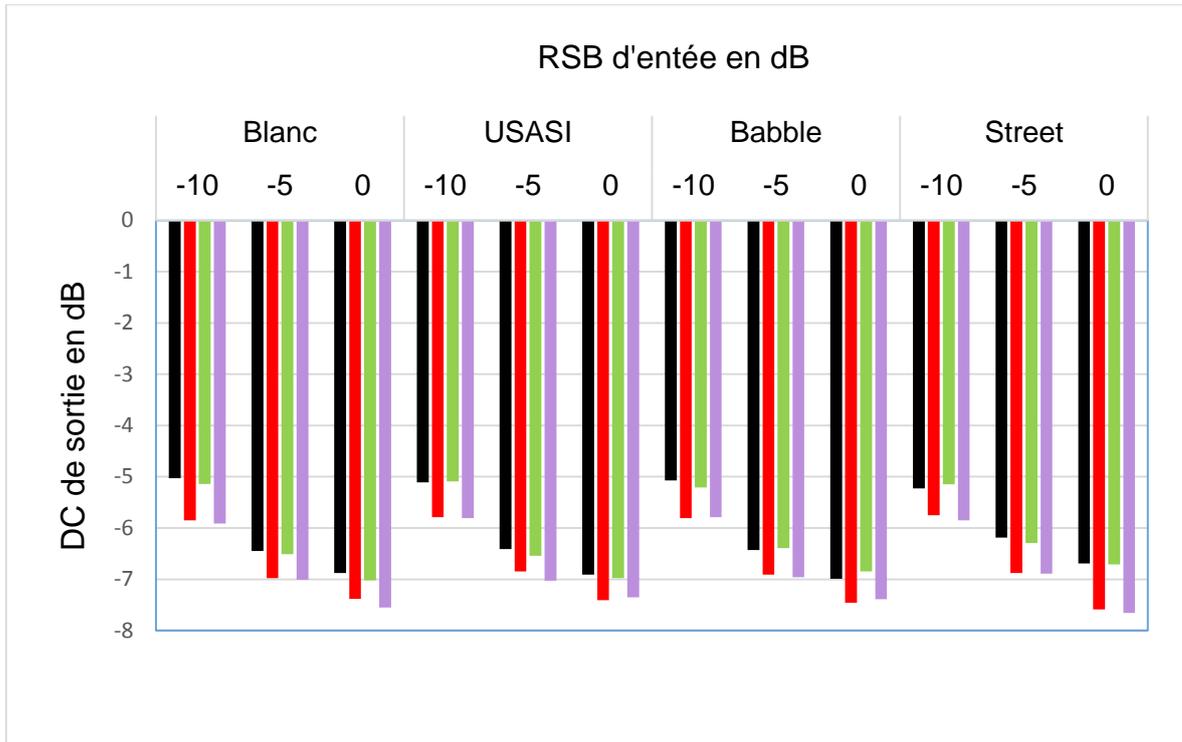


Figure 2.26 : Evaluation du DC en sortie de traitement pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les formulations mathématiques de trois algorithmes bi-capteurs proposés dans le cadre de cette thèse de Doctorat à savoir le TC-VSS-SM-NLMS, TC-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS, dans le but de réduire le bruit acoustique et améliorer la qualité du signal de parole en sortie de traitement. Nous avons donné la relation de mise à jour pour chaque algorithme, puis nous avons évalué les résultats de simulations comparatifs de chaque algorithme avec l'algorithme classique TC-SM-NLMS. Une comparaison entre les trois algorithmes proposés a été présentée dans ce chapitre. Tous les résultats des simulations confirment la supériorité des trois algorithmes proposés par rapport à leurs versions classiques TC-SM-NLMS. Les deux algorithmes TC-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS ont montré leurs meilleures performances en termes de vitesse de convergence et les algorithmes TC-VSS-SM-NLMS et TC-VSS-SM-RNLMS ont donné des bons résultats en termes de qualité du signal rehaussé.

CHAPITRE 3
PROPOSITION DE TROIS NOUVELLES
VERSIONS DE L'ALGORITHME DE FILTRAGE
PARTIEL BI-CAPTEURS

CHAPITRE 3

PROPOSITION DE TROIS NOUVELLES VERSIONS DE L'ALGORITHME DE FILTRAGE PARTIEL BI-CAPTEURS

3.1 Introduction

La complexité de calcul joue un rôle très important dans les algorithmes adaptatifs. Plusieurs techniques et approches ont été proposées pour réduire cette complexité de calcul. Nous notons à titre d'exemple, la technique du filtrage sélectif. Dans le deuxième chapitre, nous avons proposé trois nouvelles versions d'algorithme du filtrage sélectif bi-capteurs TC-SM-NLMS pour la réduction du bruit acoustique. Une autre technique très connue proposée pour réduire la complexité de calcul est le filtrage partiel. Dans ce chapitre, nous proposons trois nouvelles versions de l'algorithme stochastique à filtrage partiel bi-capteurs, nous examinons le bon fonctionnement de ces trois algorithmes proposés dans le domaine de réduction de bruit acoustique et de rehaussement de la parole.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les formulations mathématiques des trois algorithmes proposés, ensuite, les résultats comparatifs de chaque algorithme proposé avec les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS sont présentés. Enfin, nous présentons une comparaison entre les trois algorithmes proposés.

3.2 Nouvel algorithme NLMS bi-capteurs de type partiel à pas variable (TC-VSS-PU-NLMS)

Dans cette section, nous présentons la formulation mathématique d'un nouvel algorithme bi-capteurs de type partiel TC-VSS-PU-NLMS pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Premièrement, nous considérons un mélange convolutif simplifié présenté précédemment dans la Section 1.5.1. Les signaux résultants de ce mélange convolutif $p_1(k)$ et $p_2(k)$ seront les deux entrées d'une nouvelle structure de séparation aveugle de sources directe donnée par la figure suivante [81].

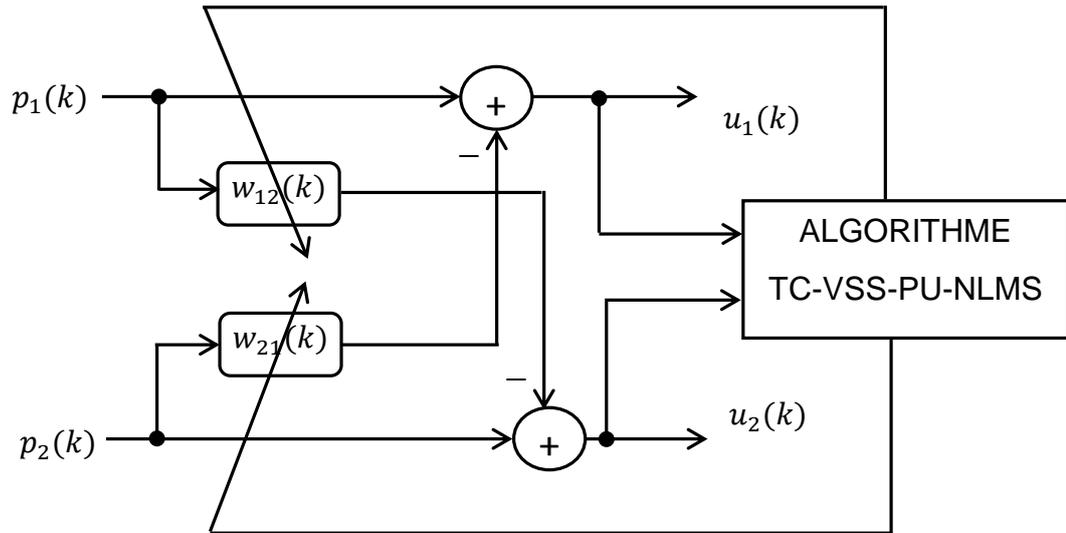


Figure 3.1. Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS.

Les signaux de sortie de cette structure, $u_1(k)$ et $u_2(k)$, sont donnés par les deux relations suivantes :

$$u_1(k) = p_1(k) - p_2(k) * w_{21}(k) \quad (3.1)$$

$$u_2(k) = p_2(k) - p_1(k) * w_{12}(k) \quad (3.2)$$

Dans cet algorithme proposé, nous sommes intéressé à mettre à jour que Nb blocs. Ces blocs sélectionnés sont pris du total des B blocs de l'ensemble $\{1, 2 \dots B - 1, B\}$, où chaque bloc contient L coefficients. Les vecteurs de mis à jour des filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont obtenus respectivement en minimisant les distances Euclidiennes $\|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k - 1)\|^2$ et $\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k - 1)\|^2$ avec des contraintes supplémentaires d'erreur nulle [81].

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \min_{\mathbf{w}_{12}} \|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k - 1)\|^2 \quad (3.3)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \min_{\mathbf{w}_{21}} \|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k - 1)\|^2 \quad (3.4)$$

Dans le but de sélectionner seulement Nb blocs parmi les B blocs, nous utilisons une matrice de sélection $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$. Les éléments $i(k)$ sont des matrices d'identités de taille $L \times L$. La matrice sélective $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$ est donnée comme suit [81]:

$$\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)} = \begin{bmatrix} i_1(k) & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & i_2(k) & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & i_{B-1}(k) & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & i_B(k) \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

L'opération de la multiplication entre le signal d'entrée et la matrice sélective $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$ permet de sélectionner parmi les B seulement Nb blocs.

Dans ce cas, le problème de notre algorithme peut se résumer par les équations (3.3) et (3.4) en ajoutant les expressions suivantes [81]:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{p}_2(k) - \mathbf{p}_1^T(k)\mathbf{w}_{12}(k) = 0 \Rightarrow \mathbf{p}_1^T(k)\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{p}_2(k) \\ \text{et} \\ \tilde{\mathbf{A}}_{1I_{Nb}(k)}(\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)) = 0 \end{array} \right. \quad (3.6)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{p}_1(k) - \mathbf{p}_2^T(k)\mathbf{w}_{21}(k) = 0 \Rightarrow \mathbf{p}_2^T(k)\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{p}_1(k) \\ \text{et} \\ \tilde{\mathbf{A}}_{2I_{Nb}(k)}(\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)) = 0 \end{array} \right. \quad (3.7)$$

où $\tilde{\mathbf{A}}_{I_{Nb}(k)}$ est la matrice complémentaire de la matrice $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$. En résolvant les problèmes d'optimisation par la méthode des multiplicateurs de Lagrange, nous obtenons les fonctions de coût suivantes :

$$f_1(\mathbf{w}_{12}, \lambda_{11}, \lambda_{12}) = \|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)\|^2 + \lambda_{11} (\mathbf{p}_2(k) - \mathbf{p}_1^T(k)\mathbf{w}_{12}(k)) + \lambda_{12} \tilde{\mathbf{A}}_{1I_{Nb}(k)}(\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)) \quad (3.8)$$

$$f_2(\mathbf{w}_{21}, \lambda_{21}, \lambda_{22}) = \|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2 + \lambda_{21} (\mathbf{p}_1(k) - \mathbf{p}_2^T(k)\mathbf{w}_{21}(k)) + \lambda_{22} \tilde{\mathbf{A}}_{2I_{Nb}(k)}(\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)) \quad (3.9)$$

où λ_{11} , λ_{21} sont des scalaires et λ_{12} , λ_{22} sont des vecteurs. La déviation de ces fonctions coûts f_1 et f_2 respectivement par rapport à $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ en mettant les égales à zéro $\frac{\partial f_1(\mathbf{w}_{12}, \lambda_{11}, \lambda_{12})}{\partial \mathbf{w}_{12}(k)} = 0$ et $\frac{\partial f_2(\mathbf{w}_{21}, \lambda_{21}, \lambda_{22})}{\partial \mathbf{w}_{21}(k)} = 0$, nous donne les relations suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \frac{\lambda_{11}}{2} \mathbf{p}_1(k) - \frac{\lambda_{12}}{2} \tilde{\mathbf{A}}_{1I_{Nb}(k)} \quad (3.10)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \frac{\lambda_{21}}{2} \mathbf{p}_2(k) - \frac{\lambda_{22}}{2} \tilde{\mathbf{A}}_{2I_{Nb}(k)} \quad (3.11)$$

La multiplication des équations (3.10) et (3.11) par la matrice complémentaire $\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}$ et la soustraction de $\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}\mathbf{w}_{12}(k-1)$ respectivement $\tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)}\mathbf{w}_{21}(k-1)$, nous donnent les relations suivantes :

$$\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}(\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)) = \frac{\lambda_{11}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}\mathbf{p}_1(k) - \frac{\lambda_{12}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)} \quad (3.12)$$

$$\tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)}(\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)) = \frac{\lambda_{21}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)}\mathbf{p}_2(k) - \frac{\lambda_{22}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)} \quad (3.13)$$

Nous respectons la condition de la minimisation des distances Euclidiennes $\|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)\|^2$ et $\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2$ avec des contraintes supplémentaires d'erreur nulle formulées dans les équations (3.6) et (3.7). Nous obtenons les relations suivantes :

$$\frac{\lambda_{11}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}\mathbf{p}_1(k) = \frac{\lambda_{12}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)} \quad (3.14)$$

$$\frac{\lambda_{21}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)}\mathbf{p}_2(k) = \frac{\lambda_{22}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)} \quad (3.15)$$

Nous remplaçons les relations (3.14) et (3.15), respectivement, dans (3.10) et (3.11) :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{12}(k) &= \mathbf{w}_{12}(k-1) + \frac{\lambda_{11}}{2}\mathbf{p}_1(k) - \frac{\lambda_{11}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}\mathbf{p}_1(k) \\ &= \mathbf{w}_{12}(k-1) + \frac{\lambda_{11}}{2}[\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}]\mathbf{p}_1(k) \end{aligned} \quad (3.16)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_{21}(k) &= \mathbf{w}_{21}(k-1) + \frac{\lambda_{21}}{2}\mathbf{p}_2(k) - \frac{\lambda_{21}}{2}\tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)}\mathbf{p}_2(k) \\ &= \mathbf{w}_{21}(k-1) + \frac{\lambda_{21}}{2}[\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{A}}_{2Nb(k)}]\mathbf{p}_2(k) \end{aligned} \quad (3.17)$$

Nous remplaçons $[\mathbf{I} - \tilde{\mathbf{A}}_{1Nb(k)}]$ par $\mathbf{A}_{1Nb(k)}$ dans les équations précédentes, nous obtenons les relations suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \frac{\lambda_{11}}{2}\mathbf{A}_{1Nb(k)}\mathbf{p}_1(k) \quad (3.18)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \frac{\lambda_{21}}{2}\mathbf{A}_{2Nb(k)}\mathbf{p}_2(k) \quad (3.19)$$

Les scalaires λ_{11} et λ_{21} sont donnés par [81].

$$\frac{\lambda_{11}}{2} = \mu_1(k) \frac{u_2(k)}{\|A_{1I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_1(k)\|^2} \quad (3.20)$$

$$\frac{\lambda_{21}}{2} = \mu_2(k) \frac{u_1(k)}{\|A_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_2(k)\|^2} \quad (3.21)$$

où $\mu_1(k)$ et $\mu_2(k)$ sont les pas d'adaptation variables donnés par les relations suivantes :

$$\mu_1(k) = \mu_{max1} \frac{\|\mathbf{g}_{12}(k)\|^2}{\|\mathbf{g}_{12}(k-1)\|^2} \quad (3.22)$$

$$\mu_2(k) = \mu_{max2} \frac{\|\mathbf{g}_{21}(k)\|^2}{\|\mathbf{g}_{21}(k-1)\|^2} \quad (3.23)$$

Les vecteurs $\mathbf{g}_{12}(k)$ et $\mathbf{g}_{21}(k)$ sont calculés récursivement comme suit [81]:

$$\mathbf{g}_{12}(k) = \gamma \mathbf{g}_{12}(k-1) + (1-\gamma) \|\mathbf{u}_2(k)\|^2 \quad (3.24)$$

$$\mathbf{g}_{21}(k) = \gamma \mathbf{g}_{21}(k-1) + (1-\gamma) \|\mathbf{u}_1(k)\|^2 \quad (3.25)$$

γ c'est un scalaire compris entre 0 et 1. Les équations de mise à jour des deux filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont donnés par les relations suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k) \frac{u_2(k) A_{1I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_1(k)}{\|A_{1I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_1(k)\|^2 + \delta} \quad (3.26)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k) \frac{u_1(k) A_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_2(k)}{\|A_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_2(k)\|^2 + \delta} \quad (3.27)$$

où δ est un paramètre de régulation pour éviter la division par zéro. Le résumé de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS est présenté dans le tableau 3.1.

Table 3.1 : Résumé de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS [81]

<p>Début</p> <p>Initialisation:</p> $s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \mu_{max1}, \mu_{max2}, \gamma, h_{21}(k), h_{12}(k), \delta, N, B, Nb$ <p>Mélange convolutif</p> $p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$ $p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$ <p>Pour $k = 1, 2, \dots$</p> <p>Estimation des signaux de sortie</p> $u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_2(k)$ $u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1)\mathbf{p}_1(k)$ <p>$[\mathbf{p}_1, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_1)$, $\mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_1(N:-1:1)$ Commencer par la plus grande énergie</p> <p>$[\mathbf{p}_2, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_2)$, $\mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_2(N:-1:1)$ Commencer par la plus grande énergie</p> <p>Equation de mise à jour</p> $\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k) \frac{u_2(k)\mathbf{A}_{1Nb(k)}\mathbf{p}_1(k)}{\ \mathbf{A}_{1Nb(k)}\mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \delta}$ $\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k) \frac{u_1(k)\mathbf{A}_{2Nb(k)}\mathbf{p}_2(k)}{\ \mathbf{A}_{2Nb(k)}\mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \delta}$ <p>Calcul des pas d'adaptations</p> $\mathbf{g}_{12}(k) = \gamma\mathbf{g}_{12}(k-1) + (1-\gamma)\ \mathbf{u}_2(k)\ ^2$ $\mathbf{g}_{21}(k) = \gamma\mathbf{g}_{21}(k-1) + (1-\gamma)\ \mathbf{u}_1(k)\ ^2$ $\mu_1(k) = \mu_{max1} \frac{\ \mathbf{g}_{12}(k)\ ^2}{\ \mathbf{g}_{12}(k-1)\ ^2}$ $\mu_2(k) = \mu_{max2} \frac{\ \mathbf{g}_{21}(k)\ ^2}{\ \mathbf{g}_{21}(k-1)\ ^2}$ <p>Fin</p>
--

3.3 Algorithme NLMS partiel bi-capteurs régularisé (TC-PU-RNLMS)

Cette section décrit les formulations mathématiques d'un nouvel algorithme du gradient stochastique normalisé de type partiel régularisé TC-PU-RNLMS. Cet algorithme proposé est utilisé dans le problème de réduction de bruit et rehaussement de la parole. Contrairement à l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS

présenté dans la section 3.2, les pas d'adaptations sont fixes dans le nouvel algorithme. Comme l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS, l'algorithme TC-PU-RNLMS cherche à minimiser les distances Euclidiennes $\|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)\|^2$ et $\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2$ avec des contraintes supplémentaires de zéro erreur. Sachant de ne mettre à jour que Nb blocs parmi les N blocs. La satisfaction de ces conditions conduit à la minimisation des mêmes fonctions coûts présentées dans les équations (3.8) et (3.9).

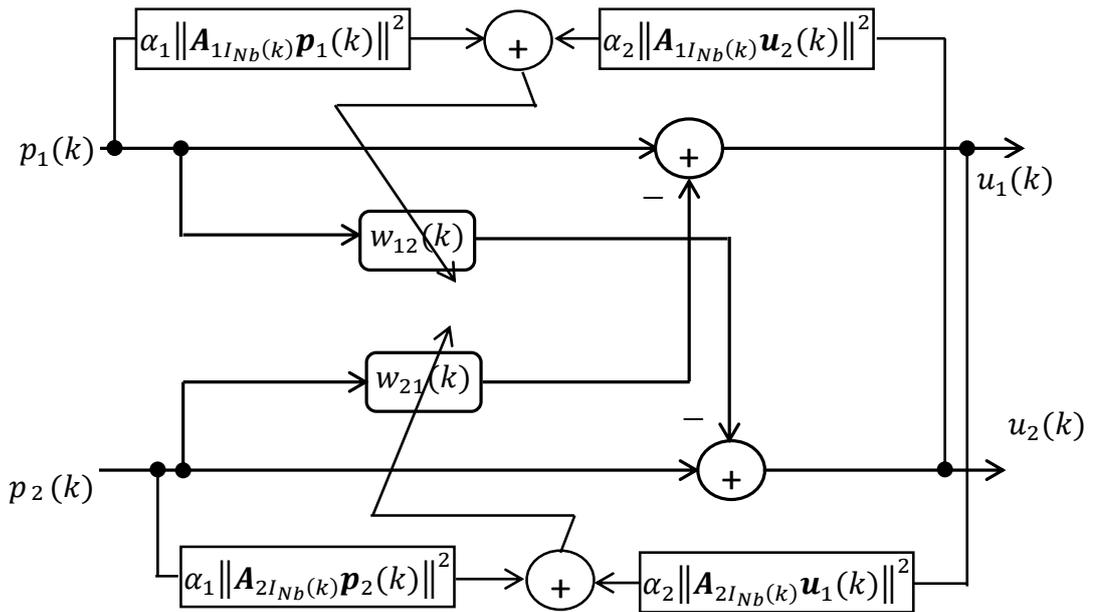


Figure 3.2 : Structure détaillée de l'algorithme TC-PU-RNLMS.

Dans l'algorithme TC-PU-RNLMS, nous proposons de faire des nouveaux coefficients α_1 et α_2 pour contrôler la normalisation de l'énergie du gradient. La normalisation proposée dans la mise à jour des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{12}(k)$ est combinée par l'énergie de signal du mélange de la voie 1, $\|\mathbf{A}_{1INb(k)}\mathbf{p}_1(k)\|^2$, et l'énergie du bruit estimé, $\|\mathbf{A}_{1INb(k)}\mathbf{u}_2(k)\|^2$. De même manière, la normalisation des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{21}(k)$ est faite par une combinaison entre l'énergie du signal de mélange de la voie 2, $\|\mathbf{A}_{2INb(k)}\mathbf{p}_2(k)\|^2$, et l'énergie du signal de parole estimé $\|\mathbf{A}_{2INb(k)}\mathbf{u}_1(k)\|^2$. Cette combinaison utilise les deux paramètres α_1 et α_2 pour contrôler la contribution de chaque partie. La figure (3.2) représente un schéma détaillé de l'algorithme TC-PU-RNLMS.

Les équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont données par les deux expressions suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1 \frac{u_2(k) \mathbf{A}_{1|Nb}(k) \mathbf{p}_1(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|\mathbf{A}_{1|Nb}(k) \mathbf{p}_1(k)\|^2 + \alpha_2 \|\mathbf{A}_{1|Nb}(k) \mathbf{u}_2(k)\|^2 + \delta} \quad (3.28)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2 \frac{u_1(k) \mathbf{A}_{2|Nb}(k) \mathbf{p}_2(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|\mathbf{A}_{2|Nb}(k) \mathbf{p}_2(k)\|^2 + \alpha_2 \|\mathbf{A}_{2|Nb}(k) \mathbf{u}_1(k)\|^2 + \delta} \quad (3.29)$$

où μ_1 et μ_2 représentent les pas d'adaptation fixes. Le résumé de l'algorithme TC-PU-RNLMS est présenté dans le Tableau 3.2.

Table 3.2 : Résumé de l'algorithme TC-PU-RNLMS [81]

<p>Début</p> <p>Initialisation:</p> <p>$s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \mu_1, \mu_2, \beta_1, \beta_2, h_{21}(k), h_{12}(k), \delta, N, B, Nb$</p> <p>Mélange convolutif</p> <p>$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$</p> <p>$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$</p> <p>Pour $k = 1, 2, \dots$</p> <p>Estimation des signaux de sortie</p> <p>$u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{p}_2(k)$</p> <p>$u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{p}_1(k)$</p> <p>$[\mathbf{p}_1, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_1), \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_1(N:-1:1)$ Commencer par la plus grande énergie</p> <p>$[\mathbf{p}_2, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_2), \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_2(N:-1:1)$ Commencer par la plus grande énergie</p> <p>Equation de mise à jour</p> <p>Si $u_2(k) < \beta_1$ ou $u_1(k) < \beta_2$</p> <p style="padding-left: 40px;">$\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$</p> <p>Fin</p> <p>$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1 \frac{u_2(k) \mathbf{A}_{1 Nb}(k) \mathbf{p}_1(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{1 Nb}(k) \mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{1 Nb}(k) \mathbf{u}_2(k)\ ^2 + \delta}$</p> <p>$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2 \frac{u_1(k) \mathbf{A}_{2 Nb}(k) \mathbf{p}_2(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{2 Nb}(k) \mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{2 Nb}(k) \mathbf{u}_1(k)\ ^2 + \delta}$</p> <p>Fin</p>

3.4 Algorithme PU-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variable (TC-VSS-PU-RNLMS)

Dans cette section, nous proposons une nouvelle version de l'algorithme bi-capteurs stochastique normalisé à filtrage partiel, TC-VSS-PU-RNLMS, pour le problème de réduction du bruit et de rehaussement de la parole. Cet algorithme est la combinaison de deux techniques, dont la première utilise des pas d'adaptation variables présentés par les équations (3.22) et (3.23), la seconde technique utilise de nouveaux coefficients α_1 et α_2 pour contrôler la normalisation de l'énergie du gradient. La figure suivante représente un schéma détaillé de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS.

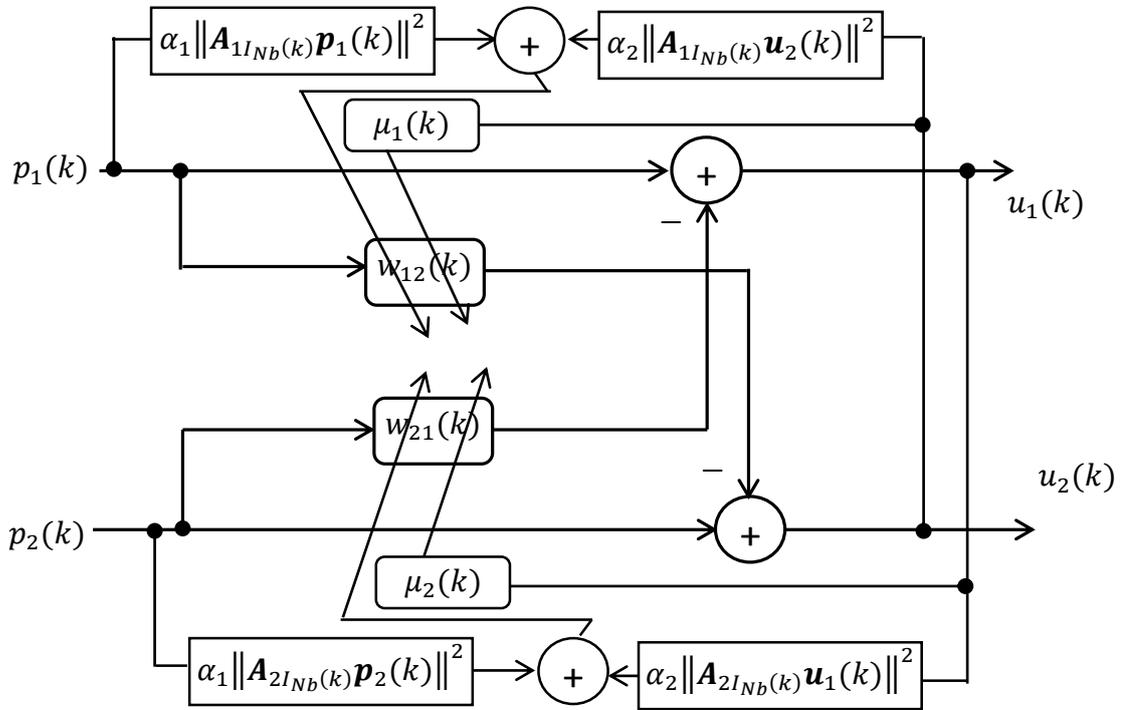


Figure 3.3 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS.

Les équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ sont données par les relations suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k) \frac{u_2(k) \mathbf{A}_{1INb(k)} \mathbf{p}_1(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|\mathbf{A}_{1INb(k)} \mathbf{p}_1(k)\|^2 + \alpha_2 \|\mathbf{A}_{1INb(k)} \mathbf{u}_2(k)\|^2 + \delta} \quad (3.30)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k) \frac{u_1(k) \mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_2(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_2(k)\|^2 + \alpha_2 \|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{u}_1(k)\|^2 + \delta} \quad (3.31)$$

où $\mu_1(k)$ et $\mu_2(k)$ sont les pas d'adaptations variables qui sont donnés respectivement par les relations (3.22) et (3.23). Le résumé de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS est présenté dans le Tableau 3.3.

Table 3.3 : Résumé de l'algorithme TC-PU-RNLMS [81]

Début	
Initialisation:	
$s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \mu_{max1}, \mu_{max2}, \gamma, \beta_1, \beta_2, h_{21}(k), h_{12}(k), \delta, N, B, Nb$	
Mélange convolutif	
$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$	
$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$	
Pour $k = 1, 2, \dots$	
Estimation des signaux de sortie	
$u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{p}_2(k)$	
$u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{p}_1(k)$	
$[\mathbf{p}_1, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_1), \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_1(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
$[\mathbf{p}_2, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_2), \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_2(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
Equation de mise à jour	
Si $ u_2(k) < \beta_1$ ou $ u_1(k) < \beta_2$	
$\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$	
Fin	
$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k) \frac{u_2(k) \mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_1(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)} \mathbf{u}_2(k)\ ^2 + \delta}$	
$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k) \frac{u_1(k) \mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_2(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)} \mathbf{u}_1(k)\ ^2 + \delta}$	
Calcul des pas d'adaptations	
$\mathbf{g}_{12}(k) = \gamma \mathbf{g}_{12}(k-1) + (1 - \gamma) \ \mathbf{u}_2(k)\ ^2$	
$\mathbf{g}_{21}(k) = \gamma \mathbf{g}_{21}(k-1) + (1 - \gamma) \ \mathbf{u}_1(k)\ ^2$	
$\mu_1(k) = \mu_{max1} \frac{\ \mathbf{g}_{12}(k)\ ^2}{\ \mathbf{g}_{12}(k-1)\ ^2}$	
$\mu_2(k) = \mu_{max2} \frac{\ \mathbf{g}_{21}(k)\ ^2}{\ \mathbf{g}_{21}(k-1)\ ^2}$	
Fin	

3.5 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS

Dans cette section, nous présentons les résultats de simulations de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS en comparaison avec les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques. Nous avons utilisé les signaux de sources $s(k)$ et $b(k)$ illustrés dans la section 2.5. Nous avons évalué les mêmes critères objectifs présentés dans le chapitre précédent. Dans le reste des simulations, chaque bloc contient un seul coefficient.

Tableau 3.4. Paramètres de simulations des algorithmes TC-NLMS, TC-PU-NLMS, TC-VSS-PU-NLMS, TC -PU-RNLMS et TC-VSS-PU-RNLMS.

Algorithmes	Paramètres de simulation
Algorithme TC-NLMS Classique	Pas d'adaptation: $\mu_1 = \mu_2 = 0.1$ La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21} : $N = 64$ et 128 Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB
Algorithme TC-PU-NLMS Classique	Pas d'adaptation: $\mu_1 = \mu_2 = 0.1$ La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21} : $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB
Algorithme TC-VSS-PU-NLMS Proposé	Pas d'adaptation initiale : $\mu_{max1} = \mu_{max2} = 0.1$. $\gamma = 0.96$ La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21} : $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB
Algorithme TC-PU-RNLMS Proposé	Pas d'adaptation : $\mu_1 = \mu_2 = 0.1$ La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21} : $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 $\alpha_1 = 0.2$ et $\alpha_2 = 0.8$. $\beta_1 = \beta_1 = 80$ Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB
Algorithme TC-VSS-PU-RNLMS Proposé	Pas d'adaptation initiale : $\mu_{max1} = \mu_{max2} = 0.1$. $\gamma = 0.96$ La taille des filtres adaptatifs w_{12}, w_{21} : $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 $\alpha_1 = 0.2$ et $\alpha_2 = 0.8$. $\beta_1 = \beta_1 = 80$ Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB

3.5.1 Evaluation du système mismatch (SM)

Cette section présente les résultats comparatifs de l'évaluation du SM du deuxième filtre $w_{21}(k)$ pour chaque algorithme (l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques). Tous les paramètres des simulations sont donnés par le Tableau 3.4. La figure (3.4) présente les résultats d'évaluation du SM en utilisant le bruit blanc.

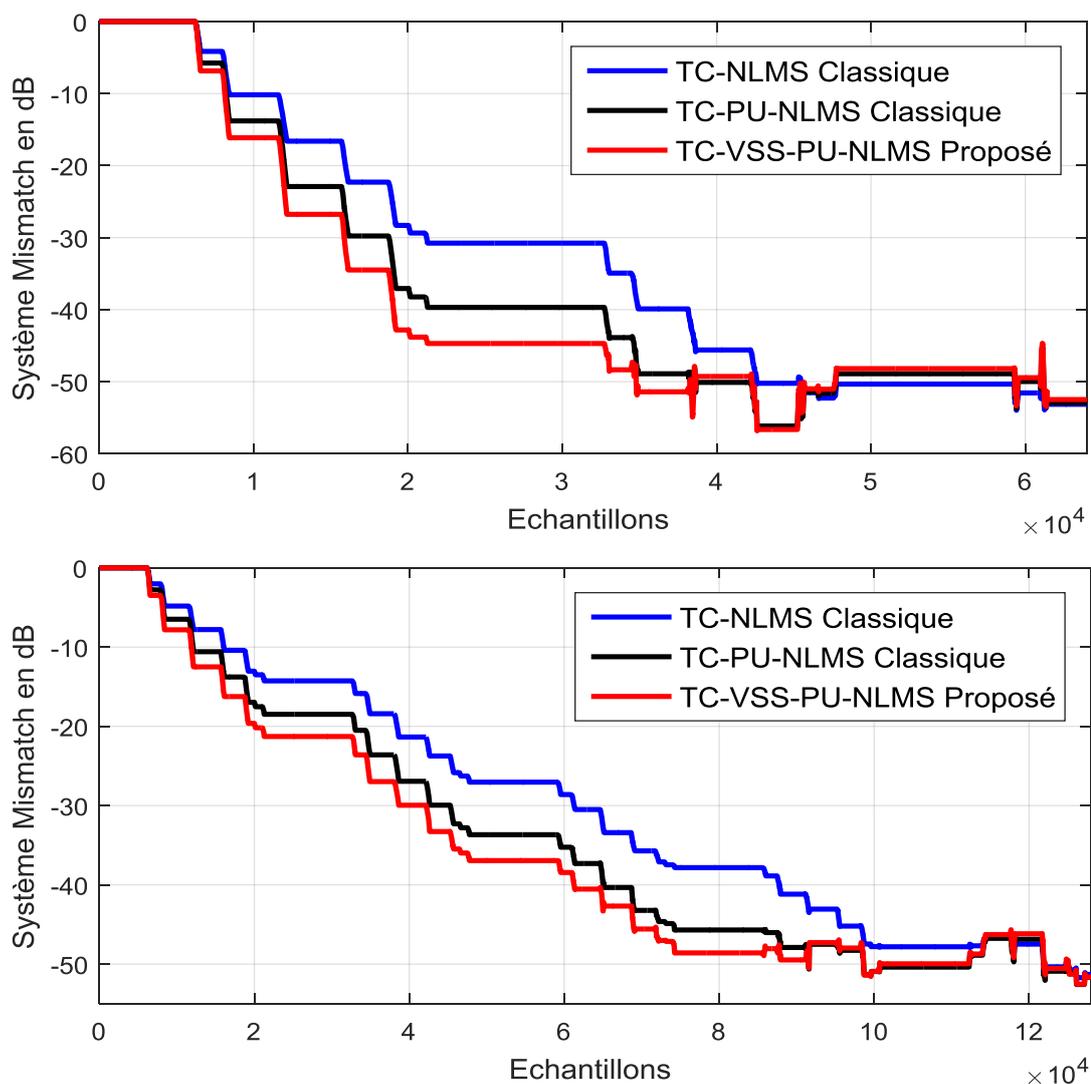


Figure 3.4 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-VSS-PU-NLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$ [en haut], $N = 128$ et $Nb = 120$ [en bas].

D'après les résultats rapportés dans la figure (3.4), nous remarquons que la vitesse de convergence et la taille de filtre sont inversement proportionnelles. Nous

remarquons aussi la supériorité de l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS en termes de vitesse de convergence par rapport aux deux algorithmes classiques, cette bonne performance est prouvée pour des différentes tailles de filtre adaptatif.

3.5.3 Evaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Dans cette section, nous présentons l'évaluation de l'EQM pour les trois algorithmes (l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques). Les paramètres de simulations pour chaque algorithme sont donnés par le Tableau 3.4. Deux types de bruit sont utilisés dans ces simulations (bruit blanc et bruit USASI). La figure (3.5) présente les résultats.

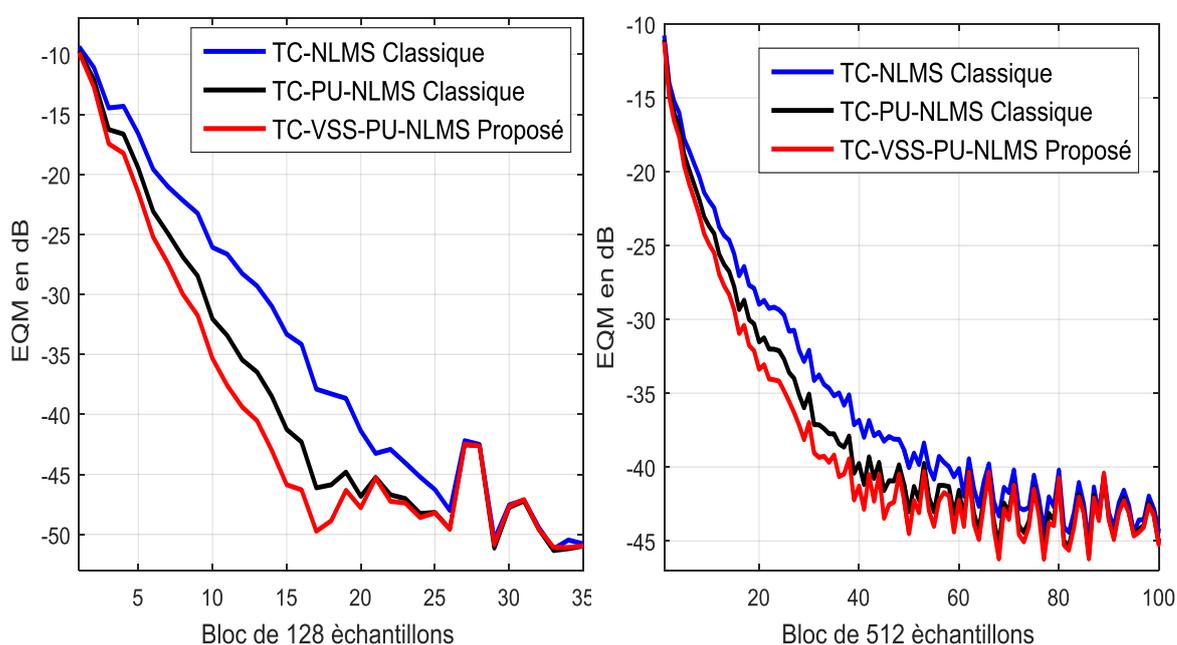


Figure 3.5 : Evaluation de l'EQM pour les algorithmes, (l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques) , $N = 64$ et $Nb = 60$,en utilisant le bruit blanc [à gauche] et en utilisant le bruit USASI [à droite].

Les résultats de l'évaluation de l'EQM illustrés à la figure (3.5) confirment la supériorité du l'algorithme proposé en termes de vitesse de convergence par rapport aux deux algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques.

3.5.4 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Dans cette section de simulations, nous allons présenter les résultats de l'évaluation du RSB de sortie obtenue par les trois algorithmes. Nous avons utilisé

les mêmes signaux de tests et les mêmes paramètres dans la section précédente. Dans la figure (3.6), nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB.

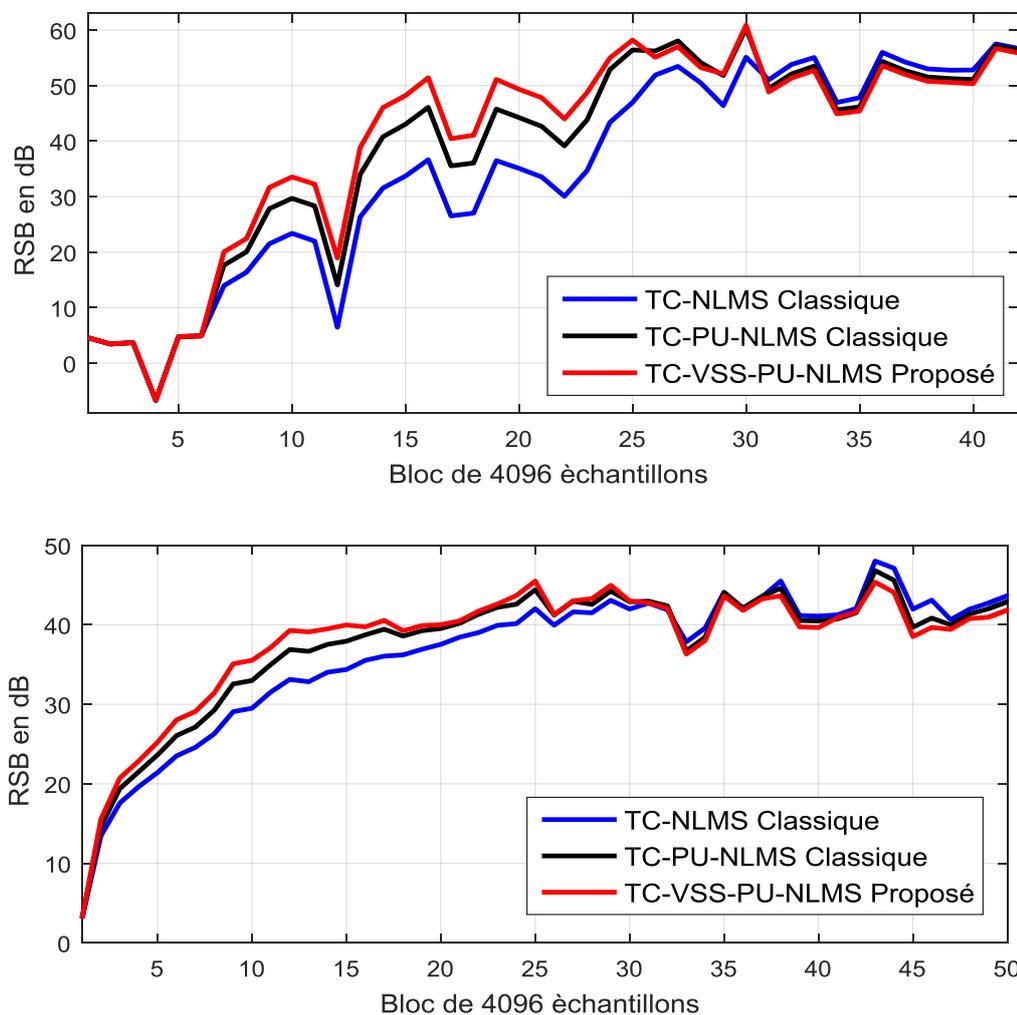


Figure 3.6 : Evaluation de RSB en sortie des algorithmes, (l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques), $N = 64$ et $Nb = 60$ en utilisant le bruit blanc [en haut], et en utilisant le bruit USASI [en bas].

D'après les résultats illustrés à la figure (3.6), il est clairement visible que les trois algorithmes donnent une bonne qualité du signal de parole rehaussé en sortie de traitement.

3.6 Résultat de simulation de l'algorithme TC- PU-RNLMS

Dans cette section, nous allons donner quelques résultats de simulations comparatifs entre l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé et deux versions classiques TC-NLMS, TC-PU-NLMS. Dans cette partie de simulations, nous avons utilisé les

mêmes signaux de tests et les mêmes critères de mesures décrits dans la section précédente.

3.6.1 Evaluation du système mismatch (SM)

Cette section présente les résultats comparatifs de l'évaluation du SM du deuxième filtre $w_{21}(k)$ pour les trois algorithmes (l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques). Tous les paramètres de simulations sont donnés par le Tableau 3.4. La figure (3.7) présente les résultats de l'évaluation du SM en utilisant le bruit blanc.

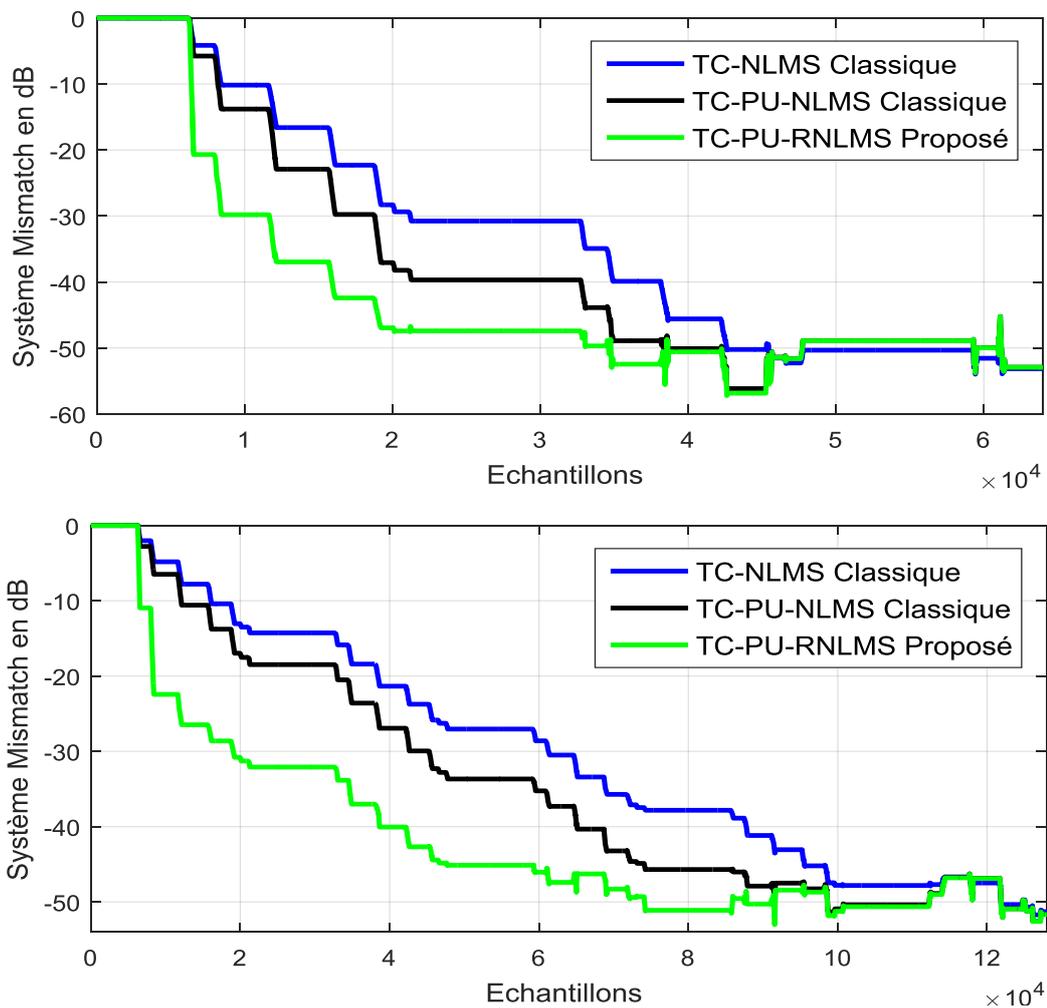


Figure 3.7 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-PU-RNLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$ [en haut], $N = 128$ et $Nb = 120$ [en bas].

3.6.2 Evaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Les résultats de l'évaluation de l'EQM pour les algorithmes TC-PU-RNLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques sont présentés dans cette section. Les paramètres de simulations pour chaque algorithme sont donnés par le Tableau 3.4. La figure (3.8) présente les résultats de l'évaluation de l'EQM.

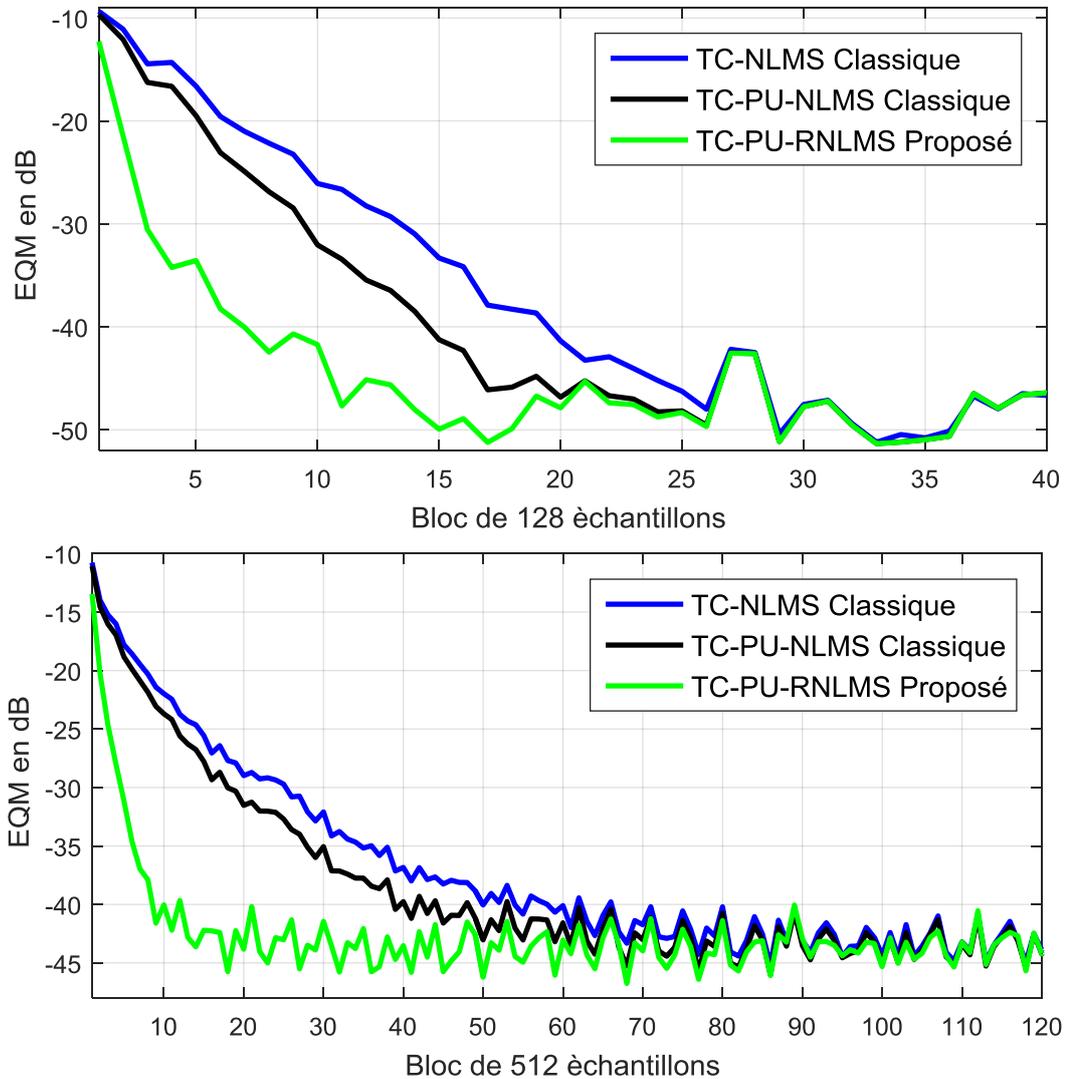


Figure 3.8 : Evaluation de l'EQM de l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$, en utilisant le bruit blanc [en haut], et en utilisant le bruit USASI [en bas].

D'après les résultats de l'évaluation du SM et EQM présentés respectivement dans les figures (3.7) et (3.8), nous remarquons que l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé a une vitesse de convergence supérieure à celle des algorithmes TC-NLMS et TC-PU-NLMS classiques.

3.6.3 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Afin de comparer les algorithmes TC-NLMS et TC-PU-NLMS classiques avec l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé en terme de qualité de signal estimé, nous présentons dans cette section les résultats de l'évaluation du RSB de sortie obtenue par les trois algorithmes. Nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes paramètres dans la section précédente. Dans la figure (3.9), nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB.

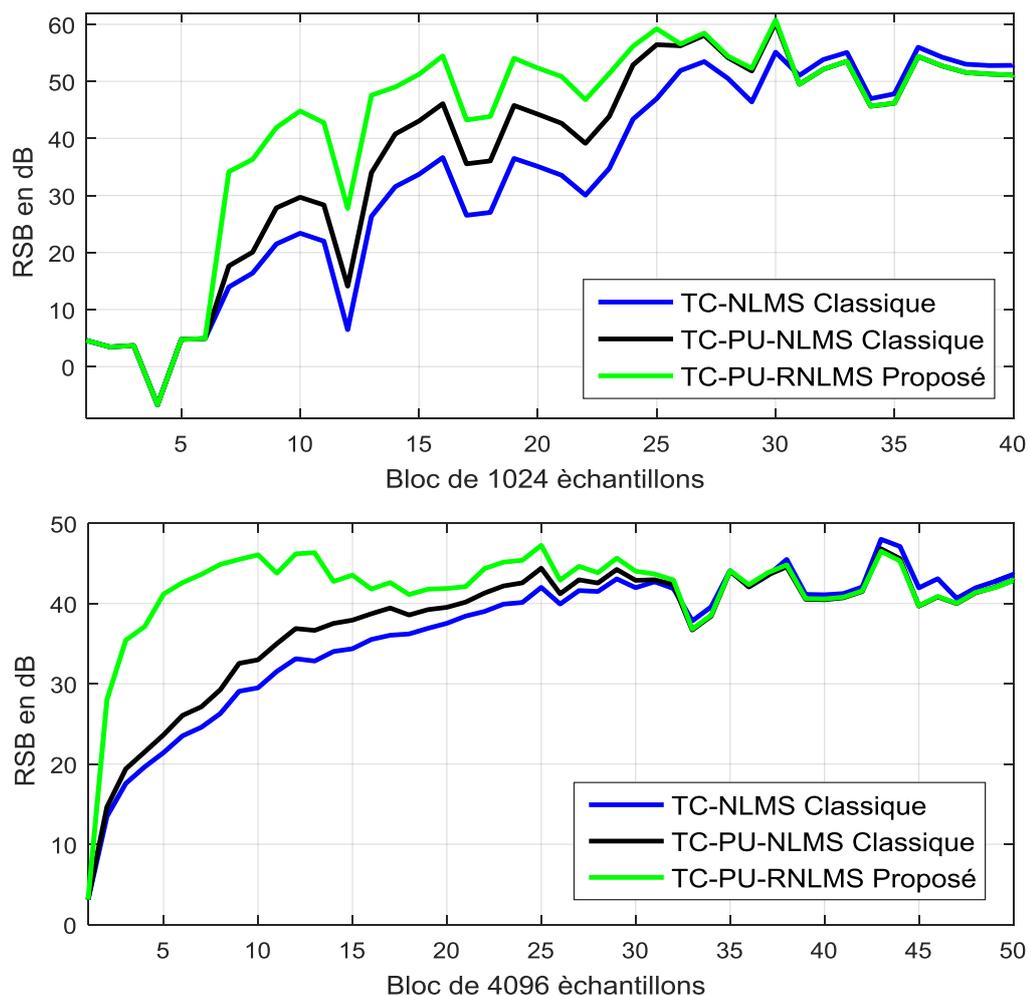


Figure 3.9 : Evaluation du RSB en sortie de l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$ en utilisant le bruit blanc [en haut], et en utilisant le bruit USASI [en bas].

Les résultats de l'évaluation du RSB illustrés à la figure (3.9) montrent que les trois algorithmes donnent la même bonne qualité du signal de parole estimé. Nous remarquons aussi que le niveau du RSB augmente plus rapidement en utilisant l'algorithme TC-PU-RNLMS proposé.

3.7 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS

Dans cette section, nous allons présenter quelques résultats de simulations comparatifs entre l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS et deux versions classiques TC-NLMS, TC-PU-NLMS. Les mêmes signaux de tests et les mêmes critères de mesures décrits dans la section précédente sont utilisés dans cette partie.

3.7.1 Evaluation du système mismatch (SM)

Cette section présente les résultats de l'évaluation du SM du deuxième filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-VSS-PU-NLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques. Tous les paramètres des simulations sont résumés dans le Tableau 3.4. La figure (3.10) présente les résultats de l'évaluation du SM en utilisant le bruit blanc.

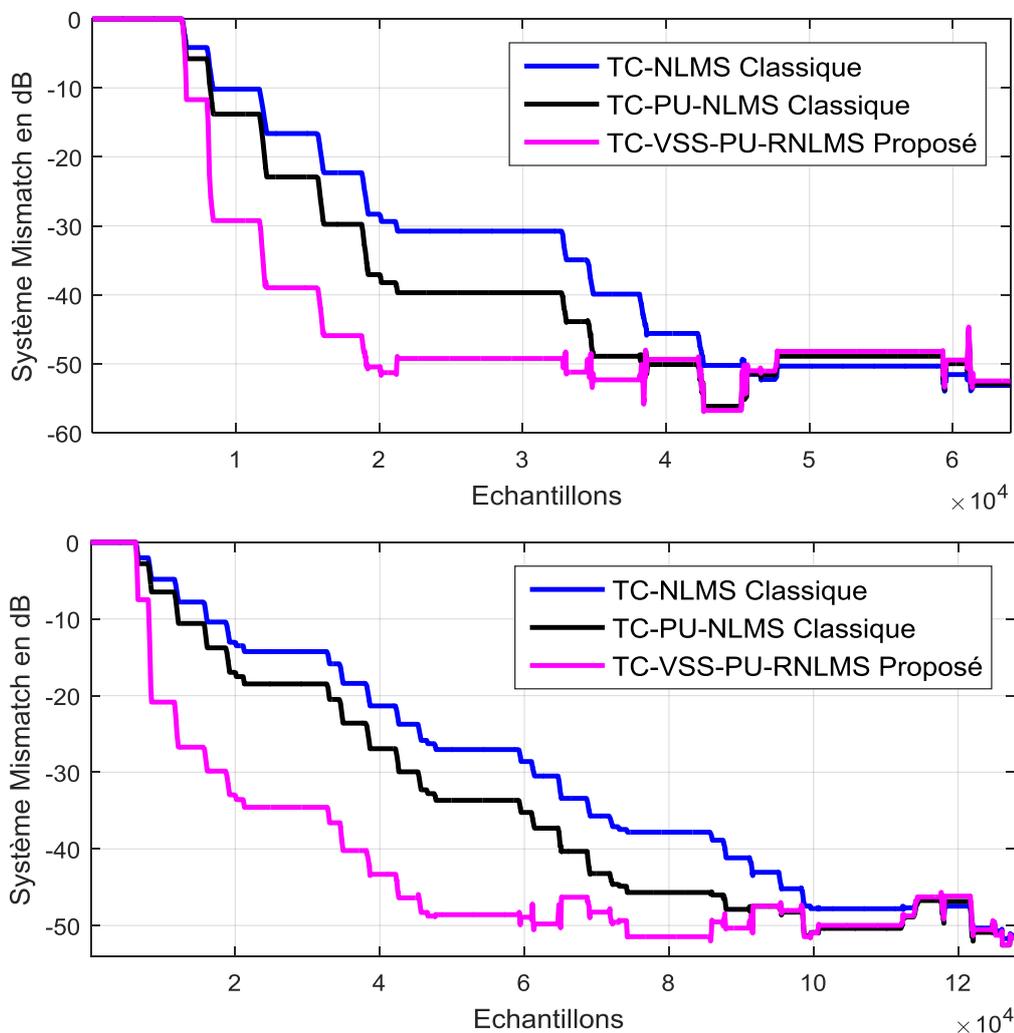


Figure 3.10 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour les algorithmes TC-VSS-PU-RNLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$ [en haut], $N = 128$ et $Nb = 120$ [en bas].

3.7.2 Evaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Les résultats de l'EQM pour les algorithmes TC-VSS-PU-RNLMS proposé, TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques sont présentés dans cette section. Les paramètres de simulations pour chaque algorithme sont donnés par le Tableau 3.4.

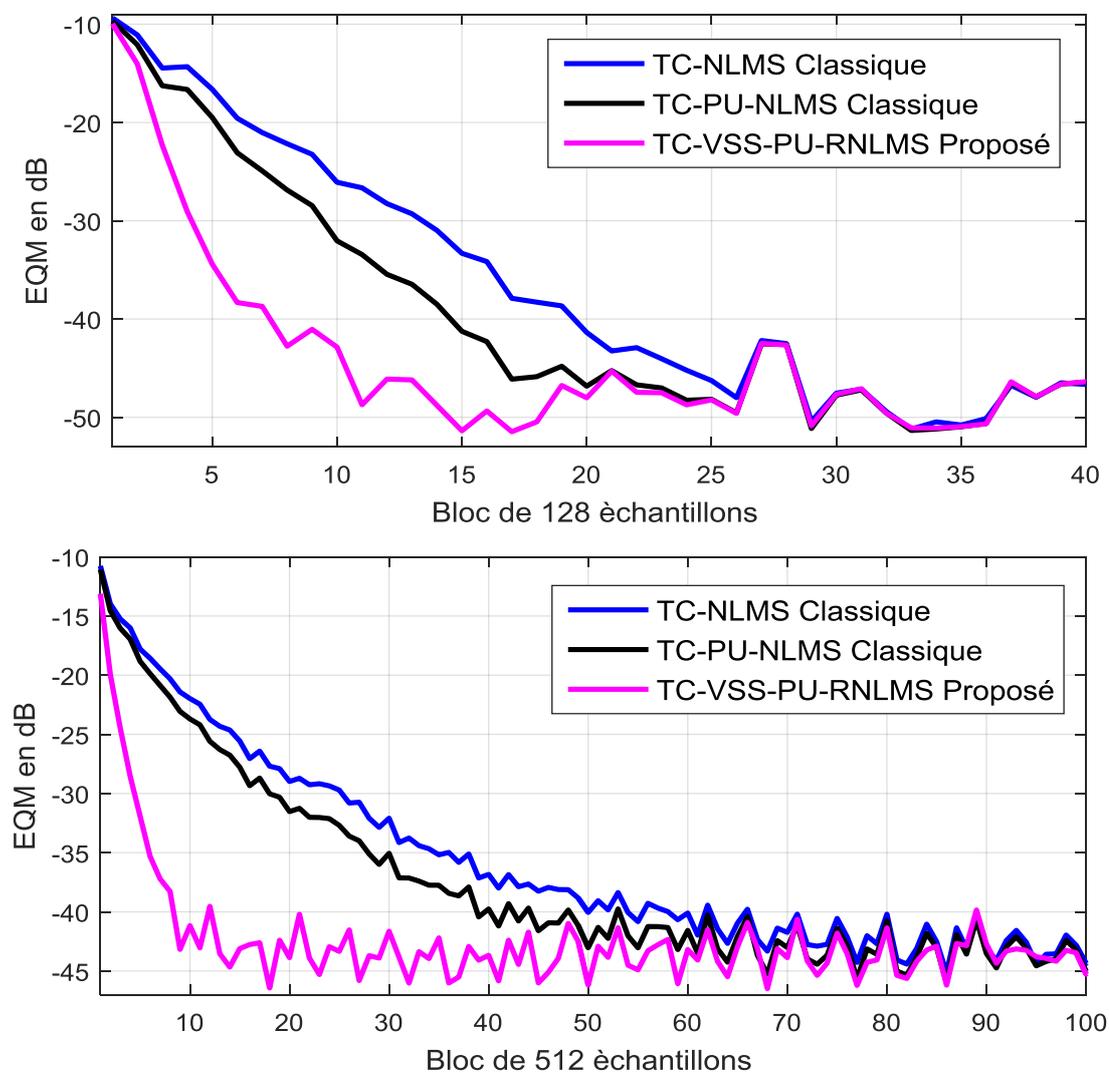


Figure 3.11 : Evaluation de l'EQM pour les algorithmes : TC-VSS-PU-RNLMS proposé et les algorithmes TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N = 64$, $Nb = 60$, en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].

Nous basons sur les résultats comparatifs de l'évaluation du SM et l'EQM illustrés respectivement dans les figures (3.10) et (3.11), il est clairement visible que les trois algorithmes (TC-VSS-PU-RNLMS, TC-PU-NLMS et TC-NLMS) convergent vers la solution optimale. Nous notons aussi la supériorité de notre algorithme proposé en termes de vitesse de convergence pour des différentes tailles de filtres

adaptatifs (128 et 64), des nombres de bloc (120 et 60) et des différents types de bruit (bruit blanc et USASI).

3.7.3 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Les résultats de l'évaluation du RSB en sortie des algorithmes TC-NLMS, TC-PU-NLMS classiques et TC-VSS-PU-RNLMS proposé sont présentés dans cette section. Nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes paramètres dans la section précédente. Dans la figure (3.12), nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB.

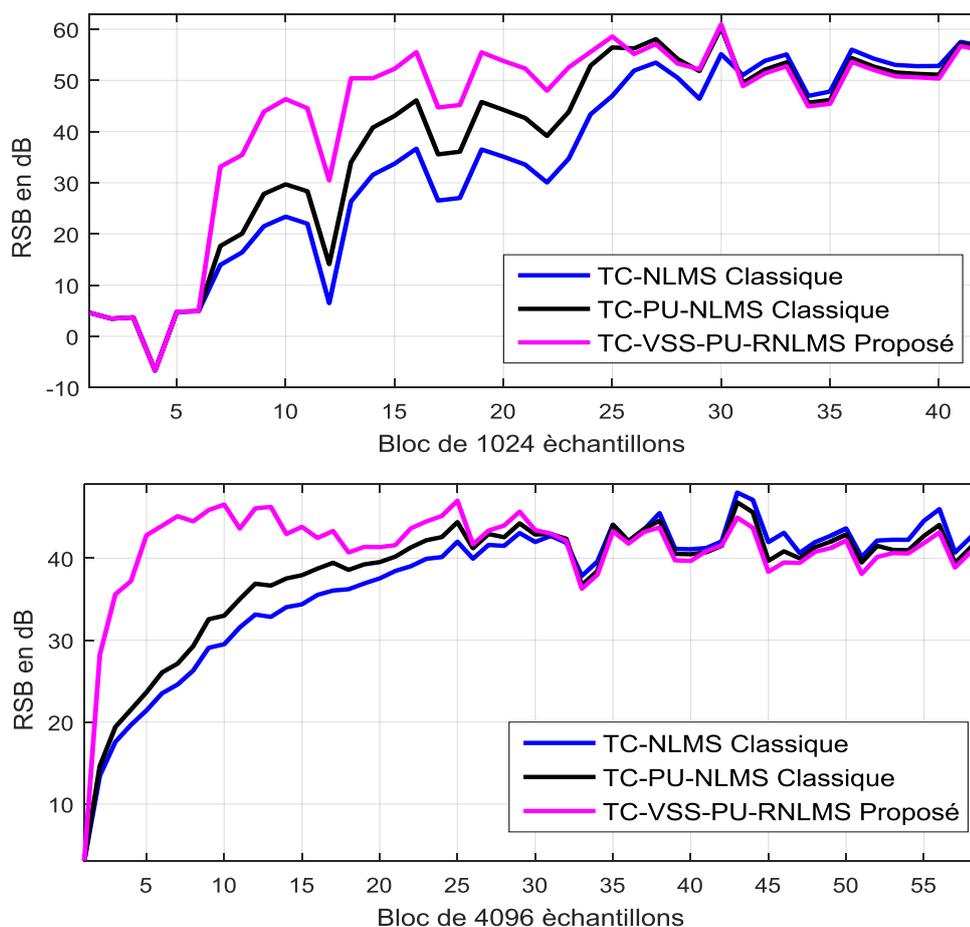


Figure 3.12 : Evaluation du RSB en sortie des algorithmes TC-VSS-PU-RNLMS proposé et TC-PU-NLMS et TC-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$ en utilisant le bruit blanc [le haut], et en utilisant le bruit USASI [le bas].

A partir des résultats du RSB illustrés dans la figure (3.12), nous remarquons que les trois algorithmes (TC-VSS-PU-RNLMS proposé, TC-NLMS et TC-PU-NLMS classiques) convergent vers presque le même niveau de RSB. Donc les trois algorithmes donnent la même qualité du signal de parole estimé à la sortie. Cette comparaison est montrée pour différents types de bruit (bruit blanc et USASI).

3.8 Résultats de comparaison entre les trois algorithmes proposés

Quelques résultats comparatifs entre les trois algorithmes présentés dans les sections précédentes (TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS et TC-VSS-PU-RNLMS) sont donnés dans cette section. Nous avons gardé les mêmes signaux (sources et mélanges) et les mêmes paramètres donnés dans le Tableau 3.4.

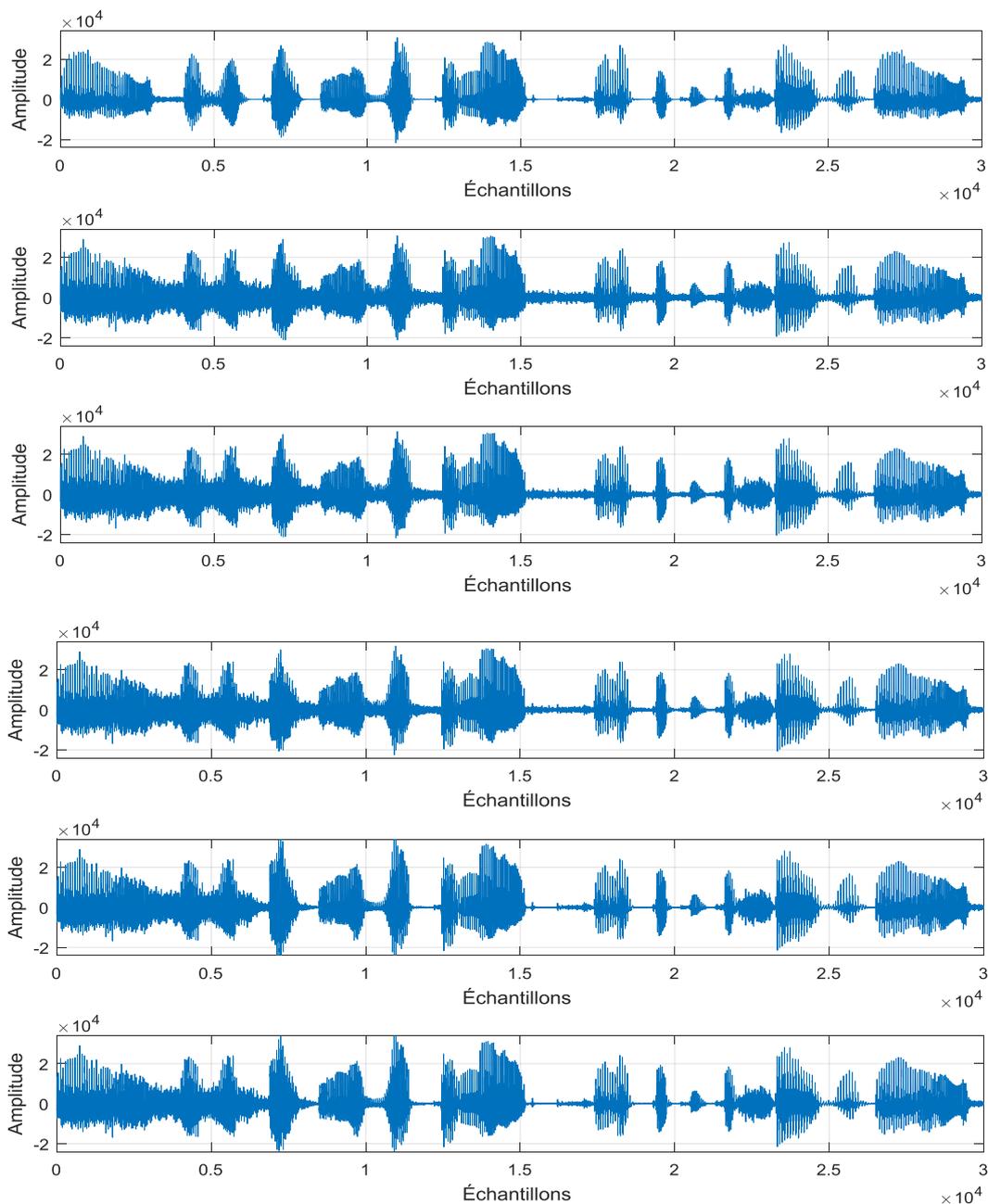


Figure 3.13 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, la parole estimée par les algorithmes : TC-NLMS classique, TC-PU-NLMS classique, TC-VSS-PU-NLMS proposé, TC-PU-RNLMS proposé et TC-VSS-PU-RNLMS proposé.

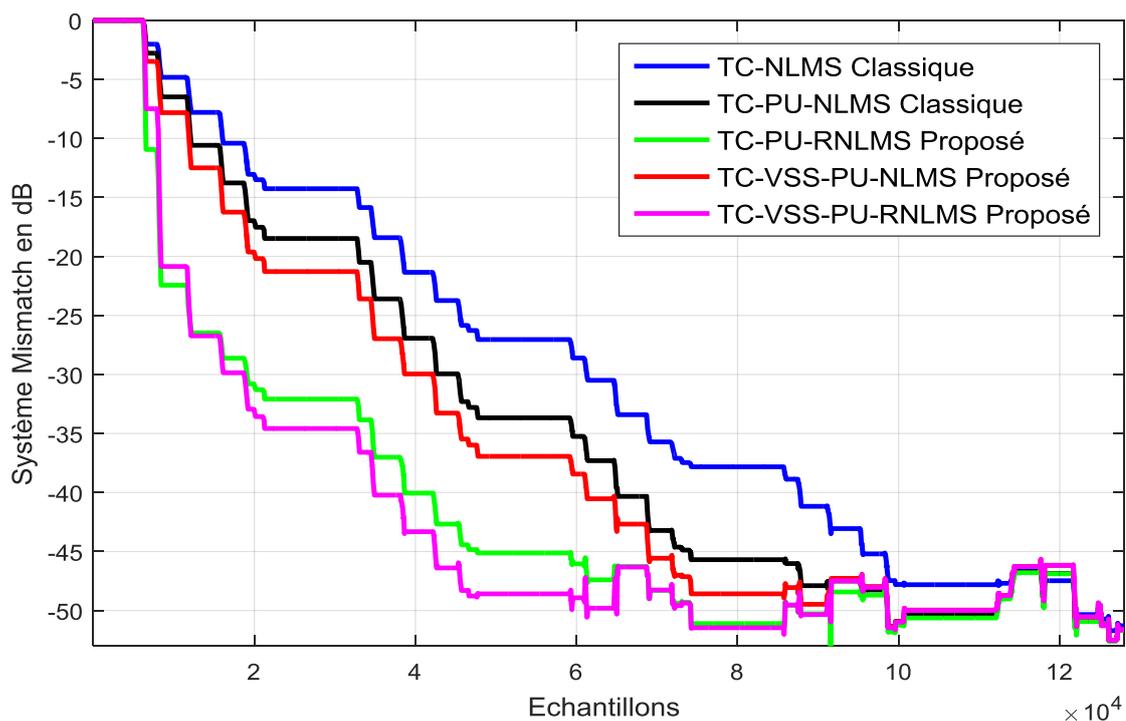


Figure 3.14 : Résultats comparatifs du SM pour les trois algorithmes proposés et les algorithmes classiques TC-NLMS, TC-PU-NLMS $N=128$ et $N_b=120$, avec le bruit blanc.

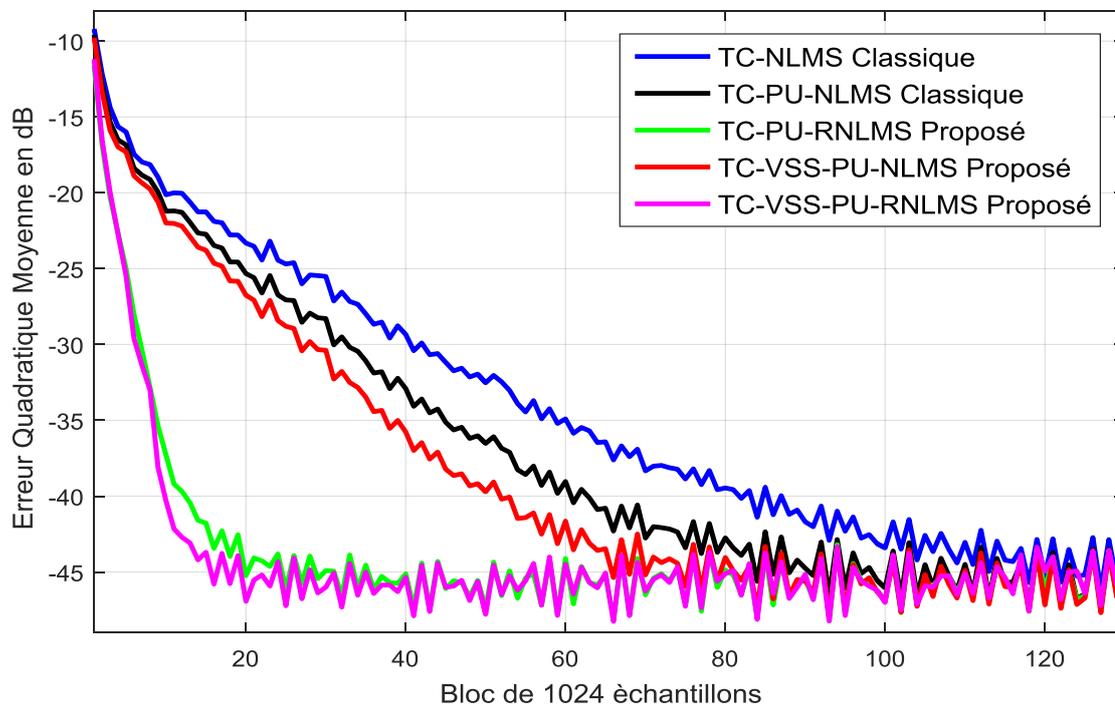


Figure 3.15 : Résultats comparatifs de l'EQM pour les trois algorithmes proposés et les algorithmes classiques TC-NLMS, TC-PU-NLMS $N=128$ et $N_b=120$, avec le bruit blanc.

D'après les résultats comparatifs de l'évaluation du SM et EQM, montrés dans les figures (3.14) et (3.15), on observe clairement la supériorité des trois algorithmes proposés en terme de vitesse de convergence devant les algorithmes classiques TC-NLMS et TC-PU-NLMS. Nous remarquons aussi que la vitesse de convergence de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS est supérieure à celle de l'algorithme TC-PU-RNLMS, et les deux derniers convergent plus rapidement que le TC-VSS-PU-NLMS proposé.

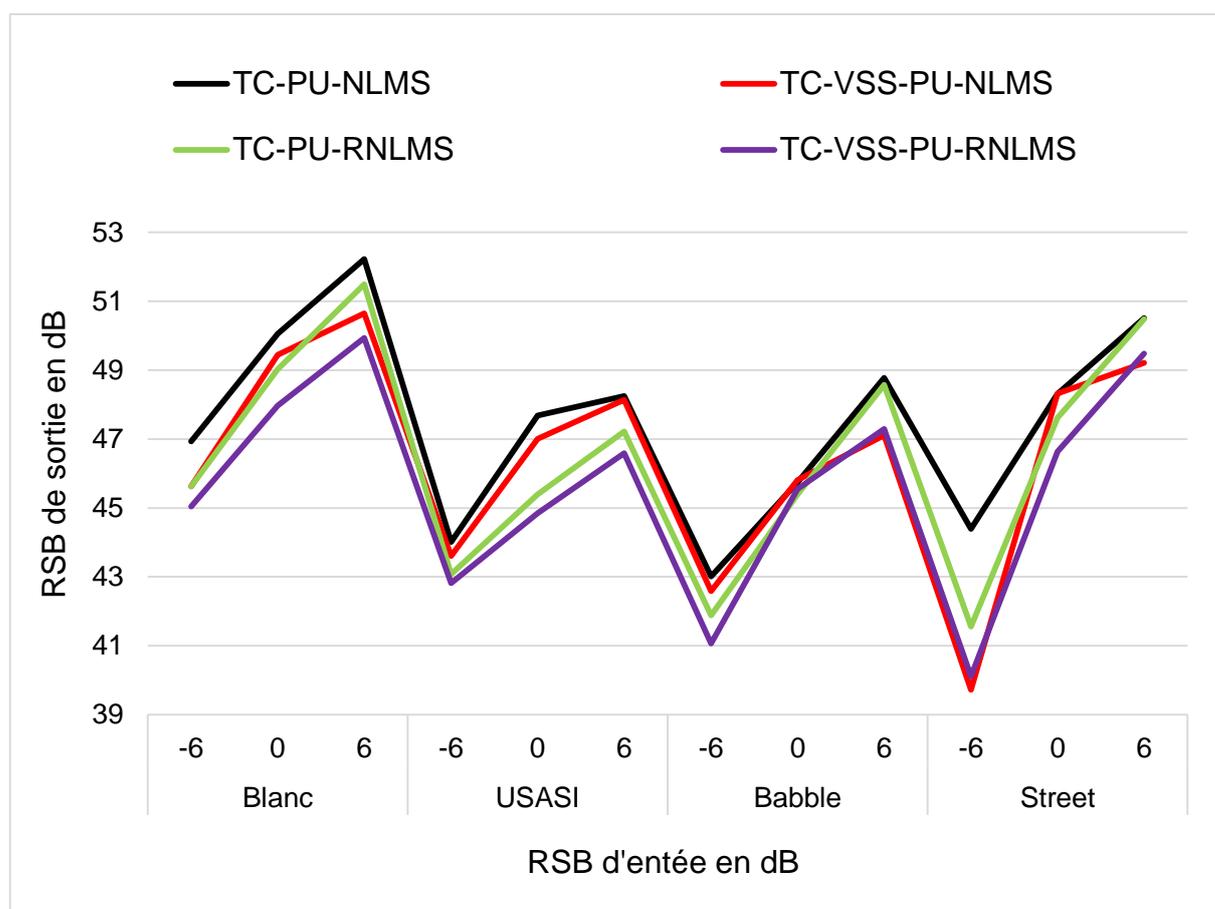


Figure 3.16 : Evaluation du RSB à la sortie des algorithmes, TC-PU-NLMS, TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS, TC-VSS-PU-RNLMS, pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.

La figure (3.16) présente l'évaluation du RSB en sortie des algorithmes, TC-PU-NLMS, TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS, TC-VSS-PU-RNLMS, pour différents bruits et différents RSB d'entrée. D'après les résultats montrés, nous notons que les quatre algorithmes donnent presque les mêmes RSB en sortie de

traitement, donc ils ont pratiquement la même qualité du signal estimé à la sortie de chaque algorithme.

3.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposés trois nouveaux algorithmes bi-capteurs de type partiel (TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS et TC-VSS-PU-RNLMS) pour la réduction de bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Les formulations mathématiques de chaque algorithme ont été données dans ce chapitre. Nous avons comparé chaque algorithme proposé avec les deux algorithmes bi-capteurs classiques TC-NLMS et TC-PU-NLMS. Pour une meilleure comparaison, nous avons évalué les critères : le système mismatch, l'erreur quadratique moyenne et le rapport signal à bruit en sortie de traitement. Les résultats de simulation ont montré les bonnes performances des trois algorithmes proposés par rapport aux algorithmes classiques. La comparaison entre les trois algorithmes proposés a été présentée. Les résultats de cette comparaison ont prouvé la supériorité des algorithmes TC-VSS-RNLMS et TC-PU-RNLMS sur l'algorithme TC-VSS-PU-NLMS proposé.

CHAPITRE 4
NOUVEAUX ALGORITHMES DU FILTRAGE
SELECTIF COMBINES AVEC LE FILTRAGE
PARTIEL BI-CAPTEURS

CHAPITRE 4

NOUVEAUX ALGORITHMES DU FILTRAGE SELECTIF COMBINES AVEC LE FILTRAGE PARTIEL BI-CAPTEURS

4.1 Introduction

L'implémentation d'un algorithme de filtrage adaptatif dépend essentiellement du nombre de coefficients du filtre adaptatif utilisé, de l'application désirée et du matériel choisi pour la mise en œuvre. Dans l'application de réduction du bruit acoustique, le filtre adaptatif peut nécessiter des centaines de coefficients. Ce grand nombre de coefficients de filtre peut nuire même à l'implémentation d'algorithmes de faible complexité de calcul, tel que l'algorithme du gradient normalisé NLMS. Au lieu de réduire l'ordre des filtres, on peut aussi choisir de ne mettre à jour qu'une partie du vecteur de coefficient de filtre adaptatif à chaque instant. Ces algorithmes sont appelés les algorithmes à mise à jour partielle (filtrage partiel). Ce type d'algorithme peut réduire la complexité de calcul et de garder les mêmes performances de celles de leurs homologues de mise à jour complète. Une autre approche efficace pour réduire la complexité du calcul est d'employer une approche de filtrage sélectif. Ces algorithmes emploient une fonction de sélection basée sur une contrainte d'erreur de sortie du filtre. Notre intérêt porte sur la combinaison des deux approches (filtrage sélectif et filtrage partiel).

Dans ce chapitre, nous proposons trois versions de l'algorithme NLMS bi-capteurs de filtrage de sélection combinés avec le filtrage partiel dédiés à la réduction du bruit acoustique. Nous présentons également les résultats de simulation pour chaque algorithme proposé. Quelques résultats comparatifs entre les trois algorithmes proposés sont présentés à la fin de ce chapitre.

4.2 **Nouvel algorithme NLMS bi-capteurs de filtrage sélectif combiné avec le filtrage partiel à pas variable (TC-VSS-SM-PU-NLMS)**

Dans cette section, nous présentons une nouvelle version de l'algorithme bi-capteurs de filtrage sélectif combiné avec le filtrage partiel TC-VSS-SM-PU-NLMS

pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Premièrement, nous considérons un mélange convolutif simplifié présenté dans la section 1.5.1. Les signaux observés de ce mélange convolutif $p_1(k)$ et $p_2(k)$ seront injectés dans une nouvelle structure de séparation aveugle de sources directe.

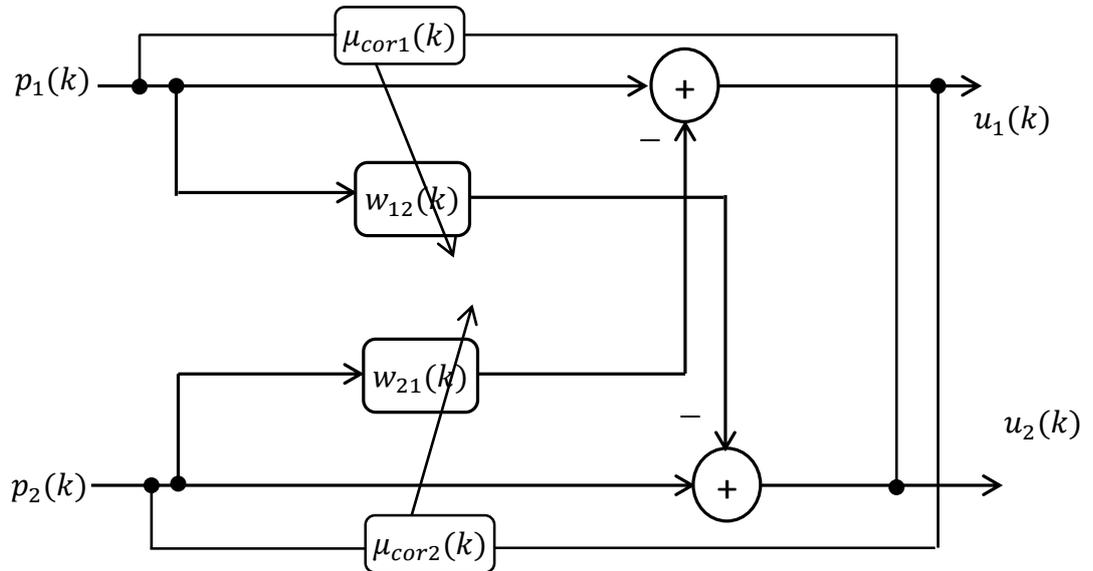


Figure 4.1 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS.

Les signaux de sortie de cette structure $u_1(k)$ et $u_2(k)$ sont donnés par les deux relations suivantes :

$$u_1(k) = p_1(k) - p_2(k) * w_{21}(k) \quad (4.1)$$

$$u_2(k) = p_2(k) - p_1(k) * w_{12}(k) \quad (4.2)$$

L'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS est la combinaison de deux techniques. La première est le filtrage sélectif. Ce dernier est basé essentiellement sur un test pour vérifier si l'estimation de $w_{21}(k)$ et $w_{12}(k)$ se situent respectivement en dehors des ensembles de contrainte $\mathbf{H}_1(k)$ et $\mathbf{H}_2(k)$ qui sont donnés par :

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_1(k) &= \{ \mathbf{w}_{21}(k) \in R^N : |p_1(k) - p_2(k) * w_{21}(k)| \leq \gamma_1 \} \\ &= \{ \mathbf{w}_{21}(k) \in R^N : |u_1(k)| \leq \gamma_1 \} \end{aligned} \quad (4.3)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{H}_2(k) &= \{ \mathbf{w}_{12}(k) \in R^N : |p_2(k) - p_1(k) * w_{12}(k)| \leq \gamma_2 \} \\ &= \{ \mathbf{w}_{12}(k) \in R^N : |u_2(k)| \leq \gamma_2 \} \end{aligned} \quad (4.4)$$

La deuxième technique est basée sur le filtrage partiel. Dans cette technique, notre intérêt porte sur la mise à jour de que Nb blocs. Ces blocs sont pris parmi l'ensemble $\{1, 2 \dots B - 1, B\}$. Les vecteurs de mis à jour des filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont obtenus respectivement en minimisant les distances Euclidiennes $\|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k - 1)\|^2$ et $\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k - 1)\|^2$ avec des contraintes supplémentaires de zéro erreur a posteriori [76].

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \min_{\mathbf{w}_{12}} \|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k - 1)\|^2 \quad (4.5)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \min_{\mathbf{w}_{21}} \|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k - 1)\|^2 \quad (4.6)$$

Dans le but de sélectionner parmi les B seulement Nb blocs, nous utilisons une matrice de sélection $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$. Les éléments $i(k)$ sont des matrices d'identités de taille $L \times L$. La matrice sélective $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$ est donnée comme suit [76]:

$$\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)} = \begin{bmatrix} i_1(k) & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & i_2(k) & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & i_{B-1}(k) & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & i_B(k) \end{bmatrix} \quad (4.7)$$

L'opération de la multiplication entre le signal et la matrice sélective $\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$ permet de sélectionner parmi les B seulement Nb blocs. En résolvant les problèmes d'optimisation par la méthode des multiplicateurs de Lagrange, nous obtenons les fonctions de coût suivantes :

$$f_1(\mathbf{w}_{12}, \lambda_{11}, \boldsymbol{\lambda}_{12}) = \|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k - 1)\|^2 + \lambda_{11} (\mathbf{p}_2(k) - \mathbf{p}_1^T(k) \mathbf{w}_{12}(k)) + \boldsymbol{\lambda}_{12} \tilde{\mathbf{A}}_{1I_{Nb}(k)} (\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k - 1)) \quad (4.8)$$

$$f_2(\mathbf{w}_{21}, \lambda_{21}, \boldsymbol{\lambda}_{22}) = \|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k - 1)\|^2 + \lambda_{21} (\mathbf{p}_1(k) - \mathbf{p}_2^T(k) \mathbf{w}_{21}(k)) + \boldsymbol{\lambda}_{22} \tilde{\mathbf{A}}_{2I_{Nb}(k)} (\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k - 1)) \quad (4.9)$$

Où λ_{11} , λ_{21} sont des scalaires et $\boldsymbol{\lambda}_{12}$, $\boldsymbol{\lambda}_{22}$ sont des vecteurs. La déviation de ces fonctions coûts f_1 et f_2 respectivement par rapport

à $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ en les mettant égales à zéro. Après des simplifications et la combinaison des deux idées (filtrage de sélection et filtrage partiel), nous donnons les deux relations de mise à jour suivantes [76]:

$$w_{12}(k) = \begin{cases} w_{12}(k-1) + \mu_{cor1}(k-1) \frac{u_2(k)p_1(k)A_{1Nb}(k)}{\|A_{1Nb}(k)p_1(k)\|^2} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ w_{12}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.10)$$

$$w_{21}(k) = \begin{cases} w_{21}(k-1) + \mu_{cor2}(k-1) \frac{u_1(k)p_2(k)A_{2Nb}(k)}{\|A_{2Nb}(k)p_2(k)\|^2} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ w_{21}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.11)$$

où $\mu_{cor1}(k-1)$ et $\mu_{cor2}(k-1)$ désignent les pas d'adaptation variables. Dans l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS, nous proposons de contrôler le pas d'adaptation variable $\mu_{cor1}(k-1)$ par l'inter-corrélation entre le signal estimé, $u_2(k)$ (bruit estimé) et le mélange produit dans la voix 1, $p_1(k)$ et de même manière, le pas d'adaptation variable $\mu_{cor2}(k-1)$ est contrôlé par l'inter-corrélation entre le signal estimé $u_1(k)$ (la parole estimé) et le mélange produit dans la deuxième voix $p_2(k)$. Les équations de $\mu_{cor1}(k-1)$ et $\mu_{cor2}(k-1)$ donnés par les relations suivantes :

$$\mu_{cor1}(k) = \begin{cases} \mu_{cor1}(k-1) - \frac{\gamma_1}{\|p_1^T(k)u_2(k)\|} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ \mu_{cor1}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.12)$$

$$\mu_{cor2}(k) = \begin{cases} \mu_{cor2}(k-1) - \frac{\gamma_2}{\|p_2^T(k)u_1(k)\|} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ \mu_{cor2}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.13)$$

Les coefficients des filtres sont mis à jour respectivement si et seulement si le signal d'erreur est absolument supérieur à l'erreur seuil. Le résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS est présenté dans le Tableau 4.1.

Table 4.1 : Résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS

Début	
Initialisation:	
$s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \gamma_1, \gamma_2, h_{21}(k), h_{12}(k)$	
Mélange convolutif	
$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$	$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$
Pour $k = 1, 2, \dots$	
Estimation des signaux de sortie	
$u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_2(k)$	$u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1)\mathbf{p}_1(k)$
$[\mathbf{p}_1, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_1), \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_1(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
$[\mathbf{p}_2, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_2), \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_2(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
Test pour la voix une	
Si $ u_2(k) > \gamma_1$	
Equation de mise à jour	
$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{cor1}(k-1) \frac{u_2(k)\mathbf{A}_{1INb(k)}\mathbf{p}_1(k)}{\ \mathbf{A}_{1INb(k)}\mathbf{p}_1(k)\ ^2}$	
Calcul du pas d'adaptation	
$\mu_{cor1}(k) = \mu_{cor1}(k-1) - \frac{\gamma_1}{\ \mathbf{p}_1^T(k)u_2(k)\ }$	
Sinon	
$\mu_{cor1}(k) = \mu_{cor1}(k-1) \quad \mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1)$	
Fin	
Test pour la voix deux	
Si $ u_1(k) > \gamma_2$	
Equation de mise à jour	
$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{cor2}(k-1) \frac{u_1(k)\mathbf{A}_{2INb(k)}\mathbf{p}_2(k)}{\ \mathbf{A}_{2INb(k)}\mathbf{p}_2(k)\ ^2}$	
Calcul du pas d'adaptation	
$\mu_{cor2}(k) = \mu_{cor2}(k-1) - \frac{\gamma_2}{\ \mathbf{p}_2^T(k)u_1(k)\ }$	
Sinon	
$\mu_{cor2}(k) = \mu_{cor2}(k-1) \quad \mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1)$	
Fin.	

4.3 Algorithme bi-capteurs de filtrage sélectif combiné avec le filtrage partiel régularisé (TC-SM-PU-RNLMS)

Cette section décrit les formulations mathématiques d'un nouvel algorithme proposé (TC-SM-PU-RNLMS). Nous gardons les deux principales idées de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS présenté dans la section 4.2, nous cherchons toujours à minimiser la distance Euclidienne $\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2$

respectivement $\|\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)\|^2$ avec zéro erreur et la contrainte de vérification si l'estimation de $\mathbf{w}_{21}(k)$ appartient à l'ensemble $\mathbf{H}_1(k)$ et l'estimation de $\mathbf{w}_{12}(k)$ appartient à l'ensemble $\mathbf{H}_2(k)$, ces ensembles $\mathbf{H}_1(k)$ et $\mathbf{H}_2(k)$ sont donnés respectivement par les relations (4.3) et (4.4). Dans l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé, les pas d'adaptations $\mu_1(k)$ et $\mu_2(k)$ sont contrôlés par le module des signaux de sortie $u_2(k)$ et $u_1(k)$. Les deux pas d'adaptations $\mu_1(k)$ et $\mu_2(k)$ sont donnés par [76]:

$$\mu_1(k) = \begin{cases} \mu_1(k-1) - \frac{\gamma_1}{\|u_2(k)\|} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ \mu_1(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.14)$$

$$\mu_2(k) = \begin{cases} \mu_2(k-1) - \frac{\gamma_2}{\|u_1(k)\|} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ \mu_2(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.15)$$

Sachant de ne mettre à jour que Nb blocs parmi les B blocs. La normalisation proposée sur la mise à jour des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{12}(k)$ est combinée par l'énergie de signal du mélange de la voix 1, $\|\mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_1(k)\|^2$, et l'énergie du bruit estimé, $\|\mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)}\mathbf{u}_2(k)\|^2$. De même manière, la normalisation des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{21}(k)$ est faite par une combinaison entre l'énergie du signal de mélange de la voix 2, $\|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_2(k)\|^2$, et l'énergie du signal de parole estimé $\|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)}\mathbf{u}_1(k)\|^2$. Cette combinaison utilise les deux paramètres α_1 et α_2 pour contrôler la contribution de chaque partie. Les équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont données par les deux restions suivantes [76]:

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \begin{cases} \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k-1) \frac{u_2(k)\mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_1(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1\|\mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_1(k)\|^2 + \alpha_2\|\mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)}\mathbf{u}_2(k)\|^2} & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ \mathbf{w}_{12}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.16)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \begin{cases} \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k-1) \frac{u_1(k)\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_2(k)(\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1\|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_2(k)\|^2 + \alpha_2\|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)}\mathbf{u}_1(k)\|^2} & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ \mathbf{w}_{21}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.17)$$

où $\mu_1(k-1)$ et $\mu_2(k-1)$ sont les pas d'adaptation donnés par les équations (4.14) et (4.15). Le résumé de l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS est présenté dans le Tableau 4.2 [76].

Table 4.2 : Résumé de l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS

Début	
Initialisation:	
$s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \gamma_1, \gamma_2, h_{21}(k), h_{12}(k), \alpha_1, \alpha_2$	
Mélange convolutif	
$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$	$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$
Pour $k = 1, 2, \dots$	
Estimation des signaux de sortie	
$u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_2(k)$	$u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1)\mathbf{p}_1(k)$
$[\mathbf{p}_1, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_1), \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_1(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
$[\mathbf{p}_2, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_2), \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_2(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
Test pour la voix une	
Si $ u_2(k) > \gamma_1$	
Equation de mise à jour	
Si $ u_2(k) < 5 \cdot \gamma_1$ $\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$ Fin	
$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k-1) \frac{u_2(k) \mathbf{A}_{1 Nb(k)} \mathbf{p}_1(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{1 Nb(k)} \mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{1 Nb(k)} \mathbf{u}_2(k)\ ^2}$	
Calcul du pas d'adaptation	
$\mu_1(k) = \mu_1(k-1) - \frac{\gamma_1}{\ u_2(k)\ }$	
Sinon	
$\mu_1(k) = \mu_2(k-1)$	$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1)$
Fin	
Test pour la voix deux	
Si $ u_1(k) > \gamma_2$	
Equation de mise à jour	
Si $ u_1(k) < 5 \cdot \gamma_2$ $\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$ Fin	
$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k-1) \frac{u_1(k) \mathbf{A}_{2 Nb(k)} \mathbf{p}_2(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{2 Nb(k)} \mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{2 Nb(k)} \mathbf{u}_1(k)\ ^2}$	
Calcul du pas d'adaptation	
$\mu_2(k) = \mu_2(k-1) - \frac{\gamma_2}{\ u_1(k)\ }$	
Sinon	
$\mu_2(k) = \mu_2(k-1)$	$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1)$
Fin	

4.4 Algorithme SM-PU-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variables (TC-VSS-SM-PU-RNLMS)

L'algorithme SM-PU-NLMS bi-capteurs régularisé à pas variables est la combinaison de deux algorithmes. Le premier est l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS présenté dans la section 4.2. Cet algorithme a pour but de contrôler les pas d'adaptations $\mu_{cor1}(k)$ en fonction de l'inter-corrélation entre le signal estimé $u_2(k)$ (bruit estimé) et le mélange produit dans la première voie $p_1(k)$ et de même manière contrôler $\mu_{cor2}(k)$ par l'inter-corrélation entre le signal estimé $u_1(k)$ (la parole estimé) et le mélange produit dans la voie $p_2(k)$. Le deuxième algorithme appelé TC-SM-PU-RNLMS et présenté dans la section 4.3. L'idée de cet algorithme est de normaliser l'énergie du NLMS par une proportion de deux énergies. La normalisation proposée sur la mise à jour des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{12}(k)$ est combinée par l'énergie du signal de mélange de la voie 1, $\|\mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_1(k)\|^2$, et l'énergie du bruit estimé, $\|\mathbf{A}_{1I_{Nb}(k)}\mathbf{u}_2(k)\|^2$. De même manière, la normalisation des coefficients du filtre $\mathbf{w}_{21}(k)$ est faite par une combinaison entre l'énergie du signal de mélange de la voie 2, $\|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)}\mathbf{p}_2(k)\|^2$, et l'énergie du signal de parole estimé $\|\mathbf{A}_{2I_{Nb}(k)}\mathbf{u}_1(k)\|^2$.

Cette combinaison utilise les deux paramètres α_1 et α_2 pour contrôler la contribution de chaque partie. Un schéma détaillé de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS est illustré dans la figure (4.2).

Les équations de mise à jour des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont données respectivement par les relations suivantes [76]:

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \begin{cases} \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{cor1}(k-1)\beta_1(k) & \text{si } |u_2(k)| > \gamma_1 \\ \mathbf{w}_{12}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.18)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \begin{cases} \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{cor2}(k-1)\beta_2(k) & \text{si } |u_1(k)| > \gamma_2 \\ \mathbf{w}_{21}(k-1) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.19)$$

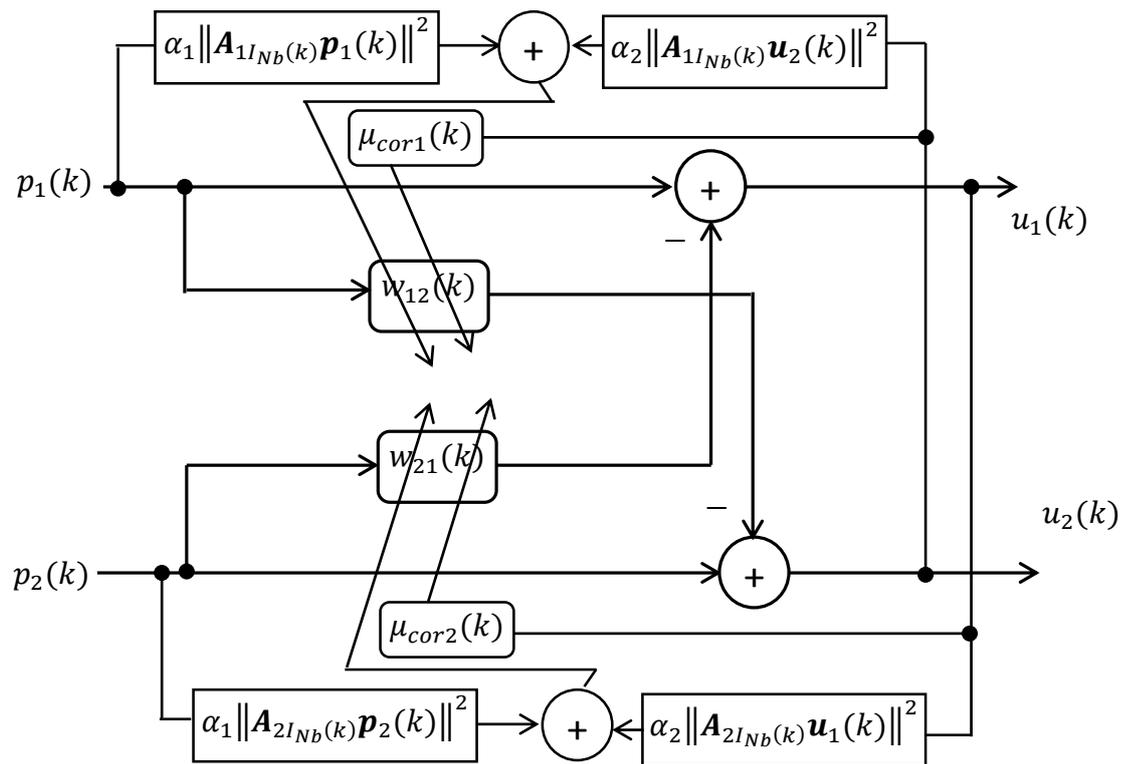


Figure 4.2 : Structure détaillée de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS.

avec $\beta_1(k)$ et $\beta_2(k)$ sont donnés par :

$$\beta_1(k) = \frac{u_2(k) A_{1INb}(k) p_1(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|A_{1INb}(k) p_1(k)\|^2 + \alpha_2 \|A_{1INb}(k) u_2(k)\|^2} \quad (4.20)$$

$$\beta_2(k) = \frac{u_1(k) A_{2INb}(k) p_2(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \|A_{2INb}(k) p_2(k)\|^2 + \alpha_2 \|A_{2INb}(k) u_1(k)\|^2} \quad (4.21)$$

où $\mu_{cor1}(k)$ et $\mu_{cor2}(k)$ représentent les pas d'adaptations variables et qui sont donnés respectivement par les deux relations (4.12) et (4.13). Un résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé est présenté dans le tableau suivant :

Table 4.3 : Résumé de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS

Début	
Initialisation:	
$s(k), b(k), RSB_1, RSB_2, \gamma_1, \gamma_2, h_{21}(k), h_{12}(k), \alpha_1, \alpha_2$	
Mélange convolutif	
$p_1(k) = s(k) + b(k) * h_{21}(k)$	$p_2(k) = b(k) + s(k) * h_{12}(k)$
Pour $k = 1, 2, \dots$	
Estimation des signaux de sortie	
$u_1(k) = p_1(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_2(k)$	$u_2(k) = p_2(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1)\mathbf{p}_1(k)$
$[\mathbf{p}_1, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_1), \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_1(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
$[\mathbf{p}_2, i] = \text{sort}(\mathbf{p}_2), \mathbf{p}_2 = \mathbf{p}_2(N:-1:1)$	Commencer par la plus grande énergie
Test pour la voix une	
Si $ u_2(k) > \gamma_1$	
Equation de mise à jour	
Si $ u_2(k) < 5 \cdot \gamma_1$	Fin
$\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$	
$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_1(k-1) \frac{u_2(k) \mathbf{A}_{1INb(k)} \mathbf{p}_1(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{1INb(k)} \mathbf{p}_1(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{1INb(k)} \mathbf{u}_2(k)\ ^2}$	
Calcul du pas d'adaptation	
$\mu_{cor1}(k) = \mu_{cor1}(k-1) - \frac{\gamma_1}{\ \mathbf{p}_1^T(k) \mathbf{u}_2(k)\ }$	
Sinon	
$\mu_1(k) = \mu_2(k-1)$	$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1)$
Fin	
Test pour la voix deux	
Si $ u_1(k) > \gamma_2$	
Equation de mise à jour	
Si $ u_1(k) < 5 \cdot \gamma_1$	Fin
$\alpha_1 = 1$ et $\alpha_2 = 0$	
$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_2(k-1) \frac{u_1(k) \mathbf{A}_{2INb(k)} \mathbf{p}_2(k) (\alpha_1 + \alpha_2)}{\alpha_1 \ \mathbf{A}_{2INb(k)} \mathbf{p}_2(k)\ ^2 + \alpha_2 \ \mathbf{A}_{2INb(k)} \mathbf{u}_1(k)\ ^2}$	
Calcul du pas d'adaptation	
$\mu_{cor2}(k) = \mu_{cor2}(k-1) - \frac{\gamma_2}{\ \mathbf{p}_2^T(k) \mathbf{u}_1(k)\ }$	
Sinon	
$\mu_2(k) = \mu_2(k-1)$	$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1)$
Fin	

4.5 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS

Dans cette section, nous présentons les résultats de simulations de l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS en comparant avec l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique. Nous avons utilisé les mêmes signaux de sources $s(k)$ et $b(k)$

présentés dans la section 2.5. Nous avons évalué les mêmes critères objectifs présentés dans le chapitre 2. Les paramètres de simulations de chaque algorithme sont donnés par le Tableau 4.4.

Tableau 4.4. Paramètres de simulations des algorithmes TC-SM-PU-NLMS, TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-SM-PU-RNLMS et TC-VSS-SM-PU-RNLMS.

Algorithmes	Paramètres de simulation
Algorithme TC-SM-PU-NLMS Classique	La taille des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}, \mathbf{w}_{21}$: $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$
Algorithme TC-VSS-SM-PU- NLMS Proposé	La taille des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}, \mathbf{w}_{21}$: $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$
Algorithme TC-SM-PU-RNLMS Proposé	La taille des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}, \mathbf{w}_{21}$: $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 $\alpha_1 = 0.2$ et $\alpha_2 = 0.8$. Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$
Algorithme TC-VSS-SM-PU- RNLMS Proposé	La taille des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}, \mathbf{w}_{21}$: $N = 64$ et 128 Nombre de bloc $B = 64$ et 128 Nombre de bloc sélectionné $Nb = 60$ et 120 $\alpha_1 = 0.2$ et $\alpha_2 = 0.8$. Rapport signal sur bruit à l'entrée $RSB1 = RSB2 = 3$ dB L'erreur seuil $\gamma_1 = \gamma_2 = 15$

4.5.1 Evaluation du système mismatch (SM)

Cette section présente les résultats comparatifs de l'évaluation du SM du deuxième filtre $\mathbf{w}_{21}(k)$ pour chaque algorithme (l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique). La figure (4.3) présente les résultats de l'évaluation de SM en utilisant le bruit blanc.

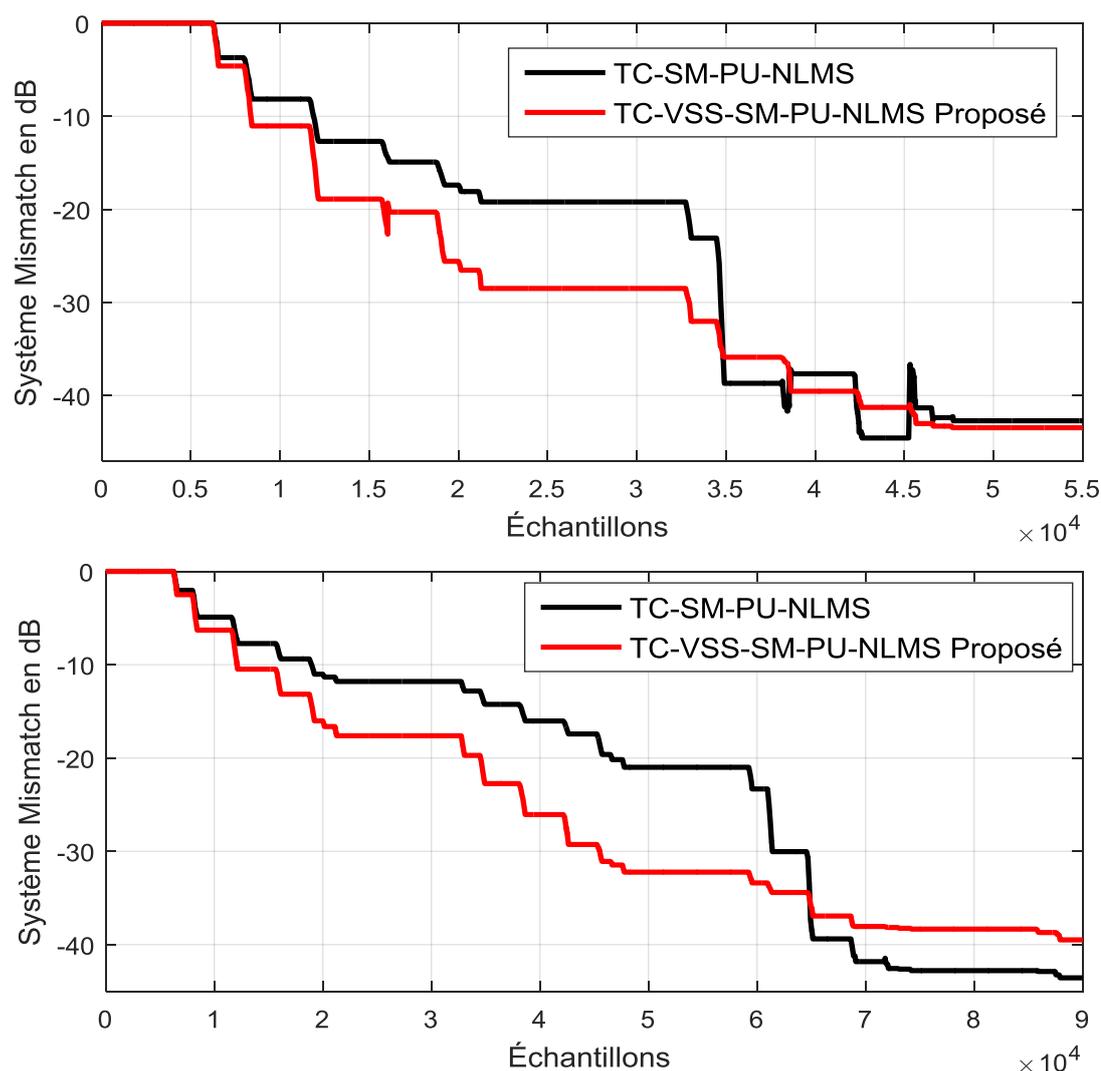


Figure 4.3 : Evaluation du SM du filtre $w_{21}(k)$ pour l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$ [en haut], $N = 128$ et $Nb = 120$ [en bas].

4.5.2 Evaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Dans cette section, nous présentons les résultats de l'évaluation de l'EQM pour les deux algorithmes (l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classiques). Les paramètres des simulations pour chaque algorithme sont résumés dans le Tableau 4.4. Nous avons utilisé les mêmes signaux et réponses impulsionnelles de la section précédente. Deux types de bruit sont utilisés alternativement dans ces simulations (bruit blanc et bruit USASI). La figure (4.4) présente les résultats obtenus de l'EQM.

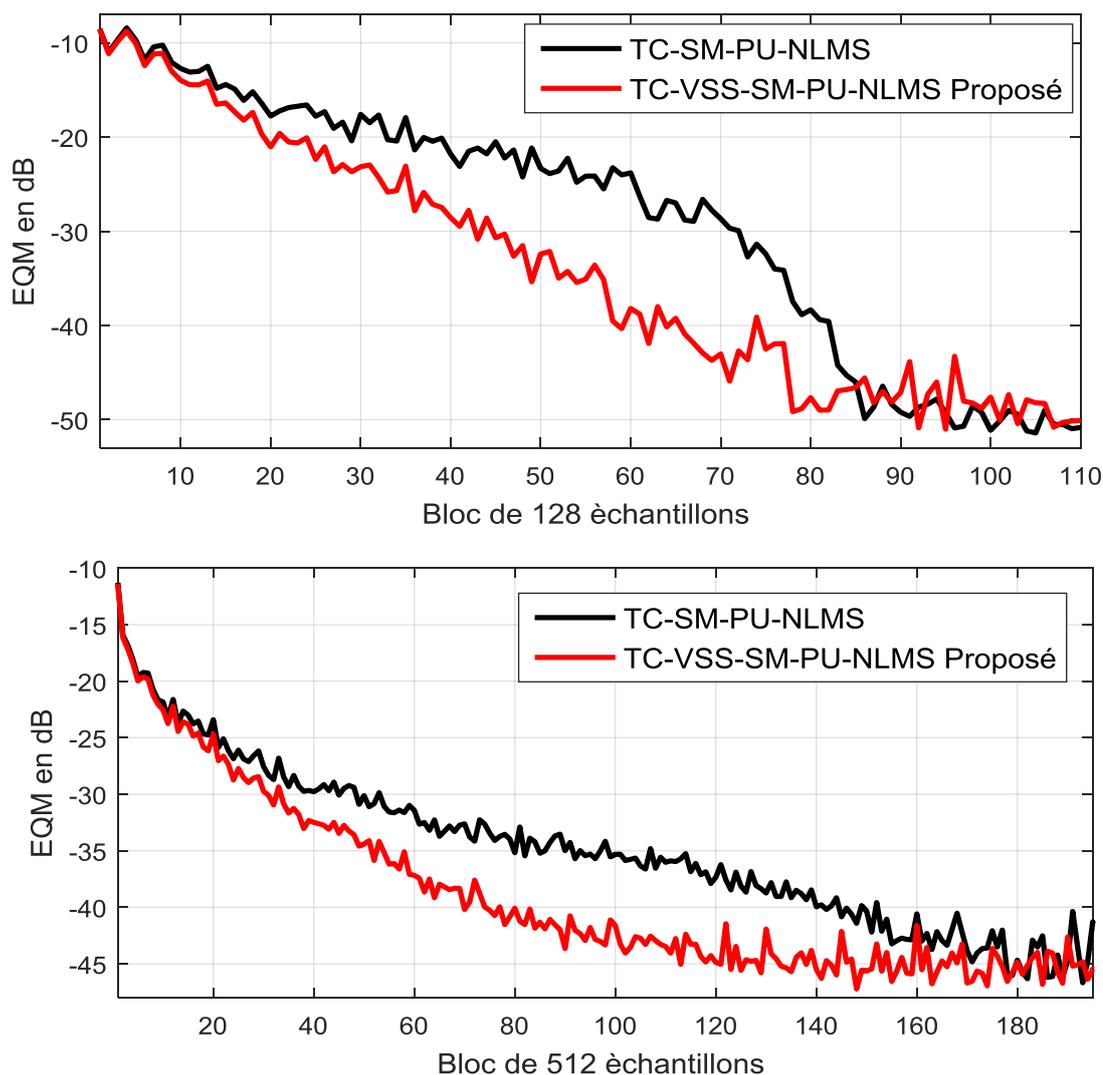


Figure 4.4 : Evaluation de l'EQM pour l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, [en haut] $N = 128$, $Nb = 120$ avec le bruit blanc, [en bas] $N = 64$, $Nb = 60$ avec le bruit USASI.

Les résultats de l'évaluation du SM et l'évaluation de l'EQM présentés respectivement dans les figures (4.3) et (4.4) montrent clairement que l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé converge plus rapidement par rapport à l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique. Cette supériorité est confirmée pour des différentes tailles du filtre adaptatif.

4.5.3 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Dans cette section de simulations, nous allons présenter les résultats de l'évaluation du RSB de sortie obtenu par les deux algorithmes. Dans la figure (4.5), nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB.

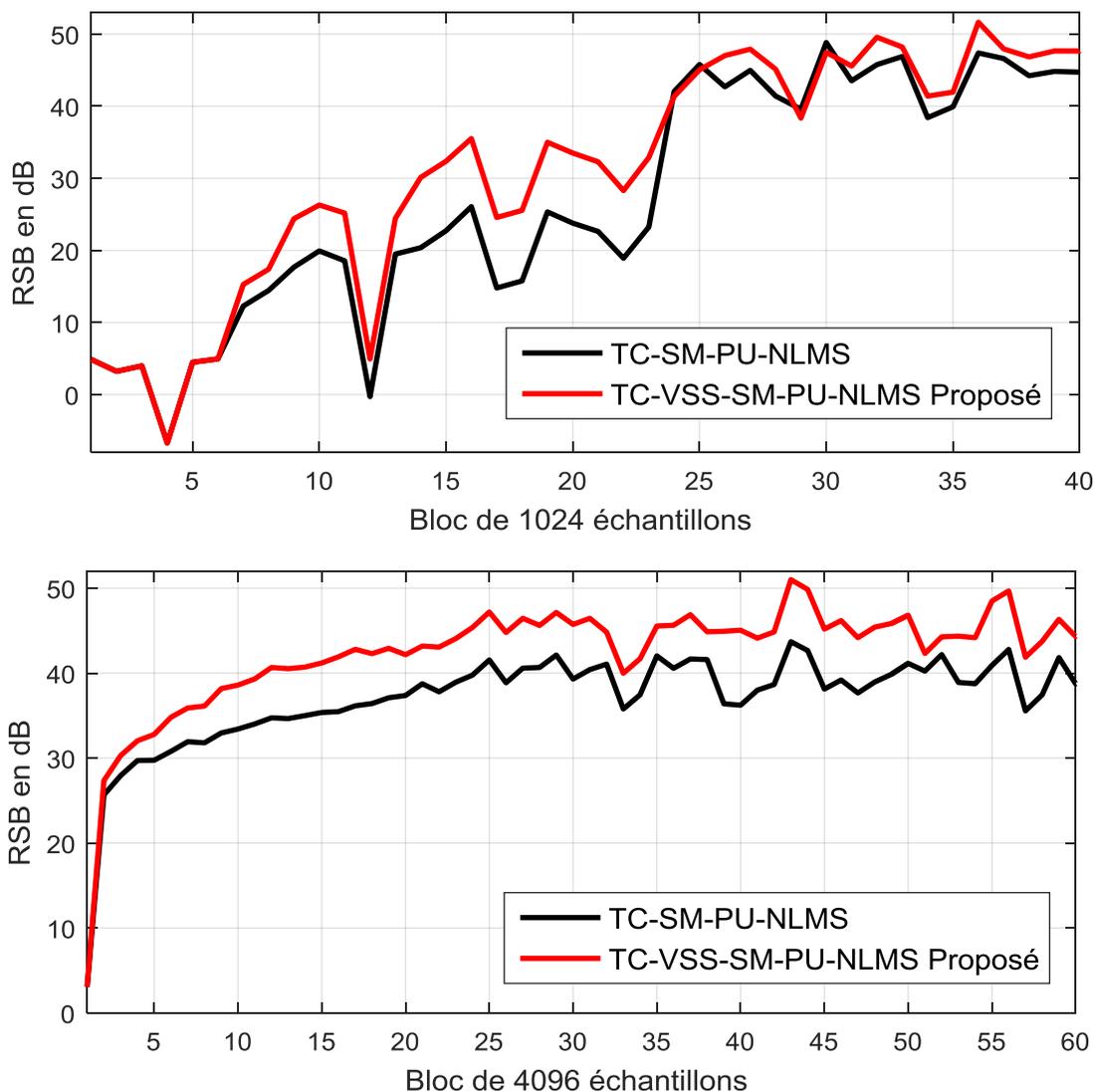


Figure 4.5 : Evaluation du RSB en sortie des algorithmes suivants : l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classiques, $N = 64$ et $Nb = 60$ en utilisant le bruit blanc [en haut], et le bruit USASI [en bas].

Les résultats de l'évaluation du rapport signal à bruit présentes dans la figure (4.5), confirment la supériorité du l'algorithme proposé en comparant avec l'algorithme classique.

4.6 Résultat de simulation de l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS

Dans cette section, nous allons présenter quelques résultats de simulations comparatives entre l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé et sa version classique TC-SM-PU-NLMS. Dans cette partie de simulations, nous avons utilisé

les mêmes signaux de tests et les mêmes critères de mesures décrits dans la section précédente.

4.6.1 Evaluation du système mismatch (SM)

Cette section présente les résultats comparatifs de l'évaluation du SM de l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique. Tous les paramètres des simulations sont donnés par le tableau 4.4. La figure 4.6 présente les résultats de l'évaluation de système mismatch pour différentes tailles du filtre adaptatif et deux types de bruit (bruit blanc et bruit USASI).

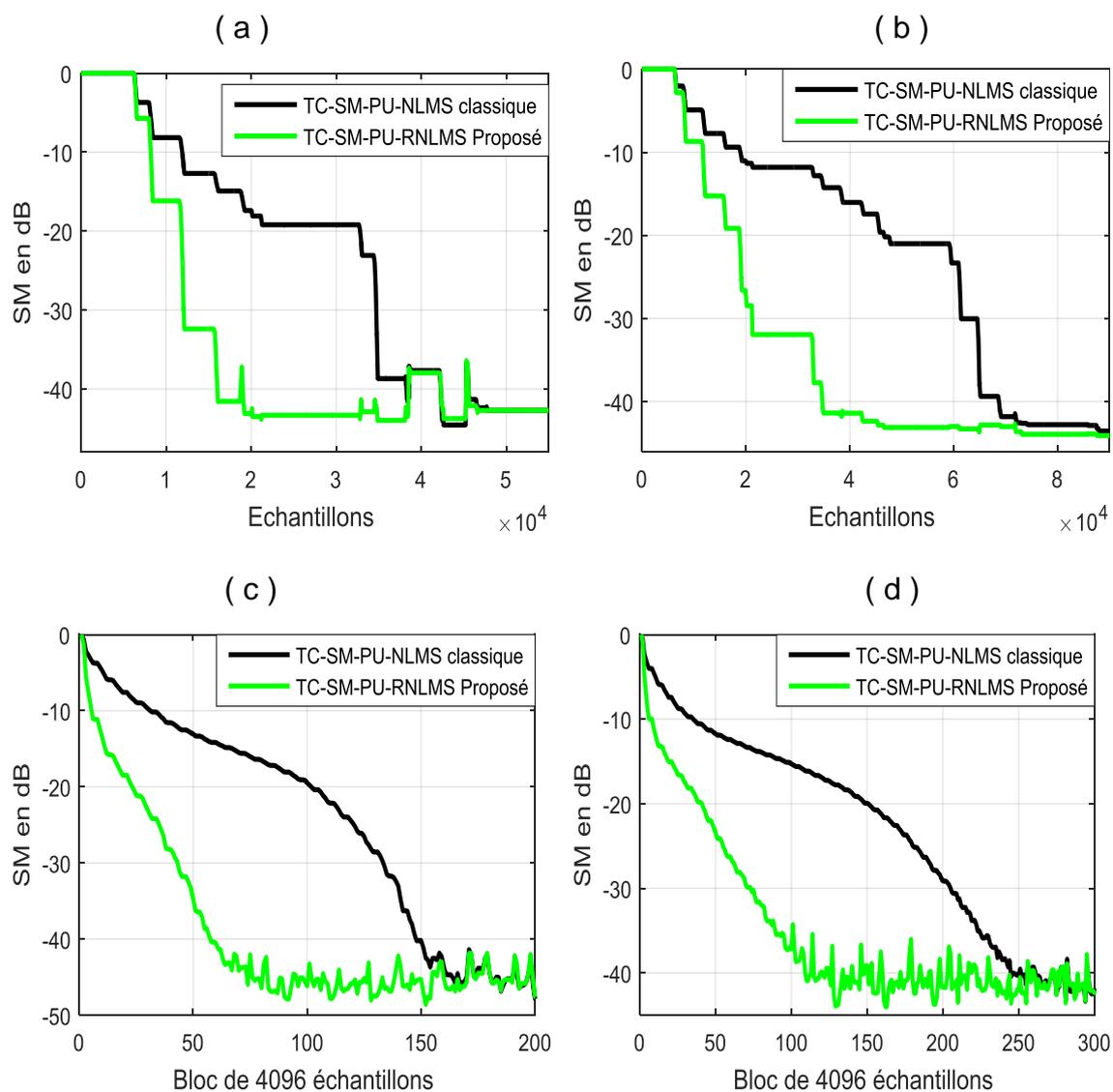


Figure 4.6 : Evaluation de SM pour les algorithmes : TC-SM-PU-RNLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classiques, (a) : bruit blanc $N = 64$ et $Nb = 60$, (b) : bruit blanc $N = 128$ et $Nb = 120$, (c) : bruit USASI $N = 64$ et $Nb = 60$, (d) : bruit USASI $N = 128$ et $Nb = 120$.

4.6.2 Evaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Les résultats de l'évaluation de l'EQM pour les algorithmes TC-SM-PU-RNLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classique sont présentés dans cette section. Les paramètres des simulations pour chaque algorithme sont donnés par le Tableau 4.4. La figure (4.7) présente les résultats de l'évaluation de l'EQM.

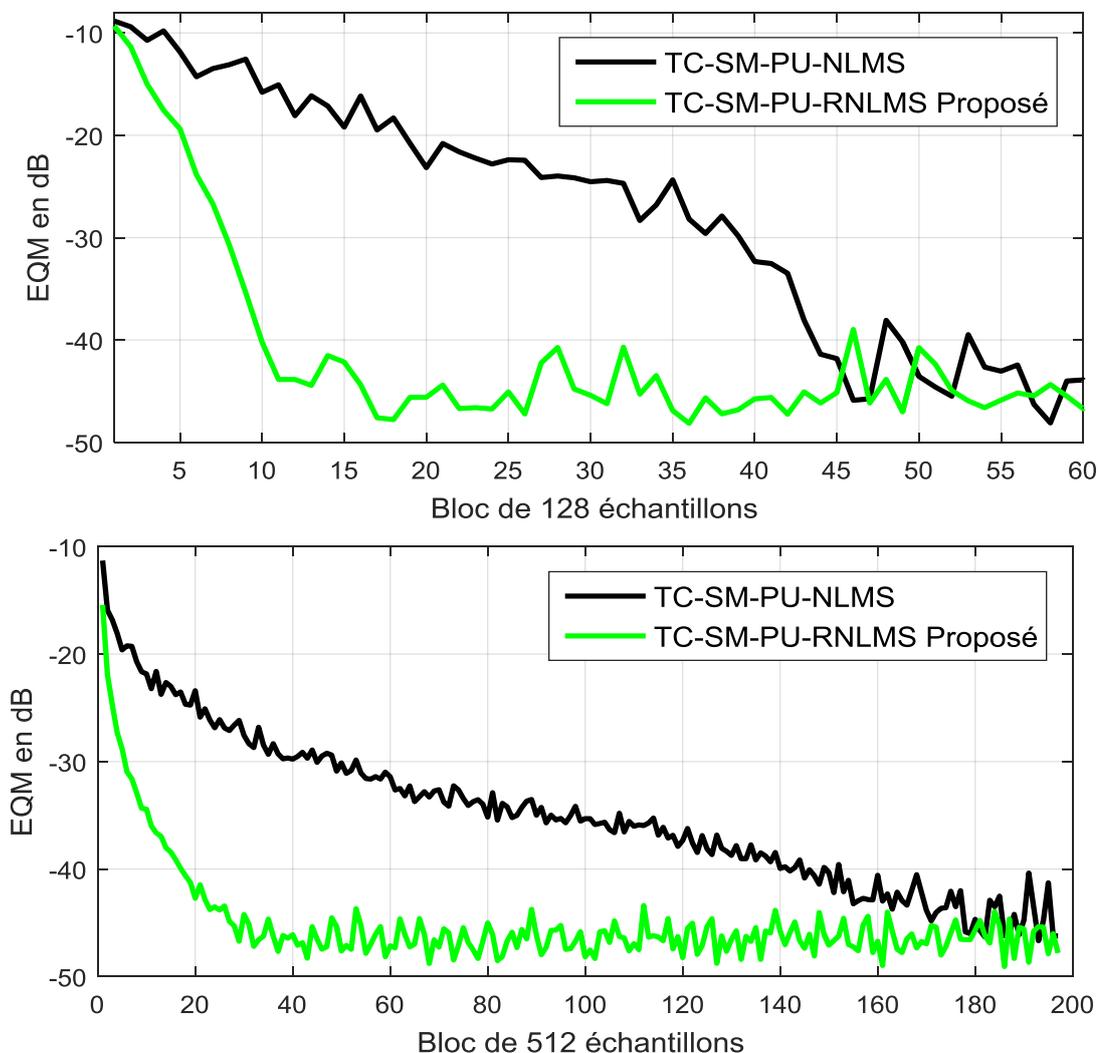


Figure 4.7 : Evaluation de l'EQM pour l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, $N = 64$ et $Nb = 60$, [en haut] :bruit blanc, [en bas] :bruit USASI.

4.6.3 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Afin de comparer l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique et l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé en termes de qualité de signal estimé, nous présentons dans cette section les résultats de l'évaluation du RSB de sortie obtenue par les deux algorithmes. Nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes

paramètres dans la section précédente. Dans la figure (4.8), nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB.

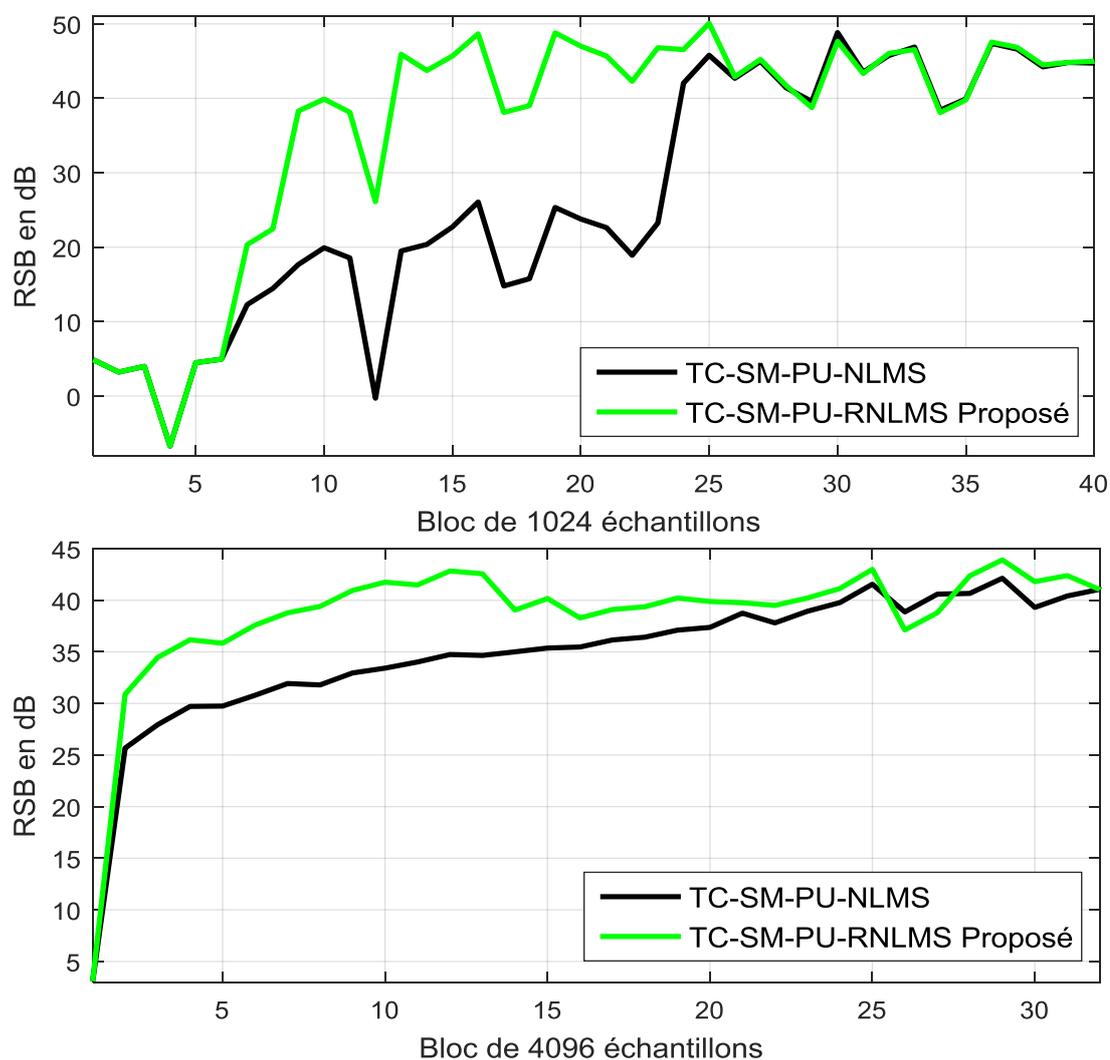


Figure 4.8 : Evaluation du RSB en sortie de traitement pour l'algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, $N = 64$ et $Nb = 60$, [en haut] : le bruit blanc, [en bas] : bruit USASI.

D'après les résultats comparatifs du SM, EQM et le RSB présentés dans les figures (4.6), (4.7) et (4.8), il est clair que les deux algorithmes convergent vers la solution optimale. Nous notons aussi la supériorité de notre algorithme TC-SM-PU-RNLMS proposé en comparaison avec l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique.

4.7 Résultat de simulation de l'algorithme TC-VSS-PU-RNLMS

Dans cette section, quelques résultats de simulations comparatives entre l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et sa version classique TC-SM-PU-

NLMS sont présentés. Nous gardons les mêmes signaux de tests. Les mêmes critères objectifs décrits dans le chapitre 2 sont évalués dans cette partie.

4.7.1 Evaluation de système mismatch (SM)

Cette section présente les résultats de l'évaluation du SM pour l'algorithme TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classique. Tous les paramètres des simulations sont résumés dans le tableau 4.4. La figure (4.9) présente les résultats de l'évaluation de SM pour les deux algorithmes.

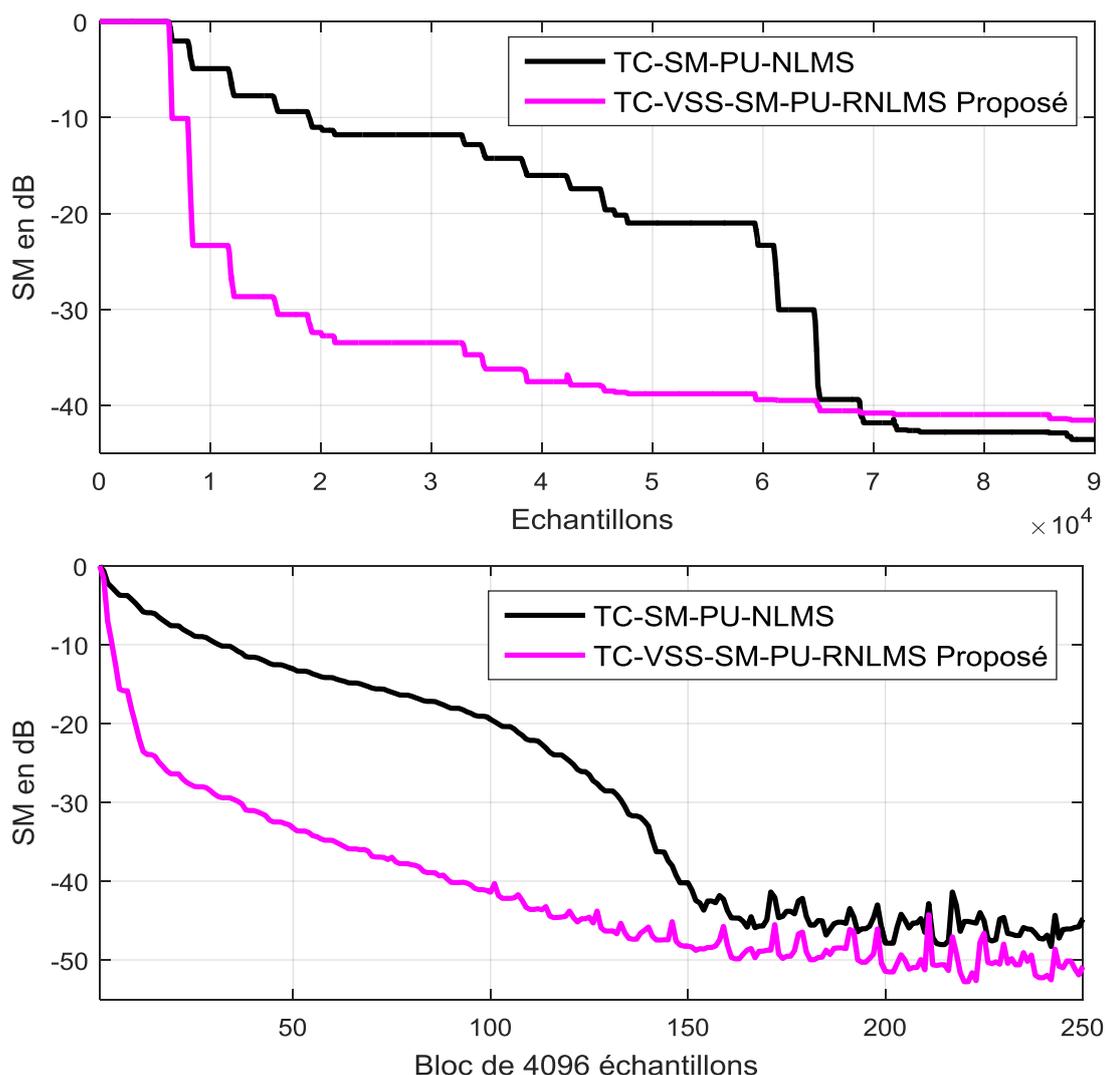


Figure 4.9 : Evaluation du SM pour l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classique, [en haut] : bruit blanc $N = 128$ et $Nb = 100$, [en bas] : bruit USASI $N = 64$ et $Nb = 60$.

4.7.2 Evaluation de l'erreur quadratique moyenne (EQM)

Les résultats de l'EQM pour les algorithmes TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classique sont présentés dans cette section. Les

paramètres des simulations pour chaque algorithme sont donnés par le tableau 4.4. les résultats de l'EQM sont présentés dans la figure (4.10).

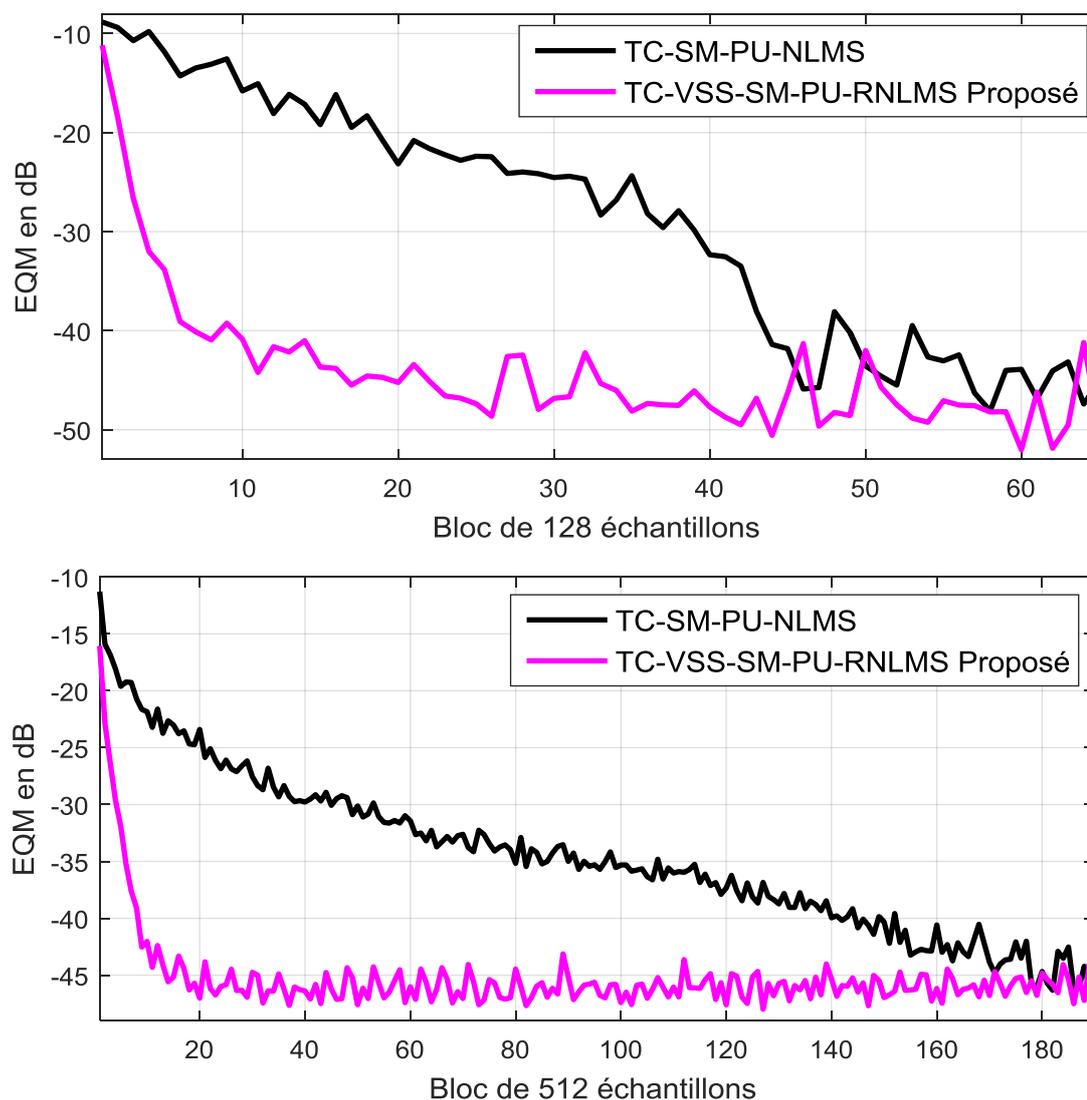


Figure 3.10 : Evaluation de l'EQM pour les algorithmes : TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique, $N = 64$ et $N_b = 60$, [en haut] : le bruit blanc, [en bas] le bruit USASI.

4.7.3 Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Les résultats de l'évaluation du RSB à la sortie des algorithmes TC-SM-PU-NLMS classique et TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé sont présentés dans cette section. Nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes paramètres dans la section précédente. Dans la figure (4.11), nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB.

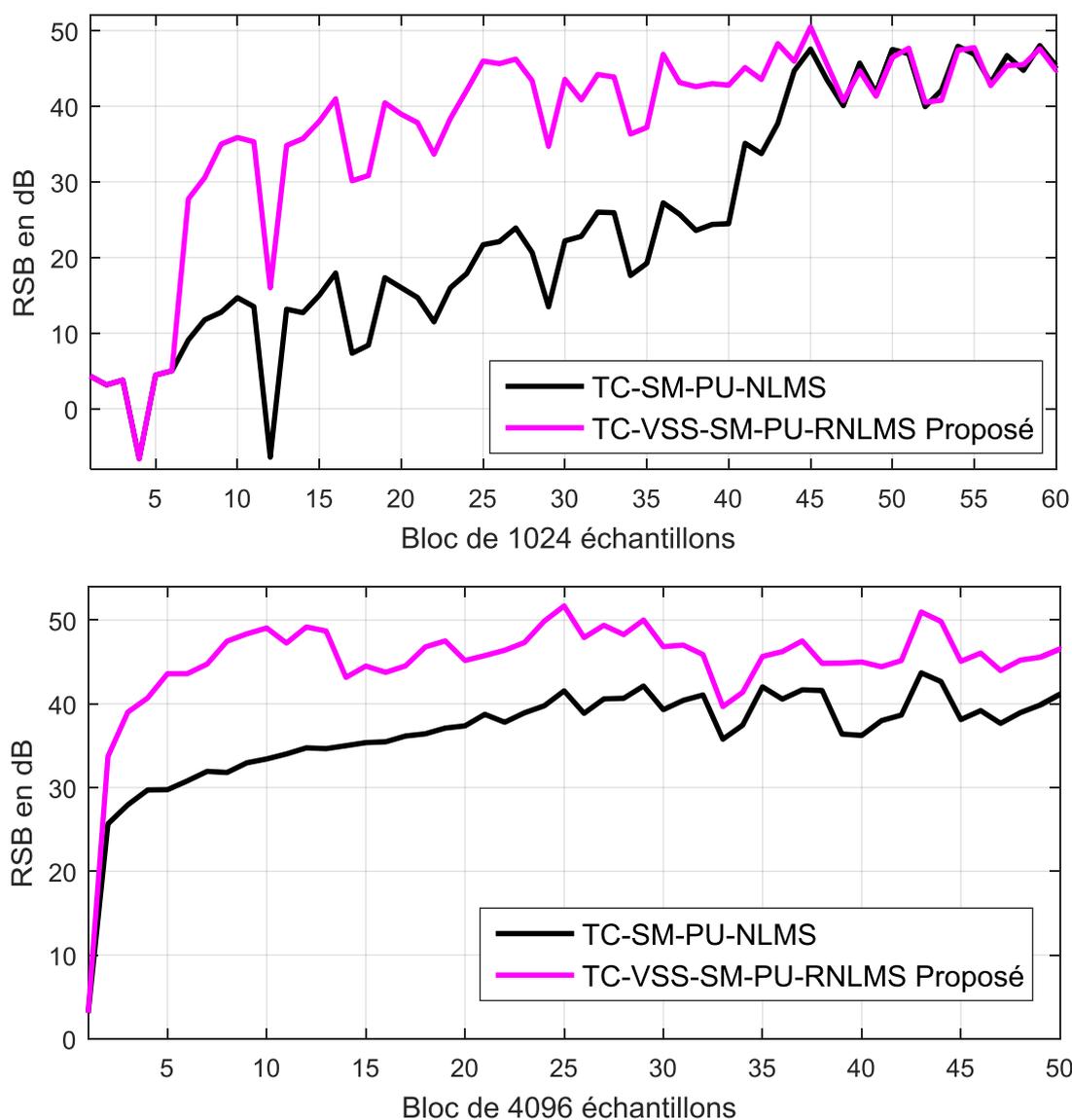


Figure 4.11 : Evaluation du RSB en sortie de traitement des algorithmes TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé et TC-SM-PU-NLMS classique, [en haut] : bruit blanc $N = 128$ et $Nb = 120$. [en bas] : bruit USASI $N = 64$ et $Nb = 60$.

D'après les résultats de l'évaluation du SM, l'EQM et le RSB, nous notons la convergence des deux algorithmes vers la solution optimale, pour les différentes tailles du filtre adaptatifs, $N = 64, 128$, différents nombre de bloc, $Nb = 60, 120$, et différents types de bruit (bruit blanc et bruit USASI). Nous remarquons aussi la supériorité de l'algorithme TC-VSS-SM-RNLMS proposé par rapport à l'algorithme classique pour les différents cas cités ci-dessus.

4.8 Résultats de comparaison entre les algorithmes proposés

Cette section présente quelques résultats comparatifs entre les trois algorithmes proposés qui sont présentés dans les sections précédentes (TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-PU-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-PU-RNLMS). Les mêmes signaux de test et les mêmes paramètres donnés dans le Tableau 4.4 sont utilisés dans nos simulations.

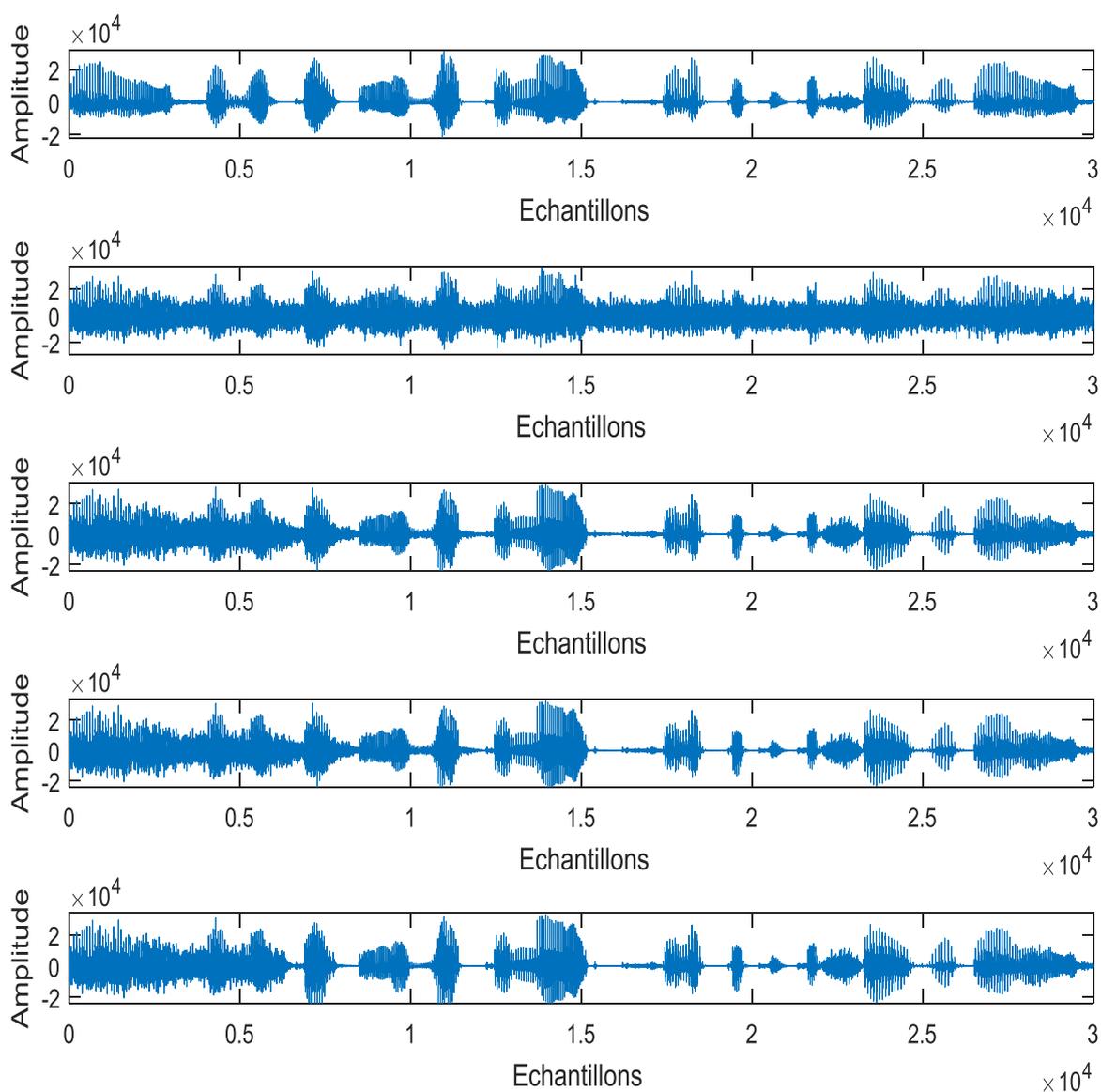


Figure 4.12 : Description temporelle des signaux [du haut vers le bas] : la parole originale, mélange convolutif, la parole estimée par les algorithmes proposés : TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-SM-PU-RNLMS et TC-VSS-SM-PU-RNLMS.

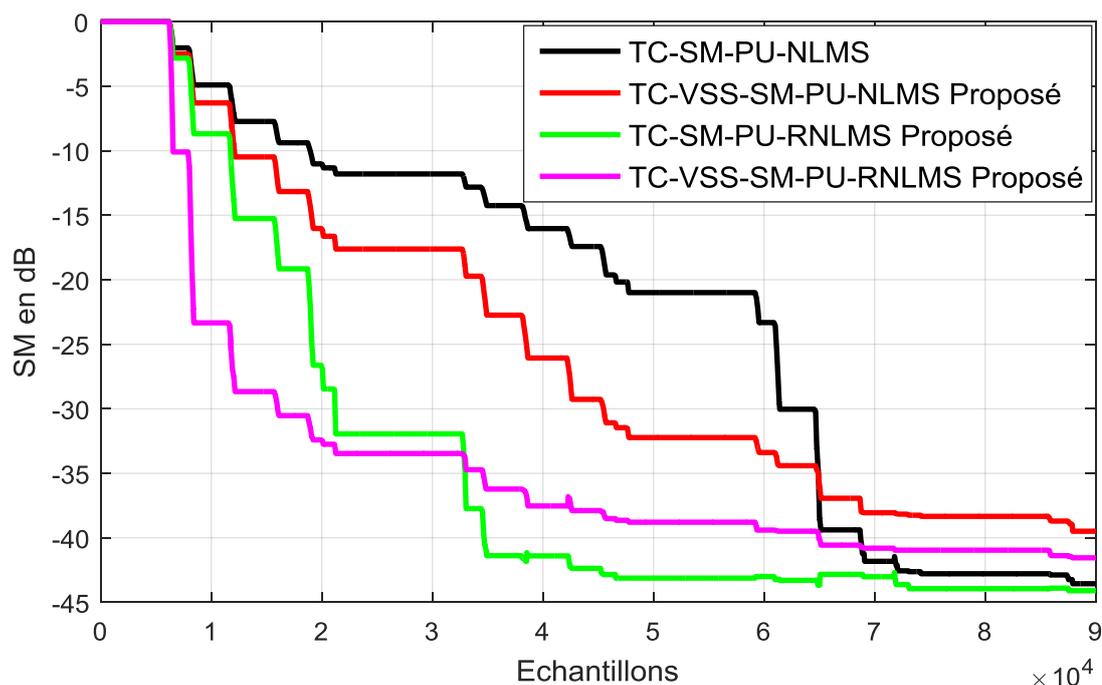


Figure 3.13 : Résultats comparatifs du SM pour les algorithmes : TC-SM-PU-NLMS classique, TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé, TC-SM-PU-RNLMS proposé et TC-VSS-SM-PU-RBLMS proposé pour $N=128$ et $N_b=120$ et le bruit blanc.

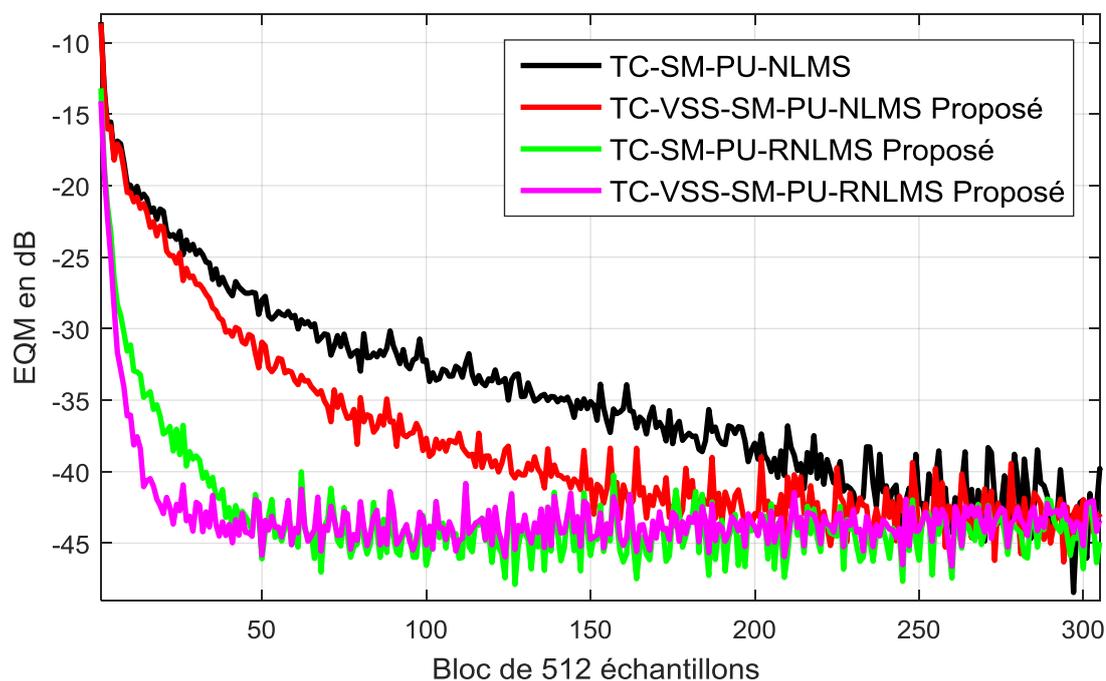


Figure 3.14 : Résultats comparatifs de l'EQM pour les algorithmes : TC-SM-PU-NLMS classique, TC-VSS-SM-PU-NLMS proposé, TC-SM-PU-RNLMS proposé et TC-VSS-SM-PU-RBLMS proposé pour $N=128$ et $N_b=120$ et le bruit USASI.

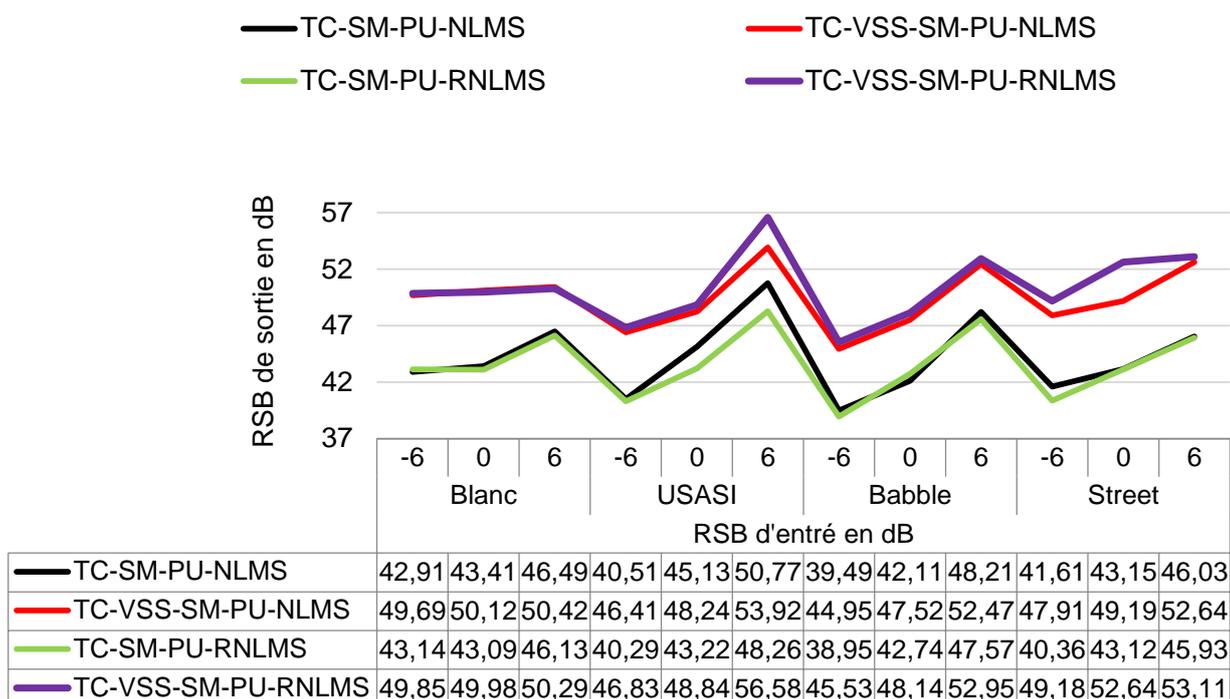


Figure 4.15 : Evaluation du RSB en sortie de traitement des algorithmes : TC-SM-PU-NLMS, TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-SM-PU-RNLMS, TC-VSS-SM-PU-RNLMS, pour des différents bruits et de différents RSB d'entrée.

Les figures (4.13) et (4.14) montrent bien la convergence des quatre algorithmes. Nous notons aussi que la vitesse de convergence des algorithmes TC-VSS-SM-PU-RNLMS et TC-SM-PU-RNLMS proposés est assez grande. Cette performance est montrée pour des différents types de bruit.

Dans la figure (4.15), l'évaluation du RSB en sortie de traitement est présentée. Nous avons utilisé quatre types de bruit (bruit blanc, bruit USASI, bruit Babble et Street) et de différents RSB d'entrée (-6, 0 et 6 dB). Nous remarquons que les algorithmes TC-VSS-SM-PU-NLMS et TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposés donnent un RSB plus élevé que les algorithmes TC-SM-PU-NLMS et TC-SM-PU-RNLMS pour les différents cas cités ci-dessus.

4.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé trois nouvelles versions de l'algorithme NLMS bi-capteurs de filtrage sélectif combinés avec le filtrage partiel dédié à la réduction du bruit acoustique. Les formulations mathématiques et résultats de simulation de chaque algorithme sont été présentés. Basons sur ces résultats comparatifs (SM, EQM et RSB), nous remarquons clairement la supériorité de chaque algorithme proposé par rapport à l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique. Quelques résultats de simulations comparatifs sont présentés dans ce chapitre. D'après ces résultats, nous remarquons que l'algorithme TC-VSS-SM-PU-RNLMS proposé donne de meilleurs résultats par rapport aux autres algorithmes. Ces bonnes performances sont montrées pour des différentes tailles du filtre adaptatif, différents nombre de bloc et de différents types du bruit.

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

À travers cette thèse, nous avons focalisé nos efforts sur le problème de la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole. Notre intérêt porte sur l'utilisation de la technique de séparation aveugle des sources bi-capteurs directe (SAS) combiné avec les filtres adaptatifs.

Tout d'abord, nous avons présenté quelques techniques utilisées dans le problème de la réduction du bruit, telles que : La soustraction spectrale, filtrage de Wiener et l'annulation adaptative du bruit. Nous avons détaillé les techniques de séparation aveugle des sources bi-capteurs directe et leurs efficacités dans la réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Ces techniques réduisent le bruit acoustique dans des conditions aveugles et ils n'ont pas besoin d'informations a priori sur les signaux de source pour rehausser la qualité du signal de parole au sortie de traitement. Nous avons ainsi traité le problème de mélange parole-bruit. Nous avons présenté également les formulations mathématiques de quelques algorithmes de filtrage adaptatif comme le gradient stochastique (LMS), le gradient normalisé (NLMS), le gradient normalisé sélectif (SM-NLMS), le gradient normalisé partiel (PU-NLMS) et (SM-PU-NLMS).

Dans le sens d'améliorer les performances des algorithmes de filtrage sélectif, nous avons proposé trois nouvelles versions de l'algorithme du filtrage sélectif bi-capteurs (TC-VSS-SM-NLMS, TC-SM-RNLMS et TC-VSS-SM-RNLMS) pour la réduction du bruit acoustique et rehaussement du signal de parole. Ces trois algorithmes ont été proposés dans le but d'augmenter la vitesse de convergence des filtres adaptatifs par rapport à celle obtenue par leur version classique (TC-SM-NLMS). L'évaluation des critères objectifs tels que le système mismatch (SM), l'erreur quadratique moyenne (EQM), le rapport signal à bruit (RSB) et la distance cepstrale (DC) a montré la supériorité des trois algorithmes proposés par rapport à l'algorithme classique. Cette bonne performance est prouvée pour différentes tailles du filtre adaptatif et pour différentes situations bruitées.

Nous nous sommes intéressé également à améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme du gradient stochastique normalisé à filtrage partiel bi-capteurs (TC-PU-NLMS). Dans ce contexte, nous avons proposé trois nouvelles versions de l'algorithme à filtrage partiel bi-capteurs (TC-VSS-PU-NLMS, TC-PU-RNLMS et TC-VSS-PU-RNLMS). Tous les résultats de simulation ont montrés des bonnes performances en termes de vitesse de convergence et de qualité du signal de parole estimé pour les trois algorithmes proposés. Ces résultats comparatifs sont validés pour plusieurs cas de RSB d'entée.

Dans les derniers travaux présentés dans cette thèse, nous avons proposé trois nouvelles versions améliorées des algorithmes du filtrage sélectif combiné au filtrage partiel bi-capteurs pour la réduction de bruit acoustique et rehaussement de la parole. Une comparaison entre les trois algorithmes proposés (TC-VSS-SM-PU-NLMS, TC-SM-PU-RNLMS et TC-VSS-SM-PU-RNLMS) et l'algorithme TC-SM-PU-NLMS classique est présentée. Les résultats de simulation ont montrés la supériorité en termes de performance de chaque algorithme proposé à celles obtenue par leurs versions classiques.

APPENDICE

APPENDICE A

LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

ABREVIATIONS

ANC	: Adaptive noise cancelation
CD	: Cepstral distance
DD	: Décision dirigées
EQM	: Erreur quadratique moyenne
FFT	: Fast Fourier transform
FBSS	: Forward blind source separation
IFFT	: Inverse fast Fourier transform
LMS	: Least mean square
MVAD	: Manuel voice activity detector
NLMS	: Normalized least mean square
PU	: Partial update
PU-NLMS	: Partial update normalized least mean square
SM-PU-NLMS	: Partial update set membership normalized least mean square
RSB	: Rapport signal à bruit
RSB2	: Rapport signal à bruit d'entrée de la voie 2
RSB1	: Rapport signal à bruit d'entrée de la voie 1
RLS	: Recursive least square
RIF	: Réponse impulsionnelle finie
RII	: Réponse impulsionnelle infinie
SAS	: Séparation aveugle de sources
SMF	: Set membership filtering
SM-NLMS	: Set membership normalized least mean square
SM-PU	: Set membership partial update
SS	: Soustraction spectrale
SM	: Système mismatch

TNS	: Traitement numérique du signal
TC-NLMS	: Two channel normalized least mean square
TC-PU-NLMS	: Two channel partial update normalized least mean square
TC-SM-PU-NLMS	: Two channel set membership partial update normalized least mean square
TC-SM-PU-RNLMS	: Two channel set membership partial update regularized normalized least mean square
TC-PU-RNLMS	: Two channel partial update regularized normalized least mean square
TC-SM-NLMS	: Two channel set membership normalized least mean square
TC-SM-RNLMS	: Two channel set membership regularized Normalized least mean square
TC-VSS-PU-RNLMS	: Two channel variable step sizes partial update regularized normalized least mean square
TC-VSS-PU-NLMS	: Two channel variable step sizes partial update Normalized least mean square
TC-VSS-SM-PU-RNLMS	: Two channel variable step sizes set membership partial update regularized normalized least mean square
TC-VSS-SM-PU-NLMS	: Two channel variable step sizes set membership partial update normalized least mean square
TC-VSS-SM-RNLMS	: Two channel variable step sizes set membership regularized normalized least mean square
TC-VSS-SM-NLMS	: Two channel variable step sizes set membership Normalized least mean square
USASI	: United states of America standard institute [Now ANSI]
VAD	: Voice Activity Detector

SYMBOLES

$y(k)$	Signal bruité
$x(k)$	Signal utile
$n(k)$	Bruit additif
$Y(k)$	Transformée de Fourier à court termes du signal bruité
$X(k)$	Transformée de Fourier à court termes du signal utile
$N(k)$	Transformée de Fourier à court termes du bruit additif
k	Indice de temps discret
f	Variable de fréquence
$\hat{x}(k)$	Signal utile estimé
$e(k)$	Signal d'erreur
$E[.]$	L'opérateur de l'espérance mathématique
$\mathbf{w}(k)$	Vecteur de coefficient de filtrage
$\mathbf{R}_{yy}(k)$	Matrice d'autocorrélation
$\mathbf{r}_{yx}(k)$	Vecteur d'intercorrélation
m	Indice de retard
$[]^T$	Transposé d'une matrice ou d'un vecteur
$[]^*$	Conjugué d'un vecteur, matrice, ou nombre complexe
$[]^H$	Hermitien d'une matrice
$\delta(k)$	Impulsion de Dirac
ε	Petite constante positive
μ_1	Pas d'adaptation fixe du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(k)$
μ_2	Pas d'adaptation fixe du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$
$\mu_1(k)$	Pas d'adaptation variable du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(k)$
$\mu_1(k)$	Pas d'adaptation variable du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$
γ_1	Erreur seuil du filtre $\mathbf{w}_{12}(k)$
γ_2	Erreur seuil du filtre $\mathbf{w}_{21}(k)$

$s(k)$	Signal de parole
$b(k)$	Bruit
$p_1(k)$	Mélange voix 1
$p_2(k)$	Mélange voix 2
$u_1(k)$	Signal de parole estimé
$u_2(k)$	Bruit estimé
α_1, α_2	Paramètres de contrôle
N	Taille du filtre adaptatif
B	Nombre des blocs
Nb	Nombre des blocs sélectionné
L	Nombre des coefficients dans un bloc
$\mathbf{A}_{I_{Nb}(k)}$	Matrice de sélection
f_1, f_2	Fonction coût
$\mathbf{H}_1(k), \mathbf{H}_2(k)$	Ensemble de contrainte

APPENDICE B

COMPLEXITE DES CALCULS

La table B.1 représente la complexité des calculs (nombre d'additions et de multiplications) des algorithmes classiques et proposés dans le cadre de cette thèse de Doctorat.

Table B.1 : Nombre d'opérations nécessaires dans tous les algorithmes classiques et proposés

Algorithmes	Nombre d'additions	Nombre de multiplications
TC-NLMS	$4N$	$4N+2$
TC-SM-NLMS	$6N$	$4N+2$
TC-VSS-SM-NLMS	$6N$	$6N+2$
TC -SM-RNLMS	$6N+4$	$6N+8$
TC-VSS-SM-RNLMS	$6N+4$	$8N+8$
TC-VSS-PU-NLMS	$8N+4Nb-2$	$6N+4Nb+6$
TC -PU-RNLMS	$2N+6Nb+2$	$2N+6Nb+8$
TC-VSS-PU-RNLMS	$8N+6Nb$	$8N+6Nb+12$
TC-VSS-SM-PU-NLMS	$4N+4Nb-2$	$4N+4Nb+2$
TC -SM-PU-RNLMS	$2N+6Nb+2$	$2N+6Nb+8$
TC-VSS-SM-PU-RNLMS	$4N+6Nb$	$4N+6Nb+8$

Le tableau B.2 présente des résultats de simulation comparatifs dans le but de monter la complexité de calcul. Dans cette expérience, nous utilisons le bruit blanc. Nous fixons le RSB d'entrée est fixé à 3 dB, le pas d'adaptation maximal à 0.1. Et on fait varier l'erreur seuil 80 puis 90. Le nombre des itérations dans la zone de silence (zone d'adaptation) est 5363 itérations.

Table B.2 : Nombre des itérations effectuées pour tous les algorithmes classiques et proposés

	L'erreur seuil 80		L'erreur seuil 90	
	Nombre des itérations effectuées	Pourcentage des itérations effectuées	Nombre des itérations effectuées	Pourcentage des itérations effectuées
TC-SM-NLMS	3135	58.46 %	2918	54.41 %
TC-VSS-SM-NLMS	2523	47.04 %	2294	42.77 %
TC-SM-RNLMS	1267	23.62 %	1111	20.72 %
TC-VSS-SM-RNLMS	1385	25.83 %	1262	23.31 %
TC-SM-PU-NLMS	2386	44.49 %	2307	43.03 %
TC-VSS-SM-PU-NLMS	1787	33.33 %	1636	30.51 %
TC-SM-PU-RNLMS	1331	24.82 %	1235	23.03 %
TC-VSS-SM-PU-RNLMS	902	16.82 %	846	15.789 %

REFERENCE

REFERENCE

1. P C Loizou. *Speech enhancement: Theory and practice*. Boca Raton, FL: Taylor and Francis. 2007.
2. M Djendi, P Scalart, A Gilloire. Analysis of two-sensor forward BSS structure with post-filters in the presence of coherent and incoherent noise. *Speech Communication*, 2013, 975–987.
3. S Dixit, M Mulge. Review on speech enhancement techniques, *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 2014, 285–290.
4. P Bactor, A Garg. Different techniques for the enhancement of the intelligibility of a speech signal. *International Journal of Engineering Research and Development*, 2012, 57–64.
5. P Scalart, J Filho. Speech enhancement based on a priori signal to noise estimation. In *International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*. 1996. 629–632.
6. S Boll. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1979, 113–120.
7. Y Zhang, Y Zhao. Real and imaginary modulation spectral subtraction for speech enhancement. *Journal on Speech Communication*, 2012, 509–522.
8. O Cappé. Elimination of the musical noise phenomenon with the Ephraïm and Malah noise suppressor. *IEEE Transactions on Speech Audio Processing*, 1994, 345–349.
9. Y Ephraim, D Malah. Speech enhancement using a minimum mean-square error short-time spectral amplitude estimator. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1984, 1109–1121.
10. Y Ephraim, D Malah. Speech enhancement using a minimum mean-square error log-spectral amplitude estimator. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ASSP*. 1985, 443–445.

11. Y Ephraim, H LevAri, W J Roberts. A brief survey of speech enhancement. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 104–106
12. S Nidhyananthan, S R Kumari, A Prakash. A review on speech enhancement algorithms and why to combine with environment classification. *International Journal of Modern Physics C*, 2014, 210–225.
13. P J Wolfe, S J Godsill. Efficient alternatives to the Ephraim and Malah suppression rule for audio signal enhancement. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2003, 1043–1051.
14. J Dong, X P Wei, Q Zhang. Speech enhancement algorithm based on high-order Cumulant parameter estimation. *International Journal of Innovative Computing information and Control*, 2009, 2725–2733.
15. L Steven Gay, J Benesty. Acoustic signal processing for telecommunication, Springer Science. 2000.
16. S Van Gerven. Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement, Ph.D dissertation, University catholic of Leuven.1996.
17. B Widrow, S D Stearns. *Adaptive signal processing*, Upper Saddle River: Prentice-Hall. 1985.
18. B Widrow, R C Goodlin. Adaptive noise cancelling: Principles and Lawrence applications. *Proceedings of the IEEE*, 1975, 1692–1716.
19. K A Lee, W S Gan. Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates. *IEEE Signal Processing Letters*, 2004, 736–739.
20. E Weinstein, M Feder, A Oppenheim. Multi-channel signal separation by decorrelation. *IEEE Transactions on Speech Audio Processing*, 1993, 405–413.
21. C Plapous, C Marro, P Scalart, L Mauuary. Noise reduction technique. In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing*, Montral, Quebec Canada, 2004, 289–292.
22. M J Al-Kindi, J Dunlop. Improved adaptive noise cancellation in the presence of signal leakage on the noise reference channel. *Signal Processing*, 1989, 241–250.

23. C Plapous, C Marro, P Scalart. Speech enhancement using harmonic regeneration, In *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing*, Philadelphia, PA, USA, 2005. 157–160.
24. M Djendi, S Bensafia, M Safi. A frequency co-channel adaptive algorithm for speech quality enhancement, In *International Conference on Engineering and MIS (ICEMIS) 2016*.
25. M Djendi, F Khemies, A Morsli. A Frequency Domain Adaptive Decorrelating Algorithm for Speech Enhancement. In *International Conference on Speech and Computer, SPECOM 2015*, 51–54.
26. S Van Gerven, D Van Compernelle. Feed forward and feedback in symmetric adaptive noise canceller: Stability analysis in a simplified case. In *European Signal Processing Conference*, Brussels, Belgium, 1992. 1081–1084.
27. M Djendi, P Scalart, A Gilloire. Noise cancellation using two closely spaced microphones: Experimental study with a specific model and two adaptive algorithms. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2006, Vol. 3. 744–747.
28. M Zoulikha, M Djendi. A new regularized forward blind source separation algorithm for automatic speech quality enhancement. *Applied Acoustics*, 2016, 112, 192–200.
29. Y G Jin, J W Shin, N S Kim. Spectro-temporal filtering for multichannel speech enhancement in short-time Fourier transform domain. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 352–355.
30. J Benesty, I Cohen. Multichannel speech enhancement in the STFT domain. In *Canonical correlation analysis in speech enhancement, Springer briefs in electrical and computer engineering*, 2007, 79–101.
31. G Lee, N S Dae, K Seong, JH Cho, M Nam Kim. Wavelet speech enhancement algorithm using exponential semisoft masks filtering. *Bioengineered*, 2016, 352–356.
32. C Jutten, J Herrault. Blind separation of sources: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. *Signal Processing*, 1991, 24, 1–10.
33. L H Nguyen Thi, C Jutten. Blind sources separation for convolutive mixtures. *Signal Processing*, 1995, 45, 209–229.

34. A Mansour, C Jutten, P Loubaton. Subspace method for blind separation of sources and for a convolutive mixture model. *Signal processing VIII, theories and applications*, 1996, (pp. 2081–2084).
35. S Haykin, B Widrow. *Least-Mean-Square Adaptive Filters*. Hoboken, NJ: Wiley-Interscience; 2003.
36. A Sayed. *Fundamentals of adaptive filtering*. New York: Wiley; 2003.
37. M Djendi, M Zoulikha. New automatic forward and backward blind sources separation algorithms for noise reduction and speech enhancement. *Comput Electr Eng* 2014;40:2072–88.
38. K Ghribi, M Djendi, D Berkani. A dual fast NLMS adaptive filtering algorithm for blind speech quality enhancement. *Appl Acoust* 2018;135:101–10.
39. M Djendi. New efficient adaptive fast transversal filtering FTF-type algorithms for mono and stereophonic acoustic echo cancellation. *Int J Adapt Control Signal Process* 2015;29(3):273–301.
40. R Bendoumia, M Djendi. Acoustic noise reduction by new two-channel proportionate forward symmetric adaptive decorrelating algorithms in sparse systems. *Appl Acoust* 2018;137(6):69–81.
41. M Djendi, R Bendoumia. Improved subband-forward algorithm for acoustic noise reduction and speech quality enhancement. *Appl Soft Comput* 2016;42:132–43.
42. M Djendi, R Bendoumia. A new adaptive filtering subband algorithm for two channel acoustic noise reduction and speech enhancement. *Comput Elect Eng* 2013;39(8):2531–50.
43. S Haykin. *Adaptive Filter Theory*. 4th ed. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice- Hall; 2002.
44. PSR Diniz. *Data-selective adaptive filtering*. *Adaptive Filtering*. Springer; 2008.
45. M Djendi, P Scalart. Double Pseudo Affine Projection Algorithm for Speech Enhancement and Acoustic Noise Reduction. In: *Proc. IEEE. EUSIPCO, Romania, Bucharest*, vol. 1, 2012. p. 2080–2084.
46. M Djendi, P Scalart, A Gilloire. Analysis of two-sensors forward BSS structure with post-filters in the presence of coherent and incoherent noise. *Speech Commun* 2013;55(10):975–87.
47. S Werner, MLR Campos, PSR Diniz. Partial-update NLMS algorithms with data-selective updating. *IEEE Trans Signal Process* 2004;52(4).

48. A Tandon, MNS Swamy, MO Ahmad. Partial-update ∞ -norm based algorithms. *IEEE Trans Circuits Syst I Regul Pap* 2007;54(2):411–9.
49. G Deng. Partial update and sparse adaptive filters. *IET Signal Proc* 2007;1(1):9–17.
50. K Dogancay. *Partial-update adaptive signal processing: design, analysis and implementation*. Academic Press, Elsevier; 2008.
51. S Werner, PSR Diniz. Set-membership affine projection algorithm. *IEEE Signal Process Lett* 2001;8(8):231–5.
52. PSR Diniz, S Werner. Set-membership bi-normalized LMS data-reusing algorithms. *IEEE Trans Signal Process* 2003;51:124–34.
53. L Guo, YF Huang. Set-membership adaptive filtering with parameter-dependent error bound tuning. In: *Proc. IEEE ICASSP, 2005*, vol. 4, p. iv/369–iv/372.
54. PSR Diniz, RP Baraga, S Werner. Set-membership affine projection algorithm for echo cancellation. In: *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits Syst. (ISCAS), 2006*.
55. MSE Abadi, JH Husoy. Set-membership subband adaptive filters. In: *3rd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing (ISCCSP)*. St. Julian's, Malta; 2008, p. 193–196.
56. K Döğancı, O Tanrıku. Selective-partial-update NLMS and affine projection algorithms for acoustic echo cancellation. In: *Proc. IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2000; 2000*, vol. 1, p. 448–451.
57. P S R Diniz, H Yazdanpanah. Improved set-membership partial update affine projection algorithm. In: *Proc. of ICASSP 2016*, p. 4174–4178.
58. A Zouhour, N Derbel. "Identification of Volterra-PARAFAC models using partial update LMS algorithms." *2015 7th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC)*. IEEE, 2015
59. G Mahesh, A O Hero. "Partial update LMS algorithms." *IEEE Transactions on Signal Processing* 53.7 (2005): 2382-2399.
60. S.C. Douglas. Adaptive filters employing partial updates, *IEEE Trans. Circuits Syst. II* 44 (March 1997) 209–216
61. S. Nadarajah. A comment on "Partial-Update NLMS Algorithms With Data Selective Updating", *IEEE Trans. Signal Process.* 55 (6) (June 2007) 3148–3149

62. J.F. Galdino, J.A. Apolinario, and M.L.R. de Campos, "A set-membership NLMS algorithm with time-varying error bound". In: IEEE International Symposium on Circuits and Systems, May 2006.
63. N Wiener. Extrapolation, Interpolation and Smoothing of Stationary Time Series. MIT Press Cambridge, MA.
64. S Vaseghi. "Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction". Deuxième édition.
65. P S R Diniz. "Adaptive filtering algorithms and practical implementation", Second Edition, Springer, (2008).
66. B Widrow, M E Hoff. "Adaptive switching circuits", WESCOM Conv. Rec., V.4, (1960), 96-140.
67. B Widrow, J M McCool, M G Larimore, C R Johnson. "Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filters", Proceedings of the IEEE, V.64, (Aug. 1976), 1151-1162.
68. R Riegler, R Compton. "An adaptive array for interference rejection", roc. IEEE, V.61, (Jun. 1973), 748-758.
69. K Dogançay. Partial-Update Adaptive Filters and Adaptive Signal Processing
70. H. Yazdanpanah, P.S.R. Diniz, "New trinion and quaternion set-membership affine projection algorithms", IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, v. 64, n. 2, pp. 216–220, February 2017.
71. H. Yazdanpanah, M.V.S. Lima, P.S.R. Diniz, "On the robustness of the set-membership NLMS algorithm". In: 9th IEEE Sensor Array and Multichannel Signal Processing Workshop (SAM), Rio de Janeiro, Brazil, pp. 1-5, July 2016.
72. H. Yazdanpanah, M.V.S. Lima, P.S.R. Diniz, "On the robustness of set-membership adaptive filtering algorithms", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, v. 72, pp. 1–12, December 2017.
73. J.F. Galdino, J.A. Apolinário, Jr., and M.L.R. de Campos, "A set-membership NLMS algorithm with time-varying error bound". In: IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), Island of Kos, Greece, pp. 277-280, May 2006.
74. H. Yazdanpanah, P.S.R. Diniz, and M.V.S. Lima, "A simple set-membership affine projection algorithm for sparse system modeling". In: 24th European Signal Processing Conference (EUSIPCO), Budapest, Hungary, pp. 1798-1802, September 2016.

75. P.S.R. Diniz, H. Yazdanpanah, "Data censoring with set-membership algorithms". In: IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP), Montreal, Canada, pp. 121–125, November 2017.
76. A Cheffi, M Djendi, Abderrezak Guessoum. New efficient two channel forward set-membership partial-update NLMS algorithms for blind speech enhancement and acoustic noise reduction. *Appl Acoust* 2018; 141:322–332.
77. A Cheffi, M Djendi, Abderrezak Guessoum. New correlated set-membership partial-update NLMS (SM-PU-NLMSCOR) algorithm for acoustic noise reduction. In: 5th International Conference on Electrical Engineering - Boumerdes (ICEE-B) 2017, Boumerdes, Algeria; 2017.
78. A Cheffi, M Djendi. New Two Channel Set-Membership Partial-Update NLMS Algorithms for Acoustic Noise Reduction. In: 4th international conference on Signal, Image, Vision and their Applications (SIVA'18), at Guelma University. Algeria, November 2018.
79. A Cheffi, M Djendi, Abderrezak Guessoum. A Two Sensors Forward Variable Step Size Set-Membership NLMS Algorithm for Blind Speech Quality Enhancement and Noise Reduction. In: 2th International Conference on Electrical Engineering – Biskra (ICEEB'18).
80. A Cheffi, M Djendi. A Two Sensors variable step size Set-Membership Partial-Update NLMS Algorithm for Blind Speech Quality Enhancement. International conference on communications and electrical engineering (ICCEE'18).
81. A Cheffi, M Djendi. A Variable Step Size Two Sensor Forward Partial Update Algorithm for Blind Speech Quality. International conference on Embedded Systems in Telecommunications and Instrumentation (ICESTI'19)
82. M Djendi, A Cheffi. New symmetric decorrelating set-membership NLMS adaptive algorithms for blind speech intelligibility enhancement. *SN Applied Sciences* December 2019, 1:1587