

UNIVERSITE BLIDA 1

Faculté de Technologie

Département d'Électronique

THESE DE DOCTORAT

en Génie Electrique

ANNULATION DU BRUIT PAR LES METHODES DE SEPARATION DE
SOURCES AVEUGLES. APPLICATION AUX SYSTEMES DE
TELECOMMUNICATIONS NUMERIQUES

Par

Rédha BENDOUMIA

Devant le jury composé de :

A. BENALLAL	Professeur, U. Blida 1	Président
H. SAYOUD	Professeur, U.S.T.H.B., Alger	Examineur
D. BERKANI	Professeur, E.N.P., Alger	Examineur
M. DJENDI	M.C.A., U. Blida 1	Rapporteur
A. GUESSOUM	Professeur, U. Blida 1	Co-Rapporteur
M. S. BOUCHERIT	Professeur, E.N.P., Alger	Invité

Blida, 2014

RESUME

Dans cette thèse, nous nous sommes intéressés aux algorithmes adaptatifs de séparation de sources appliqués à l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. Dans un premier temps, nous proposons deux nouveaux algorithmes bi-capteurs en sous-bande appliqués aux structures de séparation de sources, forward (2CSF) et backward (SBBSS). Ces deux algorithmes sont principalement basés sur la minimisation des deux critères en même temps, le désajustement et l'erreur moyenne obtenue dans chaque sous-bande. Dans un second volet de cette thèse, nous proposons deux versions des algorithmes bi-capteurs à pas d'adaptations variables (2C-VSSF et 2C-VSSB). Dans ces derniers, nous proposons de contrôler la variation des deux pas d'adaptations par le critère de décorrélation entre les deux signaux estimés à la sortie de chaque structure, forward et backward. Dans la même perspective de l'application des pas variables, nous proposons cinq nouvelles versions des algorithmes bi-capteurs en sous-bandes (VSS-2CSF et VS-SBBSS) en utilisant plusieurs critères. 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: Modèle du mélange bi-capteurs, Algorithme du filtrage adaptatif, Séparation de sources, Filtrage adaptatif en sous-bande, Pas d'adaptation variable, Rapport signal à bruit, Qualité du signal de parole, Vitesse de convergence, Critère de décorrélation.

ABSTRACT

In this thesis, we are interested on the source separation adaptive algorithms applied to noise cancellation and speech enhancement. Firstly, we propose two new two-channel subband algorithms applied to source separation structures called forward (2CSF) and backward (SBBSS). These two new algorithms are based on the minimization of two criteria in the same time, the system mismatch and the average subband error. Secondly, we propose two new versions of the two-channel algorithms with variables step-sizes (2C-VSSF and 2C-VSSB). In these latter, we propose to control the variation of step-sizes by the decorrelation criterion computed between the two output signals of each structure, forward and backward. In the same variables step-sizes context, we propose five new versions of the two-channel subband algorithms (i.e. VSS-2CSF and VS-SBBSS) by the use of several criteria. The simulation results, presented in the manuscript of this Ph.D. thesis, confirm the superiority of the proposed algorithms in comparison with competitive ones.

Index Terms: Two-channel mixture model, Adaptive filtering algorithm, Source separation, Subband adaptive filtering, Variable step-size, Signal-to-noise ratio, Speech signal quality, Convergence rate, Decorrelation criterion.

ملخص

في هذه الأطروحة، اهتمنا بالخوارزميات التكيفية لانفصال المصادر مطبقة لإلغاء الضجيج و تحسين الإشارة الصوتية. أولاً، نقترح اثنين من الخوارزميات ثنائية الاستشعار مطبقة لانفصال المصادر، نحو الأمام و نحو الخلف باستعمال تقنية الحزم الثانوية (2CSF و SBBSS). تستند هذه الخوارزميات على تخفيض معيارين في نفس الوقت، المتمثلان في نظام عدم تطابق بين عوامل كل من المرشح التكيفي و الحقيقي و كذلك إشارة الخطأ المحسوبة في كل فرقة ثانوية. في الجزء الثاني من هذه الأطروحة، نقترح نسختين جديدتين للخوارزميات التكيفية ثنائية الاستشعار ذات خطوات تكيف متغيرة (2C-VSSF و 2C-VSSB). في هاتين نسختين جديدتين، نقترح استعمال معيار الانفصال بين الإشارتين المحصل عليهما في كل خوارزمية، و هذا كي نتحكم في خطوات التكيف المتغيرة. في نفس سياق تطبيق خطوات تكيف متغيرة، نقترح خمسة إصدارات جديدة للخوارزميات التكيفية ثنائية الاستشعار بحزم ثانوية ذات خطوات تكيف متغيرة (VS-SBBSS و VSS-2CSF) باستخدام عدة معايير. نتائج المحاكاة المقدمة في هذه الأطروحة تؤكد تفوق الخوارزميات المقترحة في سياق أطروحة هذه الدكتوراه.

المصطلحات : نموذج المزج ثنائي الاستشعار، خوارزمية الترشيح التكيفية، انفصال المصادر، ترشيح التكيفي بحزم ثانوية، خطوة تكيف متغيرة، نسبة الإشارة على الضجيج، جودة الإشارة الصوتية، سرعة التقارب، معيار الانفصال.

REMERCIEMENTS

Au terme de ce travail, je tiens à exprimer, tout d'abord, mes vives et profondes gratitude 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 tous d'abord à exprimer ma profonde reconnaissance et mes plus vifs remerciements à Monsieur Mohamed DJENDI, directeur de ma thèse, pour son aide déterminante, ses conseils judicieux et pour la confiance qu'il m'a accordée. Je lui exprime aussi mes sincères remerciements pour son coté humain, ses encouragements, sa constante disponibilité et son suivi durant ces quatre années, de Master et de Doctorat, malgré ses nombreuses charges et travaux scientifiques.

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

Je remercie très vivement Monsieur Ahmed BENALLAL, 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 Halim SAYOUD, Professeur à USTHB à Alger, à Monsieur Daoud BERKANI, professeur à l'ENP, et à Monsieur Mohamed Seghir BOUCHERIT, Professeur à l'ENP, d'avoir accepté de lire ce manuscrit et d'être les membres du jury de cette thèse.

Je tiens à exprimer également ma gratitude à tous les professeurs qui ont participé à ma formation depuis mon premier cycle d'étude jusqu'à mon cycle universitaire.

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. Et je leurs souhaite bonne santé et longue vie, Incha Allah;

A ma grande famille, Bendoumia ; et Tous mes amis sans exceptions ;

Rédha BENDOUMIA

TABLE DES MATIERES

RESUME	01
REMERCIEMENTS	04
TABLE DES MATIERES	05
LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX	07
INTRODUCTION	14
1. GENERALITES SUR LE FILTRAGE ADAPTATIF ET LA REDUCTION DU BRUIT	18
1.1. Introduction	18
1.2. Généralités sur le signal de parole et le bruit	18
1.3. Filtrage de Wiener	21
1.4. Filtrage adaptatif	25
1.5. Présentation des algorithmes adaptatifs	30
1.6. Réduction du bruit	34
1.7. Conclusion	45
2. REDUCTION DU BRUIT PAR LES TECHNIQUES DE LA SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES	46
2.1. Introduction	46
2.2. Position du problème	47
2.3. Mélange des signaux	50
2.4. Mélange linéaire convolutif bi-capteurs	53
2.5. Séparation de sources dans le cas d'un mélange bi-capteurs	55
2.6. Algorithmes adaptatifs bi-capteurs	59
2.7. Conclusion	66
3. NOUVEL ALGORITHME FORWARD BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE	67
3.1. Introduction	67
3.2. Traitement en sous-bande	68
3.3. Algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF)	72
3.4. Analyse et formulation de l'algorithme 2CSF	74
3.5. Contrôle de l'algorithme 2CSF par un détecteur d'activité vocale	78
3.6. Analyse de la convergence	80
3.7. Résumé de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bandes 2CSF	82
3.8. Résultats de simulations de l'algorithme forward en sous-bande	84
3.9. Conclusion	96

4. NOUVEL ALGORITHME BACKWARD BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE	98
4.1. Introduction	98
4.2. Diagramme de l'algorithme SBBSS	99
4.3. Structure détaillée	99
4.4. Analyses et formulation de l'algorithme backward en sous-bande	102
4.5. Reconstruction des signaux estimés	105
4.6. Analyse de la convergence	107
4.7. Résumé de l'algorithme SBBSS	103
4.8. Résultats de simulations de l'algorithme backward en sous-bande	108
4.9. Comparaison entre les deux algorithmes 2CSF et SBBSS	120
4.10. Conclusion	123
5. ALGORITHMES BI-CAPTEURS AMELIORES : APPROCHE A PAS D'ADAPTATIONS VARIABLES	124
5.1. Introduction	124
5.2. Formulation du nouveau pas d'adaptation optimal	125
5.3. Description des algorithmes bi-capteurs améliorés à pas variables	129
5.4. Résumé de deux algorithmes à pas variables, 2C-VSSF et 2C-VSSB	133
5.5. Résultats de simulations de l'algorithme 2C-VSSF	136
5.6. Résultats de simulations de l'algorithme 2C-VSSB	143
5.7. Résultats comparatifs entre les deux algorithmes à pas variables	149
5.8. Conclusion	151
6. VERSIONS AMELIOREES DES ALGORITHMES BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE	152
6.1. Introduction	152
6.2. Algorithmes SBBSS à pas d'adaptations variables	153
6.3. Résumé des algorithmes VS-SBBSS	160
6.4. Algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables	162
6.5. Résumé de l'algorithme VSS-2CSF	166
6.6. Résultats de simulations des algorithmes VS-SBBSS	168
6.7. Résultats de simulations de l'algorithme VSS-2CSF	181
6.8. Conclusion	188
CONCLUSION	189
APPENDICE	192
A. Liste des symboles et des abréviations	192
B. Complexité des calculs	196
REFERENCES	197

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

FIGURES

Chapitre 1

Figure 1.1.	Représentation du problème statistique du filtrage	21
Figure 1.2.	Structure détaillée de filtre du Wiener	24
Figure 1.3.	Principe du filtrage adaptatif	25
Figure 1.4.	Schéma détaillé du filtrage adaptatif	26
Figure 1.5.	Identification des systèmes par le filtrage adaptatif	28
Figure 1.6.	Modélisation inverse d'un canal par le filtrage adaptatif	29
Figure 1.7.	Rehaussement du signal par le filtrage adaptatif	29
Figure 1.8.	Prédiction par le filtrage adaptatif	30
Figure 1.9.	Principe de débruitage mono-capteur	35
Figure 1.10.	Schéma général d'une méthode de débruitage par atténuation spectrale	37
Figure 1.11.	Structure d'annulation adaptative du bruit avec référence	40
Figure 1.12.	Réduction du bruit par les techniques multi-capteurs	43

Chapitre 2

Figure 2.1.	Représentation générale d'un mélange de signaux	47
Figure 2.2.	Principe général de la séparation aveugle de sources	49
Figure 2.3.	Modèle du mélange linéaire instantané avec Q sources, C observations	50
Figure 2.4.	Schéma du mélange convolutif avec Q sources, C observations	51
Figure 2.5.	Modèle du mélange convolutif avec Q sources, et C observations	52
Figure 2.6.	Mélange convolutif entre le signal de parole et le bruit	53
Figure 2.7.	Structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs	53
Figure 2.8.	Structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteurs	55
Figure 2.9.	Structure symétrique directe « Forward BSS »	56
Figure 2.10.	Structure symétrique récursive « Backward BSS »	57
Figure 2.11.	Structure complète d'un mélange convolutif et la structure forward	59
Figure 2.12.	Structure complète d'un mélange convolutif et la structure backward	60
Figure 2.13.	Structure de l'algorithme de décorrélation adaptatif	63
Figure 2.14.	Structure détaillée de l'algorithme FSAD	64
Figure 2.15.	Structure détaillée de l'algorithme BSAD	65

Chapitre 3

Figure 3.1.	Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes	68
Figure 3.2.	Opération de décimation par un facteur D	69
Figure 3.3.	Opération d'interpolation par un facteur I	70
Figure 3.4.	Banc de filtres d'analyse et de synthèse, avec N sous-bandes	70
Figure 3.5.	Principe du filtrage adaptatif en sous bande	71
Figure 3.6.	Diagramme de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande	72
Figure 3.7.	Structure détaillée de l'algorithme 2CSF	74
Figure 3.8.	Description temporelle des signaux originaux et leurs spectrogrammes, le signal de parole, le bruit blanc	87
Figure 3.9.	Exemple des réponses impulsionnelles, $M=128$, $h_{12}(n)$, $h_{21}(n)$	87
Figure 3.10.	Description temporelle des signaux du mélange et leurs spectrogrammes, le signal $p_1(n)$, le signal $p_2(n)$	87
Figure 3.11.	Signal de parole original avec une segmentation manuelle	88
Figure 3.12.	Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour deux (02) sous-bandes et $L = 16$	89
Figure 3.13.	Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour quatre (04) sous-bandes et $L = 32$	89
Figure 3.14.	Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour huit (08) sous-bandes et $L = 64$	89
Figure 3.15.	Description temporelle des signaux estimés et leurs spectrogrammes obtenus par les deux algorithmes, à gauche : 2CFNLMS, à droite : 2CSF (8 SB)	90
Figure 3.16.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.1$, $M_1=M_2=128$ et $RSB_1=RSB_2=-3dB$	91
Figure 3.17.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, avec $\mu_{12}=\mu_{21}=0.1$, $M_1=M_2=100$ et $RSB_1=RSB_2=3dB$	92
Figure 3.18.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.1$, $M_1=M_2=128$ et $RSB_1=RSB_2=-3dB$	93
Figure 3.19.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.1$, $M_1=M_2=100$ et $RSB_1=RSB_2=3dB$	93
Figure 3.20.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.4$, $M_1=M_2=128$ et $RSB_1=RSB_2=3dB$	94
Figure 3.21.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.4$, $M_1=M_2=128$ et $RSB_1=RSB_2=3dB$	95

Figure 3.22.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.7$, $M_1=M_2=256$ et $RSB_1=RSB_2=3dB$	95
Figure 3.23.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.4$, $M_1=M_2=256$ et $RSB_1=RSB_2=3dB$	96

Chapitre 4

Figure 4.1.	Diagramme de l'algorithme SBBSS	99
Figure 4.2.	Schéma détaillé de l'algorithme SBBSS	100
Figure 4.3.	Réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $M = 256$	110
Figure 4.4.	Réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $M = 256$	111
Figure 4.5.	Évolution temporelle et spectrogramme du signal $p_1(n)$	111
Figure 4.6.	Évolution temporelle et spectrogramme du signal $p_2(n)$	112
Figure 4.7.	Évolution temporelle et spectrogramme des signaux de parole estimés par les algorithmes suivants, BSAD en pleine bande, SBBSS avec 2, 4 et 8 sous-bandes	113
Figure 4.8.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes, $M=200$, and $RSB_1=3dB$, $RSB_2=0dB$	115
Figure 4.9.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes, $M=512$, and $RSB_1=-3dB$, $RSB_2=-3dB$	115
Figure 4.10.	Évaluation de la distance cepstrale (DC) obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes	117
Figure 4.11.	Évaluation du rapport signal à bruit (RSB) à la sortie obtenu par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS, avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes	119
Figure 4.12.	Évolution temporelle du signal de parole estimé par les deux algorithmes, (a) SBBSS et (b) 2CSF avec quatre sous-bandes	120
Figure 4.13.	Évaluation du SM obtenue par les deux algorithmes, SBBSS et 2CSF avec 2, 4 et 8 sous-bandes	121
Figure 4.14.	Évaluation de la DC obtenue par les deux algorithmes, SBBSS et 2CSF avec 2, 4 et 8 sous-bandes	121
Figure 4.15.	Évaluation du RSB obtenue par les deux algorithmes, SBBSS et 2CSF avec 2, 4 et 8 sous-bandes	122

Chapitre 5

Figure 5.1.	Structures détaillées de, (a) modèle du mélange simple, (b) annuleur adaptatif du bruit avec référence et (c) l'algorithme de décorrélation adaptatif	125
-------------	---	-----

Figure 5.2.	Diagramme global des algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB	129
Figure 5.3.	Schéma détaillé de l'algorithme 2C-VSSF	130
Figure 5.4.	Schéma détaillé de l'algorithme 2C-VSSB	132
Figure 5.5.	Évolution temporelle de, signal de parole $u_1(n)$ estimé par l'algorithme 2C-VSSF, le signal du mélange $p_1(n)$ et pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$	137
Figure 5.6.	Zoom de la section notée dans la figure 5.5, la section donnée entre 0.87 et 1.2 seconde	138
Figure 5.7.	Évaluation de système mismatch de filtre $w_{21}(k)$ obtenue par les algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, $RSB_1=RSB_2=0$ dB	139
Figure 5.8.	Évaluation de système mismatch de filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, $RSB_1=RSB_2=-3$ dB	139
Figure 5.9.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, $RSB_1=RSB_2=0, 5$ et 10 dB	141
Figure 5.10.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, $RSB_1=RSB_2=0, 5$ et 10 dB	142
Figure 5.11.	Évolution temporelle de, signal de parole $v_1(n)$ estimé par l'algorithme 2C-VSSB, le signal du mélange $p_1(n)$ et pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$	144
Figure 5.12.	Zoom de la section notée dans la figure 5.11, la section donnée entre 0.87 et 1.2 seconde	144
Figure 5.13.	Évaluation de système mismatch de filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, $RSB_1=RSB_2=0$ dB	145
Figure 5.14.	Évaluation de système mismatch de filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, $RSB_1=RSB_2=-3$ dB	145
Figure 5.15.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, $RSB_1=RSB_2=0, 5$ et 10dB	147
Figure 5.16.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, $RSB_1=RSB_2=0, 5$ et 10dB	148
Figure 5.17.	Évaluation de système mismatch de filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB, $RSB_1=RSB_2=0$ dB	149
Figure 5.18.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB, $RSB_1=RSB_2=0, 5$ et 10dB	149
Figure 5.19.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB, $RSB_1=RSB_2=0, 5$ et 10dB	150

Chapitre 6

Figure 6.1.	Diagramme des algorithmes SBBSS améliorés (VS-SBBSS)	153
Figure 6.2.	Diagramme de l'algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables	163
Figure 6.3.	Schéma détaillé de l'algorithme VSS-2CSF	164

Figure 6.4.	Description temporelle du signal estimé par les algorithmes, (a): 2CBNLMS,(b): SBBSS,(c): VS-SBBSS 1,(d): VS-SBBSS 2, (e) : VS-SBBSS 3 et (f) : VS-SBBSS 4	169
Figure 6.5.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes,2CBNLMS,SBBSS et VS-SBBSS 1	170
Figure 6.6.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes,2CBNLMS,SBBSS et VS-SBBSS 2	171
Figure 6.7.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes,2CBNLMS,SBBSS et VS-SBBSS 3	171
Figure 6.8.	Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes,2CBNLMS,SBBSS et VS-SBBSS 4	171
Figure 6.9.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit blanc	173
Figure 6.10.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit USASI	174
Figure 6.11.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit street	174
Figure 6.12.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit babble	174
Figure 6.13.	Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit blanc	176
Figure 6.14.	Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit USASI	176
Figure 6.15.	Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit street	176
Figure 6.16.	Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit babble	177
Figure 6.17.	Évaluation du SM de filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	178
Figure 6.18.	Valeurs du niveau de SM obtenues par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	179
Figure 6.19.	Temps de la convergence obtenu par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	179
Figure 6.20.	Évaluation du SM de filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	180
Figure 6.21.	Description temporelle des signaux de parole estimés par les algorithmes, (a) : 2CFNLMS, (b) : 2CSF et (c) : VSS-2CSF	182

Figure 6.22. Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=64$, $RSB_1=3dB$ et $RSB_2=0dB$	184
Figure 6.23. Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=128$, $RSB_1=-3dB$ et $RSB_2=-3dB$.	184
Figure 6.24. Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=64$, $RSB_1=3dB$ et $RSB_2=0dB$	185
Figure 6.25. Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=128$, $RSB_1=-3dB$ et $RSB_2=-3dB$	186
Figure 6.26. Évaluation du rapport signal à bruit obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=64$, $RSB_1=3dB$ et $RSB_2=0dB$	187
Figure 6.27. Évaluation du rapport signal à bruit obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=128$, $RSB_1=-3dB$ et $RSB_2=-3dB$	187

TABLES

Chapitre 1

Table 1.1. Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs	28
Table 1.2. Algorithme LMS	32
Table 1.3. Algorithme NLMS	34

Chapitre 2

Table 2.1. Algorithmes de gradient stochastique double (2CLMS)	61
Table 2.2. Algorithmes de gradient stochastique normalisé double (2CNLMS)	62
Table 2.3. Algorithmes de décorrélation adaptatif symétrique (SAD)	66

Chapitre 3

Table 3.1. Algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF)	83
--	----

Chapitre 4

Table 4.1. Algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (SBBSS)	109
Table 4.2. Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes	117
Table 4.3. Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenu par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes	118

Chapitre 5

Table 5.1.	Algorithme forward bi-capteurs à pas d'adaptations variables	134
Table 5.2.	Algorithme backward bi-capteurs à pas d'adaptations variables	135
Table 5.3.	Signaux et paramètres utilisés dans les simulations des deux algorithmes, amélioré (2C-VSSF) et classique (2CFNLMS)	137
Table 5.4.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB	140
Table 5.5.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB	142
Table 5.6.	Signaux et paramètres utilisés dans les simulations de deux algorithmes, amélioré (2C-VSSB) et classique (2CBNLMS)	143
Table 5.7.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB	146
Table 5.8.	Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB	148

Chapitre 6

Table 6.1.	Algorithmes SBBSS à pas d'adaptations variables (VS-SBBSS)	161
Table 6.2.	Pas d'adaptations variables proposés	162
Table 6.3.	Algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables (VSS -2CSF)	167
Table 6.4.	Valeurs numériques des paramètres des algorithmes VS-SBBSS	169
Table 6.5.	Valeurs numériques du temps de la convergence et le niveau du SM obtenus par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	172
Table 6.6.	Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	173
Table 6.7.	Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	175
Table 6.8.	Valeurs numériques des paramètres de chaque algorithme VS-SBBSS	178
Table 6.9.	Valeurs numériques du temps de la convergence et le niveau du SM obtenus par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4	180

INTRODUCTION

INTRODUCTION

Durant les dernières années, les services et les applications des systèmes de télécommunication numérique ont été développés. Dans ces systèmes, la qualité de l'information à transmettre est fortement liée au développement des techniques et des algorithmes du traitement numérique du signal [1 et 2]. Les problèmes de l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole ne sont pas récents. Cependant, ils constituent toujours un champ d'étude vaste et encore riche d'idées. Notre objectif est de restaurer un signal utile à partir d'observations bruitées. Nous considérons le problème du mélange convolutif, où le signal de parole est linéairement mélangé avec différents types de bruit. Cette hypothèse est souvent utilisée, à la fois pour sa complexité, mais aussi car elle permet de modéliser un grand nombre de situations réelles. Les signaux observés sont donc considérés comme un mélange convolutif entre le signal de la parole et le bruit. Dans les applications de la communication numérique comme la radio mobile et la téléphonie main-libres, la qualité du signal est un facteur très important pour l'utilisateur. L'insonorisation de l'habitacle et le phénomène d'écho relié à la réflexion du son sur les parois sont les grands problèmes techniques à résoudre. Donc, le signal de parole à transmettre est fortement perturbé par les différents types du bruit. Pour récupérer le signal utile avant de le transmettre (le moins bruité possible), plusieurs techniques de débruitage ont été proposées.

Le sujet de débruitage a été très largement abordé dans la littérature et se base généralement sur un système simple constitué d'un microphone, à partir d'une seule observation constituée d'un mélange du signal de parole et de bruit. Le système doit être en mesure de séparer ces signaux, pour extraire l'information utile contenue dans un signal bruité [3, 4 et 5]. La méthode de débruitage la plus ancienne est la soustraction spectrale, soit en puissance (SSP) [6], ou en amplitude (SSA) [7 et 8]. Le bruit est supposé additif, stationnaire ou légèrement variant ce qui nous permet de l'estimer pendant les périodes de silence. Autre solution basée sur l'analyse du signal par ondelette suivi d'un seuillage [9].

Il existe d'autres méthodes basées sur plusieurs observations par ajout de quelques microphones qui s'appellent les techniques de séparation aveugle de sources SAS (BSS : Blind sources separation). La séparation aveugle de sources est un problème relativement récent dans le domaine du traitement du signal. Historiquement, la première solution de ce problème a été proposée par Jutten et Herault [10], [11], où les auteurs considèrent le cas simple dans lequel les mélanges sont instantanément établis ; l'algorithme proposé est basé sur un réseau neuro-mimétique pour modéliser un phénomène de mouvement neurobiologique. Dans [12], l'auteur suppose que les sources sont colorées et de spectres différents, à base des statistiques d'ordre deux, ils ont développé une méthode de séparation de sources instantanément mélangées et bruitées. De nombreux auteurs ont proposé des approches de SAS pour séparer des signaux de parole [13], [14], [15]. Plus particulièrement dans [14] et [15], ils ont utilisé ces techniques pour la séparation des mélanges audio avec des cas avec bruit et sans bruit. Ces méthodes sont basées sur la diagonalisation conjointe des matrices spectrales et exploite la non-stationnarité des signaux.

Depuis quelques années, la séparation aveugle de sources d'un mélange convolutif est devenue un sujet de recherche très actif, car ce mélange est le plus difficile à traiter et plus proche à la situation pratique (opération de la convolution). Dans la littérature, nous avons trouvé plusieurs travaux qui traitent ce problème. Le premier travail qui a traité le mélange convolutif est celui de Jutten et al [16], [17], les auteurs ont proposé une extension et une généralisation de leur méthode déjà proposée pour le mélange instantané. Dans [18], [19], [20], Mukai et al ont étudié le problème de séparation de sources et de déréverbération des mélanges convolutifs en utilisant les propriétés acoustiques des signaux dans le domaine fréquentiel. Plusieurs travaux sur l'annulation du bruit acoustique ont été réalisés par les algorithmes de séparation bi-capteurs. Nous trouvons les travaux de Van Gerven et al [21], [22], ils ont proposé une approche symétrique basée sur le principe de décorrélation pour la séparation des signaux. La décorrélation se fait entre une estimation du signal de parole et une estimation du bruit. Il est désigné sous le nom de l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif (SAD : Symmetric Adaptive Decorrelation). Généralement, nous pouvons distinguer deux structures de séparation aveugle de sources, forward (directe) et backward

(récursive). Un système de séparation de sources avec la structure forward symétrique mise en œuvre par deux microphones a été proposé pour but de rehausser le signal de parole [23], [24]. Gabrea a proposé une nouvelle solution du filtrage adaptatif. L'adaptation optimale des coefficients du filtre se basant sur un algorithme de double projection affine (DAPA : Double Affine Projection Algorithm). Nous trouvons aussi des nouveaux travaux proposés par Djendi et all, ils ont proposé l'algorithme des moindre carré transversal rapide double de type Newton appliqué au modèle de séparation de sources bi-capteurs (DFNTF : Double Fast Newton Transversal Filter) [25], en employant la structure forward avec deux filtres adaptatifs symétrique et croisé pour retrouver le signal de parole. Ils ont utilisé un système de détection d'activité vocale (VAD : Voice Activity Detector) et deux post-filtres additionnels à la sortie pour récupérer exactement le signal de parole sans distorsion. Pour objectif de rehausser le signal de la parole par les méthodes de séparation aveugle de sources, les mêmes auteurs ont proposé des méthodes en domaine fréquentiel pour estimer les deux post-filtres de la structure forward [26], [27]. Récemment [28], les mêmes auteurs ont proposé un nouvel algorithme de double projection pseudo-affine (DPAPA : Double Pseudo-Affine Projection Algorithm) appliqué sur la structure forward. D'après les travaux réalisés, nous notons que dans la structure directe (Forward), il faut utiliser des post-filtres pour récupérer les signaux originaux sans distorsion. Et pour éviter l'utilisation des post-filtres, Djendi et all ont proposé trois techniques efficaces et automatiques qui permettent de récupérer le signal de parole sans distorsions [26], [27], [28], [29].

Le but principal de ce travail est la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole par les algorithmes de séparation aveugle de sources bi-capteurs, en utilisant le filtrage adaptatif. Dans les travaux présentés dans ce manuscrit, nous proposons quelques algorithmes de séparation de sources bi-capteurs pour but de

- ✓ Augmenter de la vitesse de convergence,
- ✓ Minimiser la distorsion,
- ✓ Améliorer la qualité du signal de parole estimé.

Dans la suite du manuscrit, Nous présentons l'organisation des chapitres de ce mémoire de thèse.

- Dans le premier chapitre, nous présentons en premier lieu, une étude détaillée sur les différentes applications du filtrage adaptatif et les algorithmes de gradient stochastique. En deuxième lieu, nous présentons les différentes techniques classiques de réduction du bruit mono-, bi- et multi-capteurs.
- Le chapitre 2 introduit, dans une première phase, la problématique du mélange convolutif bi-capteurs (entre le signal de parole et le bruit) et une analyse plus détaillée sur les deux structures de séparation aveugle de sources bi-capteurs, forward et backward. Dans la deuxième phase, nous allons présenter les algorithmes adaptatifs bi-capteurs appliqués aux deux structures de séparation aveugle de sources pour objectifs d'annuler du bruit acoustique.
- Dans le chapitre 3, nous allons présenter l'analyse, les formules mathématiques et les résultats de simulations du nouvel algorithme forward bi-capteurs en sous bande (2CSF : Two-Channel Subband Forward). Nous proposons une implémentation en sous-bande pour augmenter la vitesse de convergence des filtres adaptatifs.
- La description de l'analyse du nouvel algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (SBBSS : Subband Backward BSS) est donnée dans le chapitre 4. Dans l'algorithme SBBSS, nous proposons de minimiser deux critères en même temps, le système mismatch et le signal d'erreur obtenu dans chaque sous-bande.
- Dans le cinquième chapitre, nous allons analyser et donner la formulation des deux nouveaux algorithmes de séparation aveugle de sources bi-capteurs à pas d'adaptations variables, forward (2C-VSSF : Two-Channel Variable Step-Size Forward) et backward (2C-VSSB : 2C-VSS Backward). Nous proposons de contrôler la variation des d'adaptations pas par l'intercorrelation entre les deux signaux estimés à la sortie de chaque algorithme.
- Dans le dernier chapitre, nous allons présenter quatre versions améliorées de l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (VS-SBBSS : Variables Step-sizes SBBSS) et une autre version améliorée de l'algorithme 2CSF (VSS-2CSF : Variable Step-sizes 2CSF). Ces versions sont basées sur différents critères pour adapter les deux pas d'adaptations des deux filtres adaptatifs de chaque algorithme bi-capteur en sous-bande.

CHAPITRE 1

GENERALITES SUR LE FILTRAGE ADAPTATIF ET LA REDUCTION DU BRUIT

CHAPITRE 1

GENERALITES SUR LE FILTRAGE ADAPTATIF ET LA REDUCTION DU BRUIT

1.1. Introduction

Dans les dernières décennies, il y a une grande évolution dans le domaine de traitement du signal. L'évolution des circuits et les systèmes de télécommunication numérique sont fortement liés au développement du traitement numérique du signal. Ce dernier désigne l'ensemble des opérations, calculs arithmétiques et manipulations de nombres, qui sont effectués sur un signal à traiter pour extraire l'information utile. Le filtrage adaptatif est un sujet très actif dans le domaine du traitement numérique du signal.

Dans ce premier chapitre, premièrement nous allons présenter des généralités sur le signal de parole et le bruit et le filtrage optimal de Wiener, puis nous allons voir le principe de base, le rôle et les applications du filtrage adaptatif. Dans la suite de ce chapitre, nous détaillons deux algorithmes adaptatifs de gradients stochastiques (LMS) et sa version normalisée (NLMS). Les méthodes de la réduction du bruit adaptatif mono-capteur, bi-capteurs et multi-capteurs sont discutées dans la dernière section de ce chapitre.

1.2. Généralités sur le signal de parole et le bruit

La parole est un moyen de communication privilégié entre les humains, constitue une grande partie des messages transmis dans les systèmes de télécommunications. La communication avec les systèmes mains-libres peut être considérablement altérée par le bruit ambiant ainsi que par le phénomène de la réverbération. Pour cela, dans cette section nous présentons des généralités sur le signal de la parole et le bruit.

1.2.1. Signal de parole

La parole peut être modélisée par le résultat de l'excitation du conduit vocal par un train d'impulsions ou un bruit blanc donnant lieu respectivement aux sons voisés et non voisés. Dans le cas des sons voisés, l'excitation est une vibration périodique des cordes vocales suite à la pression exercée par l'air provenant de l'appareil respiratoire. Ce mouvement vibratoire correspond à une succession de cycles d'ouverture et de fermeture de la glotte. Le nombre de ces cycles par seconde correspond à la fréquence fondamentale. Quant aux signaux non-voisés, l'air passe librement à travers la glotte sans provoquer de vibration des cordes vocales [1].

Le signal de parole est un phénomène essentiellement continu, les silences correspondent en général à des pauses de respiration dont l'occurrence est aléatoire. L'onde de la parole n'est ni Gaussienne, ni ergodique, ni stationnaire; on peut faire cependant d'excellentes descriptions à court terme du comportement de l'appareil de production de la parole. Une caractéristique fondamentale du signal vocal est qu'il est très redondant. Cette redondance se traduit aussi par une surestimation de l'ordre du modèle classique AR (Autoregressive) de représentation du signal de parole, ceci est justifié par le fait que le signal de parole peut être synthétisé par la convolution du signal d'excitation avec la réponse impulsionnelle du filtre AR. Nous savons que le signal de parole est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais il peut être considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30 ms [1].

Les sons de la parole peuvent être classés, de manière un peu sommaire, en trois catégories distinctes, voisés, non-voisés et silence.

- Le son voisé est un signal quasi-périodique très riche en harmoniques d'une fréquence fondamentale (pitch). Ce type est engendré par un filtre AR excité par un train d'impulsions.
- Le son non-voisé est un signal qui ne présente pas de structure périodique. Ce type est engendré par le même filtre AR excité par un bruit blanc.
- Le silence est tout simplement des intervalles de son lorsque le signal de parole est absent.

1.2.2. Bruit

On appelle bruit tout signal nuisible qui se superpose au signal utile en un point quelconque d'une chaîne de mesure ou d'un système de transmission. On peut dire aussi, le bruit est tout phénomène perturbateur gênant la perception ou l'interprétation d'un signal utile (dans notre cas, c'est la parole). En physique, en acoustique et en traitement du signal, bien que le bruit soit, par nature, aléatoire, il possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales.

Le bruit peut être classé selon les propriétés suivantes [1] :

- Structure : continu, impulsif ou périodique,
- Type d'interaction : additif, multiplicatif ou convolutif,
- Comportement temporel : stationnaire ou non-stationnaire,
- Bande de fréquence : étroit ou large,
- Dépendance : corrélé ou décorrélé,
- Propriétés statistiques : dépendant ou indépendant,
- Propriétés spatiales : cohérent ou incohérent.

Le bruit blanc est un processus stochastique utilisé afin de modéliser les bruits intervenant dans toute modélisation de systèmes dynamiques. Ce dernier type de bruit est un processus aléatoire dont la densité spectrale de puissance (DSP) est constante quelque soit la fréquence.

$$S_{ww}(f) = \sigma_b^2, \quad \forall f \quad (1.1)$$

Un bruit à une DSP constante est dit blanc par analogie avec la lumière blanche qui contient toutes les longueurs d'onde de la lumière visible. Le bruit blanc correspond à un modèle purement théorique. En effet, il est physiquement irréalisable car il contient des fréquences infinies ayant une puissance moyenne infinie [5].

La fonction d'autocorrélation d'un bruit blanc est une impulsion de Dirac [5]. En effet, par la transformée de Fourier inverse TFI{ }.

$$R_{ww}(\tau) = \text{TFI}\{S_{ww}(f)\} = \text{TFI}\{\sigma_b^2\} \quad (1.2)$$

$$R_{ww}(\tau) = \sigma_b^2 \delta(\tau) \quad (1.3)$$

Dans le cas où la densité spectrale de puissance n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré. Pour cette représentation spectrale, un bruit coloré de basse fréquence est parfois appelé bruit rose car il contient seulement les grandes longueurs d'onde. Il existe plusieurs types de bruits colorés, comme le bruit rose et le bruit brun.

1.3. Filtrage de Wiener

La théorie de Wiener est formulée par Wiener [31]. Pratiquement, le filtre de Wiener est un dérivé du critère de l'erreur quadratique moyenne (EQM), plusieurs algorithmes récemment proposés qui ont une relation directe ou indirecte avec ce filtre.

Le filtre de Wiener joue un rôle principal dans plusieurs applications de traitement numérique du signal comme la réduction du bruit, la prédiction linéaire, l'annulation d'écho acoustique et l'identification des systèmes. L'extension de la théorie de Wiener de temps continu vers le temps discret est simple et il est très utilisé pour l'implémentation dans le domaine de traitement du signal.

1.3.1. Principe général

Le filtrage de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus utilisées. Il est adéquat pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont stationnaires. L'approche consiste alors à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre le signal désirée et la sortie du filtre linéaire. La représentation du problème statistique du filtrage est donnée par la figure 1.1.

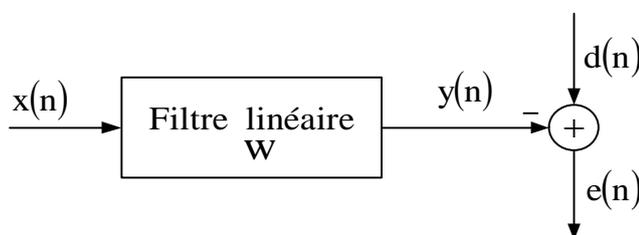


Figure 1.1 : Représentation du problème statistique du filtrage.

Donc, le principe du filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque l'entrée $x(n)$ est

perturbée par un bruit. On note $e(n) = d(n) - y(n)$, où $e(n)$ représente le signal d'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$; et $\mathbf{w}(n)$ représente le vecteur des coefficients ajustables du filtre.

Pour séparer un signal de parole et le bruit et atténuer la distorsion apportée par un signal, on doit minimiser l'erreur quadratique moyenne selon le principe du filtre de Wiener.

Le signal de sortie du filtre $y(n)$ est donné par la convolution entre le signal d'entrée $x(n)$ et les coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$:

$$y(n) = \sum_{m=0}^{M-1} w_m(n) x(n-m) \quad (1.4)$$

C'est plus pratique d'utiliser une notation vectorielle pour la sortie du filtre, donc l'équation (1.4) peut s'écrire sous la forme suivante:

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.5)$$

avec, $\mathbf{w}(n)$ est un vecteur de longueur M contenant les coefficients du filtre RIF (réponse impulsionnelle finie), $\mathbf{x}(n)$ est le vecteur des M échantillons récents du signal d'entrée $x(n)$. Ces deux vecteurs sont donnés par :

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T \quad \text{et} \quad \mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]^T$$

Le signal d'erreur $e(n)$ peut s'écrire comme suite :

$$e(n) = d(n) - \sum_{m=0}^{M-1} w_m(n) x(n-m) \quad (1.6)$$

Le filtre de Wiener est celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM).

$$\mathbf{J} = E[e(n)e^*(n)] = E[e(n)^2] \quad (1.7)$$

En introduisant les deux vecteurs $\mathbf{w}(n)$ et $\mathbf{x}(n)$ on aura :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.8)$$

Donc le critère de l'EQM est donné par :

$$\begin{aligned} \mathbf{J} &= \mathbb{E} \left[(d(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n)) (d^*(n) - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}^*(n)) \right] \\ \mathbf{J} &= \mathbb{E} \left[(d(n))^2 \right] - \mathbf{w}^T(n) \mathbb{E} \left[\mathbf{x}(n) d(n)^* \right] - \mathbf{w}^T(n) \mathbb{E} \left[\mathbf{x}^*(n) d(n) \right] + \mathbf{w}^T(n) \mathbb{E} \left[\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \right] \mathbf{w}(n) \\ \mathbf{J} &= \sigma_d^2 - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{r}_{xd} - \mathbf{w}^T(n) \mathbf{r}_{xd}^* + \mathbf{w}^T(n) \mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (1.9)$$

avec, \mathbf{r}_{xd} est le vecteur d'intercorrélation entre les deux signaux, désiré $d(n)$ et d'entrée $\mathbf{x}(n)$. \mathbf{R}_{xx} : La matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$, cette matrice est définie positive, de Toeplitz et à symétrie hermitienne ($\mathbf{R} = \mathbf{R}^H$).

1.3.2. Orthogonalité

Le vecteur du filtre optimum \mathbf{w}_{opt} est celui qui annule le gradient du critère. On va dériver le critère de l'EQM par rapport aux coefficients du filtre, et en posant ce dernier égale à zéro.

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \mathbf{w}(n)} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.10)$$

$$\text{On a: } \frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \mathbf{w}(n)} = 2\mathbb{E} \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}(n)} \right\}$$

$$\frac{\partial \mathbf{J}}{\partial \mathbf{w}(n)} = -2\mathbb{E} \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \quad (1.11)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a:

$$\mathbb{E} \{ e_{min}(n) \mathbf{x}(n) \} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.12)$$

avec $e_{min}(n)$ est l'erreur pour laquelle \mathbf{J} est minimisé (c.à.d. pour le filtre optimal). Le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $\mathbf{x}(n-m)$, $0 \leq m \leq M-1$, sont decorrelés de l'erreur $e_{min}(n)$ [32]. À l'optimum on a aussi le signal d'erreur $e_{min}(n)$ est orthogonale à la sortie du filtre $y(n)$.

1.3.3. Equation de Wiener-Hopf

En développant l'équation (1.12), nous obtenons :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}_{\text{opt}}]\} = 0_{M \times 1} \quad (1.13)$$

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

où encore

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

Cette dernière relation est appelée la formule de Wiener ou l'équation de Wiener-Hopf. Cette solution donne le filtre optimal de Wiener :

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

Dans une forme complète, la solution du filtre de Wiener peut s'écrire comme suite :

$$\begin{pmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_{M-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{xx}(0) & r_{xx}(1) & r_{xx}(2) & \cdots & r_{xx}(M-1) \\ r_{xx}(1) & r_{xx}(0) & r_{xx}(1) & \cdots & r_{xx}(M-2) \\ r_{xx}(2) & r_{xx}(0) & r_{xx}(0) & \cdots & r_{xx}(M-3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{xx}(M-1) & r_{xx}(M-2) & r_{xx}(M-3) & \cdots & r_{xx}(0) \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} r_{xd}(0) \\ r_{xd}(1) \\ r_{xd}(2) \\ \vdots \\ r_{xd}(M-1) \end{pmatrix}$$

L'équation de Wiener-Hopf qui permet de calculer le filtre de Wiener optimal conduit à résoudre un système de M équations à M inconnues. La figure 1.2 illustre un filtre de Wiener qu'est représenté par un vecteur des coefficients $\mathbf{w}(n)$.

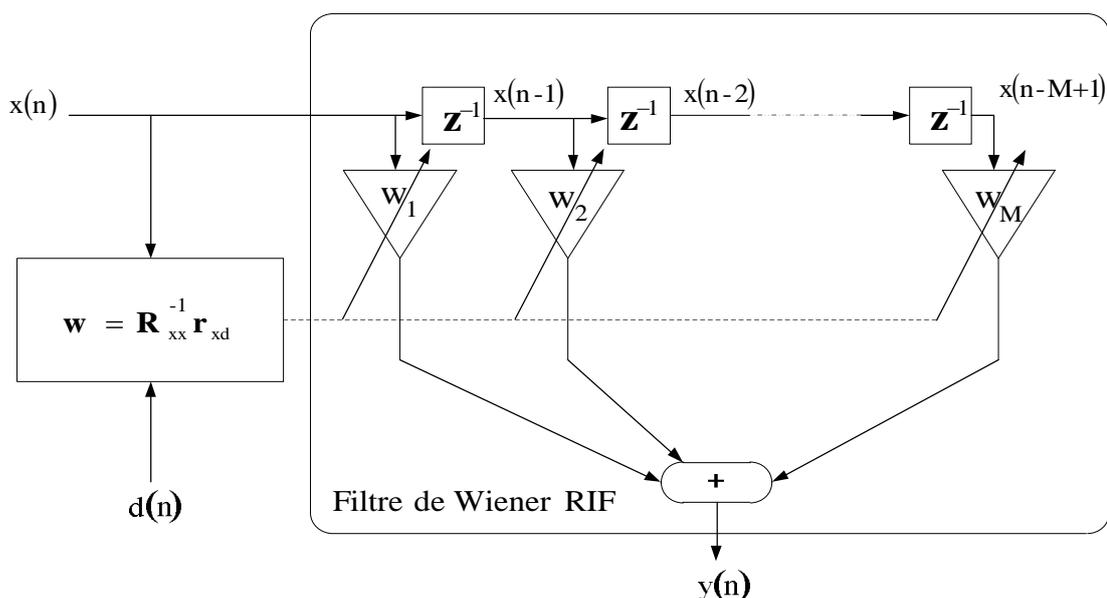


Figure 1.2 : Structure détaillée de filtre du Wiener [33].

Il peut être préférable de résoudre ce système par une méthode itérative (algorithme), notamment en se souvenant que la fonction de coût est quadratique, c'est-à-dire le minimum est unique. Les algorithmes adaptatifs permettent l'estimation du filtre adaptatif en utilisant le vecteur $\mathbf{w}(n)$ de taille M à l'aide d'un critère basé sur l'estimation de l'erreur *a priori* [34].

1.4. Filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est très connu dans le domaine du traitement de signal. Il intervient quand il faut réaliser, simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps. Il conduit à la mise en œuvre du filtre à coefficients variables dans le temps. Les variations des coefficients sont définies par des critères d'optimisations et réalisées suivant des algorithmes d'adaptations, qui sont déterminés en fonction de l'application. Il est utilisé dans de nombreux systèmes, par exemple, dans le domaine de l'annulation du d'écho acoustique, la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

1.4.1. Principe de base

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile. Le principe du filtrage adaptatif est donné par la figure 1.3.

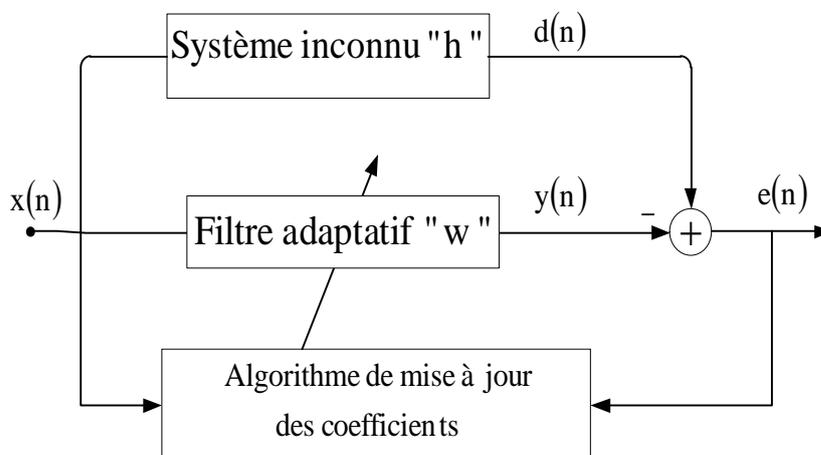


Figure 1.3 : Principe du filtrage adaptatif.

Le principe du filtrage correspond à une opération effectuée sur un signal reçu $x(n)$ pour fournir une sortie $y(n)$ dont la différence avec un signal de référence $d(n)$ soit minimisée. Cette minimisation est obtenue en calculant les coefficients du filtre pour chaque ensemble de données, référence et reçu [35].

Nous définissons les différents signaux utilisés dans un système de filtrage adaptatif par :

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

$w(n)$ est un vecteur des coefficients du filtre adaptatif,

$h(n)$ est un vecteur des coefficients de réponse impulsionnelle d'un milieu,

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

$d(n)$ est le signal de référence (désiré),

$e(n)$ est le signal d'erreur (c'est la différence entre $d(n)$ et $y(n)$).

Nous supposons que les coefficients du filtre adaptatif sont de type RIF, représentés par le vecteur $w(n)$. Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des points importants comme le critère d'optimisation, l'algorithme de mise à jour, la structure du filtre programmable et le type de signal traité, mono ou multidimensionnel. La figure 1.4 représente un schéma détaillé du filtrage adaptatif utilisé pour l'identification de systèmes.

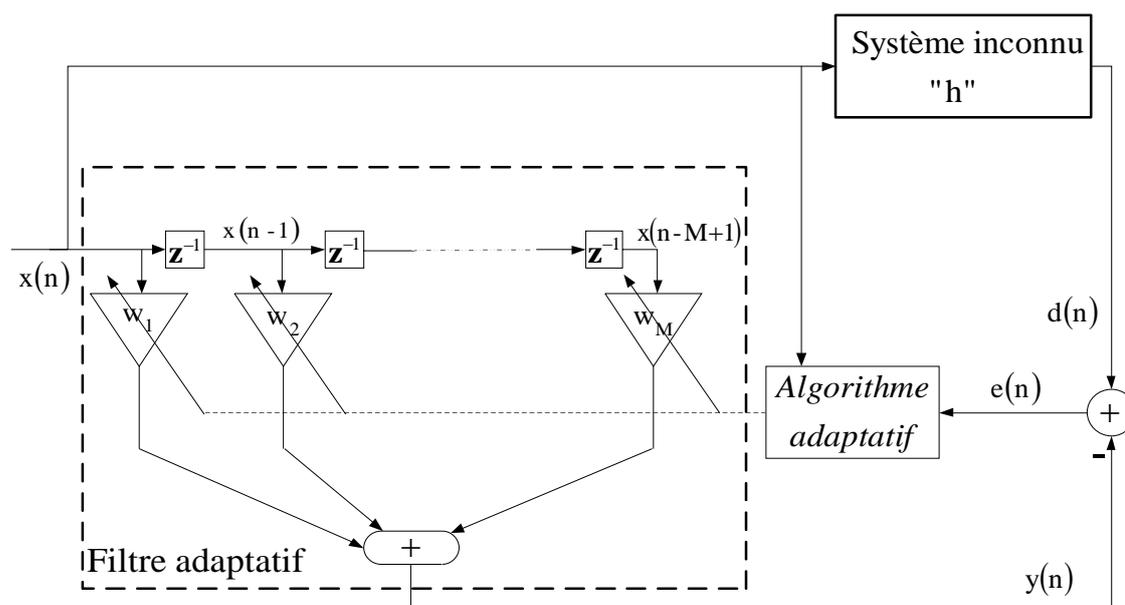


Figure 1.4 : Schéma détaillé du filtrage adaptatif.

Basant sur la figure 1.4, le fonctionnement du filtre adaptatif se décrit de la façon suivante. Premièrement, le signal d'entrée $x(n)$ est convolué avec le filtre $w(n)$, le résultat de cette convolution donne le signal $y(n)$, où ce dernier signal est comparé au signal désiré $d(n)$. Le signal d'erreur $e(n)$ est le résultat de la soustraction entre le signal désiré $d(n)$ et le signal de sortie du filtre adaptatif $y(n)$, ce signal d'erreur peut être utilisé pour mettre à jour des coefficients du filtre adaptatif $w(n)$. c.à.d. dans chaque itération, les coefficients du filtre varient en fonction du signal d'erreur $e(n)$ en utilisant un critère de minimisation prédéfini pour diminuer la différence entre le signal désiré $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$. Le signal d'erreur diminue jusqu'à atteindre dans certains cas une valeur nulle. Lorsque la valeur est atteinte, les coefficients du filtre adaptatif convergent vers les coefficients de la réponse impulsionnelle réelle (coefficients du système inconnu).

1.4.2. Rôle du filtrage adaptatif

Le principal but des filtres adaptatifs est de déterminer un ensemble de coefficients d'un système qui évolue dans le temps, ou bien, ajuster le paramètre $w(n)$ pour un objectif bien défini (minimisation de fonction de cout J). Parfois, la fonction de cout J est une fonction liée aux signaux d'entrée, de référence et le signal de sortie du filtre adaptatif [36], donc la fonction est fortement liée aux ces trois signaux, c.à.d. $J = F[x(n), d(n), y(n)]$.

1.4.3. Critères de comparaison et choix des algorithmes adaptatifs

Un algorithme est une procédure utilisée pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif par ordre pour minimiser un critère prescrire. L'algorithme est déterminé par la définition de la méthode de recherche (ou algorithme de minimisation), la fonction de cout et la nature du signal d'erreur. La table 1.1 résume les critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.

Table 1.1 : Critères de comparaison des algorithmes adaptatifs.

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

1.4.4. Applications

Dans ce paragraphe, nous discutons quelques choix possibles pour les signaux d'entrée et de référence et combien ces choix sont liés aux applications. On étudie quelques applications du filtrage adaptatif comme l'identification de systèmes, la modélisation inverse, l'annulation d'interférences et la prédiction [36].

- o Dans l'identification des systèmes, le signal désiré $d(n)$ est la sortie du système inconnu qui s'excite par un signal en pleine bande $x(n)$, dans plusieurs cas un signal bruit blanc. Le signal $x(n)$ est appliqué au filtre adaptatif (voir la figure 1.5). Quand l'erreur quadratique moyenne de sortie est minimisée, le filtre adaptatif représente un modèle du système inconnu.

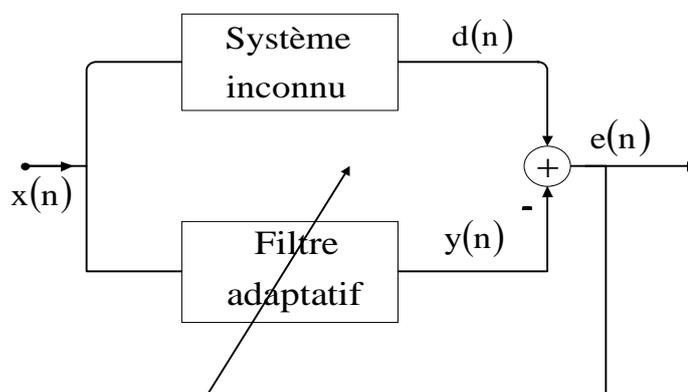


Figure 1.5 : Identification des systèmes par le filtrage adaptatif [40].

- Dans la figure 1.6, nous présentons une application du filtrage adaptatif pour la modélisation inverse d'un canal. Le signal d'entrée en pleine bande $x(n)$ est s'excité à l'entrée du canal, en appliquant le signal obtenu à la sortie du canal sur le filtre adaptatif. Le signal désiré $d(n)$ est l'entrée (retardée) du canal que l'on cherche à inverser. Dans le cas au bruit $b(n)$ égal à 0, la minimisation de l'EQM indique que le filtre adaptatif représente le modèle inversé du canal.

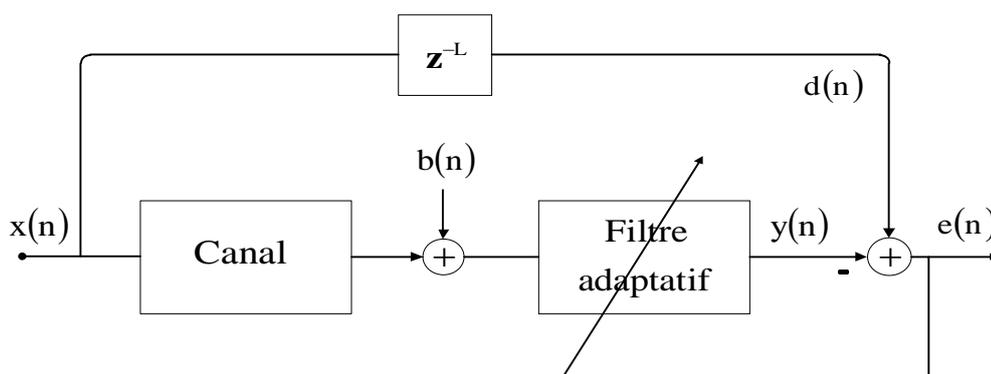


Figure 1.6 : Modélisation inverse d'un canal par le filtrage adaptatif [40].

- Dans le cas du rehaussement du signal présenté dans la figure 1.7, le signal $x(n)$ est un signal corrompu par un bruit $b_1(n)$, et $b_2(n)$ est un signal disponible (mesurable). Si le signal $b_2(n)$ est utilisé comme une entrée du filtre adaptatif avec le signal corrompu par un bruit joue un rôle du signal désiré. Après la convergence, le signal de sortie $e(n)$ représente le signal rehaussé.

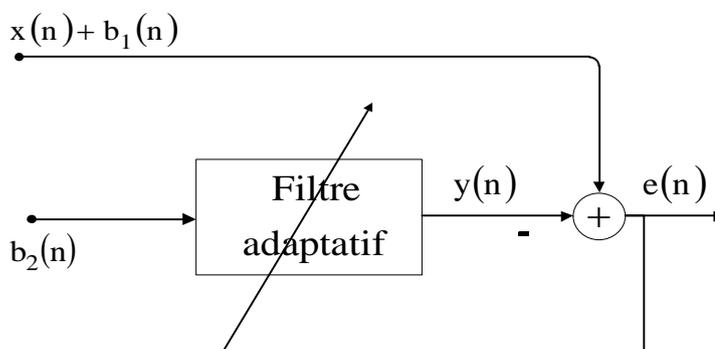


Figure 1.7 : Rehaussement du signal par le filtrage adaptatif [40].

- Finalement, on a le cas de la prédiction (voir la figure 1.8). où $d(n)$ est le signal à l'instant n et $y(n)$ le signal prédit à partir du signal aux instants précédents $[d(n-1), d(n-2), \dots]$. Après la convergence, le filtre adaptatif représente le modèle du signal d'entrée, et peut être utilisé comme un modèle de prédiction pour le signal d'entrée.

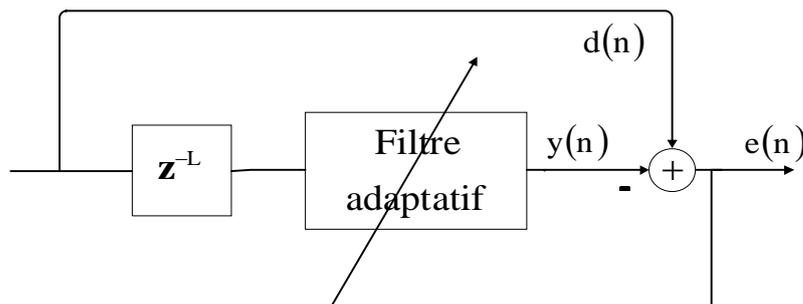


Figure 1.8 : Prédiction par le filtrage adaptatif [40].

1.5. Présentation des algorithmes adaptatifs

Dans la figure 1.4, les algorithmes du filtrage adaptatif permet de calculer les coefficients du filtre $w(n)$ de façon à ce que la différence entre le signal $d(n)$ et la sortie du filtre $y(n)$ soit minimisée au sens d'un critère statistique préalablement défini. De manière générale, un algorithme d'adaptation simple se présente sous la forme vectorielle suivante:

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

Le choix du signal d'erreur est critique pour la définition d'un algorithme, il a plusieurs effets sur les caractéristiques des algorithmes comme la vitesse de convergence et la complexité des calculs. L'algorithme de minimisation, la fonction de cout et le signal d'erreur donnent les structures et les méthodes simples pour interpréter, analyser et étudier un algorithme adaptatif.

Dans cette section, nous allons présenter certains algorithmes adaptatifs les plus utilisés en général dans le domaine du traitement adaptatif des signaux.

Citant par exemple, les algorithmes de gradient stochastique. Dans cette section, nous nous intéressons exactement aux deux algorithmes LMS et NLMS. L'algorithme du gradient stochastique est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe.

1.5.1. Algorithme de gradients stochastiques (LMS)

L'algorithme LMS est introduit pour la première fois par Widrow-Hoff au début des années 60 [37]. Cet algorithme se base sur une estimation simple et peu complexe du gradient. L'algorithme LMS est certainement l'algorithme adaptatif le plus populaire qui existe en raison de sa simplicité et son robustesse. Parmi les caractéristiques de l'algorithme LMS est que son taux de convergence dépend de la longueur du filtre à adapter et aussi de la corrélation du signal d'entrée du filtre [37], [38].

Dans la solution de Wiener, la matrice d'autocorrélation et le vecteur d'intercorrélation sont définis par $\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$ et $\mathbf{r}_{xd} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\}$, on approchera ces grandeurs déterministes par des estimées $\tilde{\mathbf{R}}_{xx}$ et $\tilde{\mathbf{r}}_{xd}$ à l'instant n . Dans le cas de l'algorithme LMS, ils ont proposé des estimations les plus simples possibles qui sont données par :

$$\tilde{\mathbf{R}}_{xx} = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (1.16)$$

$$\tilde{\mathbf{r}}_{xd} = \mathbf{x}(n)d(n) \quad (1.17)$$

Ce sont simplement les estimées instantanées des corrélations, donc la formule de la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif est donnée par :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mu [\tilde{\mathbf{r}}(n) - \tilde{\mathbf{R}}(n)\mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \end{aligned} \quad (1.18)$$

Cette dernière équation (1.18) représente la formule de mise à jour du filtre adaptatif par l'algorithme de gradient stochastique LMS. Le filtre $\mathbf{w}(n)$ est une variable aléatoire [puisque à chaque nouvelle itération n , $\mathbf{w}(n)$ dépend des

processus aléatoires $\mathbf{x}(n)$ et $d(n)$], où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme LMS qui démarre avec une initialisation quelconque à $\mathbf{w}(0)$. L'algorithme LMS est très simple, il nécessite seulement $2M+1$ multiplications et $2M$ additions par itération, et M 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 [36], [37], [38], [39]:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$$

où λ_{\max} représente la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. Une étude plus précise (en moyenne quadratique), mais qui repose également sur des hypothèses contestables conduit à la condition plus contraignante :

$$0 < \mu < \frac{1}{\text{Trace}(\mathbf{R})} = \frac{1}{M\sigma_x^2}$$

Trace (R) : désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice d'autocorrélation, et σ_x^2 : désigne l'énergie du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$.

Table 1.2 : Algorithme LMS

<p>Paramètres et variables :</p> <p>M : la taille du filtre adaptatif $\mathbf{w}(n)$</p> <p>Pas d'adaptation, $0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}}$</p> <p>$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-M+1)]$</p>
<p><u>Estimation du signal d'erreur :</u></p> <p>$e(n) = d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$</p>
<p><u>Equation de mise à jour :</u></p> <p>$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n)e(n)$</p> <p>fin</p>

1.5.2. Algorithme LMS normalisé (NLMS)

L'algorithme LMS est très simple à implémenté, mais inefficace pour la problématique de l'annulation d'écho acoustique en raison des grandes variations

d'énergie contenues dans la voix. Ces variations d'énergie, souvent brusques, tendent à faire diverger les coefficients du filtre adaptatif. Pour palier aux problèmes liés à la variation d'énergie, Haykin a introduit le gradient normalisé (NLMS : Normalized Least-Mean-Square). La modification apportée consiste à normaliser la correction des coefficients en fonction de l'énergie du signal d'entrée. Ce calcul fait en sorte que le pas d'adaptation varie de façon inversement proportionnelle à l'énergie contenue dans le signal d'entrée. Donc, l'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS [40], le pas d'adaptation μ est remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par :

$$\mu = \frac{\mu_n}{\|\mathbf{x}(n)\|^2} \quad (1.19)$$

La formule de la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme NLMS est la même que celle de LMS, sauf que le pas d'adaptation est normalisé par l'énergie de signal d'entrée.

Donc l'équation de la mise à jour est donnée par la formule suivante:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu_n}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{x}(n) e(n) \quad (1.20)$$

où ε est un facteur permettant de suivre plus ou moins rapidement les variations d'énergie dans le signal d'entrée $x(n)$. La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation borné entre le zéro et 2 [40], c.à.d. $0 < \mu_n < 2$. Le détail de l'algorithme NLMS est donné dans la table 1.3.

L'intérêt de l'algorithme NLMS par rapport à l'algorithme LMS est de rendre l'algorithme indépendant de la variance du signal d'entrée. Cependant, la distribution des valeurs propres de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée n'est en rien modifiée. Ceci implique précisément la même dépendance, dans les deux cas, de la convergence vis à vis de la statistique du signal d'entrée [41], pour les signaux stationnaires tels que le bruit blanc ou non-stationnaires tels que la parole.

L'algorithme NLMS peut être plus complexe que l'algorithme LMS mais il reste toujours l'un des algorithmes les plus simples à mettre en application. Il est souvent utilisé pour l'annulation d'écho acoustique et réduction du bruit.

Table 1.3 : Algorithme NLMS

Paramètres et variables :

M : la taille du filtre adaptatif $w(n)$

μ_n : Pas d'adaptation, $0 < \mu_n < 2$, ε : Petite constante positive

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

Estimation du signal d'erreur :

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

Equation de mise à jour :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mu_n}{\|\mathbf{x}(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{x}(n) e(n)$$

fin

Il est possible d'améliorer la performance (la convergence) de l'algorithme NLMS en modifiant la direction d'adaptation des coefficients du filtre adaptatif. Nous pouvons utiliser la famille des algorithmes de projection affine (APA : Affine Projection Algorithm) qui sont obtenus par une projection d'ordre multiple P [42].

1.6. Réduction du bruit

La réduction du bruit est une étape très importante dans les systèmes de télécommunication. Plusieurs structures et algorithmes ont été proposés pour améliorer les conditions de la communication, c.à.d. en transmettant le signal de parole le moins bruité possible. On cherche donc à extraire un signal utile (la parole) à partir d'observations bruitées (mesurer au niveau des microphones). Ceci représente un problème classique dans le domaine du traitement du signal. Les méthodes mises en œuvre, dite de débruitage, et plus particulièrement pour notre objectif, le rehaussement du signal parole, mettent à profit la totalité ou une

partie de l'information disponible sur la nature du signal utile, sur celle de la perturbation ou sur les propriétés du mélange. Dans la suite de ce chapitre, nous allons présenter les méthodes de débruitage de la parole mono-capteur, bi-capteurs et multi-capteurs.

1.6.1. Méthodes mono-capteur

Dans cette partie, nous allons analyser la technique la plus ancienne pour l'annulation du bruit dite la méthode mono-capteur, où un seul capteur est utilisé. On cherche à améliorer la qualité de l'écoute à travers de cette méthode pour des applications comme la téléphonie mobile et la téléphonie mains-libres. Nous pouvons aussi utiliser ces méthodes de débruitage dans plusieurs applications. On considère le problème de débruitage donné par la figure 1.9.

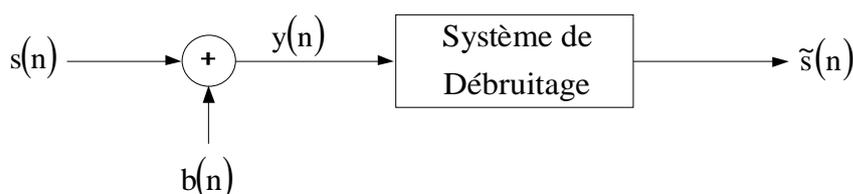


Figure 1.9 : Principe de débruitage mono-capteur.

La plupart des techniques de débruitage mono-capteur consistent à réaliser un filtrage dans le domaine fréquentiel du signal microphonique $y(n) = s(n) + b(n)$.

Le filtrage atténue l'amplitude de chaque composante spectrale du signal bruité en fonction de l'estimation du rapport signal-à-bruit de cette composante. Les méthodes différenciées en fonction de l'atténuation requise, de la méthode d'estimation du niveau de bruit et du niveau de parole sur chaque composante spectrale.

Ces techniques supposent que le bruit et le signal utile sont decorrélés sur la durée de la trame d'analyse, que le signal de parole utile est intermittent et que l'oreille humaine est insensible à la phase du signal. Ces techniques peuvent être classées en trois types :

- la soustraction spectrale de puissance SSP [6].
- la soustraction spectrale d'amplitude SSA [7], [8].
- la mise en œuvre directe de la solution de Wiener par un filtrage en boucle ouverte du signal microphonique consiste à minimiser l'erreur quadratique moyenne [45].

A partir du modèle représenté dans la figure 1.9, on a :

$$y_{\kappa}(n) = s_{\kappa}(n) + b_{\kappa}(n) \quad (1.21)$$

où κ est l'indice de la trame courante, qui comporte le même nombre d'échantillons T . On cherche à restituer le signal propre $s_{\kappa}(n)$ à partir du signal observé $y_{\kappa}(n)$.

Les transformées de Fourier discrètes (TFD) des signaux $y_{\kappa}(n)$, $s_{\kappa}(n)$ et $b_{\kappa}(n)$ sont notées respectivement, $Y(f, \kappa)$, $S(f, \kappa)$ et $B(f, \kappa)$, où f représente la fréquence, donc :

$$Y(f, \kappa) = S(f, \kappa) + B(f, \kappa) \quad (1.22)$$

On peut définir les densités spectrales de puissance du signal $y(n)$ par la relation suivante :

$$\gamma_y(f, \kappa) = \gamma_s(f, \kappa) + \gamma_b(f, \kappa) \quad (1.23)$$

où $\gamma_y(f, \kappa)$, $\gamma_s(f, \kappa)$ et $\gamma_b(f, \kappa)$ représentent respectivement les densités spectrales de puissance (DSP) des signaux $y(n)$, $s(n)$ et $b(n)$. Le signal temporel $y(n)$ peut être représenté dans le domaine fréquentiel par son module $|Y(f, \kappa)|$ et sa phase $|\Phi(f, \kappa)|$.

Cette dernière notation est justifiée sous l'hypothèse de la non-corrélation entre le bruit et le signal.

Dans le domaine fréquentiel, l'équation (1.23) peut donc s'exprimer ainsi :

$$|Y(f, \kappa)|.e^{j\Phi_y(f, \kappa)} = |S(f, \kappa)|.e^{j\Phi_s(f, \kappa)} + |B(f, \kappa)|.e^{j\Phi_b(f, \kappa)} \quad (1.24)$$

Et alors, le spectre du signal rehaussé $\tilde{s}(n)$, s'exprime par la relation suivante :

$$\tilde{S}(f, \kappa) = |\tilde{S}(f, \kappa)|.e^{j\Phi_s(f, \kappa)} \quad (1.25)$$

Les différentes étapes du processus de rehaussement d'un signal de parole par atténuation spectrale à court-terme sont indiquées par le schéma représenté sur la figure 1.10.

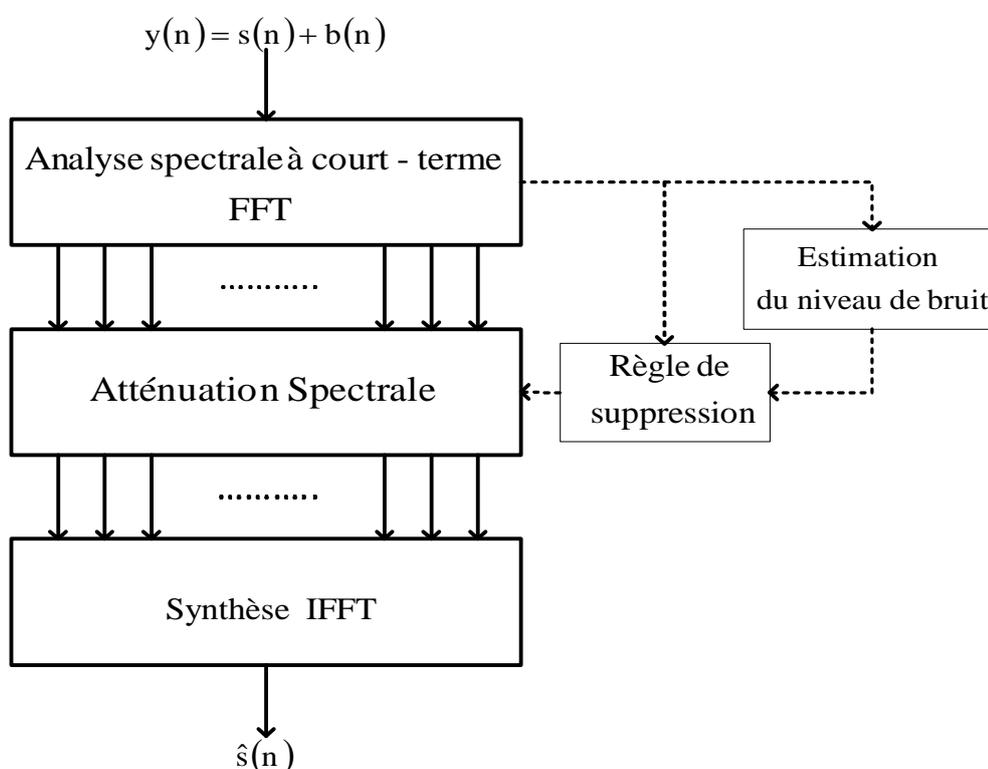


Figure 1.10 : Schéma général d'une méthode de débruitage par atténuation spectrale.

1.6.1.1 Soustraction spectrale

La soustraction spectrale est basée sur l'estimation *a priori* du bruit qu'est supposé additif, stationnaire ou légèrement variant ce qui nous permet de l'estimer pendant les périodes de silence. Il existe deux versions de base de la soustraction spectrale se différenciant l'une de l'autre par l'utilisation soit de la puissance soit de l'amplitude. Si

$$|\tilde{S}(f, \kappa)| = |Y(f, \kappa)| - |\tilde{B}(f, \kappa)| \quad (1.26)$$

Il s'agit de la soustraction spectrale d'amplitude (SSA). Si, par contre, le bruit estimé est donné par son spectre de puissance, on aura la soustraction spectrale de puissance (SSP).

$$|\tilde{S}(f, \kappa)|^2 = |Y(f, \kappa)|^2 - |\tilde{B}(f, \kappa)|^2 \quad (1.27)$$

Par ailleurs, la parole est essentiellement non-stationnaire. Elle peut être considérée comme quasi-stationnaire uniquement sur les durées inférieures environ de 30 ms. Les densités spectrales doivent donc être estimées à l'aide des spectres d'amplitude à court-terme.

Vu que le deuxième terme de l'équation (1.27) peut être négatif, on peut le rendre positif en changeant de signe ou bien en l'annulant comme dans l'équation (1.28). Ceci fait partie des premières améliorations apportées à la soustraction spectrale :

$$|\tilde{S}(f, \kappa)|^2 = \begin{cases} |Y(f, \kappa)|^2 - |\tilde{B}(f, \kappa)|^2 & \text{si } |Y(f, \kappa)|^2 > |\tilde{B}(f, \kappa)|^2 \\ 0 & \text{si - non} \end{cases} \quad (1.28)$$

Le passage dans le domaine temporel est réalisé par la transformée de Fourier inverse en gardant la phase du signal bruité, parce que notre oreille est peu sensible aux variations de la phase.

$$\tilde{s}(n) = \text{TFI} \left[|\tilde{S}(f, \kappa)| e^{j\varphi_y(f, \kappa)} \right] \quad (1.29)$$

Les algorithmes de soustraction spectrale peuvent être étudiés sous un autre angle, celui du filtrage du signal observé en se basant toujours sur une estimation du bruit.

1.6.1.2. Filtrage de Wiener

Le filtre de Wiener est parmi les méthodes de débruitage classiques les plus efficaces pour le rehaussement du signal de parole. C'est l'estimateur $W(f)$ qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui en sortie.

$$\begin{aligned} E \left[|\varepsilon(f, \kappa)|^2 \right] &= E \left[|S(f, \kappa) - \tilde{S}(f, \kappa)|^2 \right] \\ E \left[|\varepsilon(f, \kappa)|^2 \right] &= E \left[|S(f, \kappa) - W(f, \kappa)Y(f, \kappa)|^2 \right] \end{aligned} \quad (1.30)$$

L'expression du filtre est donnée par l'expression (1.31) :

$$W(f, \kappa) = \operatorname{argmin} E \left[|S(f, \kappa) - W(f, \kappa)Y(f, \kappa)|^2 \right] \quad (1.31)$$

D'après le théorème de projection, il y a une seule solution pour l'équation précédente. Elle est donnée par le principe d'orthogonalité via l'équation (1.32) :

$$E \left[\varepsilon(f, \kappa) Y(f, \kappa) \right] = 0 \quad (1.32)$$

Le filtre de Wiener $W(f, \kappa)$ est donné en fonction des densités spectrales de puissance de la parole et du bruit comme suite :

$$W(f, \kappa) = \frac{\gamma_s(f, \kappa)}{\gamma_s(f, \kappa) + \gamma_b(f, \kappa)} \quad (1.33)$$

Le signal de parole estimé à la sortie est donné par la relation linéaire suivante :

$$\tilde{S}(f, \kappa) = W(f, \kappa)Y(f, \kappa) \quad (1.34)$$

Dans le problème de débruitage mono-capteur de la parole, on ne dispose que du signal observé alors que l'expression précédente fait intervenir des quantités *a priori*. L'une des façons d'estimer la densité spectrale de puissance du signal de parole est de procéder à un calcul itératif du filtre de Wiener basée sur une modélisation LPC du signal de parole. La mise à jour de la densité spectrale de puissance est faite à chaque itération et déduite à partir des coefficients AR [1].

Nous notons que ces trois techniques de débruitage sont souvent accompagnées d'une surestimation de la puissance du bruit [46] afin d'obtenir en

sortie du traitement un niveau de bruit résiduel le plus faible possible. D'autres effectuent une soustraction spectrale non linéaire où le facteur de surestimation dépend du rapport signal à bruit à chaque fréquence [47], [48], [49]. Citons également une méthode proposée par Ephraim et Malah [50], cette méthode est basée sur un estimateur d'amplitude des composantes fréquentielles du signal de parole.

1.6.2. Méthodes bi-capteurs

Le principe de l'annulation adaptative bi-capteurs de bruit remonte aux contributions de Howells [51] vers la fin des années 50. Le développement de l'algorithme LMS par Widrow et Hoff [37] a permis l'élaboration de cette technique sous sa forme actuelle. Certaines méthodes sont basées sur l'utilisation des techniques bi-capteurs. Ils ont considéré l'environnement comme un modèle du mélange convolutif très simple avec deux sources (parole et bruit), le premier microphone capte le signal de parole $s(n)$ et le bruit $b(n)$ convolé avec la réponse impulsionnelle $h(n)$, et en prenant le deuxième capteur comme le bruit seul (voir la figure 1.11). Plusieurs algorithmes ont été proposés qui sont basées sur un seul filtre avec une voie de référence, la mise à jour du filtre se fait par le signal d'erreur qu'égalise la différence entre le signal de référence et la sortie du filtre, on peut utiliser plusieurs algorithmes adaptatifs comme le LMS.

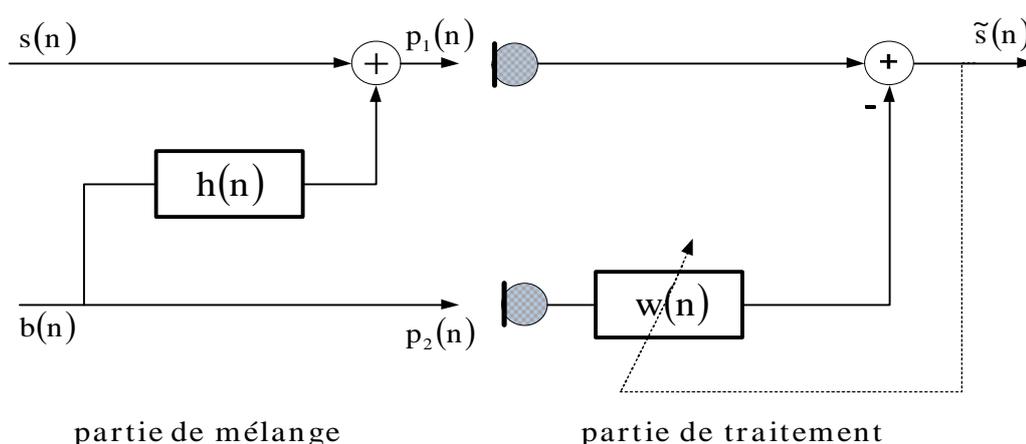


Figure 1.11 : Structure d'annulation adaptative du bruit avec référence [106].

Considérons une observation bruitée $p_1(n)$ d'un signal $s(n)$, c.à.d. $p_1(n) = s(n) + b_1(n)$ où $b_1(n)$ est le résultat de la convolution entre le bruit $b(n)$ et la

réponse impulsionnelle $h(n)$. Supposant que l'on dispose au niveau d'un deuxième capteur d'un bruit $p_2(n)$ fortement corrélé à $b_1(n)$ mais décorrélé avec le signal $s(n)$. La relation entre $b_1(n)$ et $b(n)$ est supposée linéaire, c.à.d. $b_1(n) = h(n) * b(n)$ où (*) représente le produit de convolution.

Le principe de la technique d'annulation adaptative de bruit (ANC : Adaptive Noise Cancellation) est de filtrer la référence $p_2(n)$ de manière adéquate afin d'obtenir la meilleure estimation de $b_1(n)$ (au sens de l'erreur quadratique) ce qui apporte une réduction du bruit en sortie.

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

$$\tilde{s}(n) = p_1(n) - p_2(n) * w(n) \quad (1.35)$$

Les deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont donnés par les relations suivantes :

$$p_1(n) = s(n) + h(n) * b(n) \quad (1.36)$$

$$p_2(n) = b(n) \quad (1.37)$$

En remplaçant ces deux dernières équations dans l'équation (1.35), on trouve :

$$\begin{aligned} \tilde{s}(n) &= s(n) + h(n) * b(n) - w(n) * b(n) \\ \tilde{s}(n) &= s(n) + (h(n) - w(n)) * b(n) \end{aligned} \quad (1.38)$$

A l'optimum, on a $w_{opt}(n) = h(n)$ et pour cette dernière égalité, le signal de parole estimé égale exactement le signal original.

$$\tilde{s}(n) = s(n) \quad (1.39)$$

Une manière de déterminer le filtre $w_{opt}(n)$ sans connaissance ni sur le signal $s(n)$ ni sur la réponse $h(n)$ consiste à considérer la solution de la minimisation de l'énergie du signal estimé à la sortie. En effet, compte tenu de la décorrélation entre $s(n)$ et $b_1(n)$, en prenant l'équation (1.38) :

$$E[\tilde{s}^2(n)] = E[s^2(n)] + E[(h(n) - w(n)) * b(n)]^2 \quad (1.40)$$

La valeur minimale de $E[\tilde{s}^2(n)]$ est alors atteinte pour $w_{\text{opt}}(n) = h(n)$. La solution de ce problème correspond au filtre de Wiener défini par :

$$w_{\text{opt}}(z) = \frac{\gamma_{p_1 p_2}(z)}{\gamma_{p_2 p_2}(z)} \quad (1.41)$$

où la fonction $\gamma_{p_1 p_2}(z)$ désigner la densité interspectrale entre les deux signaux $p_1(n)$ et $b(n)$ qui définit par :

$$\gamma_{p_1 b}(z) = \gamma_{p_1 p_2}(z) = E\left[P_1(z) P_2(z^{-1})\right] \quad (1.42)$$

où $P_1(z)$ et $P_2(z^{-1})$ représentent respectivement les transformées en z de $p_1(n)$ et $p_2(-n)$.

Une autre solution pour obtenir $w_{\text{opt}}(n)$ consiste à effectuer une estimation adaptative de réponse impulsionnelle $h(n)$, on choisit alors une modélisation paramétrique de $w(n)$ sous forme d'un filtre RIF dont on estime les coefficients $w(n)$ suivant un algorithme adaptatif. Pour la mise à jour du filtre adaptatif $w(n)$, on peut utiliser plusieurs algorithmes adaptatifs comme de gradient stochastique, de projection affine et de moindre carré récursif.

1.6.3. Méthodes multi-capteurs

Dans cette section, nous allons présenter une étude générale sur la réduction du bruit par les techniques multi-capteurs. Plusieurs algorithmes ont été proposés dans les domaines temporel et fréquentiel pour résoudre ce problème [52], [53], [111], [112], [113]. Le rôle principal des techniques multi-capteurs dans la réduction du bruit est d'améliorer la qualité du signal de parole estimé en utilisant plusieurs capteurs.

Considérant un système de réduction du bruit avec "C" capteurs dans un milieu acoustique bruité fermé représenté par la figure 1.12. Supposant que le milieu contient deux sources, la première source est le signal de parole $s(n)$ prononcé par un locuteur et l'autre le bruit $b(n)$. Ces deux signaux se propagent

dans un milieu fermé vers les capteurs (ondes directes et indirectes). c.à.d. après la convolution de chaque signal avec une réponse impulsionnelle du milieu, les deux signaux sont mélangés au niveau de chaque microphone [44]. La propagation du signal de sa source vers chaque microphone est caractérisée par une réponse impulsionnelle acoustique.

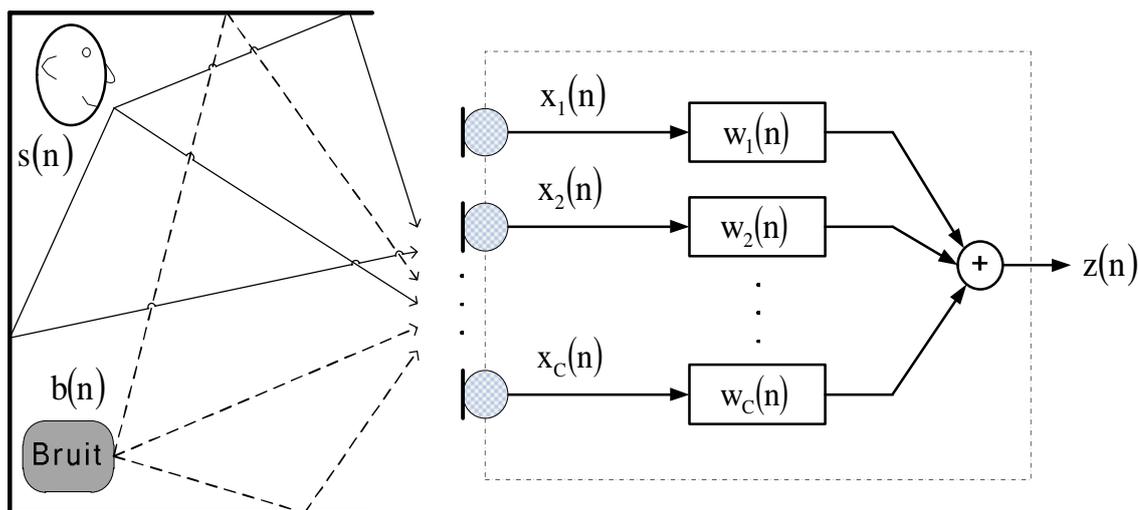


Figure 1.12 : Réduction du bruit par les techniques multi-capteurs [44].

Chaque signal observé $x_i(n)$ est constitué de deux composantes, partie du signal parole $s_i(n)$ et l'autre du bruit $b_i(n)$, avec $i = 1, 2, \dots, C$.

$$x_i(n) = s_i(n) + b_i(n) \quad (1.43)$$

et chaque composante de la parole et du bruit sont données respectivement par :

$$s_i(n) = s(n) * h_{si}(n) \text{ avec } i = 1, 2, \dots, C \quad (1.44)$$

$$b_i(n) = b(n) * h_{bi}(n) \text{ avec } i = 1, 2, \dots, C \quad (1.45)$$

où $h_{si}(n)$ représente la réponse impulsionnelle acoustique entre la source du signal de parole $s(n)$ vers le $i^{\text{ème}}$ microphone. Et $h_{bi}(n)$ est la réponse impulsionnelle acoustique de la source du bruit $b(n)$ vers le $i^{\text{ème}}$ microphone.

Donc les signaux observés $x_i(n)$ peuvent s'écrire par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
x_1(n) &= s(n) * h_{s1}(n) + b(n) * h_{b1}(n) \\
x_2(n) &= s(n) * h_{s2}(n) + b(n) * h_{b2}(n) \\
&\vdots \\
x_C(n) &= s(n) * h_{sC}(n) + b(n) * h_{bC}(n)
\end{aligned}$$

Les réponses impulsionnelles sont des coefficients du filtre RIF de longueur M et qui sont données par :

$$\begin{aligned}
h_{si}(n) &= [h_{si,1}(n) \ h_{si,2}(n) \ \dots \ h_{si,M}(n)]^T \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, C \\
h_{bi}(n) &= [h_{bi,1}(n) \ h_{bi,2}(n) \ \dots \ h_{bi,M}(n)]^T \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, C
\end{aligned}$$

Nous pouvons écrire les différents signaux observés aux niveaux des C microphones par :

$$\begin{aligned}
x_1(n) &= \sum_{m=1}^M h_{s1,m}(n) s(n-m) + \sum_{m=1}^M h_{b1,m}(n) b(n-m) \\
x_2(n) &= \sum_{m=1}^{M-1} h_{s2,m}(n) s(n-m) + \sum_{m=1}^M h_{b2,m}(n) b(n-m) \\
&\vdots \\
x_C(n) &= \sum_{m=1}^M h_{sC,m}(n) s(n-m) + \sum_{m=1}^M h_{bC,m}(n) b(n-m)
\end{aligned}$$

Dans la figure 1.12, tous les signaux observés $x_i(n)$ sont filtrés par les filtres $w_i(n)$ et combinés pour obtenir le signal de parole rehaussé $z(n)$ [44].

$$z(n) = \sum_{i=1}^C w_i(n) * x_i(n) \quad (1.46)$$

où les filtres $w_i(n)$ sont des filtres de type RIF de longueur M et sont donnés par :

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

Nous définissons le filtre $\mathbf{W}(n)$ par la combinaison de tous les filtres $w_i(n)$ avec $i=1, 2, \dots, C$.

$$\mathbf{W}(n) = [w_1^T(n) \ w_2^T(n) \ \dots \ w_C^T(n)]^T$$

De même façon, nous définissons la matrice $\mathbf{X}(n)$ de dimension $(C \times M)$ comme

$$\text{suite, } \mathbf{X}(n) = [x_1^T(n) \ x_2^T(n) \ \dots \ x_C^T(n)]^T \quad \text{où } x_i(n) = [x_i(n) \ x_i(n-1) \ \dots \ x_i(n-M+1)]^T$$

Donc, le signal de parole estimé $z(n)$ peut s'écrire sous forme suivante :

$$z(n) = \sum_{i=1}^C \mathbf{w}_i^T(n) \mathbf{x}_i(n) \quad (1.47)$$

Les filtres utilisés dans les techniques de réduction du bruit multi-capteurs peuvent être des filtres adaptatifs.

1.7. Conclusion

Au cours de ce premier chapitre, nous avons présenté le problème d'identification résolu par le filtrage optimal de Wiener et le filtrage adaptatif. Nous avons fait aussi une étude détaillée sur les deux algorithmes adaptatifs de gradient stochastique (LMS et LMS Normalisé). Puis, nous avons présenté une revue détaillée sur quelques méthodes (mono-, bi- et multi-capteurs) les plus utilisées pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Dans le prochain chapitre, nous allons faire une étude sur la technique de la séparation aveugle de sources et ses applications dans le domaine de l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole.

CHAPITRE 2

REDUCTION DU BRUIT PAR LES TECHNIQUES DE LA SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES

CHAPITRE 2

REDUCTION DU BRUIT PAR LES TECHNIQUES DE LA SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES

2.1. Introduction

Depuis plusieurs années, la séparation aveugle de sources fait l'objet de nombreux travaux en traitement du signal, en télécommunication, en biomédecine et en neuroscience. Son objectif consiste à retrouver des signaux originaux à partir des signaux observables sans se référer à aucune information, ni sur les sources ni sur les mélanges, sauf l'hypothèse d'indépendance statistique mutuelle des sources. En effet, le terme "aveugle" signifie qu'aucune information a priori n'est accessible. Cette problématique se présente quand plusieurs signaux se propagent dans un environnement, où ils subissent une transformation et où ils s'additionnent pour composer les mélanges complexes, qui sont observés au niveau des capteurs de mesure (microphones). Étant donné que la séparation aveugle de sources modélise parfaitement beaucoup de situations physiques, celle-ci a connu des développements dans plusieurs domaines d'applications. Cette technique possède plusieurs degrés de difficulté selon les caractéristiques des sources considérées et également selon le type de système du mélange. Nous avons vu un grand développement de ces méthodes dans le cadre de l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole. En s'intéressant exactement à la séparation aveugle de sources bi-capteurs s'appliquant au cas d'un mélange convolutif entre le signal de parole et le bruit. Donc, nous cherchons à extraire le signal de parole à partir seulement des signaux bruités.

Dans ce chapitre, nous avons choisi de présenter les problèmes liés à la séparation aveugle de sources. Puis nous allons présenter les deux méthodes (structures) de séparation les plus utilisées pour résoudre ce problème dans le cas d'un mélange convolutif. Nous présentons aussi les différents algorithmes adaptatifs qu'ont été proposés dans la littérature pour la séparation de sources bi-capteurs appliqués à la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

2.2. Position du problème

Le problème de la séparation aveugle de sources consiste à concevoir des méthodes capables de caractériser les données inobservables appelées “sources”, à partir de la seule connaissance du mélange de ces données appelées “observations” [11], [54], [55]. Nous présentons dans la suite une formulation de ce problème, les hypothèses, le principe et quelques applications de la séparation de sources.

2.2.1. Problème

Le problème de séparation aveugle de sources se rencontre dans plusieurs applications. Dans cette thèse, nous nous intéressons à ses applications dans le domaine de la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

La classe générale des mélanges tient compte de la déformation du signal propagé et la modélise par un filtrage entre les sources et les observations. La représentation générale d'un modèle du mélange est donnée par la figure 2.1.

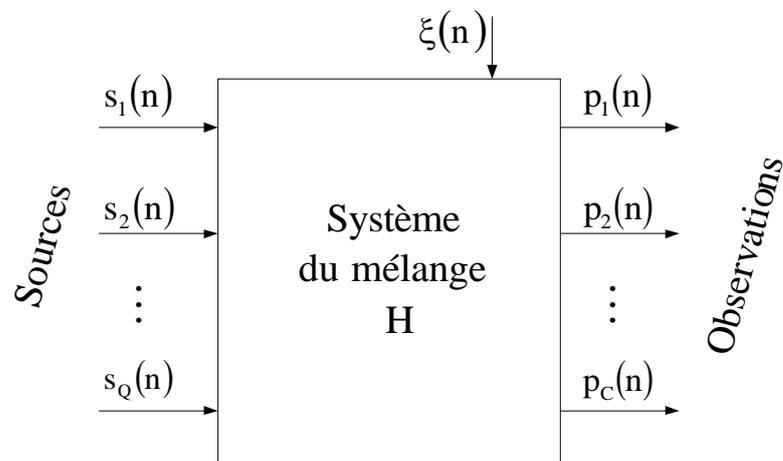


Figure 2.1 : Représentation générale d'un mélange de signaux.

Dans ce système du mélange, les signaux $s_j(n)$ seront transformés puis superposés. Au niveau des capteurs, nous observons des signaux du mélange $p_i(n)$ de l'ensemble des signaux de départ. De plus, si nous ne connaissons rien *a priori* ni sur les sources d'origine $s_j(n)$, ni rien sur le système du mélange H (canal de propagation), nous rencontrerons un problème très compliqué.

Le problème de la SAS peut être modélisé d'une façon simple sous la forme générale suivante:

$$\mathbf{p}(n) = \mathbf{H}\{\mathbf{s}(n)\} + \xi(n) \quad (2.1)$$

où :

$\mathbf{s}(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_Q(n)]$ représente le vecteur des Q signaux de sources,

$\mathbf{p}(n) = [p_1(n), p_2(n), \dots, p_C(n)]$ est le vecteur des C signaux du mélange (bruités),

$\mathbf{H}\{ \cdot \}$ est le système de mélange (transfert),

$\xi(n) = [\xi_1(n), \xi_2(n), \dots, \xi_C(n)]$ est le vecteur des C bruits perturbateurs additifs.

Donc, la question qui se pose : comment retrouver les signaux des sources (signaux originaux) à partir seulement des signaux observés (signaux du mélange) ?

2.2.2. Hypothèses

La séparation est dite aveugle si on est capable de séparer les signaux sans aucune information sur le système du mélange et que les sources sont inobservables. Sans hypothèses supplémentaires la séparation aveugle de sources apparaît comme un problème très complexe [14]. Dans cette section, nous allons présenter quelques hypothèses sur le mélange et sur les sources pour résoudre ce problème.

- *Hypothèse 1* : Le nombre de sources Q égale le nombre d'observations C, dans certaines cas $C < Q$,
- *Hypothèse 2* : Les sources sont statistiquement indépendantes. D'un point de vue mathématique, cela signifie que la densité de probabilité conjointe des Q sources peut se factoriser comme le produit de leurs densités marginales,
- *Hypothèse 3* : La plupart des méthodes de séparation de sources traitent le cas linéaire d'environnement de propagation,
- *Hypothèse 4* : Les sources sont des processus aléatoires stationnaires, centrés et de variance unité.
- *Hypothèse 5* : Les signaux du bruit $\xi_i(n)$ de la relation (2.1) sont considérés nuls.

2.2.3. Principe général

Sous l'hypothèse d'indépendance statistique des sources, la résolution du problème de la SAS consiste à appliquer des transformations aux observations pour obtenir des signaux statistiquement indépendants.

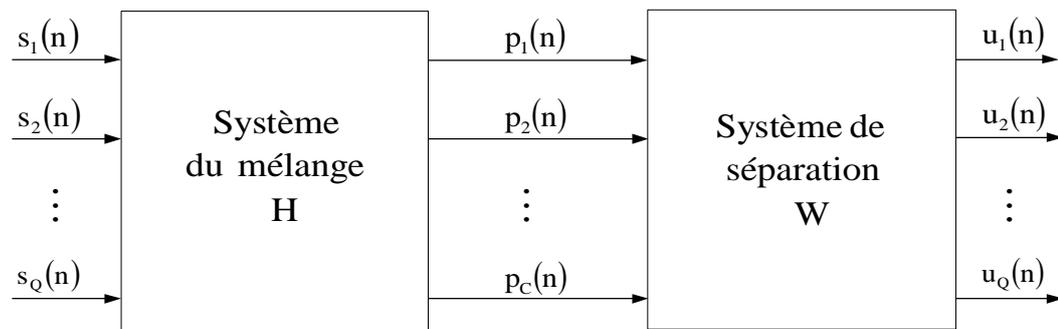


Figure 2.2 : Principe général de la séparation aveugle de sources.

Le but principal de la séparation aveugle de sources est d'estimer les signaux de sources en utilisant un système de séparation \mathbf{W} (voir la figure 2.2). Si nous disposons d'au moins autant de capteurs que de sources ($C = Q$) et si nous connaissons la structure du mélange, le problème est équivalent à l'identification du système de mélange \mathbf{H} .

La seule information que nous avons *a priori* est l'indépendance statistique des sources par conséquent la matrice séparant \mathbf{W} va être estimée de façon à rendre les composantes du vecteur $\mathbf{u}(n)$ indépendantes. La forme de la matrice \mathbf{W} diffère suivant le type de modèle : pour un mélange linéaire instantané c'est une matrice à coefficients réels, pour un mélange linéaire convolutif les coefficients sont des filtres.

2.2.4. Applications

Depuis sa naissance jusqu'à aujourd'hui [10], la séparation aveugle de sources est l'objet de développements accrus étant donné l'intérêt qu'elle présente dans plusieurs situations et dans différentes applications. La séparation aveugle de sources possède de nombreuses applications, nous citons par exemples :

- le domaine de l'audio et le traitement de la parole [56-62],
- les systèmes de radiocommunication [63-67],
- le domaine biomédical [68-70], et la séparation des signaux sismiques [71].

2.3. Mélange des signaux

Les mélanges des signaux peuvent être classés en deux grands types, instantanés ou convolutifs. Ils peuvent être aussi variantes ou invariants dans le temps. Dans le paragraphe suivant, nous présenterons en détail les modèles des mélanges linéaires.

Dans le cadre de cette thèse, nous allons nous restreindre aux mélanges linéaires convolutifs invariants entre le signal de parole et le bruit.

2.3.1. Mélange linéaire instantané

La configuration du mélange la plus simple est le mélange linéaire instantané. Dans lequel l'hypothèse est faite que les signaux sources arrivent en même temps sur tous les capteurs mais avec des intensités différentes, et ce quelles que soient les positions des sources par rapport aux capteurs. Les C observations s'expriment alors en fonction des Q signaux de sources. La figure 2.3 représente un modèle du mélange linéaire instantané.

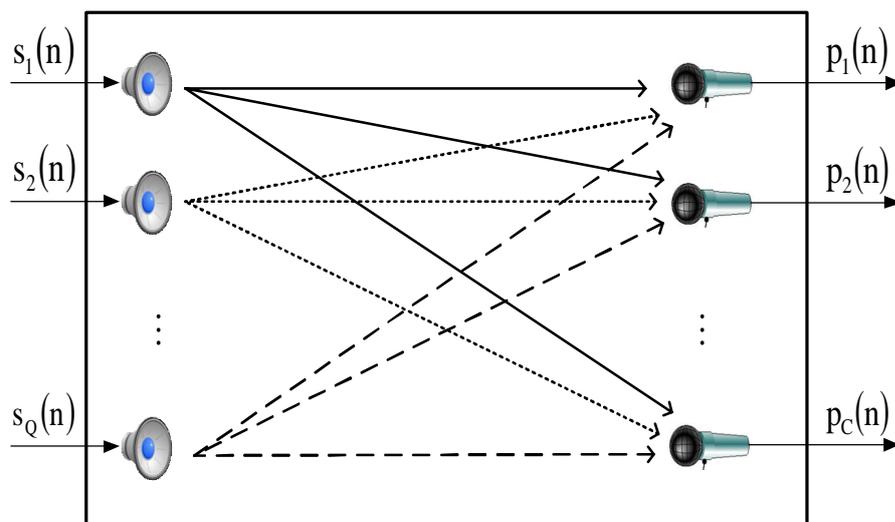


Figure 2.3 : Modèle du mélange linéaire instantané avec Q sources et C observations.

Pour ce type du mélange les observations à un instant n sont des combinaisons linéaires des sources à l'instant n :

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^Q h_{ji} s_j(n) \quad i=1, 2, \dots, C \quad (2.2)$$

où h_{ji} sont des coefficients scalaires du mélange linéaire instantané.

- Une extension du mélange linéaire instantané est un mélange dit anéchoïque, pour lequel les temps d'arrivée des signaux sur les différents capteurs sont retardés d'une durée. Le retard dépend de la position de chaque source par rapport à chaque capteur. c.à.d. le temps de trajet d'une onde sonore augmentant avec la distance entre la source et le capteur. Les relations entre les observations et les sources sont données sous la formule suivante :

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^Q h_{ji} s_j(n - \tau_{ji}) \quad i=1, 2, \dots, C \quad (2.3)$$

où τ_{ji} représentent les retards entre les sources et les capteurs.

2.3.2. Mélange linéaire convolutif

Le mélange linéaire convolutif est la configuration du mélange linéaire la plus complexe et la plus proche de conditions d'environnements réels en milieu fermé. Le mélange convolutif peut être vu comme une extension du mélange anéchoïque dans lequel on considère plusieurs chemins entre les sources et les observations (voir la figure 2.4).

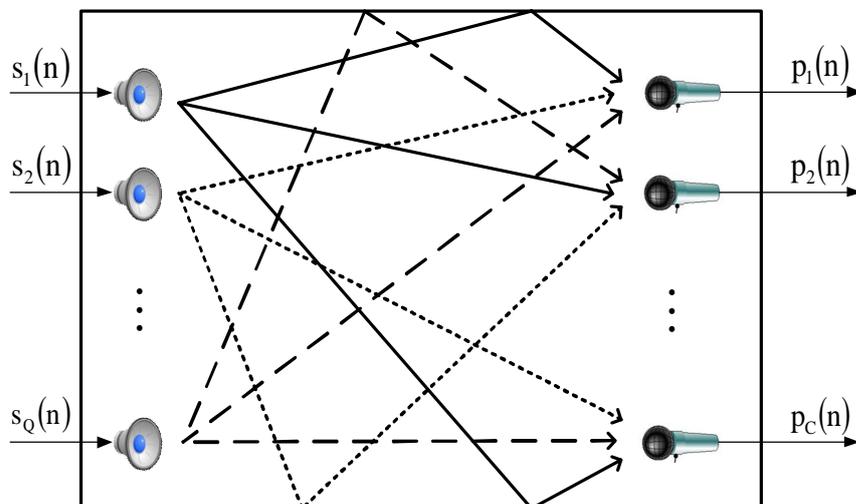


Figure 2.4 : Schéma du mélange convolutif avec Q sources et C observations.

Dans ce type de mélange, on ne considère pas seulement les délais de transmission entre les sources et les capteurs, mais aussi les multiples réflexions des signaux de sources sur les parois d'un milieu fermé par exemple. Les différents chemins dépendent des points d'émission, les capteurs et aussi de géométrie de la pièce. Le modèle global du mélange linéaire convolutif avec Q sources et C observations est donné par la figure 2.5.

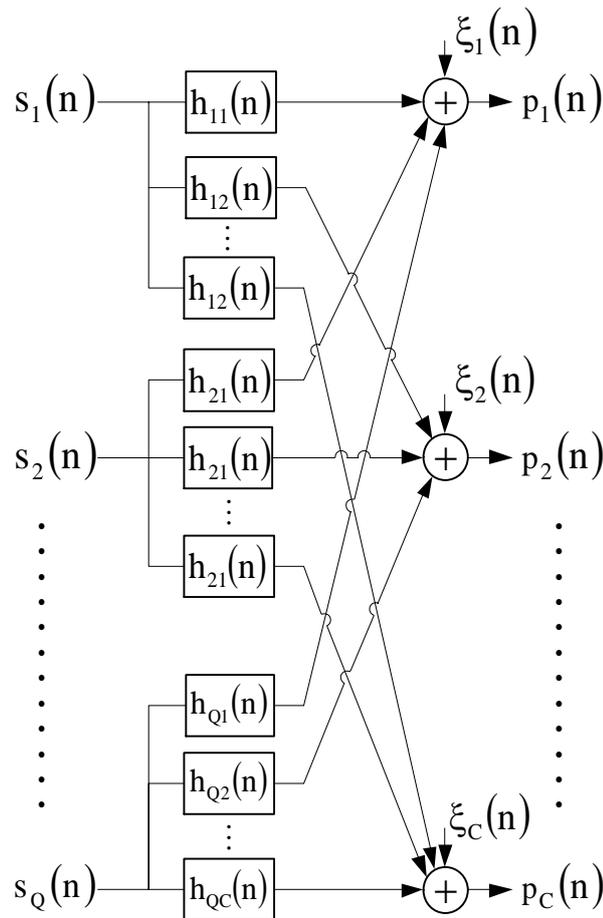


Figure 2.5 : Modèle du mélange convolutif avec Q sources et C observations.

En domaine temporel, le modèle du mélange convolutif est donné par la formule suivante :

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^Q h_{ji}(n) * s_j(n) + \xi_i(n) \quad i = 1, 2, \dots, C \quad (2.4)$$

où $h_{ji}(n)$ représente la réponse impulsionnelle entre la $j^{\text{ème}}$ source et le $i^{\text{ème}}$ capteur, (*) est le produit de convolution, $\xi_i(n)$ sont des bruits additifs au niveau des microphones.

2.4. Mélange linéaire convolutif bi-capteurs

Dans le cadre de cette thèse, nous allons traiter le problème de l'annulation du bruit par les méthodes de séparation de sources bi-capteurs. On prend le cas avec deux sources et deux microphones, une source de parole (locuteur), l'autre source de perturbation (un bruit).

Donc nous supposons que ce mélange est un mélange linéaire convolutif entre un signal de parole et le bruit, ce dernier est donné par la figure 2.6.

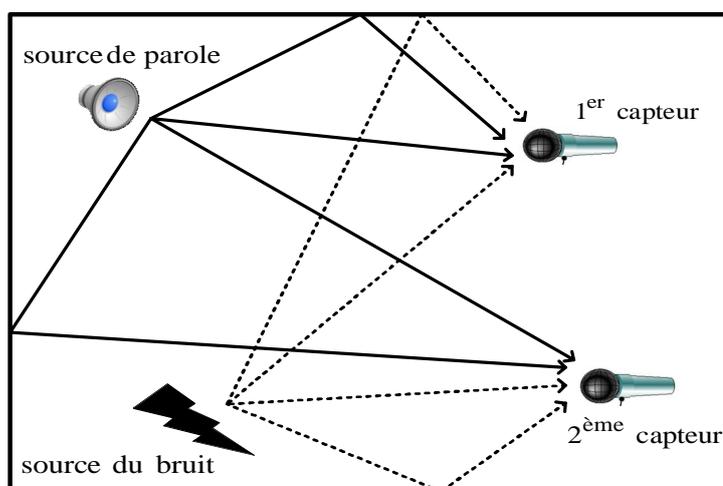


Figure 2.6 : Mélange convolutif entre le signal de parole et le bruit.

2.4.1. Mélange linéaire convolutif bi-capteurs complet

Le mélange convolutif linéaire entre le signal de parole et le bruit peut être représentée par un modèle complet donné par la figure 2.7.

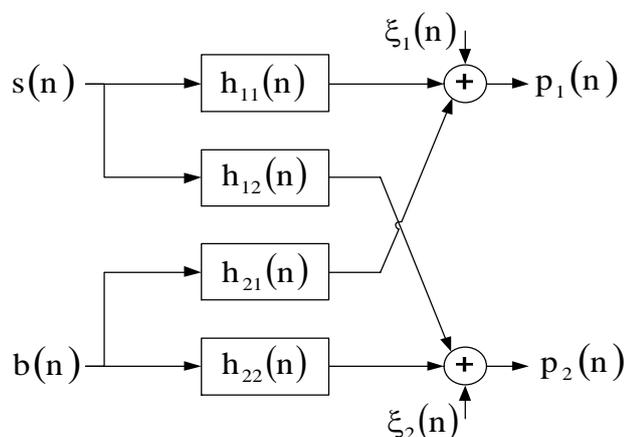


Figure 2.7 : Structure complète d'un mélange convolutif bi-capteurs.

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

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) + \xi_1(n) \quad (2.5)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) + \xi_2(n) \quad (2.6)$$

où $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage, $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ représentent les effets du couplage croisé entre les sources et les microphones, $s(n)$ est le signal parole, $b(n)$ est le signal du bruit, $p_1(n)$ et $p_2(n)$ représentent respectivement les deux signaux bruités obtenus à la sortie du mélange convolutif bi-capteurs. $\xi_1(n)$ et $\xi_2(n)$ sont des bruits additifs au niveau des microphones.

2.4.2. Mélange linéaire convolutif bi-capteurs simplifié

Dans une première approximation du mélange convolutif bi-capteurs [26], [29], nous supposons que:

- Les sources sont ponctuelles.
- Le premier microphone est placé judicieusement près du locuteur et le deuxième près de la source de bruit.
- La distance entre les deux microphones est petite.
- L'erreur de mesure de chaque microphone est négligeable.

Avec ces dernières conditions [21], [59], [72], [73], [74], [80], nous pouvons prendre un modèle du mélange convolutif simplifié dans lequel les deux réponses impulsionnelles $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ sont des filtres "passe tout", $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$ [25], [26]. Donc le modèle du mélange convolutif simplifié est donné par la figure 2.8 :

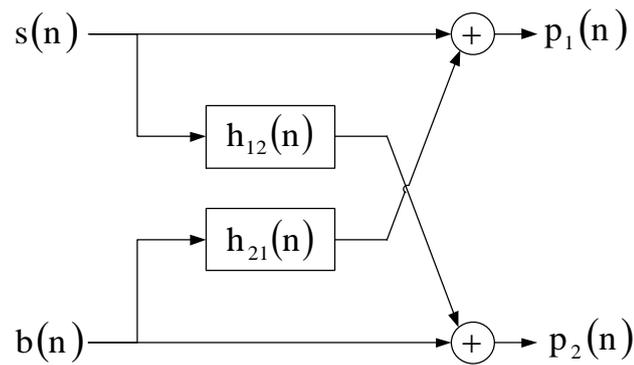


Figure 2.8 : Structure simplifiée d'un mélange convolutif bi-capteurs [74], [80].

Dans la figure 2.8, les deux signaux observés sont données par :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.7)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.8)$$

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

La séparation aveugle de sources est une discipline plus au moins jeune. La SAS est une technique qui consiste à restaurer un ensemble des signaux de sources à partir d'observations bruitées, qui sont des mélanges entre les signaux de sources et les réponses impulsionnelles du milieu. Rappelant que cette séparation est dite "Aveugle" puisqu'on admet le peu d'information *a priori* sur les signaux de sources et le système du mélange.

Il existe deux structures de séparation aveugle de sources, la structure directe (Forward) et récursive (Backward) qui peuvent être utilisées pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

2.5.1. Structure directe (Forward)

La structure la plus utilisée est la structure directe (FBSS : Forward Blind Source Separation) qu'est donnée par la figure 2.9. Nous utilisons cette structure pour estimer les deux signaux originaux (avec $u_1(n)$ est le signal de parole estimé) à partir seulement des signaux observés sans aucune information ni sur le mélange ni sur les signaux sources, en se basant sur l'indépendance de ces derniers [21], [22].

Dans la structure directe, nous utilisons deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ pour identifier respectivement les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$. La solution théorique est donnée par $w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$ [26].

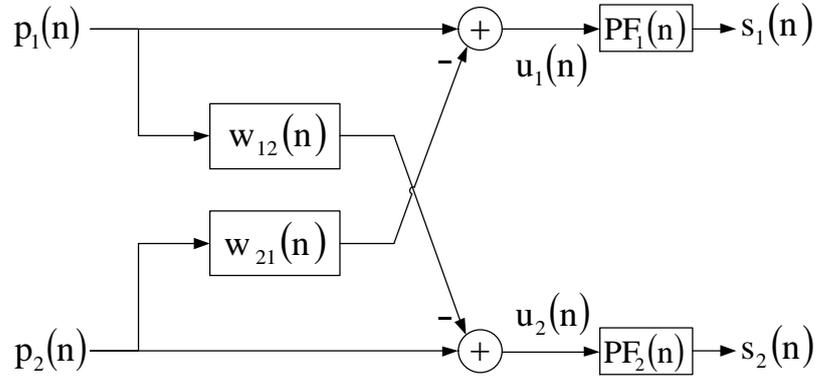


Figure 2.9 : Structure symétrique directe « Forward BSS ».

A la sortie de la structure forward (voir la figure 2.9), nous obtenons les deux signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$ qui sont données par les deux formules suivantes :

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.9)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.10)$$

En remplaçant les deux équations (2.7) et (2.8) dans les deux expressions des signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$, nous obtenons :

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.11)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.12)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs $w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$, donc nous obtenons les sorties $u_1(n)$ et $u_2(n)$ qui sont donnés par les deux expressions suivantes :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.13)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.14)$$

o Les post-filtres

Nous remarquons clairement que les deux signaux de sortie $u_1(n)$ et $u_2(n)$ convergent respectivement vers les deux signaux originaux $s(n)$ et $b(n)$, mais avec une petite modification (distorsion). Pour éviter cette distorsion, on peut ajouter deux post-filtres $PF_1(n)$ et $PF_2(n)$ à la sortie de la structure forward respectivement (voir la figure 2.9). Ces deux post-filtres sont donnés par :

$$PF_1(n) = PF_2(n) = \frac{1}{\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)} \quad (2.15)$$

A la sortie des deux post-filtres $PF_1(n)$ et $PF_2(n)$, les deux signaux $s_1(n)$ et $s_2(n)$ convergent respectivement vers les deux signaux $s(n)$ et $b(n)$.

Il existe des approches automatiques en domaine fréquentiel qu'ont été proposées par Djendi et al [26], [27], ces approches sont utilisées pour estimer les deux post-filtres. c.à.d. récupérer le signal de parole originale et atténuer la distorsion qui se trouve dans les deux signaux de la sortie de la structure forward sans l'utilisation des post-filtres.

2.5.2. Structure réursive (Backward)

La deuxième technique de séparation aveugle de sources est la structure backward (BBSS : Backward Blind Source Separation) qu'est donnée par la figure 2.10. Cette extension peut être considérée comme une structure très efficace pour le débruitage et le rehaussement de la parole [75].

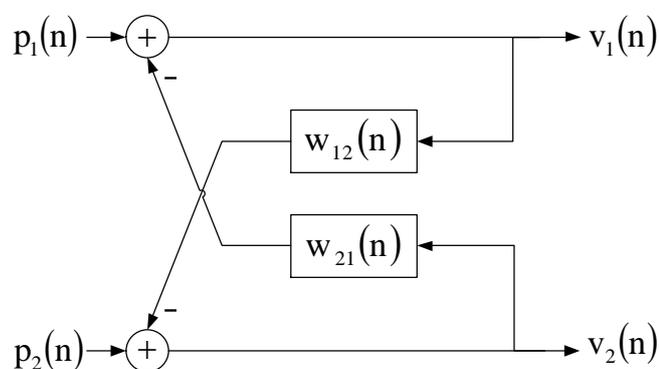


Figure 2.10 : Structure symétrique réursive « Backward BSS ».

A la sortie de cette structure backward, le premier signal estimé $v_1(n)$ est résultat de la soustraction entre le premier signal du mélange $p_1(n)$ et le signal de la sortie du deuxième filtre $w_{21}(n)$, c.à.d. en utilisant le deuxième signal de sortie $v_2(n)$ pour estimer le signal $v_1(n)$. Donc, les deux signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ de la structure backward sont donnés par les deux équations suivantes:

$$v_1(n) = p_1(n) - v_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.16)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - v_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.17)$$

En remplaçant les formules de $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans les formules de $v_1(n)$ et $v_2(n)$, nous obtenons les deux expressions suivantes :

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1}$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1}$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs $w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$, nous obtenons maintenant les deux signaux de sorties $v_1(n)$ et $v_2(n)$ suivants :

$$v_1(n) = s(n) \quad (2.18)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (2.19)$$

o Note :

D'après les résultats théoriques que nous avons obtenus pour chaque structure de la séparation aveugle de sources, nous avons remarqué bien que le signal de parole estimé $u_1(n)$ par la structure forward égale le signal de parole original $s(n)$ modifié par une quantité, $[\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n)]$. Donc, il faut utiliser des post-filtres à la sortie de cette structure ou bien estimer les PFs par les deux structures proposées dans [26], [27]. Par contre, dans la deuxième structure (backward), le signal de parole estimé $v_1(n)$ égale exactement le signal original $s(n)$ sans distorsion. Après cette comparaison, on peut dire que la structure backward est une solution très efficace pour la séparation de sources.

2.6. Algorithmes adaptatifs bi-capteurs

Plusieurs travaux de séparation aveugle de sources bi-capteurs ont été réalisés, en utilisant les algorithmes du filtrage adaptatif pour objectifs de l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Comme nous avons vu dans la section précédente, l'idée est de mettre deux microphones pour observer les deux signaux du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$, puis nous utilisons deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ pour filtrer ces deux signaux. A la sortie de chaque structure de séparation bi-capteurs (forward et backward) en estimant les deux signaux originaux (le signal de parole original et le bruit).

Dans la suite de ce chapitre, nous allons présenter quelques algorithmes du filtrage adaptatifs appliqués aux deux structures de séparation de sources bi-capteurs, forward et backward.

2.6.1. Algorithme de gradient stochastique double (2CLMS)

L'algorithme LMS est le plus utilisé dans le domaine du filtrage adaptatif, ce dernier est parmi les premiers algorithmes adaptatifs implémentés sur les structures de la séparation aveugle de sources [76]. En utilisant l'algorithme de gradient stochastique double (2CLMS : Two-Channel LMS) pour mettre à jour les deux filtres adaptatifs symétrique $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$. L'application de cet algorithme dans la structure forward est très simple. Dans la figure 2.11, nous présentons le modèle du mélange convolutif et l'adaptation des deux filtres de séparation de sources forward.

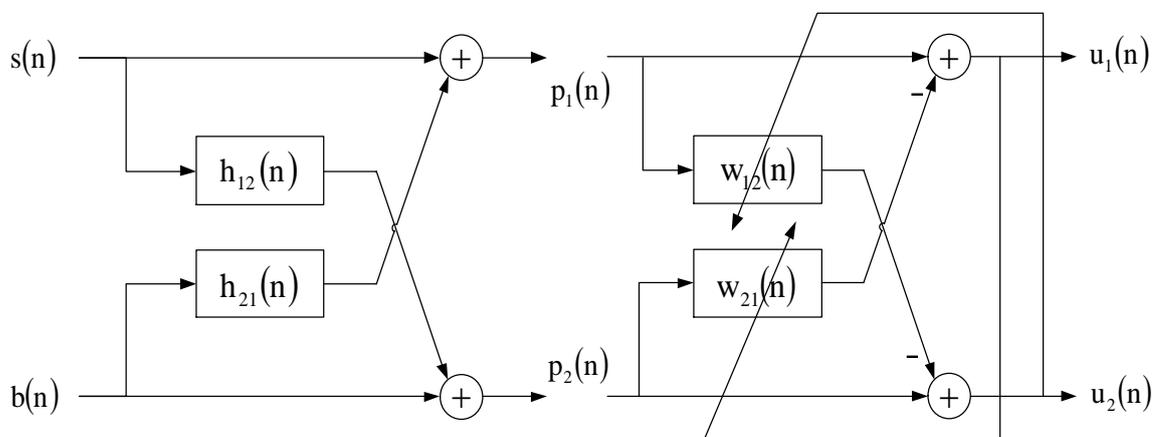


Figure 2.11 : Structure complète d'un mélange convolutif et la structure forward.

En adaptant l'équation de mise à jour de l'algorithme LMS aux deux filtres adaptatifs de la structure forward bi-capteurs, nous obtenons l'algorithme forward de gradient stochastique double (2CFLMS : Two-Channel Forward LMS). Les deux équations de mise à jour des deux filtres $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ par l'algorithme 2CFLMS sont données par :

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12} \mathbf{p}_1(n) u_2(n) \quad (2.20)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} \mathbf{p}_2(n) u_1(n) \quad (2.21)$$

où μ_{12} et μ_{21} sont les pas d'adaptations fixes des deux filtres adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ respectivement, $\mathbf{p}_1(n)$ et $\mathbf{p}_2(n)$ sont les vecteurs de M échantillons les plus récents des signaux du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ respectivement. La condition nécessaire et suffisante pour la convergence de cet algorithme est la même de celle de l'algorithme LMS.

La figure 2.12 représente le modèle du mélange convolutif et l'implémentation de l'adaptation des deux filtres de la structure backward.

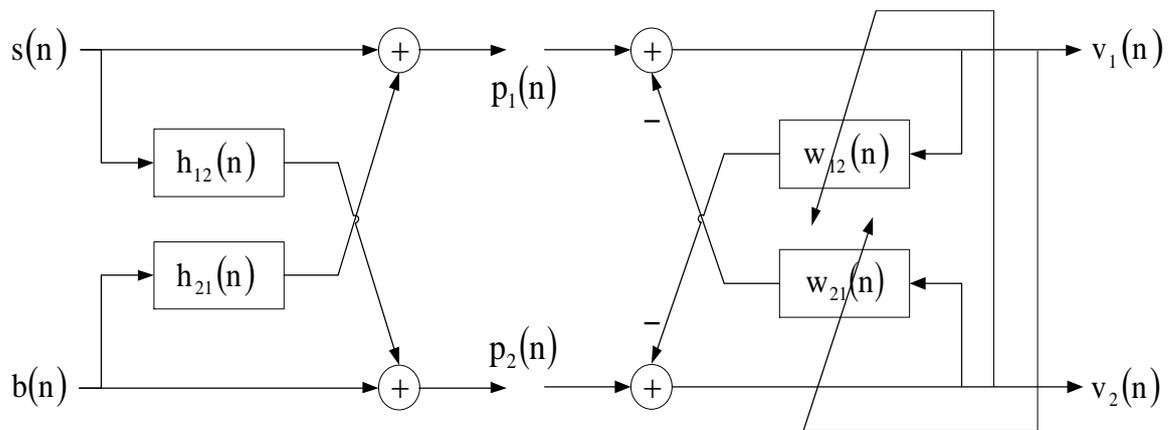


Figure 2.12 : Structure complète d'un mélange convolutif et la structure backward.

En utilisant l'algorithme backward de gradient stochastique double (2CBLMS : Two-Channel Backward LMS), les deux équations de mise à jour des deux filtres $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ peuvent s'écrire sous la forme suivante :

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12} \mathbf{v}_1(n) v_2(n) \quad (2.22)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} \mathbf{v}_2(n) v_1(n) \quad (2.23)$$

où $\mathbf{v}_1(n)$ et $\mathbf{v}_2(n)$ sont des vecteurs contient les M échantillons les plus récents des signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ respectivement.

Table 2.1 : Algorithmes de gradient stochastique double (2CLMS)

Forward (2CFLMS)	Backward (2CBLMS)
$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-M+1)]^T$ $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-M+1)]^T$ Pour $n=0,1, 2,3, \dots$	$\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-M+1)]^T$ $\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-M+1)]^T$ Pour $n=0,1, 2,3, \dots$
<u>Estimation des signaux de sortie :</u> $u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{p}_2(n)$, $u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{p}_1(n)$,	<u>Estimation des signaux de sortie :</u> $v_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{v}_2(n)$, $v_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{v}_1(n)$,
<u>Equations de mise à jour des filtres :</u> $\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12} u_2(n) \mathbf{p}_1(n)$ $\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} u_1(n) \mathbf{p}_2(n)$	<u>Equations de mise à jour des filtres :</u> $\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12} v_2(n) \mathbf{v}_1(n)$ $\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} v_1(n) \mathbf{v}_2(n)$
fin	fin
Paramètres et variables M : Taille des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ μ_{21} et μ_{12} : Pas d'adaptations fixes,	

2.6.2. Algorithme de gradient stochastique normalisé double (2CNLMS)

L'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS. Donc, dans l'algorithme de gradient stochastique normalisé double (2CNLMS : Two-Channel NLMS), les deux pas d'adaptations μ_{12} et μ_{21} sont normalisés par l'énergie des signaux d'entrée $p_1(n)$ et $p_2(n)$, respectivement. Pour l'implémentation de l'algorithme 2CNLMS, en utilisant les deux structures représentées dans les deux figures 2.11 et 2.12. En utilisant l'algorithme NLMS pour mettre à jour les coefficients des deux filtres adaptatifs qui sont donnés par:

- Algorithme 2CFNLMS (Two-Channel Forward NLMS)

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \frac{\mu_{12,n}}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{p}_1(n) u_2(n) \quad (2.24)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \frac{\mu_{21,n}}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{p}_2(n) u_1(n) \quad (2.25)$$

o Algorithme 2CBNLMS (Two-Channel Backward NLMS)

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \frac{\mu_{12,n}}{\|\mathbf{v}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_1(n) v_2(n) \quad (2.26)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \frac{\mu_{21,n}}{\|\mathbf{v}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_2(n) v_1(n) \quad (2.27)$$

où ε est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par zéro. La convergence de cet algorithme est garantie pour $0 < \mu_{12,n} < 2$ et $0 < \mu_{21,n} < 2$.

Table 2.2 : Algorithmes de gradient stochastique normalisé double (2CNLMS)

Forward (2CFNLMS)	Backward (2CBNLMS)
$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-M+1)]^T$ $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-M+1)]^T$	$\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-M+1)]^T$ $\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-M+1)]^T$
Pour $n=0, 1, 2, 3, \dots$	Pour $n=0, 1, 2, 3, \dots$
<u>Estimation des signaux de sortie :</u>	<u>Estimation des signaux de sortie :</u>
$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{p}_2(n),$	$v_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{v}_2(n),$
$u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{p}_1(n),$	$v_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{v}_1(n),$
<u>Equations de mise à jour des filtres :</u>	<u>Equations de mise à jour des filtres :</u>
$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \frac{\mu_{12,n}}{\ \mathbf{p}_1(n)\ ^2 + \varepsilon} \mathbf{p}_1(n) u_2(n)$	$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \frac{\mu_{12,n}}{\ \mathbf{v}_1(n)\ ^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_1(n) v_2(n)$
$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \frac{\mu_{21,n}}{\ \mathbf{p}_2(n)\ ^2 + \varepsilon} \mathbf{p}_2(n) u_1(n)$	$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \frac{\mu_{21,n}}{\ \mathbf{v}_2(n)\ ^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_2(n) v_1(n)$
fin	fin

Paramètres et variables

M : Taille des filtres adaptifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$

$\mu_{21,n}$ et $\mu_{12,n}$: Pas d'adaptations fixes,

ε : Petite constante positive,

2.6.3. Algorithme de décorrélation adaptatif symétrique (SAD)

Dans ce paragraphe, nous discutons une approche symétrique basée sur le principe de décorrélation appliqués sur les deux structures bi-capteurs, forward et backward [21], [22], [77]. Dans [78], les auteurs ont montré que le critère des moindres carrés est équivalent au critère de décorrélation adaptatif.

La décorrélation se fait entre une estimation du signal parole et une estimation du bruit. Le critère des moindres carrés est remplacé par le critère de décorrélation et en raison de sa symétrie complète, l'algorithme est un séparateur de signal plutôt qu'un annuleur du bruit. Il est désigné sous le nom de l'algorithme de décorrélation adaptatif symétrique [78], [79].

Considérant le problème de débruitage bi-capteurs (avec référence) donné dans la figure 2.13. Ils ont proposé l'algorithme de décorrélation adaptatif (AD : adaptive decorrelation) pour l'annulation du bruit acoustique. Supposant que les deux signaux $s(n)$ et $b(n)$ sont statistiquement indépendants, donc, les valeurs du produit de l'intercorrélation entre les deux signaux sont nulles, ce dernière exigé pour le fonctionnement de l'algorithme AD.

$$C_{sb}(m) = E[s(n)b(n-m)] = 0 \quad \forall m$$

La variance des signaux de parole et de bruit sont σ_s^2 et σ_b^2 respectivement.

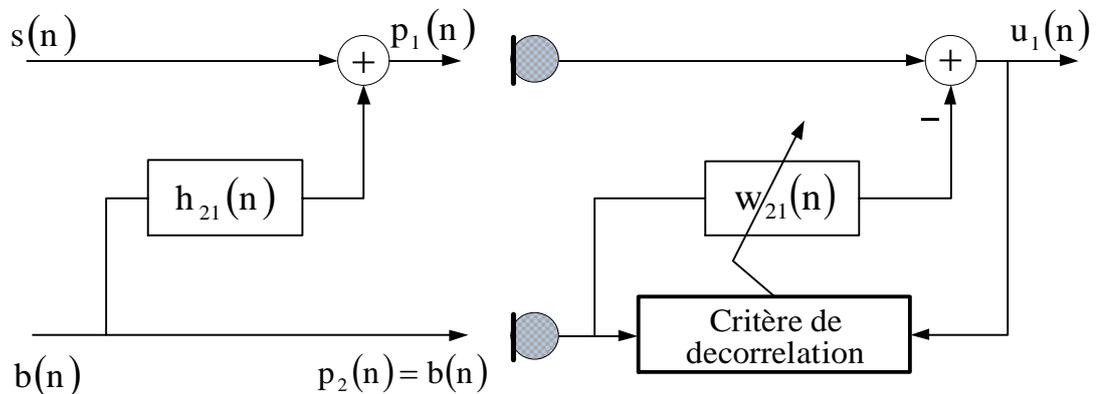


Figure 2.13 : Structure de l'algorithme de décorrélation adaptatif.

Le fonctionnement de l'algorithme AD est basé sur la minimisation de l'énergie d'erreur, cette minimisation d'erreur est équivalente à l'intercorrélation entre le signal estimé $u_1(n)$ et le signal du mélange $p_2(n)$ [78].

$$\frac{\partial \varepsilon_1(n)}{\partial w_{21}(m)} = -2C_{u_1 p_2}(m) \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2.28)$$

où $\varepsilon_1(n) = E[u_1^2(n)]$ est l'erreur quadratique moyenne.

$$\frac{\partial \varepsilon_1(\mathbf{n})}{\partial \mathbf{w}_{21}(\mathbf{m})} = 0 \quad (2.29)$$

$$\mathbf{C}_{u_1 p_2}(\mathbf{m}) = 0 \quad \mathbf{m} = 0, 1, \dots, M-1$$

L'intercorrelation entre les deux signaux $u_1(\mathbf{n})$ et $p_2(\mathbf{n})$ est donnée par [78]:

$$\mathbf{C}_{u_1 p_2}(\mathbf{m}) = (\mathbf{h}_{21}(\mathbf{m}) - \mathbf{w}_{21}(\mathbf{m})) \sigma_b^2 \quad (2.30)$$

$$\nabla_{\mathbf{m}} = \frac{\partial \mathbf{C}_{u_1 p_2}(\mathbf{m})}{\partial \mathbf{w}_{21}(\mathbf{m})} = -\sigma_b^2 \quad (2.31)$$

$$\mathbf{w}_{21}^{(\mathbf{n})}(\mathbf{m}) = \mathbf{w}_{21}^{(\mathbf{n}-1)}(\mathbf{m}) - \gamma_{21} \frac{\mathbf{C}_{u_1 p_2}(\mathbf{m})}{\nabla_{\mathbf{m}}} \quad (2.32)$$

L'idée de cet algorithme est de remplacer le terme de l'intercorrelation par ses valeurs instantanées et par un choix approprié de γ_{21} , où $0 < \gamma_{21} < 2$, ce dernier implique que, $0 < \mu_{21} < 2/\sigma_2^2$. Nous obtenons la formule de la mise à jour suivante :

$$\mathbf{w}_{21}^{(\mathbf{n})}(\mathbf{m}) = \mathbf{w}_{21}^{(\mathbf{n}-1)}(\mathbf{m}) + \mu_{21} (u_1(\mathbf{n}) p_2(\mathbf{n}-\mathbf{m})) \quad (2.33)$$

Donc, on peut dire que l'algorithme de décorrelation symétrique adaptatif est identique à l'algorithme LMS [21], [78].

o Algorithme FSAD (Forward Symmetric Adaptatif Decorrelation)

La figure 2.14 représente la structure détaillée de l'algorithme FSAD. Dans ce dernier, la mise à jour des deux filtres adaptatifs se fait par le vecteur d'intercorrelation entre les deux signaux estimés à la sortie $u_1(\mathbf{n})$ et $u_2(\mathbf{n})$.

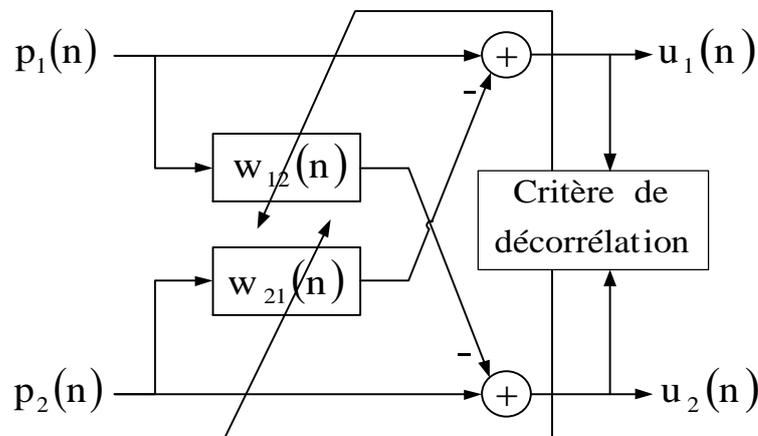


Figure 2.14 : Structure détaillée de l'algorithme FSAD [78].

En adaptant l'équation de mise à jour de l'algorithme AD à la structure forward bi-capteurs [78], nous obtenons les deux équations de mise à jour des deux filtres $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ suivantes:

$$\mathbf{w}_{12}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{12}^{(n-1)}(m) + \mu_{12} (u_2(n) u_1(n-m)) \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2.34)$$

$$\mathbf{w}_{21}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{21}^{(n-1)}(m) + \mu_{21} (u_1(n) u_2(n-m)) \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2.35)$$

Si les valeurs de l'intercorrélation entre les deux signaux estimés sont nulles, les deux équations des deux filtres adaptatifs convergent vers les deux réponses impulsionnelles, c.à.d. les deux signaux $u_1(n)$ et $u_2(n)$ sont decorrelés.

$$\mathbf{C}_{u_1 u_2}(m) = E[u_1(n) u_2(n-m)] = 0 \quad \forall m \quad (2.36)$$

$$\mathbf{C}_{u_2 u_1}(m) = E[u_2(n) u_1(n-m)] = 0 \quad \forall m \quad (2.37)$$

○ Algorithme BSAD (Backward Symmetric Adaptatif Decorrelation)

Dans la structure backward présenté dans la figure 2.17, la décorrélation se faite entre les deux signaux estimés à la sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$.

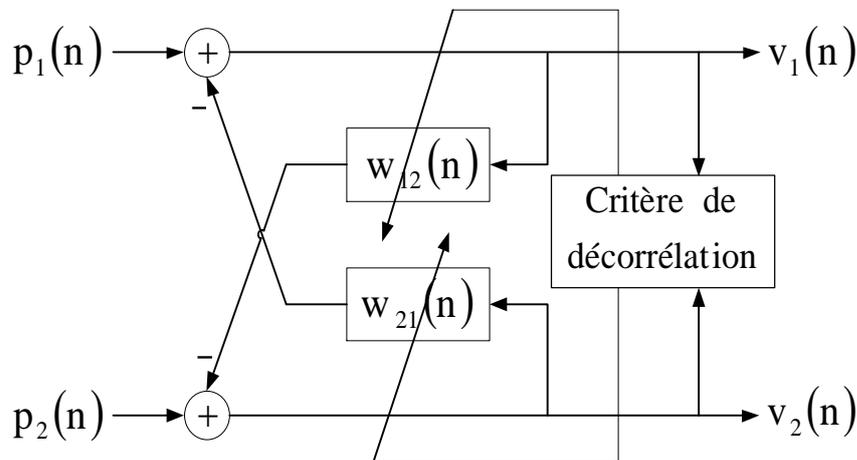


Figure 2.15 : Structure détaillée de l'algorithme BSAD [78].

Dans cet algorithme (BSAD), les deux équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ sont données comme suite :

$$\mathbf{w}_{12}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{12}^{(n-1)}(m) + \mu_{12} (v_2(n) v_1(n-m)) \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2.38)$$

$$\mathbf{w}_{21}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{21}^{(n-1)}(m) + \mu_{21} (v_1(n) v_2(n-m)) \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (2.39)$$

Table 2.3 : Algorithmes de décorrélation adaptatif symétrique (SAD) [78].

Forward (FSAD)	Backward (BSAD)
$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-M+1)]^T$ $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-M+1)]^T$ Pour $n=0,1, 2,3, \dots$	$\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-M+1)]^T$ $\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-M+1)]^T$ Pour $n=0,1, 2,3, \dots$
<u>Estimation des signaux de sortie :</u> $u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{p}_2(n),$ $u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{p}_1(n),$	<u>Estimation des signaux de sortie :</u> $v_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{v}_2(n),$ $v_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{v}_1(n),$
<u>Equations de mise à jour des filtres :</u> $\mathbf{w}_{12}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{12}^{(n-1)}(m) + \mu_{12} (u_2(n) \mathbf{u}_1(n-m))$ $\mathbf{w}_{21}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{21}^{(n-1)}(m) + \mu_{21} (u_1(n) \mathbf{u}_2(n-m))$	<u>Equations de mise à jour des filtres :</u> $\mathbf{w}_{12}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{12}^{(n-1)}(m) + \mu_{12} (v_2(n) \mathbf{v}_1(n-m))$ $\mathbf{w}_{21}^{(n)}(m) = \mathbf{w}_{21}^{(n-1)}(m) + \mu_{21} (v_1(n) \mathbf{v}_2(n-m))$
fin	fin
Paramètres et variables M : Taille des filtres adaptifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ μ_{21} et μ_{12} : Pas d'adaptations fixes, m : Indice de retard, avec $m = 0,1, \dots, M-1$	

2.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une vue générale sur le problème de la séparation aveugle de sources, les applications, les modèles mathématiques, les hypothèses et les types de mélanges des signaux (instantané, anéchoïque et convolutif). Nous nous sommes intéressés au cas du mélange convolutif bi-capteurs entre le signal de parole et le bruit. Dans le cadre de l'annulation du bruit par les méthodes de séparation aveugle de sources bi-capteurs, nous avons présenté deux grandes structures, la structure directe (Forward) et l'autre récursive (Backward), comme nous avons vu quelques algorithmes de séparation de sources proposés dans la littérature (cas de mélange linéaire convolutif bi-capteurs). Nous avons détaillé certain nombre de travaux sur la réduction du bruit et le rehaussement de la parole par les méthodes de la SAS. Dans les travaux présentés, nous avons remarqué que toutes les méthodes proposées sont basées soit sur le type de l'algorithme utilisé ou sur la structure de séparation de source elle-même.

CHAPITRE 3

NOUVEL ALGORITHME FORWARD BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE

CHAPITRE 3

NOUVEL ALGORITHME FORWARD BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE

3.1. Introduction

Dans les systèmes de télécommunication numérique, il existe plusieurs applications du filtrage adaptatif, comme l'annulation du bruit, la séparation aveugle de sources et l'annulation d'écho acoustique. Nous pouvons distinguer plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif, comme le LMS et le NLMS qui sont les plus connus et les plus utilisés dans ces domaines, surtout pour leur simplicité d'implantation et leur robustesse (voir le chapitre 1). Parmi les caractéristiques de l'algorithme LMS est que son taux de convergence dépend de la longueur du filtre à adapter et aussi de la corrélation du signal d'entrée du filtre. Dans le cas de l'identification des systèmes, le filtre modélisant le canal est très long et le signal passant par le filtre adaptatif est corrélé. Pour contrer ces limitations et augmenter le taux de convergence par rapport aux algorithmes classiques, l'adaptation en sous-band s'avère être une méthode intéressante et assez simple à implémenter.

Dans ce chapitre, nous nous intéresserons à la structure forward bi-capteurs de séparation de sources pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Considérant le problème du mélange linéaire convolutif bi-capteurs entre le signal de parole et le bruit (discuté en détail dans le chapitre précédent). Nous proposons un nouvel algorithme forward de séparation de source bi-capteurs en sous-bande (2CSF : Two-Channel Subband Forward) pour l'annulation du bruit [116]. L'idée principale de l'algorithme proposé 2CSF est de décomposer les deux signaux du mélange en N sous-bandes en utilisant un banc de filtres d'analyse. La mise à jour des filtres adaptatifs se fait par l'ensemble de sous-signaux estimés [123]. À la sortie de la structure forward en sous-bande, nous utilisons un banc de filtres de synthèse pour reconstruire les deux signaux estimés en pleine bande.

Dans la suite de ce chapitre, nous allons présenter une étude sur le filtrage adaptatif en sous-bande et ses applications, puis nous allons présenter l'analyse et formulation de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande. Nous allons présenter aussi les résultats comparatifs entre l'algorithme proposé (2CSF) et sa version en pleine bande (2CFNLMS) pour le rehaussement de la parole et nous terminerons ce chapitre par une conclusion.

3.2. Traitement en sous-bande

Dans plusieurs applications du filtrage adaptatif, il est très intéressant de décomposer le signal d'entrée en plusieurs composantes en sous-bande. Ceci permet en effet de situer la ou les bandes de fréquence où l'on peut trouver l'information.

L'idée de base est d'obtenir une série de signaux représentatifs d'une bande de fréquence du signal original. En simplifiant et en supposant que le filtre idéal existe, le signal est filtré par un ensemble de N filtres passe-bande à supports disjoints (exemple avec 4 bandes, voir la figure 3.1), ce qui permet d'obtenir N sous-signaux correspondant chacun à une partie du spectre du signal original.

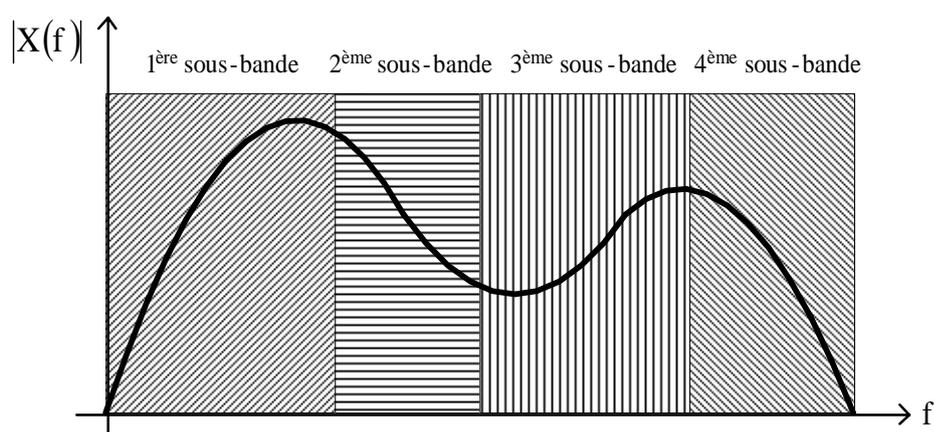


Figure 3.1 : Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes.

3.2.1. Décimation

Il s'agit de l'opérateur de sous-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret. Un décimateur, comme le montre la figure 3.2, ne retient que les

échantillons de $s(n)$ qui se produisent à des instants égaux à des multiples de D .

La sortie de décimation peut être exprimée par :

$$s_D(k) = s(kD) \quad (3.1)$$

où D est le facteur de décimation, et k représente l'indice de temps décimé. La relation entre l'entrée et la sortie du décimateur D dans le domaine de transformée en z est donnée par :

$$S_D(z) = \frac{1}{D} \sum_{l=0}^{D-1} S\left(z^{1/D} e^{-j2\pi l/D}\right) \quad (3.2)$$

Graphiquement, cet opérateur est représenté par la figure suivante :

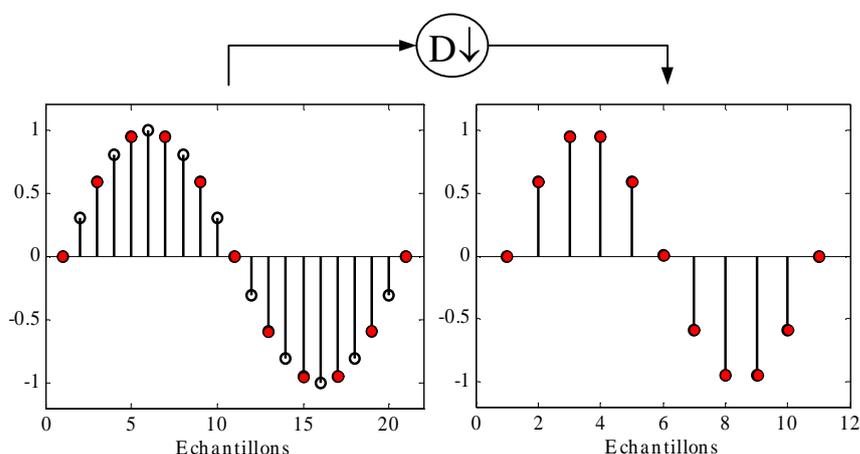


Figure 3.2 : Opération de décimation par un facteur D .

3.2.2. Interpolation

Il s'agit de l'opérateur de sur-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret (voir la figure 3.3). L'interpolateur augmente le taux d'échantillonnage du signal d'entrée $s(n)$, par l'insertion de $(I - 1)$ échantillons nuls entre chaque paire adjacente d'échantillons d'entrée selon la relation suivante :

$$s_I(n) = \begin{cases} s(n/I), & n = 0, \pm I, \pm 2I, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (3.3)$$

où I est le facteur d'interpolation et n est l'indice temporel de la séquence interpolée $s_I(n)$.

La relation entre l'entrée et la sortie de l'interpolateur I dans le domaine de la transformée en z est donnée par :

$$S_I(z) = S(z^I) \quad (3.4)$$

Graphiquement, cet opérateur représenté comme suite :

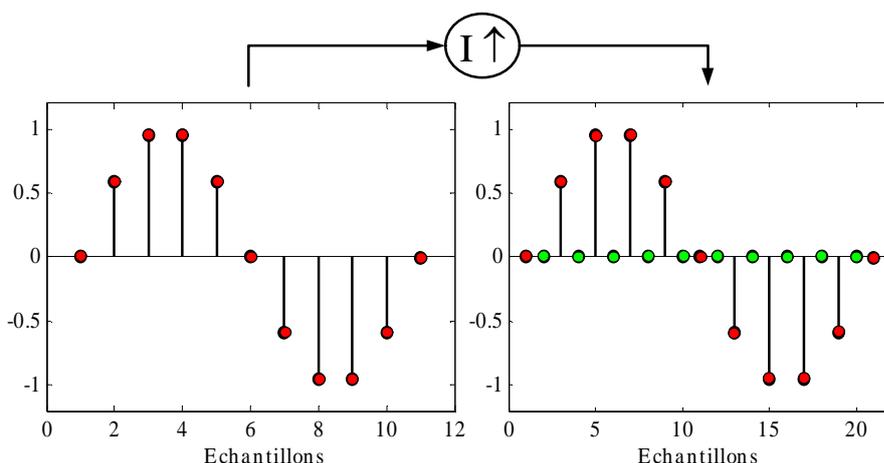


Figure 3.3 : Opération d'interpolation par un facteur I.

3.2.3. Banc de filtres

Un banc de filtres est un ensemble des filtres numériques travaillant en parallèle et découpant la bande de fréquence en N sous-bandes. Parmi les applications, on a par exemple, l'analyse en sous-bande, le codage en sous-bande de signaux en vue de leur transmission ou de leur stockage, ou encore le filtrage adaptatif en sous-bande. La figure 3.4 représente un banc de filtres d'analyse, un bloc de traitement en sous-bande et un banc de filtres de synthèse, avec N sous-bandes et des facteurs de décimation et d'interpolation égaux au nombre de sous-bandes N ($D = I = N$).

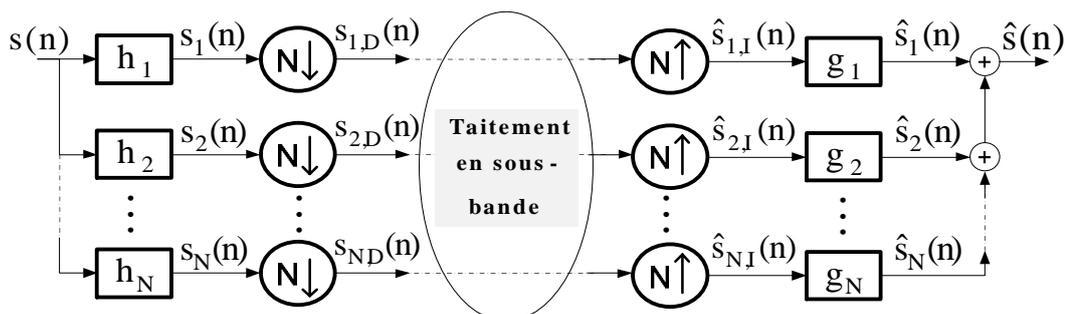


Figure 3.4 : Banc de filtres d'analyse et de synthèse, avec N sous-bandes.

où les éléments du banc de filtre d'analyse sont les filtres h_i suivis par des décimateurs de facteur entier ($D = N$), tandis que les filtres g_i précédés par interpolateurs de facteur entier ($I = N$) qui sont les éléments du banc de filtre de synthèse. Chaque sous-bande est traitée à une fréquence N fois plus petite que la fréquence d'échantillonnage d'entrée et qu'il y a N sous-bandes, donc la conservation de la quantité d'informations est assurée. Un banc dans lequel le facteur de décimation égale le nombre de sous-bandes est dit à échantillonnage critique ou maximale décimé. Lorsque les sous-bandes sont toutes de même largeur on dit banc de filtres uniforme sinon il est non uniforme.

3.2.4. Identification par le filtrage adaptatif en sous-bande

Le filtrage adaptatif en sous-bande a été proposé pour augmenter la vitesse de convergence en gardant presque la même complexité des calculs par rapport aux algorithmes en pleine bande. Récemment, plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif en sous-bande ont été proposés pour l'annulation de l'écho acoustique [81-86], rehaussement de la parole [87], beamforming [88] et [89], et d'autres algorithmes ont été proposés pour la séparation aveugle de sources [90], [91]. Son principe est de partitionner le signal d'entrée en ensemble des sous-signaux préalables pour simplifier le traitement. La décomposition d'un signal en pleine bande à différentes sous-bandes facilite la manipulation de l'information contenue dans chaque sous-bande.

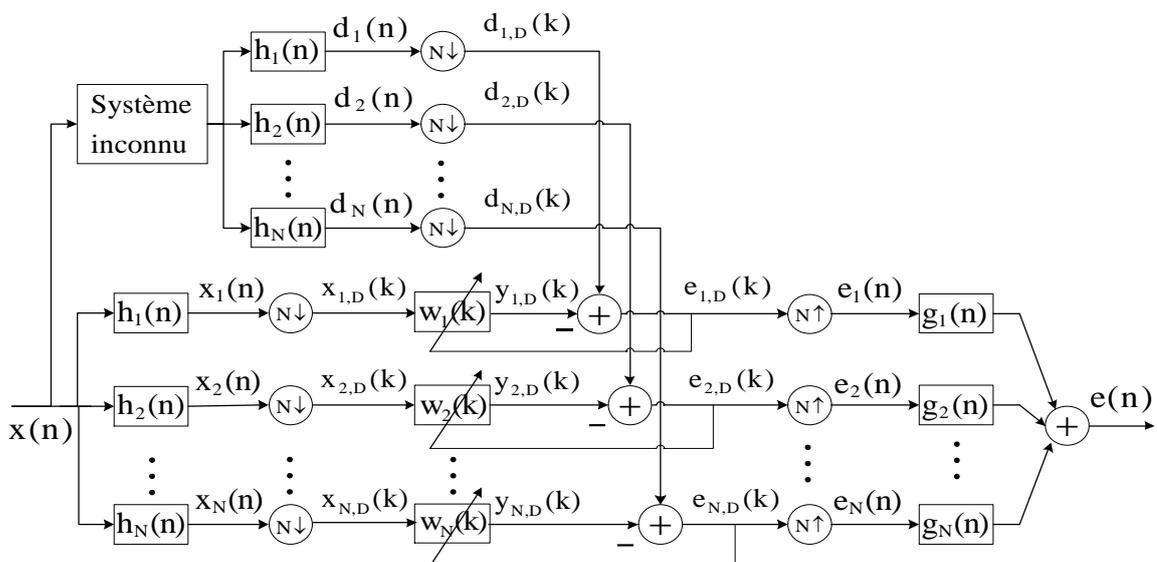


Figure 3.5 : Principe du filtrage adaptatif en sous bande.

Le principe du filtrage adaptatif en sous-bande est schématisé par la figure 3.5. L'idée principale de l'identification d'une réponse impulsionnelle par le filtrage adaptatif en sous-bande est de décomposer le signal désiré $d(n)$ en sous-bandes par le filtre d'analyse et la même chose pour le signal d'entrée $x(n)$, la mise à jour de chaque filtre adaptatif $w_i(k)$ se fait par l'ensemble d'erreurs $e_{i,D}(k)$.

3.3. Algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF)

La structure présentée dans la figure 2.9 est valable pour l'identification des deux filtres symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ dans le cas de l'adaptation dans toute la bande de fréquence (pleine bande). Dans cette section nous allons présenter une analyse d'un nouvel algorithme forward de séparation de sources bi-capteurs en sous-bande (2CSF) [116]. Comme on va voir une analyse de convergence de cet algorithme proposé.

3.3.1. Diagramme

La figure 3.6 illustre le diagramme de l'algorithme forward de la séparation de sources bi-capteurs en sous-bande (2CSF). Cet algorithme peut être utilisé dans plusieurs applications des systèmes de télécommunication. Dans ce travail, nous avons utilisé l'algorithme proposé (2CSF) pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole comme une application pour une approche de séparation aveugle de sources.

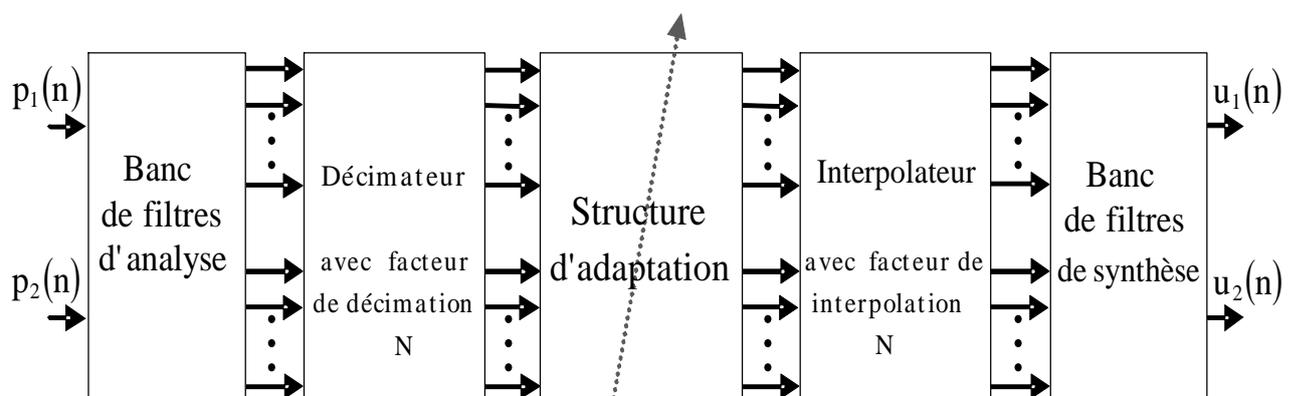


Figure 3.6 : Diagramme de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF).

Dans ce dernier diagramme, nous utilisons le banc de filtres d'analyse pour transformer chaque signal du mélange en plusieurs sous-signaux. Après la première étape, nous décimons les sous-signaux par un facteur de décimation égale le nombre de sous-bandes ($D = N$). Puis en appliquant l'algorithme forward proposé de la séparation de sources pour adapter les deux filtres adaptatifs et estimer les sous-signaux à la sortie de la structure en sous-bande (on obtient deux ensembles des sous-signaux estimés). Pour reconstruire les deux signaux estimés à la même fréquence que celle des signaux originaux, nous utilisons deux étages. L'étage d'interpolation et le banc de filtres de synthèse qui transforment les deux ensembles des sous-signaux à deux signaux estimés en pleine bande. Dans la suite, nous allons détailler la structure de l'algorithme proposé (2CSF).

3.3.2. Structure détaillée

La figure 3.7 représente la structure détaillée de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF) appliqué à l'annulation du bruit acoustique.

Dans la figure 3.7, nous pouvons observer le contenu de chaque bloc dans le diagramme de l'algorithme proposé (2CSF). Dans le premier étage (banc de filtres d'analyse), nous utilisons un filtre passe-bas et des filtres passe-bande pour décomposer chaque signal du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en N sous-signaux en utilisant des filtres d'analyse $h_1(n), h_2(n), \dots, h_N(n)$. Puis tous les sous-signaux $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$ sont décimés par un facteur de décimation D qu'est égale le nombre de sous-bandes ($D = N$), donc nous obtenons des nouveaux sous-signaux décimés $p_{1i,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$.

Les sous-signaux de parole estimés $u_{1i,D}(k)$ sont calculés par la soustraction des sous-signaux décimés du mélange $p_{1i,D}(k)$ et les sous-signaux $y_{2i,D}(k)$ de la sortie du deuxième filtre adaptatif $w_{21}(k)$. Pour les sous-signaux du bruit estimés $u_{2i,D}(k)$, ils sont obtenus par la soustraction des sous-signaux du mélange $p_{2i,D}(k)$ et les sous-signaux $y_{1i,D}(k)$ de la sortie du premier filtre $w_{12}(k)$. Après avoir effectué le traitement proposé, il est intéressant de reconstituer les

deux signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$ (en pleine bande) à la même fréquence que celle des signaux originaux (le signal de parole original). Donc en appliquant l'opération d'interpolation sur tous les sous-signaux estimés $u_{i1,D}(k)$ et $u_{2i,D}(k)$ par un facteur d'interpolation I (où $I = N = D$), nous obtenons maintenant les nouveaux sous-signaux estimés $u_{i1}(n)$ et $u_{2i}(n)$. Le dernier étage est le banc de filtres de synthèse qui permet d'obtenir les deux signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$ en pleine bande.

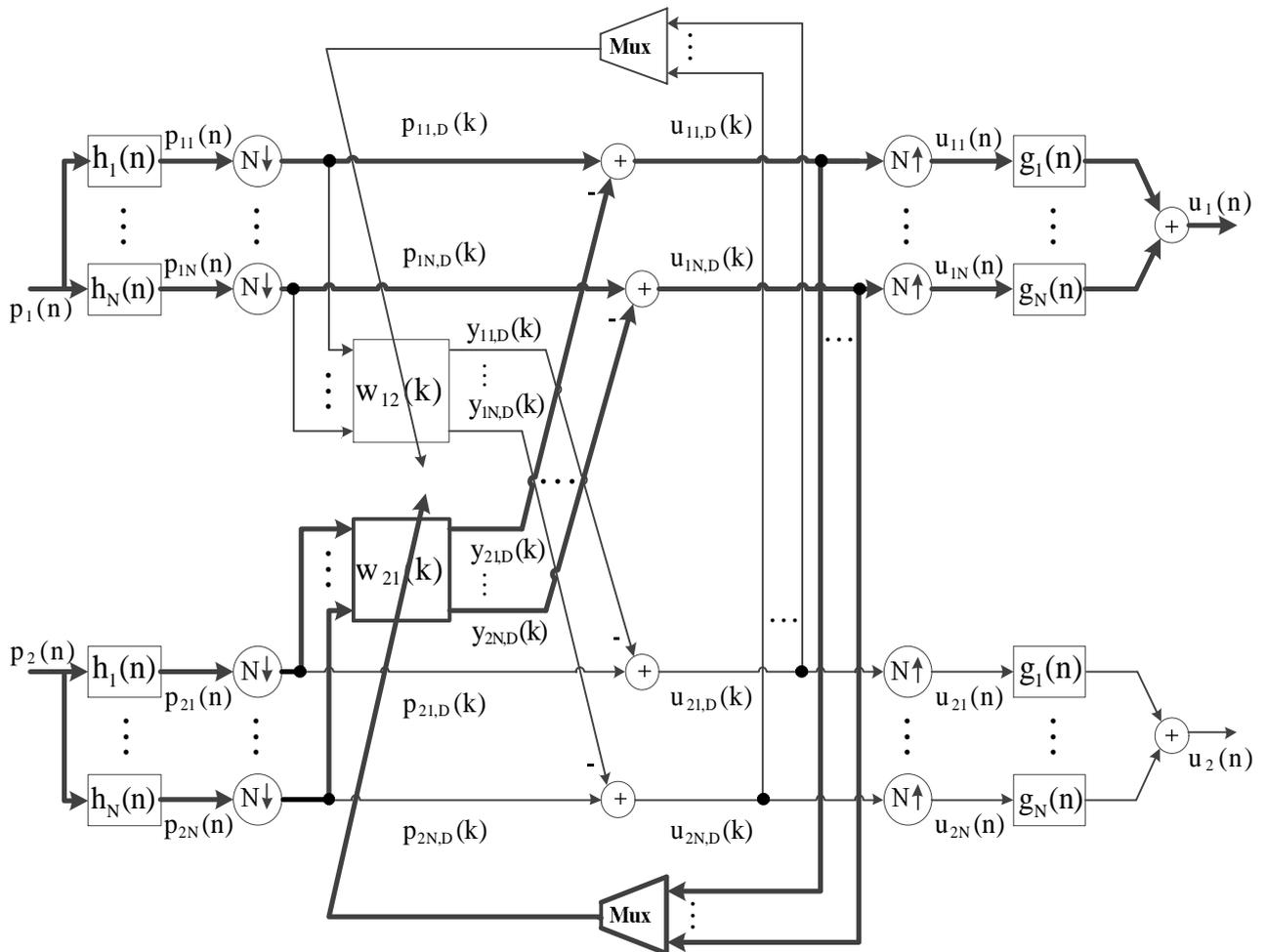


Figure 3.7 : Structure détaillée de l'algorithme 2CSF, où Mux est un multiplexeur [116].

3.4. Analyse et formulation de l'algorithme 2CSF

Dans cette section, nous allons décrire les différentes formules de l'algorithme proposé. En utilisant la figure 3.7, la structure forward bi-capteurs en

sous-bande est symétrique, pour cela nous nous intéresserons aux formules de la première branche (ligne foncée) qui permet d'obtenir le signal de parole estimé $u_1(n)$. Puis nous allons adapter les différentes formules obtenues sur la deuxième branche de la structure de l'algorithme 2CSF [123].

Les sous-signaux décimés à la sortie du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{2i}(k)$ sont donnés par :

$$y_{2i,D}(k) = y_{2i}(kN) \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.5)$$

où $y_{2i,D}(k)$ peut s'écrire selon l'expression suivante :

$$y_{2i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{2i,m}(k) p_{2i}(kN - m) \quad (3.6)$$

Sous la forme vectorielle, l'équation (3.6) peut s'écrire par la formule suivante:

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{2i}^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad (3.7)$$

A la sortie de la structure forward en sous-bande, nous obtenons les sous-signaux de parole estimés qui sont donnés par :

$$u_{li,D}(k) = p_{li,D}(k) - \mathbf{w}_{2i}^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.8)$$

Dans l'algorithme 2CSF, nous proposons d'adapter les deux filtres de manière plus précise d'une itération à une autre [40], c.à.d. les coefficients de chaque filtre adaptatif doivent être modifiés de manière minime, soumis à une contrainte imposée à la sortie du filtre adaptatif [40], [92]. Nous proposons d'adapter et appliquer deux nouveaux critères sur la structure forward bi-capteurs de séparation de sources [40], [114], [116], pour identifier les deux réponses impulsionnelles du milieu par les deux filtres adaptatifs de manière plus précise. Nous minimisons la norme euclidienne carrée des variations des coefficients.

Le critère d'optimisation de filtre adaptatif est donné par [114]:

$$\mathbf{J}_{\mathbf{w}_{2i}(k), \boldsymbol{\eta}_{2i}} = \mathbf{J}_{\mathbf{w}_{2i}(k)} + \mathbf{J}_{\boldsymbol{\eta}_{2i}} \quad (3.9)$$

où les deux critères $\mathbf{J}_{\mathbf{w}_{2i}(k)}$ et $\mathbf{J}_{\boldsymbol{\eta}_{2i}}$ sont définies comme suite :

- (1) Le premier critère $\mathbf{J}_{\mathbf{w}_{21}(k)}$ minimise l'erreur du filtre adaptative $\mathbf{w}_{21}(k)$ entre ses valeurs *a posteriori* et *a priori* [114], c.à.d. entre $\mathbf{w}_{21}(k-1)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$. Ce critère est donné par la formule suivante :

$$\mathbf{J}_{\mathbf{w}_{21}(k)} = \|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2 \quad (3.10)$$

- (2) Le deuxième critère $\mathbf{J}_{\eta_{21}}$ est un critère représente les multi-contraintes qui utilisent la fonction lagrangienne $\eta_{21,i}$ [114]. La formule de ce critère est donnée par l'équation suivante :

$$\mathbf{J}_{\eta_{21}} = \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{21,i} [\mathbf{p}_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_{2i}(k)] \quad (3.11)$$

où $\eta_{21,i}$ sont les multiplieurs de Lagrange. À l'optimum, on a $\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1)$, donc nous obtenons à la sortie du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$ les relations suivantes :

$$\mathbf{w}_{21}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k) = p_{1i,D}(k) \quad \text{avec } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.12)$$

Pour obtenir la solution récursive de l'équation de mise à jour du filtre adaptatif, en prenant le dérivé de la fonction lagrangienne par rapport au vecteur des coefficients $\mathbf{w}_{21}(k)$ et en posant ce dérivé égale à zéro [40], [116].

$$\frac{\partial \mathbf{J}_{\mathbf{w}_{21}(k)} \eta_{21}}{\partial \mathbf{w}_{21}(k)} = \frac{\partial \left[\|\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2 + \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{21,i} [\mathbf{p}_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1)\mathbf{p}_{2i}(k)] \right]}{\partial \mathbf{w}_{21}(k)} = \mathbf{0}_{M \times 1}$$

Donc l'équation de mise à jour du filtre adaptatif est donnée par :

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{21,i} \mathbf{p}_{2i}(k) \quad (3.13)$$

Par l'insertion de l'équation (3.13) dans l'équation (3.12), nous obtenons la relation suivante :

$$\mathbf{p}_{1i,D}(k) - \left[\mathbf{w}_{21}(k-1) + \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{N-1} \eta_{21,j} \mathbf{p}_{2j}(k) \right]^T \mathbf{p}_{2i}(k) = 0 \quad (3.14)$$

$$2[\mathbf{p}_{1i,D}(\mathbf{k}) - \mathbf{w}_{21}^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{p}_{2i}(\mathbf{k})] - \mathbf{p}_{2i}^T(\mathbf{k}) \sum_{j=0}^{N-1} \eta_{21,j} \mathbf{p}_{2j}(\mathbf{k}) = 0 \quad (3.15)$$

En utilisant la formule (3.8), la dernière équation peut s'écrire comme suite :

$$\mathbf{p}_{2i}^T(\mathbf{k}) \sum_{j=0}^{N-1} \eta_{21,j} \mathbf{p}_{2j}(\mathbf{k}) = 2 \mathbf{u}_{1i,D}(\mathbf{k}) \quad (3.16)$$

Finalement, nous obtenons un système linéaire de N équations suivantes :

$$\mathbf{p}_{2i}^T(\mathbf{k}) \sum_{j=0}^{N-1} \eta_{21,j} \mathbf{p}_{2j}(\mathbf{k}) = 2 \mathbf{u}_{1i,D}(\mathbf{k}) \quad \text{pour } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.17)$$

Les sous-signaux estimés à la sortie de la structure forward en sous-bande, $\mathbf{u}_{1D}(\mathbf{k}) = [\mathbf{u}_{11,D}(\mathbf{k}), \mathbf{u}_{12,D}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{u}_{1N,D}(\mathbf{k})]$, peuvent s'écrire sous forme vectorielle suivante :

$$\mathbf{u}_{1D}(\mathbf{k}) = \mathbf{p}_{1D}(\mathbf{k}) - \mathbf{P}_2^T(\mathbf{k}) \mathbf{w}_{21}(\mathbf{k}-1) \quad (3.18)$$

où $\mathbf{P}_2^T(\mathbf{k})$ représente la matrice (M x N) des sous-signaux du deuxième signal du mélange qui donnée par :

$$\mathbf{P}_2(\mathbf{k}) = [\mathbf{p}_{21}(\mathbf{k}), \mathbf{p}_{22}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{p}_{2N}(\mathbf{k})] \quad (3.19)$$

et $\mathbf{p}_{1D}(\mathbf{k})$ est le vecteur (N x 1) du premier signal décimé du mélange, ce vecteur est donné par :

$$\mathbf{p}_{1D}(\mathbf{k}) = [\mathbf{p}_{11,D}(\mathbf{k}), \mathbf{p}_{12,D}(\mathbf{k}), \dots, \mathbf{p}_{1N,D}(\mathbf{k})] \quad (3.20)$$

En utilisant les deux équations (3.19) et (3.20), les N équations linéaires de formule (3.17) peuvent s'écrire sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{p}_{21}^T(\mathbf{k})\mathbf{p}_{21}(\mathbf{k}) & \cdots & \mathbf{p}_{21}^T(\mathbf{k})\mathbf{p}_{2N}(\mathbf{k}) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{p}_{2N}^T(\mathbf{k})\mathbf{p}_{21}(\mathbf{k}) & \cdots & \mathbf{p}_{2N}^T(\mathbf{k})\mathbf{p}_{2N}(\mathbf{k}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_{21,1} \\ \vdots \\ \eta_{21,N} \end{bmatrix} = 2 \begin{bmatrix} \mathbf{u}_{11,D}(\mathbf{k}) \\ \vdots \\ \mathbf{u}_{1N,D}(\mathbf{k}) \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

$$(\mathbf{P}_2^T(\mathbf{k})\mathbf{P}_2(\mathbf{k}))\boldsymbol{\eta}_{21} = 2\mathbf{u}_{1D}(\mathbf{k})$$

où $\boldsymbol{\eta}_{21} = [\eta_{21,1}, \eta_{21,2}, \dots, \eta_{21,N}]$ est le vecteur de Lagrange ($N \times 1$) qui donné par :

$$\boldsymbol{\eta}_{21} = 2 \frac{\mathbf{u}_{1D}(k)}{\mathbf{P}_2^T(k) \mathbf{P}_2(k)} \quad (3.22)$$

Supposant que les signaux de sous-bandes sont orthogonaux au zéro, les éléments non-diagonal de la matrice $[\mathbf{P}_2^T(k) \mathbf{P}_2(k)]$ avec $i \neq j$] sont négligeables. Avec cette hypothèse, nous pouvons simplifier et réduire l'équation (3.22) comme suite :

$$\eta_{21,i} = 2 \frac{u_{i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i}(k)\|^2} \quad \text{for } i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3.23)$$

Par l'insertion de dernière formule dans l'équation (3.13), la formule de mise à jour du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$ est donnée par l'équation suivante [116]:

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{2i}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i}(k)\|^2 + \varepsilon} u_{i,D}(k) \quad (3.24)$$

où ε est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par zéro. Le paramètre μ_{21} est le pas d'adaptation (ou le facteur de la convergence) qui assure la stabilité et la convergence du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$.

De la même façon, nous avons refait les mêmes étapes de l'équation (3.9) jusqu'à (3.23) pour obtenir l'équation de mise à jour du deuxième filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(k)$ de l'algorithme proposé (2CSF) :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{1i}(k)}{\|\mathbf{p}_{1i}(k)\|^2 + \varepsilon} u_{2i,D}(k) \quad (3.25)$$

Le paramètre μ_{12} est le pas d'adaptation (ou le facteur de convergence) qui assure la stabilité et la convergence du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(k)$.

3.5. Contrôle de l'algorithme 2CSF par un détecteur d'activité vocale

Dans l'algorithme proposé (2CSF), nous utilisons un détecteur d'activité vocale (DAV) pour ajuster le filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$, ce dernier est adapté seulement dans les périodes du bruit seul. Dans cette situation, le signal de parole

estimé en pleine bande $u_1(n)$ à la sortie de la structure 2CSF est obtenu avec une distorsion qui est égale à $[\delta(n) - h_{12}(n) * h_{21}(n)]$ (voir le détail dans la section 2.5.1). Les sous-signaux de parole estimés à la sortie de la structure forward en sous-bande sont donnés par la relation suivante :

$$u_{i,D}(k) = p_{i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad \text{avec} \quad i = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.26)$$

En utilisant les deux étages, l'interpolation avec un facteur N et le banc de filtres de synthèse $g_1(n), g_2(n), \dots, g_{N-1}(n)$ pour reconstruire le signal de parole estimé en pleine bande qui donné par l'équation suivante :

$$u_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{i,D}(n) \quad (3.27)$$

$$\text{où } \mathbf{u}_{i,D}(n) = \begin{cases} u_{i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$\text{et } \mathbf{u}_{i,D}(n) = [u_{i,D}(n), u_{i,D}(n-1), \dots, u_{i,D}(n-L+1)]^T$$

Dans l'autre côté, et pour obtenir le signal de bruit estimé qui se trouve dans la deuxième sortie de la structure forward en sous-bande, nous utilisons aussi le même système de détection d'activité vocale (DAV). Mais le deuxième filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(k)$ est adapté seulement dans les périodes de la présence du signal de parole. Le bruit estimé $u_2(n)$ est modifié par une quantité égale à $[\delta(n) - h_{12}(n) * h_{21}(n)]$.

Donc les sous-signaux de bruit estimés à la deuxième sortie de l'algorithme proposé 2CSF sont donnés par :

$$u_{2i,D}(k) = p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k) \quad \text{avec} \quad i = 0, 1, 2, \dots, N-1 \quad (3.28)$$

Finalement, en appliquant l'opération d'interpolation sur tous les sous-signaux du bruit estimés $u_{2i,D}(k)$ (décimés) par un facteur d'interpolation N , nous obtenons les nouveaux sous-signaux estimés $u_{2i}(n)$. Avec l'utilisation du banc de filtres de synthèse $g_1(n), g_2(n), \dots, g_{N-1}(n)$, nous pouvons reconstruire le bruit estimé en pleine bande qui donné par :

$$\mathbf{u}_2(\mathbf{n}) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n}) \quad (3.29)$$

$$\text{où } \mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n}) = \begin{cases} \mathbf{u}_{2i,D}(\mathbf{n}/N), & \mathbf{n} = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$\text{et } \mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n}) = [\mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n}), \mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n}-1), \dots, \mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n}-L+1)]^T$$

Les deux étages d'interpolation et le banc de filtres de synthèse sont très importants dans l'algorithme proposé (2CSF) pour reconstruire le signal de parole estimé en pleine bande.

3.6. Analyse de la convergence

Dans cette section, nous allons présenter l'analyse de l'algorithme proposé et les conditions nécessaires de convergence. Pour faire cette étude, nous définissons premièrement le vecteur d'erreur $\boldsymbol{\varepsilon}_2(\mathbf{k})$, avec $\boldsymbol{\varepsilon}_2(\mathbf{k}) = \mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(\mathbf{k})$, où \mathbf{h}_{21} est le vecteur des coefficients de deuxième réponse impulsionnelle $h_{21}(\mathbf{n})$ et $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k})$ est les coefficients du deuxième filtre adaptatif. En utilisant le critère de déviation quadratique moyenne (DQM) [40] qui donné par :

$$c_2(\mathbf{k}) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(\mathbf{k})\|^2] \quad (3.30)$$

Nous faisons la soustraction entre \mathbf{h}_{21} et l'équation (3.24) de $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k})$, ensuite nous prenons la norme euclidienne moyenne en deux cotés. Donc nous obtenons la nouvelle équation qui s'écrire par l'égalité suivante :

$$c_2(\mathbf{k}) - c_2(\mathbf{k}-1) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(\mathbf{k})\|^2] - E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(\mathbf{k}-1)\|^2] = E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(\mathbf{k})\|^2] - E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(\mathbf{k}-1)\|^2] \quad (3.31)$$

Nous pouvons simplifier cette dernière formule comme suite :

$$c_2(\mathbf{k}) - c_2(\mathbf{k}-1) = \mu_{21}^2 \sum_{i=0}^{N-1} E\left[\frac{u_{li,D}^2(\mathbf{k})}{\|\mathbf{p}_{2i}(\mathbf{k})\|^2}\right] - 2 \mu_{21} \sum_{i=0}^{N-1} E\left[\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{p}_{2i}(\mathbf{k}) u_{li,D}(\mathbf{k})}{\|\mathbf{p}_{2i}(\mathbf{k})\|^2}\right] \quad (3.32)$$

À l'optimum, dans l'algorithme proposé 2CSF, les coefficients du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k})$ convergent vers les anciens coefficients $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k}-1)$ c.à.d.

$$\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k}) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \mathbf{w}_{21}(\mathbf{k}-1)$$

Nous pouvons réaliser et assurer la convergence du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$ par la minimisation de la différence entre $c_2(k)$ et $c_2(k-1)$ c.à.d. $c_2(k) - c_2(k-1) < 0$ [40]. Dans cette situation (la solution optimale de la convergence) et selon l'équation (3.32), le pas d'adaptation μ_{21} doit être borné et donner par la relation suivante :

$$0 < \mu_{21} < 2 \left\{ \frac{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k) u_{li,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i}(k)\|^2} \right]}{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{u_{li,D}^2(k)}{\|\mathbf{p}_{2i}(k)\|^2} \right]} \right\} \quad (3.33)$$

Dans cette dernière équation, $\{\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k)\}$ représente le signal de sortie non-perturbé pour le $i^{\text{ème}}$ sous-bande. Ce sous-signal est donné par l'équation suivante :

$$\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k) = \mathbf{h}_{21}^T \mathbf{p}_{2i}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k) + \xi_2(k) \quad (3.34)$$

où $\xi_2(k)$ représente un bruit mesuré au niveau du deuxième microphone. Dans le cas où $\xi_2(k) = 0$, la dernière équation donner comme suite :

$$\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k) = u_{li,D}(k) \quad (3.35)$$

En remplaçant cette dernière égalité dans l'équation (3.33). Donc, la condition nécessaire et suffisante pour la convergence du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$ est donnée selon la valeur numérique du pas d'adaptation suivante [40], [116], [123]:

$$0 < \mu_{21} < 2 \quad (3.36)$$

Concernant la condition de la convergence du premier filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(k)$, nous suivons les mêmes étapes précédentes. En commençant par le deuxième vecteur d'erreur $\boldsymbol{\varepsilon}_1(k) = \mathbf{h}_{12} - \mathbf{w}_{12}(k)$, où \mathbf{h}_{12} est le vecteur des coefficients de réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{12}(k)$ est les coefficients du premier filtre adaptatif.

Pour analyser la convergence de ce filtre, nous utilisons le critère de déviation quadratique moyenne $c_1(k) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_1(k)\|^2]$ et à l'optimum les coefficients du filtre $\mathbf{w}_{12}(k)$ convergent vers les anciens coefficients $\mathbf{w}_{12}(k-1)$ c.à.d.

$$\mathbf{w}_{12}(k) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \mathbf{w}_{12}(k-1)$$

Selon le critère de minimisation entre $c_1(k)$ et $c_1(k-1)$ c.à.d. $c_1(k) - c_1(k-1) < 0$ [40].

Donc le deuxième pas μ_{12} est donné par la relation suivante :

$$0 < \mu_{12} < 2 \left\{ \frac{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_1^T(k-1) \mathbf{p}_{li}(k) u_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{p}_{li}(k)\|^2} \right]}{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{u_{2i,D}^2(k)}{\|\mathbf{p}_{li}(k)\|^2} \right]} \right\} \quad (3.37)$$

où la quantité du signal $\{\boldsymbol{\varepsilon}_1^T(k-1) \mathbf{p}_{li}(k)\}$ est donnée par :

$$\boldsymbol{\varepsilon}_1^T(k-1) \mathbf{p}_{li}(k) = \mathbf{h}_{12}^T \mathbf{p}_{li}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{p}_{li}(k) + \xi_1(k) \quad (3.38)$$

Dans le cas où le bruit du 1^{er} microphone égal à zéro, c.à.d. $\xi_1(k) = 0$, nous obtenons l'équation simplifiée suivante :

$$\boldsymbol{\varepsilon}_1^T(k-1) \mathbf{p}_{li}(k) = u_{2i,D}(k) \quad (3.39)$$

Par l'insertion de cette dernière équation dans l'équation (3.37), donc la condition nécessaire pour la convergence du premier filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(k)$ est donnée selon les valeurs du pas d'adaptation μ_{12} [40], [116]:

$$0 < \mu_{12} < 2 \quad (3.40)$$

3.7. Résumé de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF)

Dans cette sous section, nous allons présenter toutes les formules mathématiques de l'algorithme forward bi-capteurs en sous bandes (2CSF). La table 3.1 représente un résumé de l'algorithme 2CSF.

Table 3.1 : Algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF) [116].

Paramètres et variables

M : Taille des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$, N : Nombre de sous-bandes,
 Pas d'adaptations, $0 < \mu_{21} < 2$, $0 < \mu_{12} < 2$, ε : Petite constante positive,

L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse,

$$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]^T;$$

$$\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]^T$$

$$\mathbf{u}_{1i}(n) = [u_{1i}(n), u_{1i}(n-1), \dots, u_{1i}(n-L+1)]^T; \quad \mathbf{u}_{2i}(n) = [u_{2i}(n), u_{2i}(n-1), \dots, u_{2i}(n-L+1)]^T$$

$$\mathbf{p}_{1i}(n) = [p_{1i}(kN), \dots, p_{1i}(kN-M+1)]^T; \quad \mathbf{p}_{2i}(n) = [p_{2i}(kN), \dots, p_{2i}(kN-M+1)]^T$$

$$p_{1i,D}(k) = p_{1i}(kN);$$

$$p_{2i,D}(k) = p_{2i}(kN);$$

$$u_{1i}(n) = \begin{cases} u_{1i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}; \quad u_{2i}(n) = \begin{cases} u_{2i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Pour $n = 0, 1, 2, 3 \dots$

Partition en sous-bandes :

$$p_{1i}(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_1(n) \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$p_{2i}(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_2(n) \quad i = 1, 2, \dots, N$$

Synthèse :

$$u_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{1i}(n)$$

$$u_2(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{2i}(n)$$

Pour $k = 0, 1, 2, 3, \dots$

Estimation des sous-signaux de sortie :

$$u_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$u_{2i,D}(k) = p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{p}_{1i}(k) \quad i = 1, 2, \dots, N$$

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{1i}(k)}{\|\mathbf{p}_{1i}(k)\|^2 + \varepsilon} u_{2i,D}(k),$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{2i}(k)}{\|\mathbf{p}_{2i}(k)\|^2 + \varepsilon} u_{1i,D}(k).$$

fin

3.8. Résultats de simulations de l'algorithme forward en sous-bande

Dans cette section, nous présentons plusieurs résultats de simulations pour l'annulation du bruit par l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF). Egalement nous allons présenter les résultats comparatifs entre l'algorithme proposé et sa version en pleine bande (2CFNLMS), pour valider la performance et voir la supériorité de l'algorithme 2CSF proposé.

3.8.1. Mesure de performance

Plusieurs critères ont été proposés pour valider la performance des algorithmes adaptatifs pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole. Nous utilisons par exemple le critère du système mismatch (SM), pour mesurer la vitesse de convergence des systèmes de réduction du bruit. Concernant les critères utilisés pour mesurer la qualité du signal de la parole, généralement il y a deux catégories de mesures, dites subjective et objective. La mesure subjective est basée sur un test d'écoute et une comparaison entre le signal de parole original et le signal de parole rehaussé. Dans l'autre côté, 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),
- la distance cepstrale (DC),
- le rapport signal à bruit (RSB).

3.8.1.1. Critère de désajustement (système mismatch)

Le critère de désajustement est un critère robuste pour l'évaluation des performances des algorithmes. Ce dernier se calcule à partir de la distance euclidienne entre les coefficients de réponse impulsionnelle réelle et les coefficients du filtre estimé. Ce critère est généralement utilisé pour comparer la vitesse de convergence des systèmes de réduction par des algorithmes adaptatifs.

Dans cette thèse, nous utilisons l'abréviation SM (SM : System Mismatch). Le critère du système mismatch est défini par l'expression suivante :

$$SM_{dB} = 10 \log_{10} \left[\frac{\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(k)\|^2}{\|\mathbf{h}_{21}\|^2} \right] \quad (3.41)$$

où \mathbf{h}_{21} représente le vecteur des coefficients du filtre réel (coefficients d'une réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$), et $\mathbf{w}_{21}(k)$ représente le vecteur des coefficients du deuxième filtre adaptatif estimé.

3.8.1.2. 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 distance cepstrale (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 :

$$DC(\kappa) = \sum_{i=1}^T \left[\text{TFI} \left(\log \left(\|S(f_i, \kappa)\| \right) - \log \left(\|U_1(f_i, \kappa)\| \right) \right) \right]^2 \quad (3.42)$$

où $S(f_i, \kappa)$ et $U_1(f_i, \kappa)$ sont les transformées de Fourier à court terme des signaux $s(n)$ et $u_1(n)$ respectivement, et f_i est la fréquence (discrétisé) de la transformée de Fourier.

3.8.1.3. Rapport signal à bruit (RSB)

Le rapport signal à bruit (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 [30] :

$$RSB_{dB} = 10 \log_{10} \left[\frac{\sum_{n=1}^T [s(n, \kappa)]^2}{\sum_{n=1}^T [s(n, \kappa) - u_1(n, \kappa)]^2} \right] \quad (3.43)$$

où $s(n)$ est le signal de parole original, $u_1(n)$ est le signal de parole estimé, T est le nombre d'échantillons de la trame d'estimation, et κ est l'indice de trame.

3.8.2. Description des signaux de tests

Dans toutes les simulations et à l'entrée du mélange convolutif bi-capteurs, nous avons utilisé les deux signaux originaux suivants :

- (1) La première source est de parole constitué d'une phrase phonétiquement équilibrée (prononcée par un locuteur masculin), sa durée presque de 4 secondes et de fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz. Ce signal de parole est donné par la figure 3.8.
- (2) En ce qui concerne la deuxième source, elle correspond à un bruit stationnaire. Un bruit blanc gaussien présenté dans la figure 3.8, c'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.

Les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ sont générées par une séquence aléatoire comme une fonction exponentielle [25], sa fonction est donnée par $f(n) = A e^{-Bn}$. Dans la figure 3.9, nous présentons un exemple des deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ avec une taille égale à 128, c.à.d. $M_1 = M_2 = M = 128$.

Pour faire toutes les simulations, nous prenons le problème du mélange convolutif entre le signal de parole et le bruit (voir la figure 2.8), ce modèle génère deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ qui sont donnée avec leurs spectrogrammes dans la figure 3.10. Ces deux signaux du mélange représentent les deux signaux d'entrée des deux algorithmes, proposé 2CSF et classique 2CFNLMS. Nous avons fixé les deux rapports signal à bruit dans les deux voies à -3 dB ($RSB_1 = RSB_2 = -3\text{dB}$).

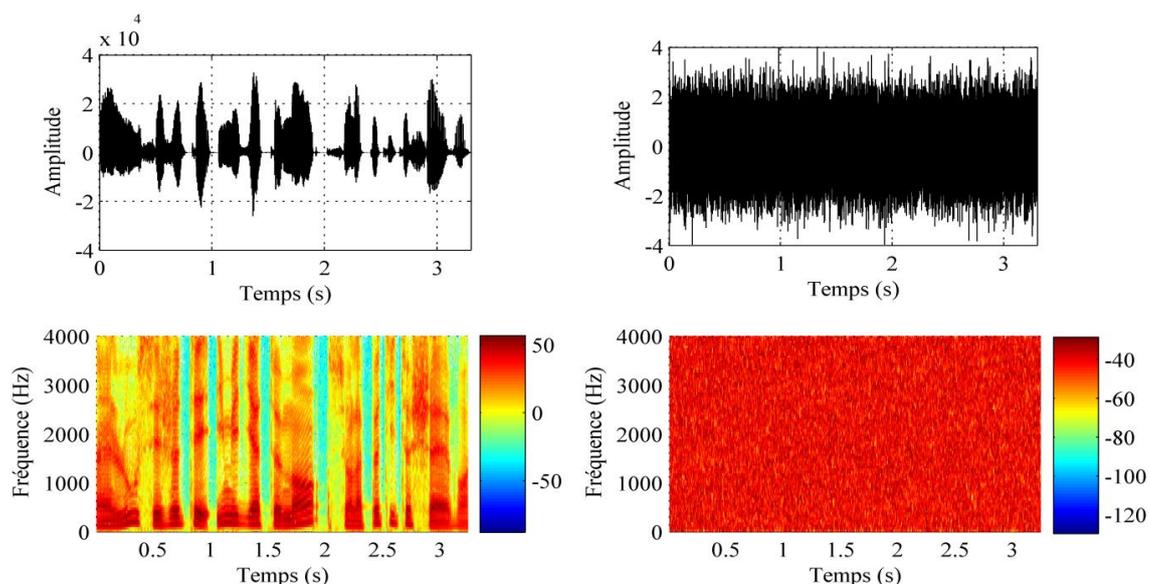


Figure 3.8 : Description temporelle des signaux originaux et leurs spectrogrammes, à gauche : le signal de parole $s(n)$, à droite : le signal du bruit blanc $b(n)$.

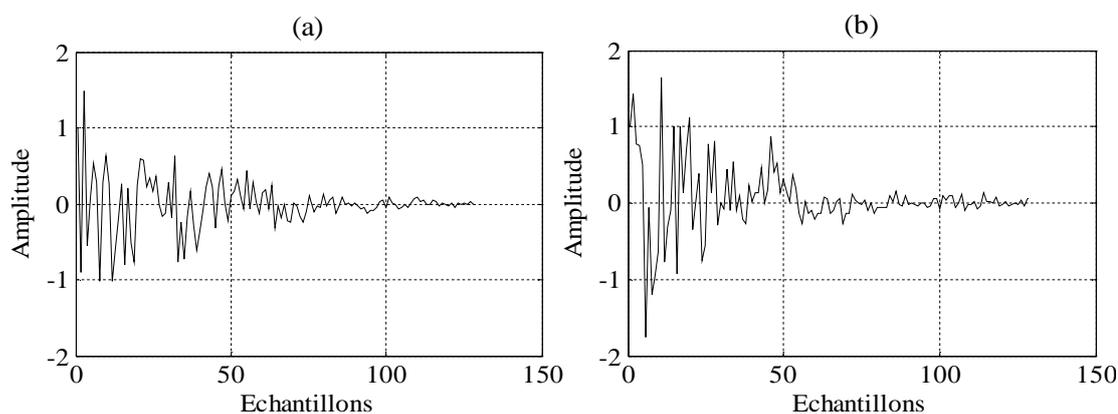


Figure 3.9 : Exemple des réponses impulsionnelles, $M = 128$, (a): $h_{12}(n)$, (b): $h_{21}(n)$.

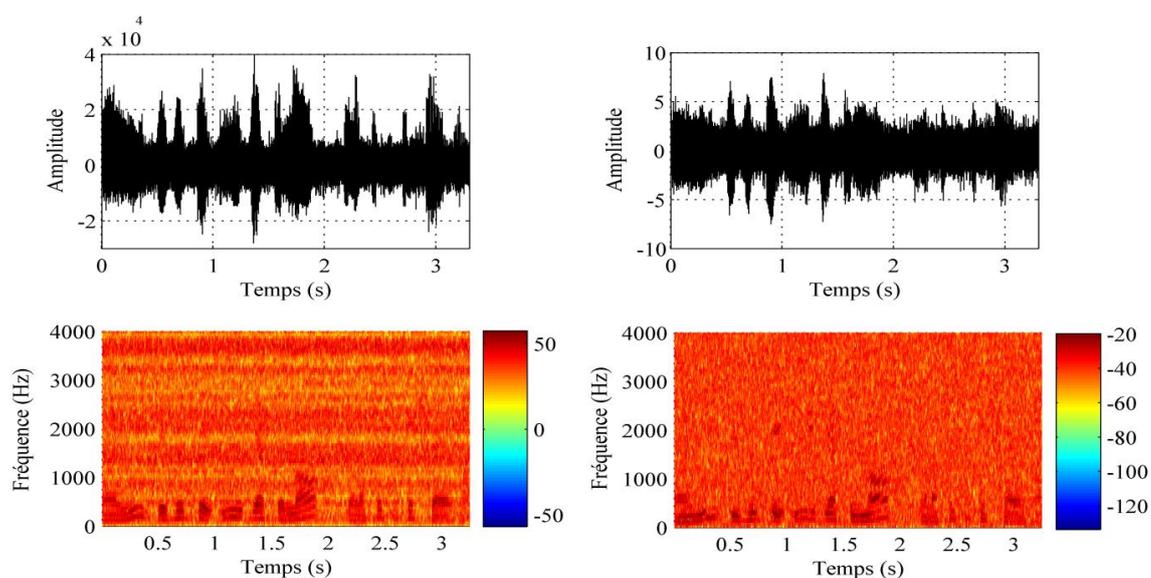


Figure 3.10 : Description temporelle des signaux du mélange et leurs spectrogrammes, à gauche : le signal $p_1(n)$, à droite : le signal $p_2(n)$.

3.8.3. Détecteur d'activité vocale (DAV)

Dans les deux algorithmes bi-capteurs, nous avons utilisé un mécanisme de détection d'activité vocale manuel (DAV) pour contrôler l'adaptation des deux filtres $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$. La figure 3.11 représente un exemple de DAV manuel sur le même signal de parole que celui décrit précédemment dans la figure 3.8. Nous utilisons un DAV pour adapter le deuxième filtre adaptatif $w_{21}(k)$ seulement dans les périodes du bruit seul.

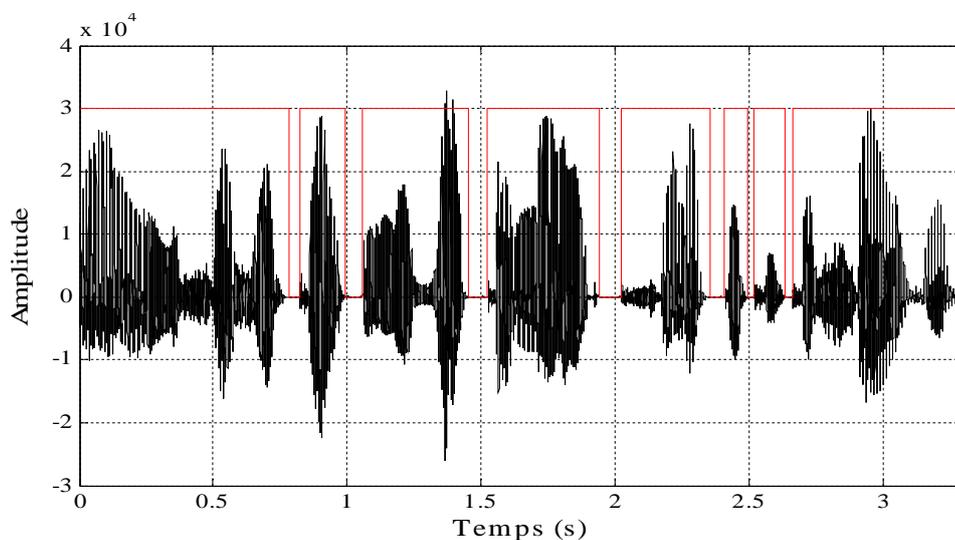


Figure 3.11 : Signal de parole original avec une segmentation manuelle.

3.8.4. Filtres d'analyse et de synthèse

Dans cette section, nous présentons les bancs de filtres d'analyse et de synthèse. Pour décomposer les deux signaux d'entrée (signaux du mélange, $p_1(n)$ et $p_2(n)$) en deux ensembles de sous-signaux $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$, nous avons choisi les tailles des filtres d'analyse et de synthèse L de manière proportionnelles au nombre de sous-bandes N .

Dans les figures 3.12, 3.13 et 3.14, Nous présentons respectivement les différentes sous-bandes utilisées dans les simulations de l'algorithme proposé (deux, quatre et huit sous-bandes). Dans ces exemples, nous prenons la taille L égale à 16, 32 et 64 respectivement pour deux, quatre et huit sous-bandes.

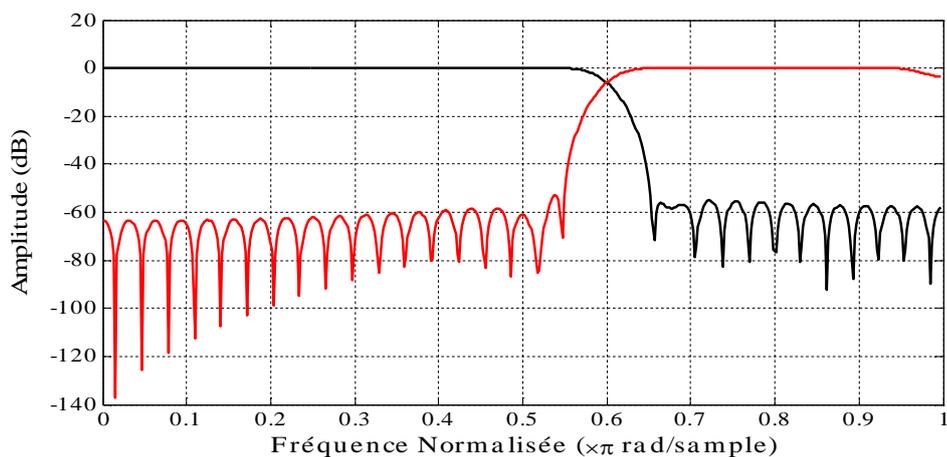


Figure 3.12 : Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour deux (02) sous-bandes et $L = 16$.

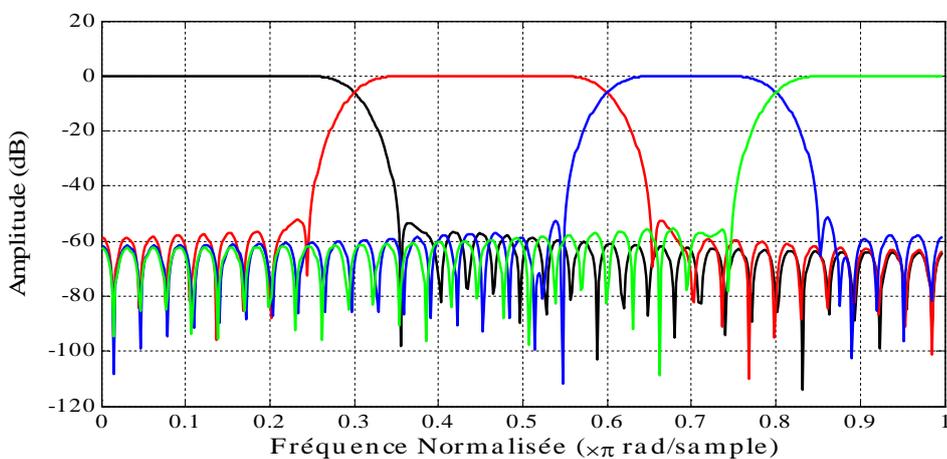


Figure 3.13 : Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour quatre (04) sous-bandes et $L = 32$.

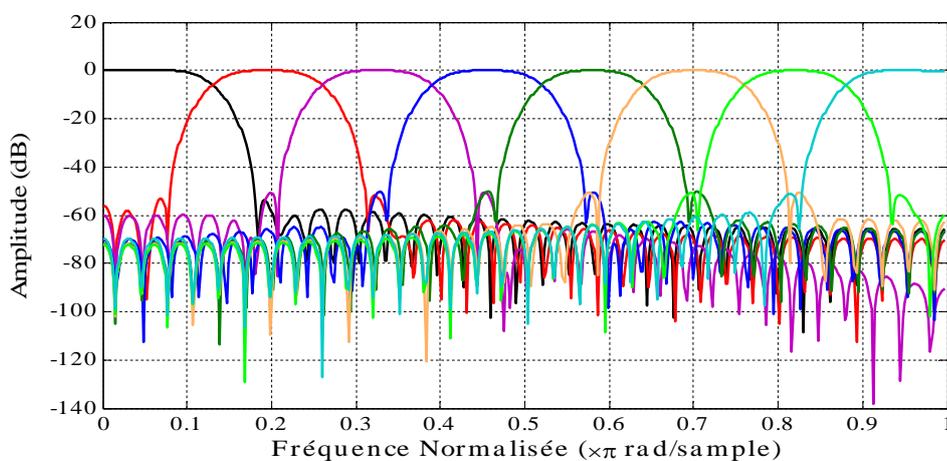


Figure 3.14 : Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour huit (08) sous-bandes et $L = 64$.

3.8.5. Évolution temporelle des signaux estimés

Dans la figure 3.15, nous présentons le signal de sortie $u_1(n)$ (le signal de parole estimé) obtenu après la convergence des deux algorithmes forward bi-capteurs, en pleine bande (2CFNLMS) et proposé (2CSF) (avec huit sous-bandes). Dans ces simulations, la taille des deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ égale à 128 ($M_1 = M_2 = 128$) et les deux pas d'adaptations $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.3$. Nous notons ici, que ces deux signaux estimés sont obtenus par les deux algorithmes combinés avec un détecteur d'activité vocale manuel (DAV) présenté dans la figure 3.11.

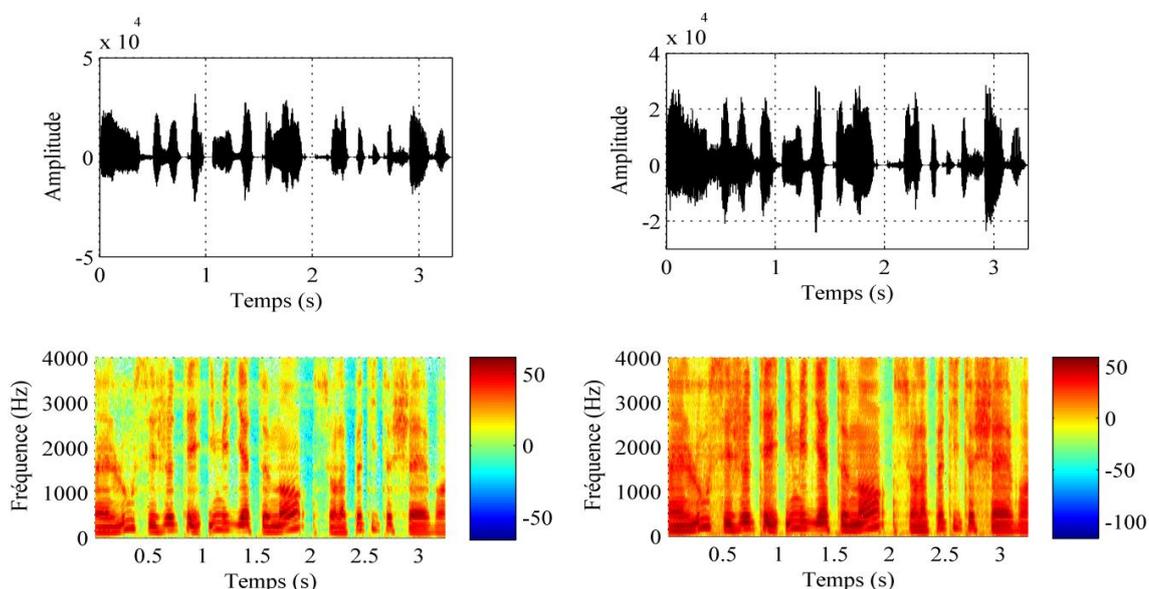


Figure 3.15 : Description temporelle des signaux estimés et leurs spectrogrammes obtenus par les deux algorithmes, à gauche : 2CFNLMS, à droite : 2CSF (8 sous-bandes).

D'après la description temporelle et le spectrogramme, le signal de parole estimé $u_1(n)$ à la sortie de chaque algorithme forward (soit en pleine bande 2CFNLMS ou proposé 2CSF) converge vers le signal de parole original $s(n)$ et en remarquant bien que le bruit acoustique est suffisamment annulé. Donc, les deux algorithmes forward bi-capteurs de séparation de sources donnent des bons résultats pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole.

Pour valider la supériorité de l'algorithme proposé par rapport à sa version en pleine bande, dans la suite nous allons présenter d'autres résultats comparatifs en termes de vitesse de convergence et la qualité du signal de parole.

3.8.6. Évaluation du système mismatch (SM)

Dans cette simulation, nous continuons les tests de l'algorithme 2CSF pour l'annulation du bruit acoustique. Pour faire une comparaison entre la vitesse de convergence obtenue par l'algorithme forward en pleine bande (2CFNLMS) et celle obtenue par l'algorithme proposé (2CSF), nous utilisons l'évaluation du système mismatch du deuxième filtre adaptatif $w_{21}(k)$ qui permet d'obtenir le signal de parole estimé.

Les deux figures 3.16 et 3.17 représentent l'évaluation du système mismatch obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF avec 2, 4 et 8 sous-bandes. Dans les premières simulations, nous avons choisi la taille des filtres égale à 128, les pas d'adaptations $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$ et les rapports signal à bruit $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB. Concernant la deuxième simulation, nous avons choisi les paramètres suivants, $M_1 = M_2 = 100$, $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB.

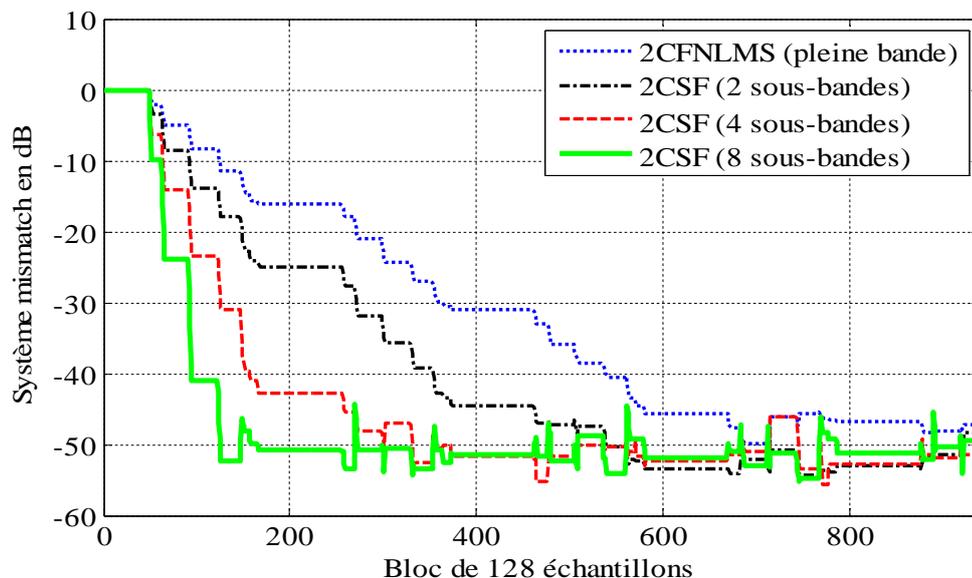


Figure 3.16 : Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$, $M_1 = M_2 = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB.

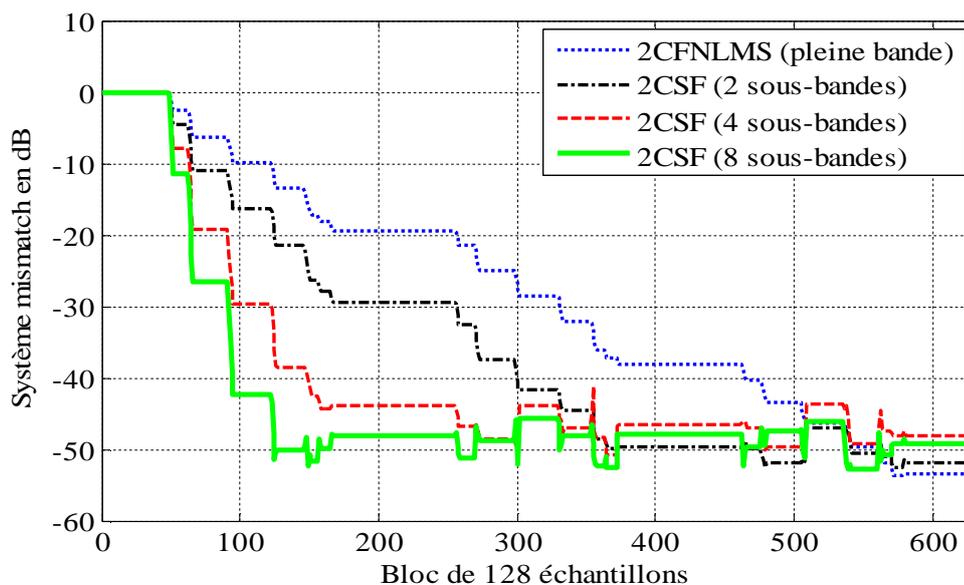


Figure 3.17 : Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$, $M_1 = M_2 = 100$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB.

D'après les deux figures précédentes et à partir de $N = 2$, nous pouvons voir clairement que la vitesse de convergence de l'algorithme proposé (2CSF) est plus rapide que celle obtenue par l'algorithme forward en pleine bande (2CFNLMS). Il est remarquable, si nous augmentons le nombre de sous-bandes dans l'algorithme 2CSF ($N = 2, 4$ et 8), la vitesse de convergence augmente. Donc, la vitesse de la convergence augmente proportionnellement avec le nombre de sous-bandes N .

3.8.7. Évaluation de la distance cepstrale (DC)

Pour évaluer la qualité du signal de parole estimé à la sortie de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande, nous utilisons la DC comme une mesure objective.

Dans cette section, nous allons évaluer la DC, une fois entre le signal de parole original $s(n)$ et le signal de sortie $u_1(n)$ obtenu par les deux algorithmes (2CFNLMS et 2CSF) et l'autre fois entre le signal original et le signal bruité $p_1(n)$. Nous avons fait deux grandes simulations avec différents paramètres. Les résultats de la première simulation sont donnés dans la figure 3.18, avec les rapports signal à bruit d'entrée, $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB (situation critique très

bruitée), la taille de deux filtres adaptatifs est $M_1 = M_2 = 128$ et les pas d'adaptations $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$. Notant que nous avons utilisé les mêmes paramètres pour les différentes simulations de l'algorithme 2CFNLMS et l'algorithme 2CSF (avec 2, 4 et 8 sous-bandes). Les résultats de la deuxième simulation sont donnés dans la figure 3.19, les rapports signal à bruit d'entrée sont $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB, la taille des filtres est $M_1 = M_2 = 100$ et les pas d'adaptations $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$.

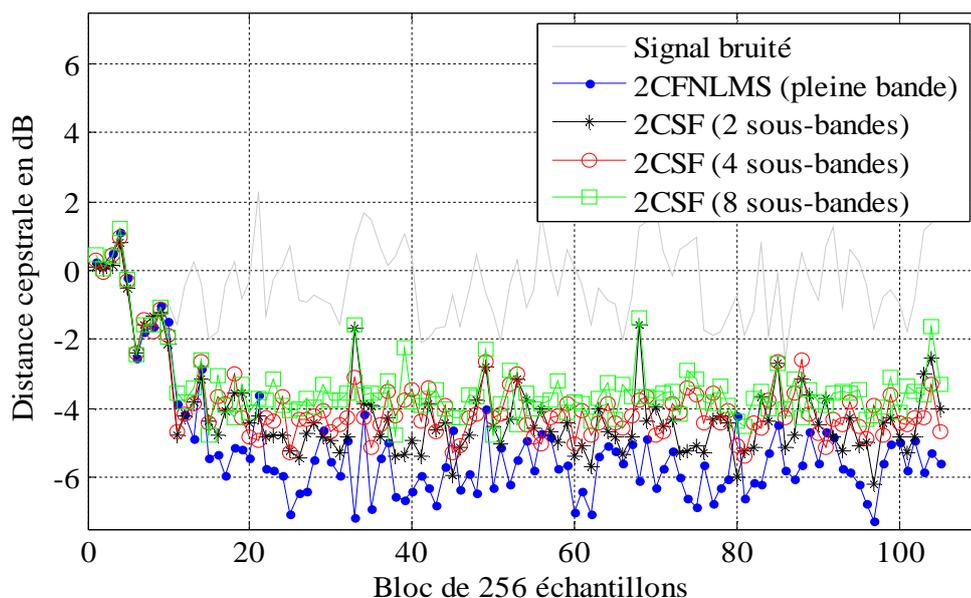


Figure 3.18 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.1$, $M_1=M_2=128$ et $RSB_1=RSB_2=-3$ dB.

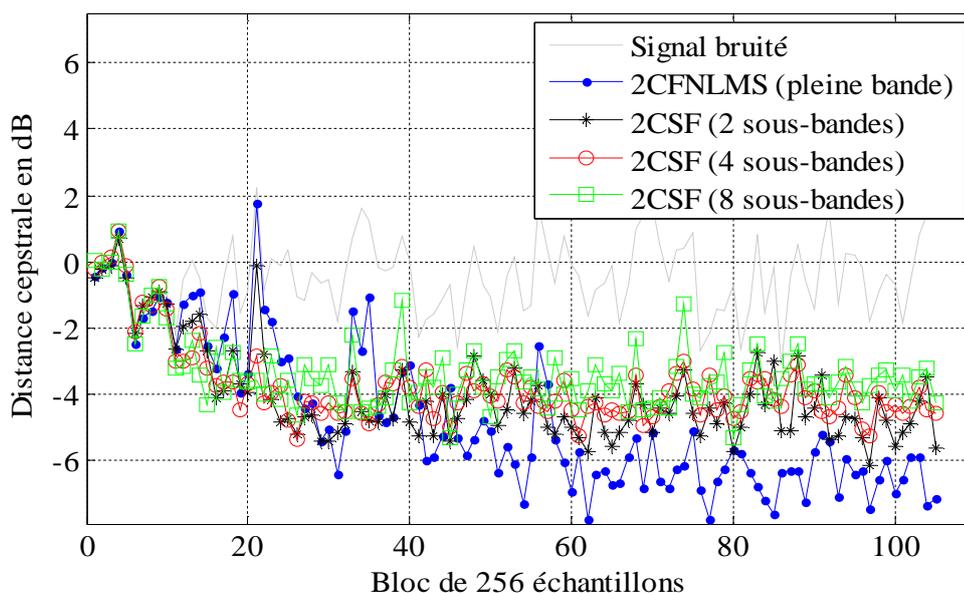


Figure 3.19 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.1$, $M_1=M_2=100$ et $RSB_1=RSB_2=3$ dB.

Nous remarquons que les résultats présentés dans les deux figures 3.18 et 3.19 sont presque identiques. Si le choix du nombre de sous-bandes est grand ($N = 8$), nous observons que la qualité du signal de parole estimé à la sortie de l'algorithme 2CFNLMS (en pleine bande) est meilleure que celle du signal estimé par l'algorithme 2CSF. Dans l'algorithme proposé, si on augmente le nombre de sous-bandes N , la qualité du signal parole estimé diminue, ce dernier représente l'inconvénient de l'algorithme 2CSF.

3.8.8. Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Dans cette section, nous présentons les résultats du rapport signal à bruit (RSB) de sortie obtenu par l'algorithme proposé (2CSF) et l'algorithme 2CFNLMS. En notant ici que dans toutes les simulations, ce critère est calculé seulement dans les périodes de la parole en utilisant le mécanisme de détection d'activité vocale manuel. Dans ce raison, les figures 3.20, 3.21, 3.22 et 3.23 représentent les résultats des simulations des deux algorithmes avec les différents paramètres. Dans les deux figures suivantes, nous avons utilisé les mêmes paramètres, $M = 128$ et $RSB_1 = RSB_2 = 3$ dB sauf que les pas sont différents, pour la figure 3.20, les pas sont donnés par $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.4$ et pour la figure 3.21, les pas d'adaptations sont $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$.

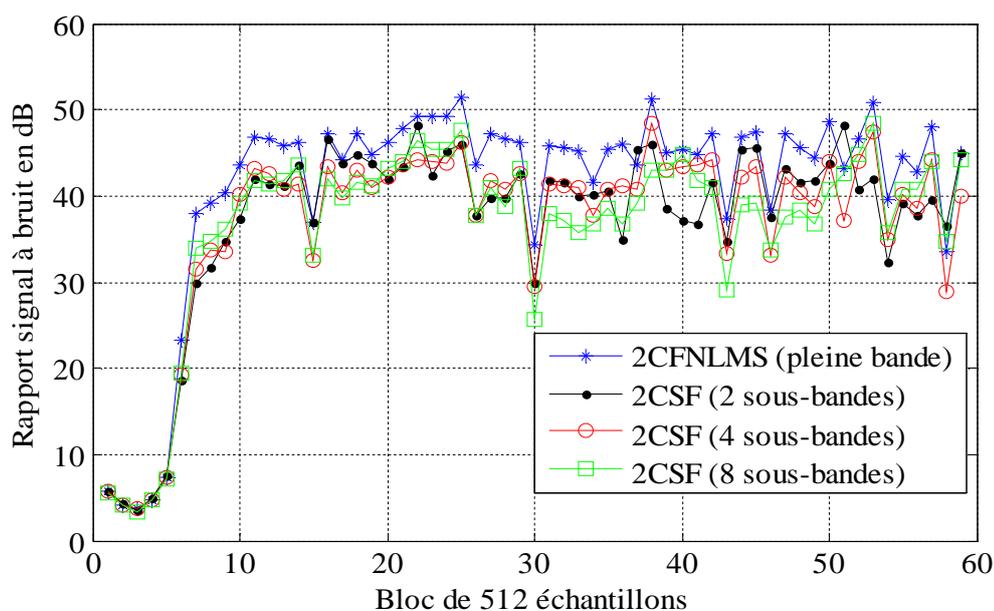


Figure 3.20 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.4$, $M_1=M_2=128$ et $RSB_1=RSB_2=3$ dB.

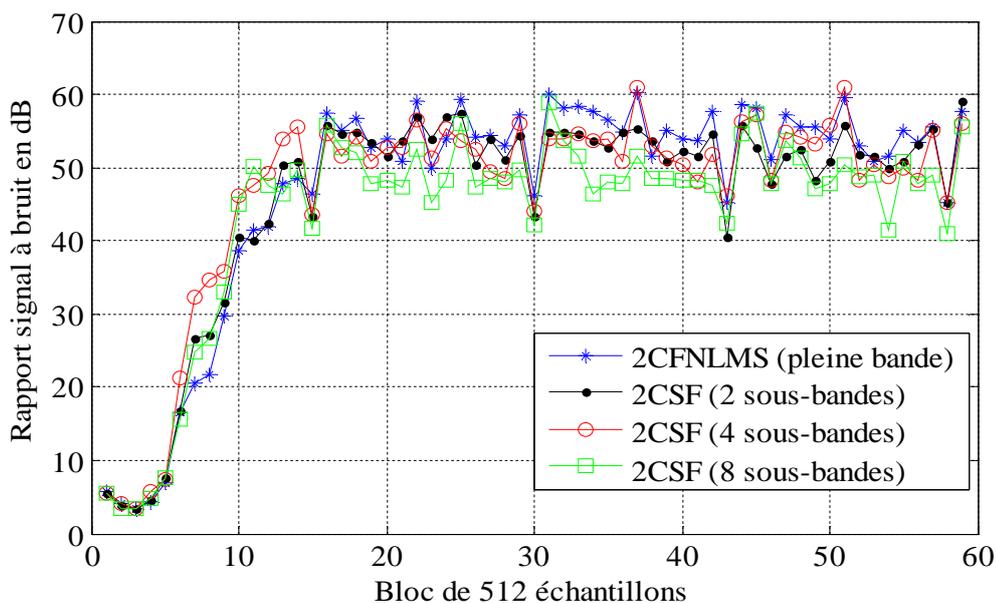


Figure 3.21 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.1$, $M_1=M_2=128$ et $RSB_1=RSB_2=3\text{dB}$.

Concernant les résultats présentés dans les deux figures 3.22 et 3.23, nous avons fixé la taille des filtres adaptatifs à $M_1 = M_2 = 256$ et la valeur du RSB d'entrée égale à 3 dB et nous avons varié les pas d'adaptation, pour la figure 3.22, les pas sont $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.7$ et pour la dernière figure, les pas d'adaptations sont $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.4$.

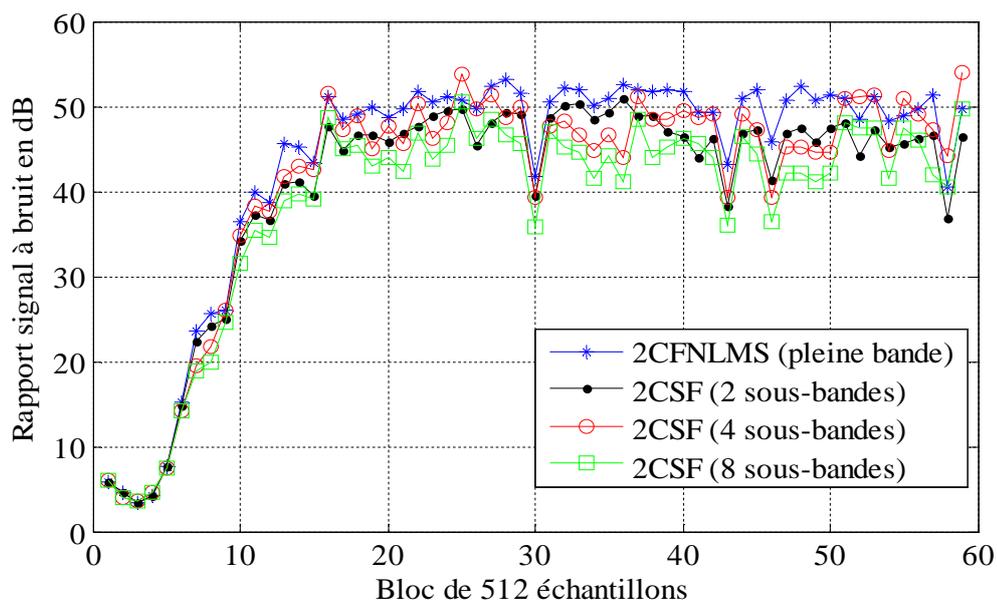


Figure 3.22 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.7$, $M_1=M_2=256$ et $RSB_1=RSB_2=3\text{dB}$.

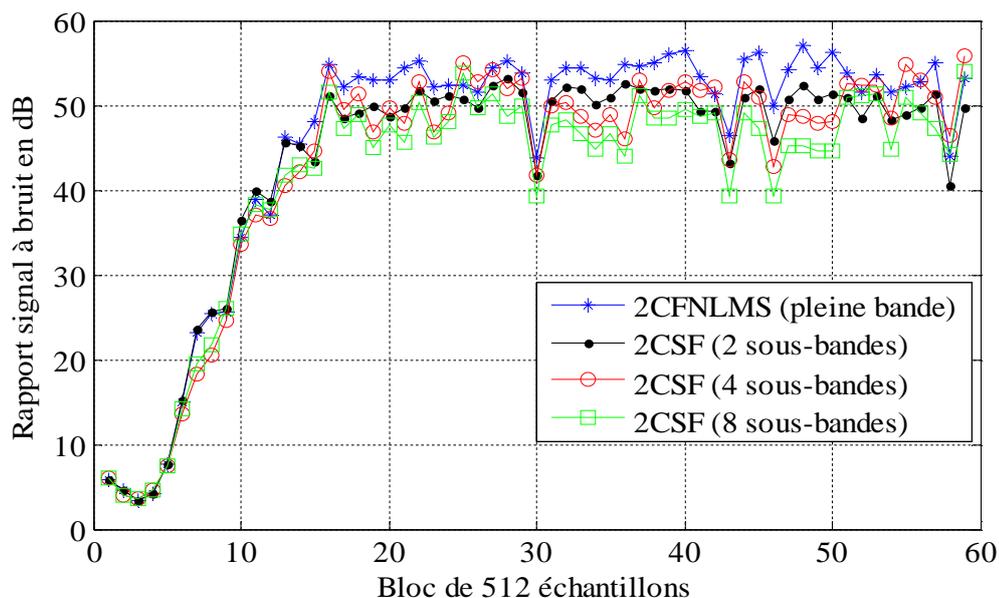


Figure 3.23 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2CFNLMS et 2CSF, $\mu_{12}=\mu_{21}=0.4$, $M_1=M_2=256$ et $RSB_1=RSB_2=3dB$.

A partir des résultats de simulations que nous avons obtenus pour l'estimation du rapport signal à bruit à la sortie de l'algorithme 2CFNLMS et l'algorithme proposé 2CSF (avec 2, 4 et 8 sous-bandes), nous avons prouvé la supériorité de l'algorithme proposé pour l'annulation 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 forward en pleine bande (par l'algorithme 2CFNLMS) est meilleur que le RSB estimé à la sortie de l'algorithme en sous-bande (si le choix de N est grand, exemple 8 sous-bandes).

3.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté un nouvel algorithme forward bi-capteurs en sous-bande (2CSF) [116]. Nous avons adapté et appliqué deux nouveaux critères de minimisation sur la structure forward en sous-bande, le premier est de minimiser l'erreur entre les coefficients *a priori* et *a posteriori* du filtre adaptative, et le deuxième critère est basé sur la minimisation du signal d'erreur obtenu dans chaque sous-bande. Nous avons proposé cet algorithme 2CSF pour les applications de l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Nous avons fait une analyse très détaillée sur l'algorithme 2CSF et nous avons présenté une étude sur les conditions essentielles pour assurer et

garantir une bonne convergence vers la solution optimale. Plusieurs simulations ont été réalisées afin de montrer la performance de l'algorithme proposé. Tous les résultats de simulations obtenus ont montré la bonne performance de ce nouvel algorithme, ainsi sa supériorité par rapport à sa version en pleine bande, si le nombre de sous-bandes est élevé. Cependant des dégradations des valeurs finales de la distance cepstrale et du rapport signal à bruit sont obtenues. Pour résoudre ce dernier problème, nous allons présenter quelques nouveaux algorithmes bi-capteurs qui seront donnés dans les chapitres suivants.

CHAPITRE 4

NOUVEL ALGORITHME BACKWARD BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE

CHAPITRE 4

NOUVEL ALGORITHME BACKWARD BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE

4.1. Introduction

Dans le domaine de la réduction du bruit acoustique, récemment, plusieurs algorithmes de la séparation aveugle de sources ont été proposés pour améliorer la transmission des données dans les systèmes de télécommunication. En distinguant deux grandes structures de séparation de sources dites forward et backward.

La structure forward est plus simple à implémenter et très utilisée pour la séparation de sources. Mais, d'après l'étude théorique que nous avons présentée dans le chapitre 2, nous avons remarqué bien que le signal estimé à la sortie de la structure forward égale le signal de parole original modifié par une quantité. Pour régler ce dernier problème, nous pouvons utiliser des post-filtres à la sortie de la structure forward. Concernant la deuxième structure (backward), le signal de parole estimé égale exactement le signal de parole original sans distorsion. Pour cela, dans ce chapitre nous utilisons uniquement la structure backward bi-capteurs employé au rehaussement de la parole.

Dans le présent chapitre, nous allons détailler un nouvel algorithme backward bi-capteurs en sous-bande de séparation aveugle de sources (SBBSS : Subband Backward BSS) [117]. Puis nous présentons l'analyse et les conditions nécessaires pour assurer la convergence des filtres adaptatifs vers leurs vecteurs optimaux. Nous proposons cet algorithme pour but d'améliorer la vitesse de la convergence par rapport à celle obtenue avec sa version en pleine bande. Nous allons valider la supériorité de l'algorithme SBBSS par les résultats de simulations comparatives avec l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif backward (BSAD), en utilisant le SM, DC et RSB estimé à la sortie de chaque algorithme. Nous terminerons ce chapitre par une conclusion.

4.2. Diagramme de l'algorithme SBBSS

Dans la figure 4.1, nous présentons le diagramme de l'algorithme backward en sous-bande. Dans ce diagramme, nous pouvons distinguer trois blocs principaux :

- i. Banc de filtres d'analyse,
- ii. Bloc d'adaptation par l'algorithme proposé (SBBSS),
- iii. Banc de filtres de synthèse.

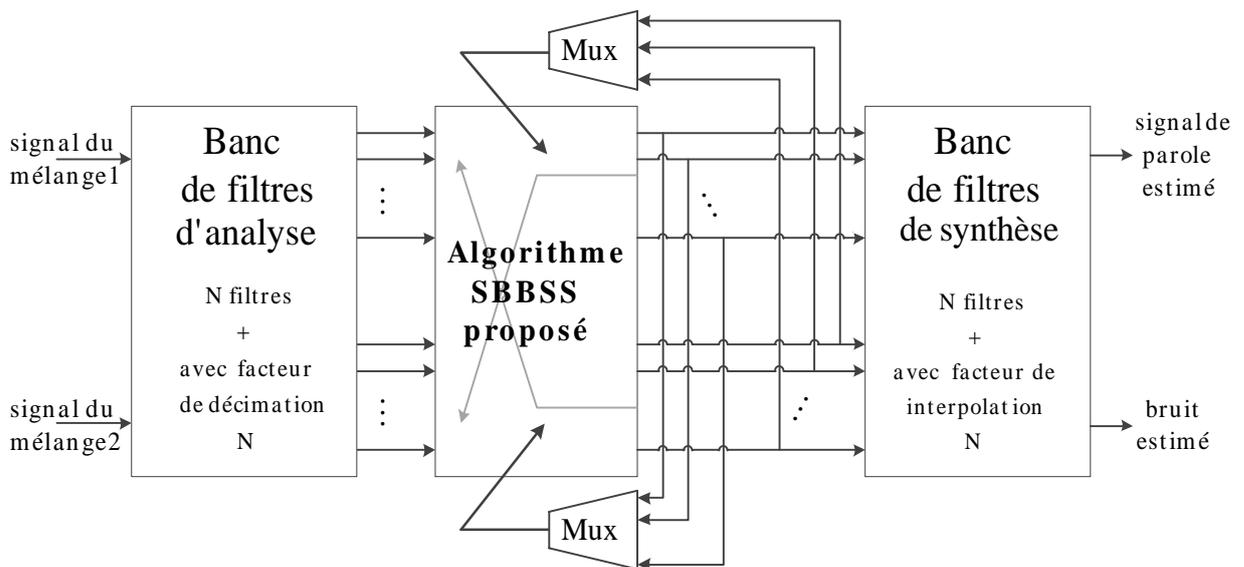


Figure 4.1 : Diagramme de l'algorithme SBBSS [117].

Les paramètres de l'algorithme SBBSS sont donnés par :

- i. Nombre de sous-bandes N ,
- ii. Les deux facteurs de décimation D et d'interpolation I ,
- iii. Bancs de filtres d'analyse $h_i(n)$ et de synthèse $g_i(n)$,
- iv. Longueur L des filtres d'analyse et de synthèse,
- v. Taille des filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$.

4.3. Structure détaillée

Le schéma détaillé de l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (SBBSS) est donné par la figure 4.2. Dans le premier bloc, nous utilisons le banc de filtres d'analyse pour décomposer les deux signaux du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en N sous-signaux notés $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$ avec $i=0,1, \dots, N-1$. Dans le même bloc,

ces sous-signaux sont décimés par un facteur de décimation $D = N$. Donc à la sortie de ce étage, nous obtenons les nouveaux sous-signaux décimés $p_{li,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$, où k est l'indice de temps décimé. Le deuxième étage représente le bloc d'adaptation par l'algorithme SBBSS, cette adaptation est basée sur une structure récursive. Nous utilisons les sous-signaux décimés de sortie pour adapter les coefficients de chaque filtre adaptatif $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$. Cet étage résulte deux ensembles des sous-signaux estimés, de parole $v_{li,D}(k)$ et du bruit $v_{2i,D}(k)$. Le dernier étage est utilisé pour récupérer les signaux estimés en pleine bande $v_1(n)$ et $v_2(n)$. Ce dernier étage est constitué par deux étapes, l'opération d'interpolation (avec le même facteur $I = N$) et un banc de filtres de synthèse.

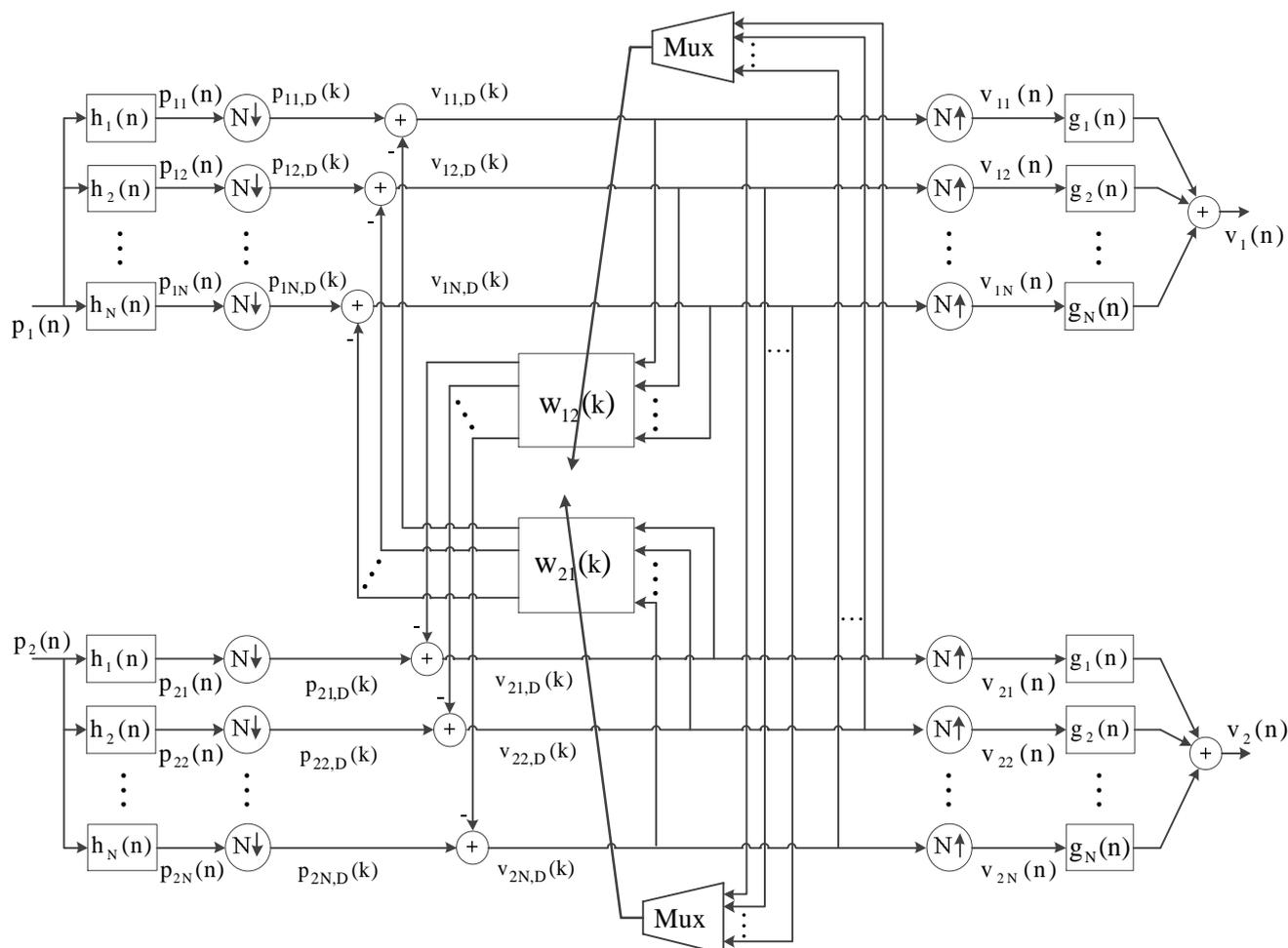


Figure 4.2 : Schéma détaillé de l'algorithme SBBSS, où Mux est un multiplexeur [117].

Dans l'algorithme SBBSS présenté dans la figure 4.2, la relation entre les signaux de sortie et de l'entrée des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k})$ sont données respectivement par les deux équations suivantes :

$$y_{1i,D}(\mathbf{k}) = \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{w}_{12,m}(\mathbf{k}-1) v_{1i,D}(\mathbf{k}-m) = \mathbf{w}_{12}^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.1)$$

$$y_{2i,D}(\mathbf{k}) = \sum_{m=0}^{M-1} \mathbf{w}_{21,m}(\mathbf{k}-1) v_{2i,D}(\mathbf{k}-m) = \mathbf{w}_{21}^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.2)$$

où $\mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) = [v_{1i,D}(\mathbf{k}), v_{1i,D}(\mathbf{k}-1), \dots, v_{1i,D}(\mathbf{k}-M+1)]^T$

et $\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) = [v_{2i,D}(\mathbf{k}), v_{2i,D}(\mathbf{k}-1), \dots, v_{2i,D}(\mathbf{k}-M+1)]^T$.

Les sous-signaux estimés $v_{1i,D}(\mathbf{k})$ et $v_{2i,D}(\mathbf{k})$ à la sortie de l'algorithme proposé sont donnés respectivement par la soustraction des sous-signaux du mélange, $p_{1i,D}(\mathbf{k})$ et $p_{2i,D}(\mathbf{k})$, et les sous-signaux $y_{2i,D}(\mathbf{k})$ et $y_{1i,D}(\mathbf{k})$, les sous-signaux estimés sont donnés par les formules suivantes :

$$v_{1i,D}(\mathbf{k}) = p_{1i,D}(\mathbf{k}) - y_{2i,D}(\mathbf{k}), \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.3)$$

$$v_{2i,D}(\mathbf{k}) = p_{2i,D}(\mathbf{k}) - y_{1i,D}(\mathbf{k}), \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.4)$$

En remplaçant les deux équations (4.1) et (4.2) respectivement dans les deux équations (4.4) et (4.3), nous obtenons :

$$v_{1i,D}(\mathbf{k}) = p_{1i,D}(\mathbf{k}) - \mathbf{w}_{21}^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \quad (4.5)$$

$$v_{2i,D}(\mathbf{k}) = p_{2i,D}(\mathbf{k}) - \mathbf{w}_{12}^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{1i,D}(\mathbf{k}) \quad (4.6)$$

où les sous-signaux décimés du mélange sont donnés par :

$$p_{1i,D}(\mathbf{k}) = p_{1i}(kN), \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.7)$$

$$p_{1i}(\mathbf{n}) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_1(\mathbf{n}), \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.8)$$

$$\mathbf{p}_1(\mathbf{n}) = [p_1(\mathbf{n}), p_1(\mathbf{n}-1), \dots, p_1(\mathbf{n}-L+1)]^T \quad (4.9)$$

$$p_{2i,D}(\mathbf{k}) = p_{2i}(kN), \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.10)$$

$$p_{2i}(\mathbf{n}) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_2(\mathbf{n}), \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.11)$$

$$\mathbf{p}_2(\mathbf{n}) = [p_2(\mathbf{n}), p_2(\mathbf{n}-1), \dots, p_2(\mathbf{n}-L+1)]^T \quad (4.12)$$

où $p_{1i}(kN)$ et $p_{2i}(kN)$ représentent les sous-signaux de sortie du banc de filtres d'analyse, ce banc est appliqué sur les deux signaux du mélange $p_1(k)$ et $p_2(k)$, et L représente la longueur de chaque filtre d'analyse $h_i(n)$.

Les deux vecteurs des deux signaux estimés sont donnés par :

$$\mathbf{v}_{1D}(k) = [v_{11,D}(k), v_{12,D}(k), \dots, v_{1N,D}(k)]^T \text{ et } \mathbf{v}_{2D}(k) = [v_{21,D}(k), v_{22,D}(k), \dots, v_{2N,D}(k)]^T ,$$

Ces deux derniers vecteurs peuvent s'écrire selon les deux formules suivantes :

$$\mathbf{v}_{1D}(k) = \mathbf{p}_{1D}(k) - \mathbf{V}_2^T(k) \mathbf{w}_{21}(k) \quad (4.13)$$

$$\mathbf{v}_{2D}(k) = \mathbf{p}_{2D}(k) - \mathbf{V}_1^T(k) \mathbf{w}_{12}(k) \quad (4.14)$$

avec $\mathbf{V}_1(k)$ et $\mathbf{V}_2(k)$ sont des matrices ($M \times N$) des sous-signaux estimés à la sortie de la structure backward en sous-bande. $\mathbf{p}_{1D}(k)$ et $\mathbf{p}_{2D}(k)$ représentent les deux vecteurs ($N \times 1$) des deux signaux du mélange.

$$\mathbf{V}_1(k) = [v_{10,D}(k), v_{11,D}(k), \dots, v_{1N-1,D}(k)] , \quad \mathbf{V}_2(k) = [v_{20,D}(k), v_{21,D}(k), \dots, v_{2N-1,D}(k)] \quad (4.15)$$

et

$$\mathbf{p}_{1D}(k) = [p_{10,D}(k), p_{11,D}(k), \dots, p_{1N-1,D}(k)]^T , \quad \mathbf{p}_{2D}(k) = [p_{20,D}(k), p_{21,D}(k), \dots, p_{2N-1,D}(k)]^T \quad (4.16)$$

Dans les algorithmes de séparation aveugle de sources en sous-bande classiques, chaque sous-filtre est adapté séparément aux autres filtres [90], [91], [93], [94]. Dans la nouvelle implémentation de l'algorithme SBBSS, notre objectif est d'améliorer la vitesse de convergence par rapport à sa version en pleine bande. La deuxième caractéristique de l'algorithme proposé est d'estimer les signaux de la sortie en sous-bandes $v_{1i,D}(k)$ et $v_{2i,D}(k)$, par contre, les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont adaptés en pleine bande en utilisant l'ensemble des sous-signaux décimés (estimés).

4.4. Analyse et formulation de l'algorithme backward en sous-bande

Dans cette section, nous présentons l'analyse et toutes les formules mathématiques de l'algorithme SBBSS, en utilisant le schéma présenté dans la

figure 4.2. Cette analyse est basée sur les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$, nous utilisons ces deux filtres pour estimer les deux ensembles de sous-signaux $\mathbf{v}_{1i,D}(k)$ et $\mathbf{v}_{2i,D}(k)$. L'adaptation des deux filtres adaptatifs de l'algorithme proposé est basée sur la minimisation des deux critères [40], le système mismatch et l'erreur calculé au niveau de chaque sous-bande [117]. Ces critères sont donnés par les deux formules suivantes :

$$J_1(\mathbf{w}_{12}, \boldsymbol{\eta}_{12}) = \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{12,i} \left[p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{1i,D}(k) \right] + \left\| \mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1) \right\|^2 \quad (4.17)$$

$$J_2(\mathbf{w}_{21}, \boldsymbol{\eta}_{21}) = \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{21,i} \left[p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{2i,D}(k) \right] + \left\| \mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1) \right\|^2 \quad (4.18)$$

où $\eta_{12,i}$ et $\eta_{21,i}$ représentent les multiplieurs de Lagrange imposés sur les multi-contraintes. En utilisant une minimisation très précise d'une itération à une autre pour résoudre le problème d'optimisations multi-contraintes des deux équations (4.17) et (4.18) [40], [92]. Nous informons que ces deux critères sont utilisés dans les méthodes mono-capteur en pleine bande [40], et en sous-bande [83], [114], [115]. Pour l'algorithme SBBSS, nous proposons une combinaison entre ces critères et la structure backward en sous-bande [117].

En prenant le dérivé des deux fonctions lagrangiennes (4.17) et (4.18) respectivement par rapport aux deux vecteurs des coefficients $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$, et en posant ces dérivés égaux à zéro [40], [117]:

$$\frac{\partial J_1(\mathbf{w}_{12}, \boldsymbol{\eta}_{12})}{\partial \mathbf{w}_{12}(k)} = \frac{\partial \left[\sum_{i=0}^{N-1} \eta_{12,i} \left[p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{1i,D}(k) \right] + \left\| \mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1) \right\|^2 \right]}{\partial \mathbf{w}_{12}(k)} = 0_{M \times 1} \quad (4.19)$$

$$\frac{\partial J_2(\mathbf{w}_{21}, \boldsymbol{\eta}_{21})}{\partial \mathbf{w}_{21}(k)} = \frac{\partial \left[\sum_{i=0}^{N-1} \eta_{21,i} \left[p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{2i,D}(k) \right] + \left\| \mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1) \right\|^2 \right]}{\partial \mathbf{w}_{21}(k)} = 0_{M \times 1} \quad (4.20)$$

Après la simplification et le développement, les deux équations (4.19) et (4.20) sont données respectivement par les deux relations suivantes :

$$2[\mathbf{w}_{12}(k) - \mathbf{w}_{12}(k-1)] - \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{12,i} \mathbf{v}_{1i,D}(k) = 0_{M \times 1} \quad (4.21)$$

$$2[\mathbf{w}_{21}(k) - \mathbf{w}_{21}(k-1)] - \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{21,i} \mathbf{v}_{2i,D}(k) = 0_{M \times 1} \quad (4.22)$$

En utilisant les deux équations (4.21) et (4.22), les deux formules de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont donnée par les deux équations suivantes:

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{12,i} \mathbf{v}_{li,D}(k) \quad (4.23)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{N-1} \eta_{21,i} \mathbf{v}_{2i,D}(k) \quad (4.24)$$

Par l'insertion des deux équations (4.23) et (4.24) respectivement dans (4.6) et (4.5), et avec $\mathbf{w}_{12}(k) \rightarrow \mathbf{w}_{12}(k-1)$ et $\mathbf{w}_{21}(k) \rightarrow \mathbf{w}_{21}(k-1)$, nous obtenons :

$$\mathbf{v}_{li,D}^T(k) \sum_{j=0}^{N-1} \eta_{12,j} \mathbf{v}_{1j,D}(k) = 2 \mathbf{v}_{2i,D}(k) \quad (4.25)$$

$$\mathbf{v}_{2i,D}^T(k) \sum_{j=0}^{N-1} \eta_{21,j} \mathbf{v}_{2j,D}(k) = 2 \mathbf{v}_{li,D}(k) \quad (4.26)$$

Sous la forme vectorielle, les deux équations précédentes peuvent s'écrire par les deux formes suivantes :

$$[\mathbf{V}_1^T(k) \mathbf{V}_1(k)] \boldsymbol{\eta}_{12} = 2 \mathbf{v}_{2D}(k) \quad (4.27)$$

$$[\mathbf{V}_2^T(k) \mathbf{V}_2(k)] \boldsymbol{\eta}_{21} = 2 \mathbf{v}_{1D}(k) \quad (4.28)$$

où $\boldsymbol{\eta}_{12} = [\eta_{12,0}, \eta_{12,1}, \dots, \eta_{12,N-1}]$ et $\boldsymbol{\eta}_{21} = [\eta_{21,0}, \eta_{21,1}, \dots, \eta_{21,N-1}]$ sont des vecteurs lagrangiens ($N \times 1$). Ces derniers sont donnés par :

$$\boldsymbol{\eta}_{12} = 2 [\mathbf{V}_1^T(k) \mathbf{V}_1(k)]^{-1} \mathbf{v}_{2D}(k) \quad (4.29)$$

$$\boldsymbol{\eta}_{21} = 2 [\mathbf{V}_2^T(k) \mathbf{V}_2(k)]^{-1} \mathbf{v}_{1D}(k) \quad (4.30)$$

Supposant que les signaux de sous-bandes sont orthogonaux au zéro, les éléments non-diagonal de la matrice $[\mathbf{V}_1^T(k) \mathbf{V}_1(k)]$ et $[\mathbf{V}_2^T(k) \mathbf{V}_2(k)]$ avec $i \neq j$ sont négligeables [83], [114]. avec ces hypothèses de diagonal, nous pouvons simplifier les deux équations (4.29) et (4.30) comme suite :

$$\eta_{12,i} = 2 \frac{\mathbf{v}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{li,D}(k)\|^2} \quad \text{avec} \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.31)$$

$$\eta_{21,i} = 2 \frac{\mathbf{v}_{li,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2} \quad \text{avec} \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (4.32)$$

En remplaçant les deux équations (4.31) et (4.32) respectivement dans les deux formules (4.23) et (4.24), les deux équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont données par [117]:

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} v_{2i,D}(k) \quad (4.33)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} v_{i,D}(k) \quad (4.34)$$

où ε est une petite constante positive utilisée pour éviter la division par zéro. Les paramètres μ_{12} et μ_{21} représentent les pas d'adaptations (ou les facteurs de la convergence) qui sont utilisés pour assurer la stabilité et la convergence des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$.

4.5. Reconstruction des signaux estimés

Dans l'algorithme SBBSS, nous utilisons le détecteur d'activité vocale (DAV) pour contrôler les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$. En distinguant deux cas, premièrement le filtre $\mathbf{w}_{12}(k)$ est adapté seulement dans les périodes de la parole pour obtenir les sous-signaux du bruit estimé $v_{2i,D}(k)$. Par contre dans le deuxième cas, le filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(k)$ est adapté seulement dans l'absence du signal de parole (périodes du bruit seul), ce deuxième filtre est utilisé pour estimer les sous-signaux de parole $v_{i,D}(k)$. Dans cette section, nous présentons tous les formules de l'algorithme SBBSS pour obtenir les deux signaux estimés en pleine bande.

Dans la première sortie de l'algorithme SBBSS, les sous-signaux de parole estimé sont donnés par :

$$\begin{bmatrix} v_{11,D}(k) \\ v_{12,D}(k) \\ \vdots \\ v_{1N,D}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{11,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{21,D}(k) \\ p_{12,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{22,D}(k) \\ \vdots \\ p_{1N,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{2N,D}(k) \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

Ces sous-signaux décimés $v_{li,D}(k)$ sont interpolés par le même facteur $I = N$, les nouveaux sous-signaux estimés $v_{li}(n)$ sont donnés selon la formule suivante :

$$v_{li}(n) = \begin{cases} v_{li,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (4.36)$$

Après le banc de filtres de synthèse $g_1(n), g_2(n), \dots, g_{N-1}(n)$, le signal de parole estimé $v_1(n)$ en pleine bande est donné par l'équation suivante :

$$v_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \boldsymbol{\psi}_{li}(n) \quad (4.37)$$

où

$$\boldsymbol{\psi}_{li}(n) = [v_{li}(n), v_{li}(n-1), \dots, v_{li}(n-L+1)]^T \quad (4.38)$$

Concernant la deuxième sortie de l'algorithme SBBSS, nous définissons les sous-signaux décimés du bruit estimé par :

$$\begin{bmatrix} v_{21,D}(k) \\ v_{22,D}(k) \\ \vdots \\ v_{2N,D}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_{21,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{11,D}(k) \\ p_{22,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{12,D}(k) \\ \vdots \\ p_{2N,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{1N,D}(k) \end{bmatrix} \quad (4.39)$$

En utilisant le même banc de filtres de synthèse dans la deuxième sortie pour reconstruire en pleine bande le deuxième signal estimé $v_2(n)$ qui donné par l'équation suivante :

$$v_2(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \boldsymbol{\psi}_{2i}(n) \quad (4.40)$$

où

$$\boldsymbol{\psi}_{2i}(n) = [v_{2i}(n), v_{2i}(n-1), \dots, v_{2i}(n-L+1)]^T \quad (4.41)$$

$$v_{2i}(n) = \begin{cases} v_{2i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (4.42)$$

4.6. Analyse de la convergence

Dans cette section, nous analysons la convergence de l'algorithme SBBSS proposé, en définissant les deux critères de déviation quadratique moyenne par :

$$c_1(k) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_1(k)\|^2] \quad (4.43)$$

$$c_2(k) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(k)\|^2] \quad (4.44)$$

où $\boldsymbol{\varepsilon}_1(k)$ et $\boldsymbol{\varepsilon}_2(k)$ sont les vecteurs d'erreur entre les coefficients des filtres réels et les filtres estimés, ces vecteurs sont donnés par :

$$\boldsymbol{\varepsilon}_1(k) = \mathbf{h}_{12} - \mathbf{w}_{12}(k) \quad (4.45)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_2(k) = \mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(k) \quad (4.46)$$

Nous prenons la norme euclidienne moyenne entre les valeurs *a priori* et *a posteriori* des deux critères de déviation quadratique moyenne [40], et par la soustraction entre (\mathbf{h}_{12} et \mathbf{h}_{21}) et les deux équations de mise à jour des deux filtres (4.33) et (4.34), respectivement, nous obtenons les deux relations suivantes :

$$c_1(k) - c_1(k-1) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_1(k)\|^2] - E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_1(k-1)\|^2] = E[\|\mathbf{h}_{12} - \mathbf{w}_{12}(k)\|^2] - E[\|\mathbf{h}_{12} - \mathbf{w}_{12}(k-1)\|^2] \quad (4.47)$$

$$c_2(k) - c_2(k-1) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(k)\|^2] - E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(k-1)\|^2] = E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(k)\|^2] - E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(k-1)\|^2] \quad (4.48)$$

À l'optimum, on a :

$$\mathbf{w}_{12}(k) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \mathbf{w}_{12}(k-1)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) \xrightarrow{k \rightarrow \infty} \mathbf{w}_{21}(k-1)$$

Pour assurer la convergence des deux filtres adaptatifs vers leurs vecteurs optimaux par l'algorithme SBBSS. Il faut minimiser la différence entre $c_1(k)$ et $c_1(k-1)$ pour $\mathbf{w}_{12}(k)$, et l'autre coté entre $c_2(k)$ et $c_2(k-1)$ pour $\mathbf{w}_{21}(k)$, c.à.d. la différence doit être donné par [40]:

$$c_1(k) - c_1(k-1) < 0 \text{ pour } \mathbf{w}_{12}(k), \text{ et } c_2(k) - c_2(k-1) < 0 \text{ pour } \mathbf{w}_{21}(k).$$

Donc les deux pas d'adaptations μ_{12} et μ_{21} sont bornés et donnés par les deux relations suivantes :

$$0 < \mu_{12} < 2 \left\{ \frac{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_1^T(k-1) \mathbf{v}_{li}(k) v_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{li}(k)\|^2} \right]}{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{v_{2i,D}^2(k)}{\|\mathbf{v}_{li}(k)\|^2} \right]} \right\} \quad (4.49)$$

$$0 < \mu_{21} < 2 \left\{ \frac{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(k-1) \mathbf{v}_{2i}(k) v_{li,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{2i}(k)\|^2} \right]}{\sum_{i=0}^{N-1} E \left[\frac{v_{li,D}^2(k)}{\|\mathbf{v}_{2i}(k)\|^2} \right]} \right\} \quad (4.50)$$

Nous définissons les sous-signaux non-perturbés de la sortie obtenus par l'algorithme SBBSS comme suites :

$$\boldsymbol{\varepsilon}_1^T(k-1) \mathbf{v}_{li}(k) = \mathbf{h}_{12}^T \mathbf{v}_{li}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{li}(k) + \xi_1(k) \quad (4.51)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(k-1) \mathbf{v}_{2i}(k) = \mathbf{h}_{21}^T \mathbf{v}_{2i}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{2i}(k) + \xi_2(k) \quad (4.52)$$

où $\xi_1(k)$ et $\xi_2(k)$ représentent des bruits additifs trouvés au niveau des microphones, dans le cas $\xi_1(k) = \xi_2(k) = 0$, les équations (4.51) et (4.52) devient :

$$\boldsymbol{\varepsilon}_1^T(k-1) \mathbf{v}_{li}(k) = v_{2i,D}(k) \quad (4.53)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(k-1) \mathbf{v}_{2i}(k) = v_{li,D}(k) \quad (4.54)$$

En remplaçant ces égalités respectivement dans les deux équations (4.49) et (4.50). Donc, les deux conditions nécessaires et suffisantes pour la convergence des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont données par [40], [117]:

$$0 < \mu_{12} < 2 \quad (4.55)$$

$$0 < \mu_{21} < 2 \quad (4.56)$$

4.7. Résumé de l'algorithme SBBSS

Dans cette section, nous présentons toutes les variables, paramètres et les formules de l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (SBBSS). Le résumé de l'algorithme SBBSS est donné dans la table 4.1.

Table 4.1 : Algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (SBBSS) [117].

Paramètres et variables

N : Nombre de sous-bandes,
 L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse,
 M : Taille des deux filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$,
 Pas d'adaptations, $0 < \mu_{12} < 2$ et $0 < \mu_{21} < 2$,
 ε : Petite constant positive.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{p}_1(n) &= [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]^T & \mathbf{p}_2(n) &= [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]^T \\
 \boldsymbol{\Psi}_{1i}(n) &= [v_{1i}(n), v_{1i}(n-1), \dots, v_{1i}(n-L+1)]^T & \boldsymbol{\Psi}_{2i}(n) &= [v_{2i}(n), v_{2i}(n-1), \dots, v_{2i}(n-L+1)]^T \\
 \mathbf{v}_{1i,D}(k) &= [v_{1i,D}(k), \dots, v_{1i,D}(k-M+1)]^T & \mathbf{v}_{2i,D}(k) &= [v_{2i,D}(k), \dots, v_{2i,D}(k-M+1)]^T \\
 p_{1i,D}(k) &= p_{1i}(kN) & p_{2i,D}(k) &= p_{2i}(kN) \\
 v_{1i}(n) &= \begin{cases} v_{1i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} & v_{2i}(n) &= \begin{cases} v_{2i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}
 \end{aligned}$$

Pour $n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Analyse :

$$p_{1i}(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_1(n), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

$$p_{2i}(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_2(n), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

Synthèse :

$$v_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \boldsymbol{\Psi}_{1i}(n)$$

$$v_2(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \boldsymbol{\Psi}_{2i}(n)$$

Pour $k = 0, 1, 2, 3, \dots$

Estimation des sous-signaux de sortie :

$$v_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{2i,D}(k), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

$$v_{2i,D}(k) = p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{1i,D}(k), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{1i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{1i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} v_{2i,D}(k)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21} \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} v_{1i,D}(k)$$

fin

4.8. Résultats de simulations de l'algorithme SBBSS

Dans cette section, nous allons examiner le fonctionnement de l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (SBBSS) présenté dans la figure 4.2, comparé avec l'algorithme backward de decorrelation symétrique adaptatif (BSAD). Dans toutes les simulations, nous avons utilisé, (i) l'évolution temporelle, (ii) le système mismatch, (iii) la distance cepstrale et (iv) le RSB estimé à la sortie.

4.8.1. Description des signaux de tests

Dans les résultats des simulations présentés dans ce chapitre, nous avons utilisé le modèle du mélange convolutif présenté dans la figure 2.8. À la sortie de ce modèle, nous observons deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ (signaux du mélange). Ces deux signaux sont produits par un mélange convolutif entre deux signaux statistiquement indépendants (le signal parole et le bruit). Dans tous les résultats présentés dans ce chapitre, nous avons utilisé le même signal de parole donné dans la figure 3.8, mais avec une fréquence d'échantillonnage égale 16 kHz. Ce signal de parole est une phrase prononcée par un locuteur masculin en français, sa durée presque de 4 secondes. Dans la deuxième entrée du mélange convolutif, nous avons utilisé un bruit blanc (voir la figure 3.8). Dans les deux figures 4.3 et 4.4, nous présentons respectivement deux exemples des réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ avec une taille égale à 256 échantillons. Nous utilisons ces deux réponses pour caractériser le milieu de propagation.

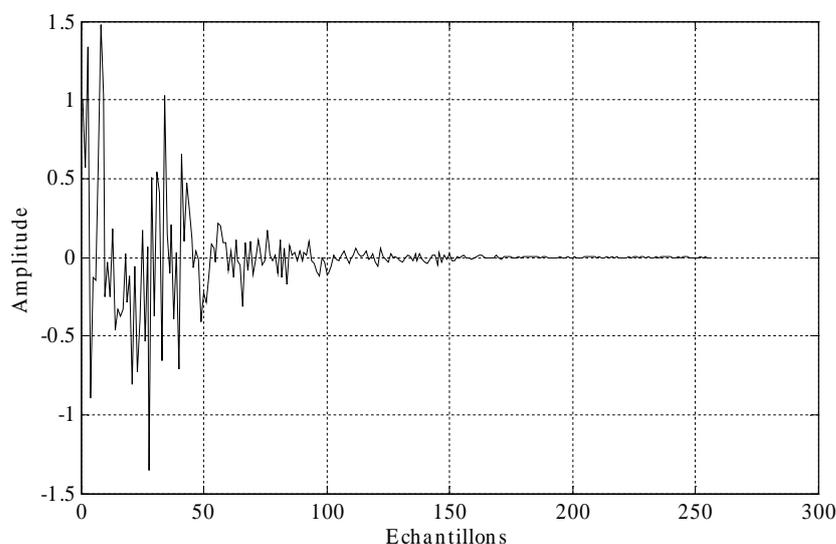


Figure 4.3 : Réponse impulsionnelle $h_{12}(n)$ avec $M = 256$.

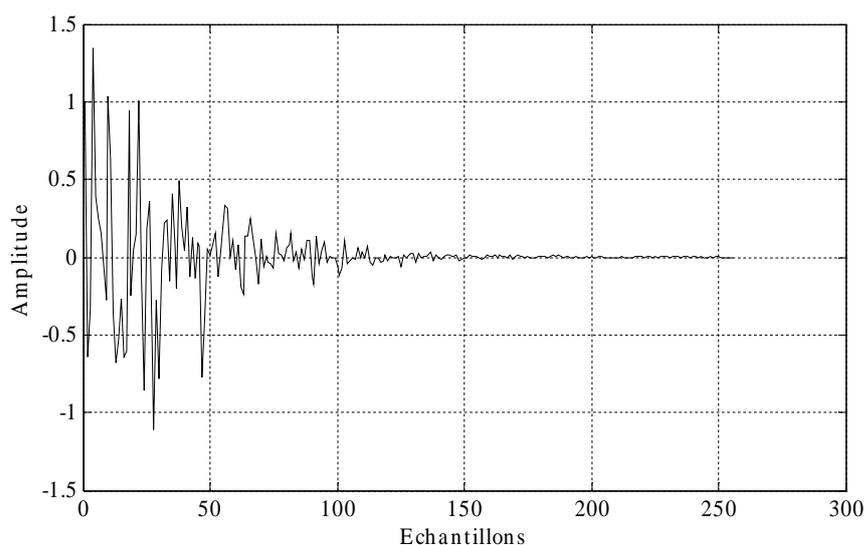


Figure 4.4 : Réponse impulsionnelle $h_{21}(n)$ avec $M = 256$.

Dans les deux figures 4.5 et 4.6, nous présentons respectivement l'évolution temporelle et le spectrogramme des deux signaux bruités (observés) $p_1(n)$ et $p_2(n)$ obtenus à la sortie du mélange convolutif entre le signal de parole et le bruit, en utilisant les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ présentées respectivement dans les deux figures précédentes. Les deux rapports signal à bruit d'entrée sont donnés par, 3 dB pour le premier signal du mélange $p_1(n)$ et 0 dB pour le deuxième signal $p_2(n)$. Donc, nous remarquons bien que chaque signal du mélange contient une quantité du signal de la parole et une partie du bruit.

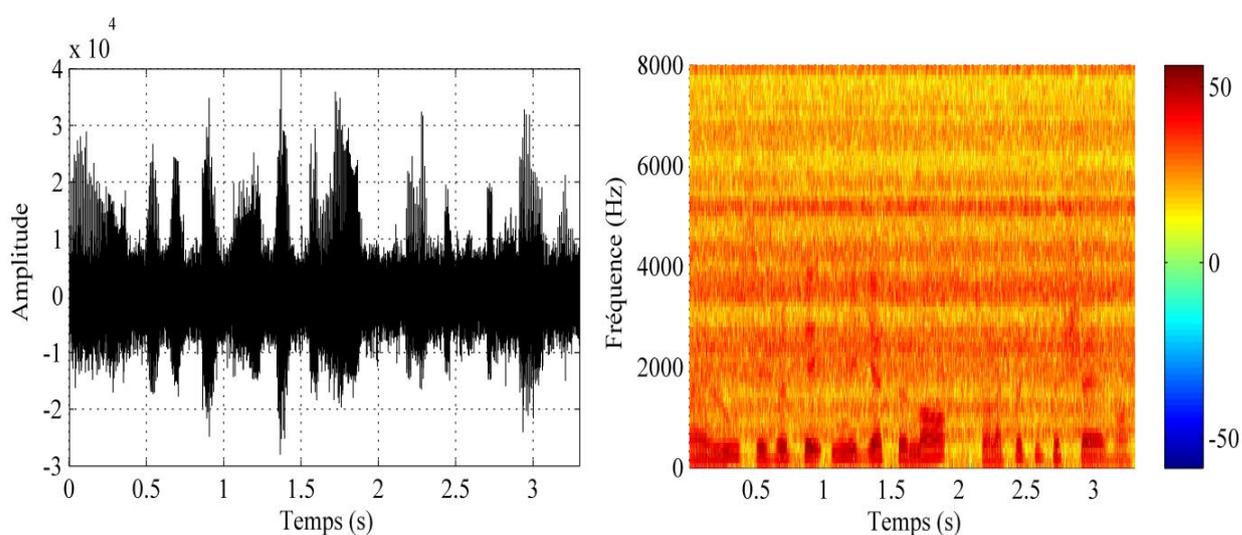


Figure 4.5 : Évolution temporelle et spectrogramme du signal du mélange $p_1(n)$.

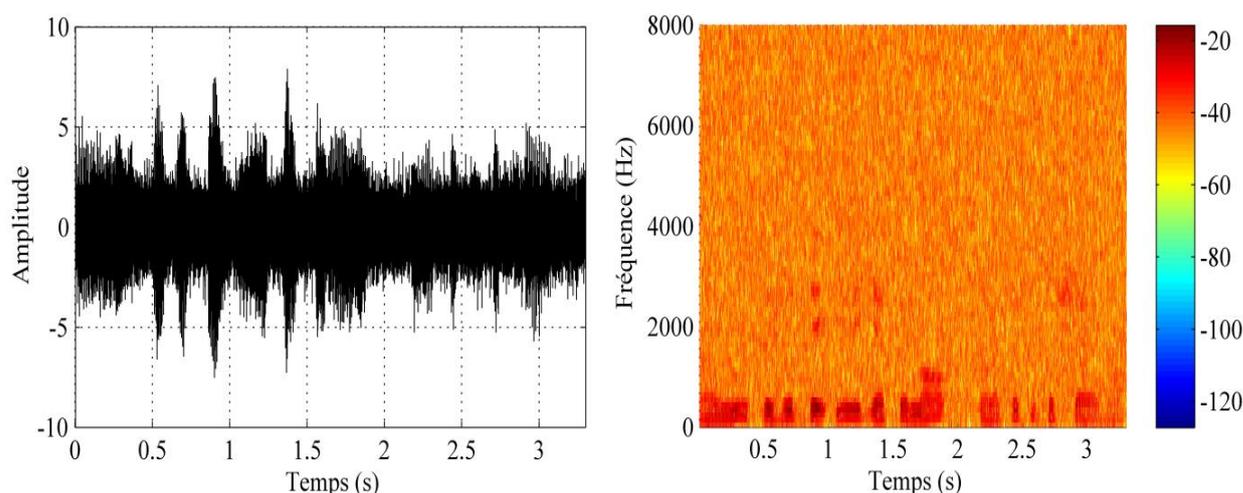


Figure 4.6 : Évolution temporelle et spectrogramme du signal du mélange $p_2(n)$.

4.8.2. Détecteur d'activité vocale (DAV)

Dans toutes les simulations que nous avons faites pour le rehaussement de la parole par les deux algorithmes backward, proposé SBBSS et BSAD, nous avons utilisé un mécanisme de détecteur d'activité vocale manuel (DAV) pour extraire les deux signaux (parole estimé $v_1(n)$ et bruit $v_2(n)$). Les deux filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ sont contrôlés par le DAV manuel. Dans ce chapitre, nous utilisons un DAV manuel pour contrôler seulement le deuxième filtre $w_{21}(k)$ pour estimer le signal de parole par les deux algorithmes, proposé SBBSS et classique BSAD. Donc nous avons utilisé la même segmentation du signal de parole original qu'est donnée par la figure 3.11.

4.8.3. Filtres d'analyse et de synthèse

Dans l'algorithme SBBSS, les deux bancs de filtres sont très importants :

- i. banc de filtres d'analyse $h_i(n)$, ce banc est utilisé pour décomposer les deux signaux du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en deux ensembles des sous-signaux $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$,
- ii. banc de filtres de synthèse $g_i(n)$, ce dernier est utilisé pour reconstruire les deux signaux estimés en pleine bande, $v_1(n)$ et $v_2(n)$.

Dans toutes les simulations, nous avons utilisé les différentes sous-bandes qui sont données dans les figures 3.12, 3.13 et 3.14. Nous avons choisi la longueur des filtres égale 16, 32 et 64 respectivement pour 2, 4 et 8 sous-bandes.

4.8.4. Évolution temporelle des signaux estimés

Dans cette section, nous allons présenter l'évolution temporelle et le spectrogramme des signaux de parole obtenus par les algorithmes, BSAD et SBBSS.

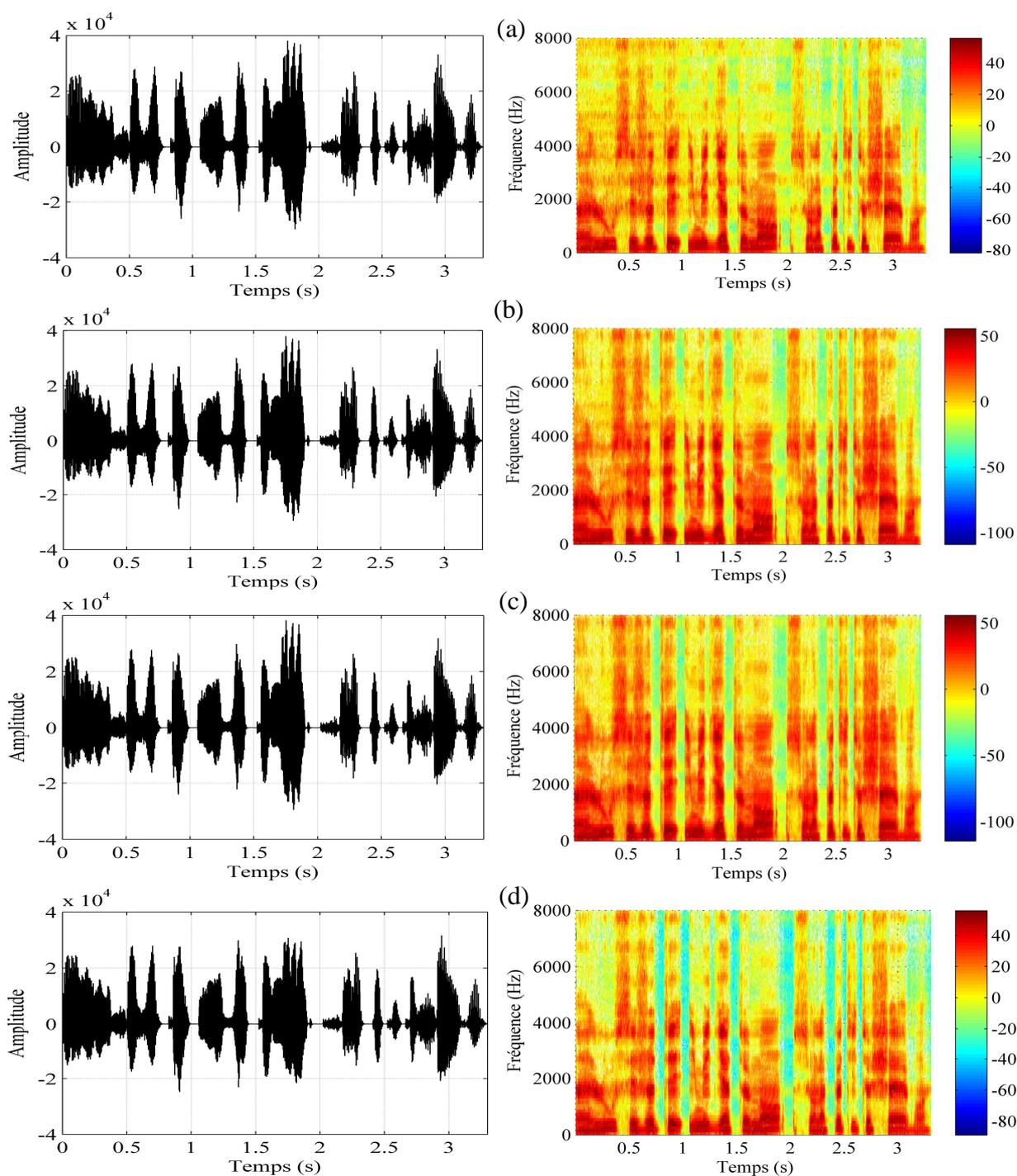


Figure 4.7 : Évolution temporelle et spectrogramme des signaux estimés par :

(a) BSAD en pleine bande,

(b) SBBSS avec 2 sous-bandes,

(c) SBBSS avec 4 sous-bandes,

(d) SBBSS avec 8 sous-bandes.

Dans ces simulations, la taille des réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ égale la taille des filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$, $M = 256$ échantillons. Tous les signaux utilisés ont la même fréquence d'échantillonnage $f_e = 16$ kHz et les rapports signal à bruit d'entrée sont donnés par, $RSB_1 = 3$ dB et $RSB_2 = 0$ dB. Dans l'algorithme SBBSS, nous avons utilisé 2, 4 et 8 sous-bandes avec $L=16, 32$ et 64 respectivement, comme nous avons fixé les valeurs des pas d'adaptations à $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.4$. Concernant l'algorithme BSAD, nous avons choisi les valeurs des pas, $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.0008$.

La figure 4.7 illustre l'évolution temporelle et le spectrogramme de chaque signal de sortie obtenu par l'algorithme de decorrélation BSAD et l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande avec 2, 4 et 8 sous-bandes. D'après cette dernière figure, nous remarquons bien que le bruit est suffisamment annulé par les différents algorithmes, proposé SBBSS et BSAD. Donc, les résultats obtenus montrent la bonne performance de l'algorithme SBBSS pour l'annulation du bruit et le rehaussement du signal de parole quelque soit le nombre de sous-bandes.

4.8.5. Évaluation du système mismatch (SM)

Dans cette section, nous allons présenter des résultats comparatifs en termes de vitesse de convergence entre les deux algorithmes backward bi-capteurs, SBBSS et BSAD, en utilisant le critère du système mismatch (SM). Dans les simulations de cette section, nous avons fixé les pas d'adaptations à $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.0038$ pour l'algorithme BSAD et $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$ pour l'algorithme SBBSS. Ceci pour deux types de simulations avec différents rapports signal à bruit d'entrée. Dans la première simulation, nous avons choisi la taille des filtres adaptatifs $M=200$ et le $RSB_1=3$ dB et $RSB_2 = 0$ dB. Concernant la deuxième simulation, nous avons utilisé les mêmes pas d'adaptations, mais avec les paramètres suivants, $M=512$, et $SNR_1=-3$ dB et $SNR_2=-3$ dB.

Les deux figures 4.8 et 4.9 représentent l'évaluation du système mismatch (SM) du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes suivants, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes.

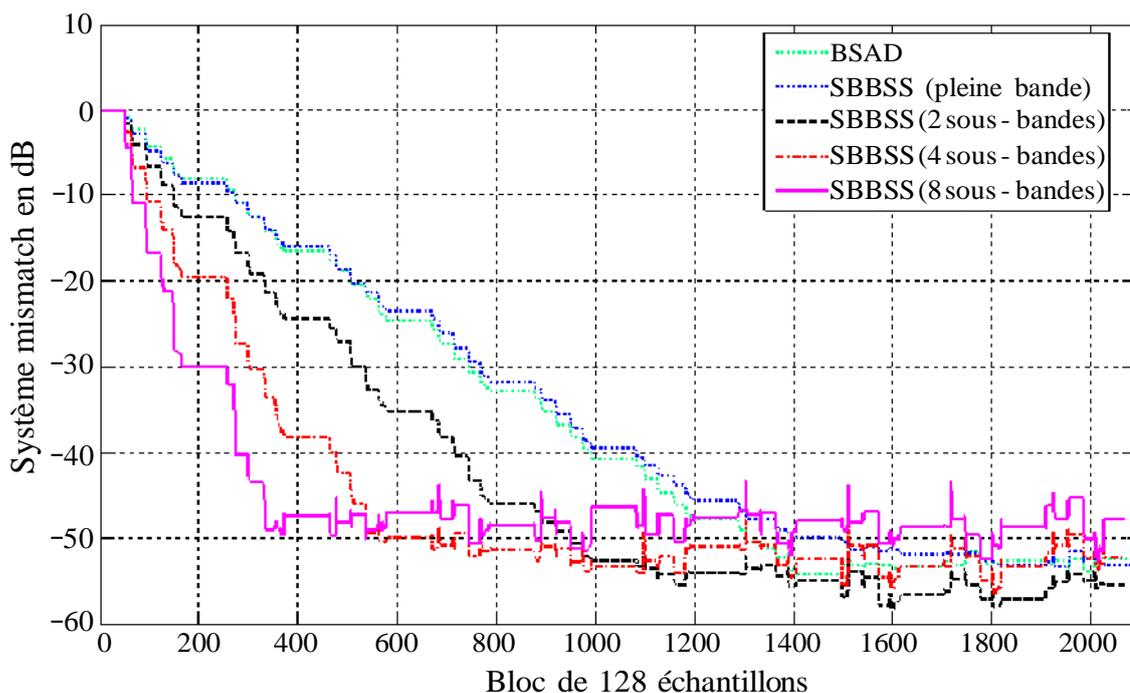


Figure 4.8 : Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes, $M=200$, et $RSB_1=3\text{dB}$, $RSB_2=0\text{dB}$.

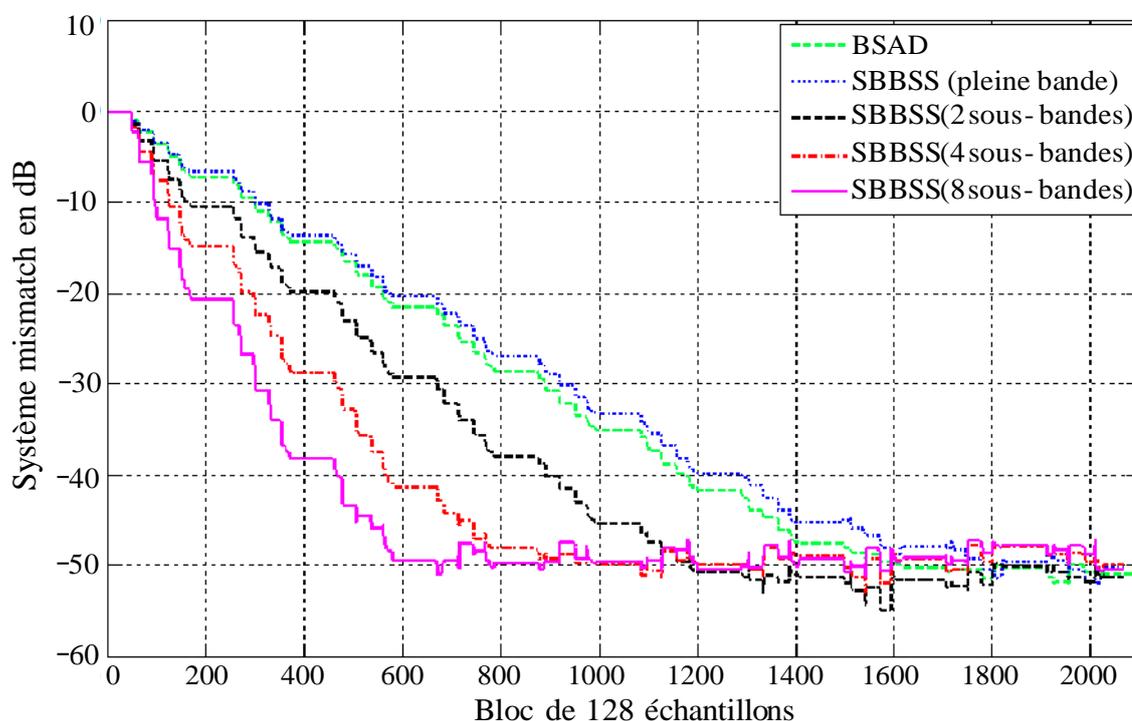


Figure 4.9 : Évaluation du système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(k)$ obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes, $M=512$, et $RSB_1=-3\text{dB}$, $RSB_2=-3\text{dB}$.

Dans la figure 4.8, les résultats obtenus montrent la supériorité de l'algorithme SBBSS par rapport à l'algorithme BSAD. En notant que la vitesse de

convergence de l'algorithme SBBSS augmente proportionnellement avec le nombre de sous-bandes. Par exemple, pour huit sous-bandes, la vitesse de la convergence de l'algorithme proposé SBBSS est plus rapide que celle obtenue par l'algorithme BSAD. Par contre, si on utilise une seule bande (pleine bande), la vitesse de convergence devient presque la même que celle obtenue par l'algorithme BSAD. La figure 4.9 représente la vitesse de convergence des deux algorithmes, BSAD et SBBSS dans un milieu très bruité ($RSB_1 = -3\text{dB}$ et $RSB_2 = -3\text{dB}$). Comme dans la figure 4.8, l'algorithme SBBSS donne toujours une vitesse de convergence très rapide que celle obtenue par l'algorithme BSAD, surtout si on utilise un grand nombre des sous-bandes.

D'après les deux figures précédentes, les résultats obtenus confirment la supériorité de l'algorithme SBBSS par rapport les algorithmes en pleine bande en termes de vitesse de convergence. Dans la suite de ce chapitre nous allons valider la qualité du signal de parole obtenu avec l'algorithme proposé, en utilisant la DC et RSB de sortie.

4.8.6. Évaluation de la distance cepstrale (DC)

Pour valider la qualité du signal de parole (niveau de la distorsion) obtenu à la sortie de l'algorithme backward en sous-bande (SBBSS), nous avons utilisé le critère de la distance cepstrale (DC) avec différents rapports signal à bruit (RSB) d'entrée. Cette distance est estimée une fois entre le signal de parole original et le signal bruité, et l'autre fois entre le signal original et le signal estimé à la sortie des deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes.

Dans ces simulations, nous avons utilisé le signal de parole présenté dans la figure 3.8. Ce signal est mélangé avec les différents types du bruit, blanc, USASI (United state of America Signal), F16 aircraft, babble et street, avec une fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz et codés sur 16 bits. Comme nous avons choisi la taille des deux filtres adaptatifs $M = 256$, les pas d'adaptations sont donnés par, $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.0038$ pour l'algorithme BSAD et $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.1$ pour l'algorithme SBBSS, ceci pour les différents rapports signal à bruit d'entrée suivants, $SNR_1 = SNR_2 = -3\text{ dB}$, 0 dB et 5 dB . Tous les résultats de simulations sont donnés dans la table 4.2 et la figure 4.10.

Table 4.2 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes.

Type du bruit	SNR d'entrée en dB	Distance Cepstrale (DC) en dB					
		Signal bruité	BSAD	SBBSS (PB)	SBBSS (2SB)	SBBSS (4SB)	SBBSS (8SB)
Blanc	-3	-1,56	-7,83	-7,99	-7,8	-7,12	-6,99
	0	-2,2	-10,02	-10,42	-10,25	-9,42	-9
	5	-3,15	-10,59	-11,23	-11,03	-10,53	-10,03
USASI	-3	-1,02	-6,2	-7,2	-7	-6,31	-6,1
	0	-2,01	-7,34	-7,9	-7,25	-7,1	-6,89
	5	-2,99	-8,55	-9,15	-8,13	-7,56	-7,25
F16 aircraft	-3	-1,08	-7	-8	-7,5	-7,06	-6,4
	0	-2,61	-8,12	-9,12	-9,5	-9,01	-8,56
	5	-3,04	-9,24	-10,01	-9,53	-9,12	-8,8
Babble	-3	-1,38	-6,1	-6,9	-6,4	-6,03	-5,81
	0	-2,81	-8,01	-8,81	-8,41	-7,81	-7,02
	5	-3,12	-9,12	-10,32	-9,62	-9,32	-8,88
Street	-3	-1,12	-5,99	-6,87	-6,31	-6,09	-5,56
	0	-2,56	-7,12	-8,02	-7,67	-7,1	-6,76
	5	-2,95	-8,76	-9,49	-9,23	-8,99	-8,5

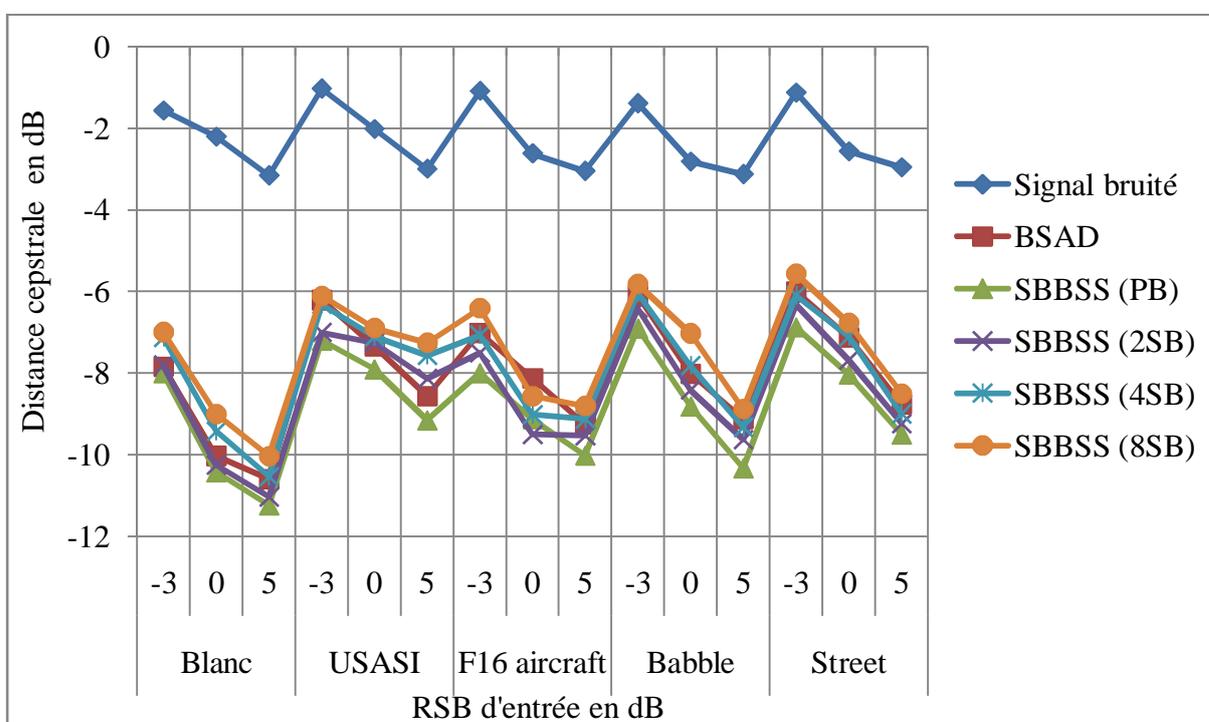


Figure 4.10 : Évaluation de la distance cepstrale (DC) obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes.

D'après tous les résultats présentés dans la table 4.2 et la figure 4.10, nous remarquons bien que l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande est très efficace pour la réduction du bruit. Nous trouvons aussi que les valeurs de la distance cepstrale (DC) obtenues par l'algorithme SBBSS sont presque les mêmes que celles obtenues par l'algorithme BASD, ceci pour les différents types du bruit et le RSB d'entrée. Quand on utilise un grand nombre de sous-bandes, nous trouvons une dégradation de la DC (la distorsion augmente). Si le rapport signal à bruit d'entrée est grand (RSB=5dB), la valeur de la DC est très faible, cela implique que la distorsion du signal est aussi très faible.

4.8.7. 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 table 4.3 et la figure 4.11, nous présentons les résultats comparatifs de l'évaluation du RSB. Nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes paramètres utilisés dans la section 4.8.6, sauf que $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB, 5 dB et 10 dB.

Table 4.3 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes.

Type du bruit	RSB d'entrée en dB	RSB à la sortie en dB					
		Signal bruité	BSAD	SBBSS (PB)	SBBSS (2SB)	SBBSS (4SB)	SBBSS (8SB)
Blanc	0	1,35	50,35	52,5	50,05	49,77	47,5
	5	5,35	51,12	55,81	51,25	50,4	49,67
	10	10,35	51,23	57,13	56,6	55,65	53,3
USASI	0	0,85	51,55	51,99	50,77	49,89	48,1
	5	4,99	55,39	55,56	52,08	51,26	50,12
	10	10,35	56,13	56,87	55,9	54,78	53,8
F16 aircraft	0	0,88	50,95	51,59	51,08	48,76	47,66
	5	5,12	54,19	54,37	51,64	51,13	49,84
	10	11,01	56,67	56,99	56,09	53,98	54,06
Babble	0	0,35	52,34	52,5	52,34	51,5	49,89
	5	6	55,57	55,89	55,32	54,1	52,35
	10	10,8	56,34	56,67	57,04	56,87	55,76
Street	0	1,09	52,14	52,64	51,41	49,24	47,55
	5	5,87	54,01	54,27	53,12	51,63	50,33
	10	10,43	56,98	57,13	56,04	55,75	53,64

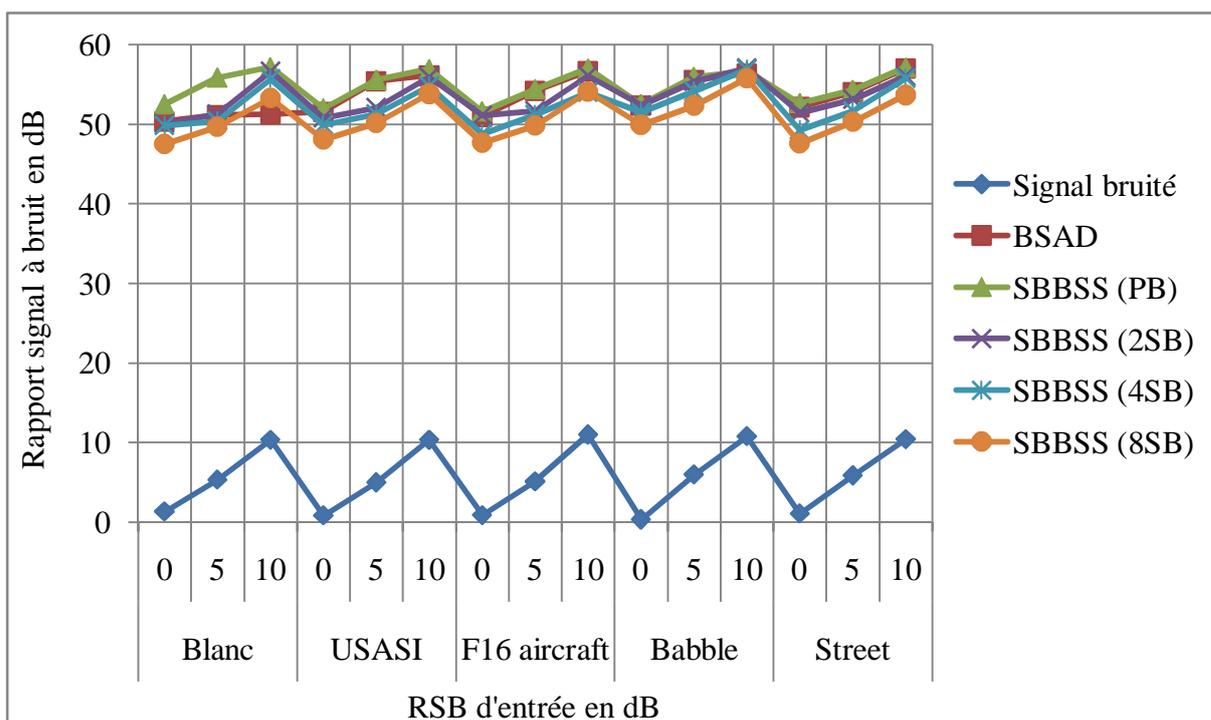


Figure 4.11 : Évaluation du rapport signal à bruit (SNR) à la sortie obtenue par les deux algorithmes, BSAD et SBBSS avec 1, 2, 4 et 8 sous-bandes.

D'après la figure 4.11 et les valeurs numériques présentées dans la table 4.3, nous remarquons que l'algorithme proposé donne des bons résultats pour réduire le bruit et rehausser le signal de parole quelque soit le type du bruit et pour différents rapports signal à bruit d'entrée. Comme nous pouvons voir clairement que le rapport signal à bruit à la sortie augmente proportionnellement au RSB d'entrée pour l'algorithme proposé et l'algorithme BSAD, c.à.d. le RSB à la sortie augmente/diminue en fonction du RSB d'entrée. Selon les résultats présentés, il est très clair que le niveau du RSB obtenu avec l'algorithme BSAD est le même que celui de l'algorithme proposé avec un nombre de sous-bandes faible (1, 2 et 4 sous-bandes), donc en notant que les valeurs du RSB obtenues avec l'algorithme SBBSS est inversement proportionnel au nombre de sous-bandes.

Finalement, à travers tous les résultats obtenus avec l'évolution temporelle du signal estimé, le système mismatch (vitesse de convergence très rapide avec 8 sous-bandes), la distance cepstrale et le RSB à la sortie (bonne qualité et faible distorsion du signal estimé avec 2 et 4 sous-bandes), nous avons prouvé la supériorité de l'algorithme SBBSS par rapport aux algorithmes en pleine bandes pour l'annulation du bruit et le rehaussement de la parole.

4.9. Comparaison entre les deux algorithmes forward et backward en sous-bande

Dans cette partie, nous présentons les résultats de comparaison des deux algorithmes forward et backward bi-capteurs en sous-bande (2CSF et SBBSS). Nous avons utilisé le modèle du mélange convolutif présenté dans la figure 2.8, pour générer les deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$. À l'entrée de ce modèle, nous avons utilisé un signal de parole original qu'est donné par la figure 3.8 avec une fréquence d'échantillonnage égale 16 KHz et un bruit blanc.

Dans tous les résultats de simulations présentés dans cette partie, nous avons utilisé deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ de taille égale à 64, les deux rapports signal à bruit d'entrée sont fixés à -3 dB. Pour décomposer les deux signaux bruités et pour reconstruire les deux signaux estimés en pleine bande, nous avons utilisé respectivement un banc de filtres d'analyse et de synthèse, avec 2, 4 et 8 sous-bandes. Nous avons fixé les deux pas d'adaptations μ_{12} et μ_{21} à 0.2 pour les deux algorithmes.

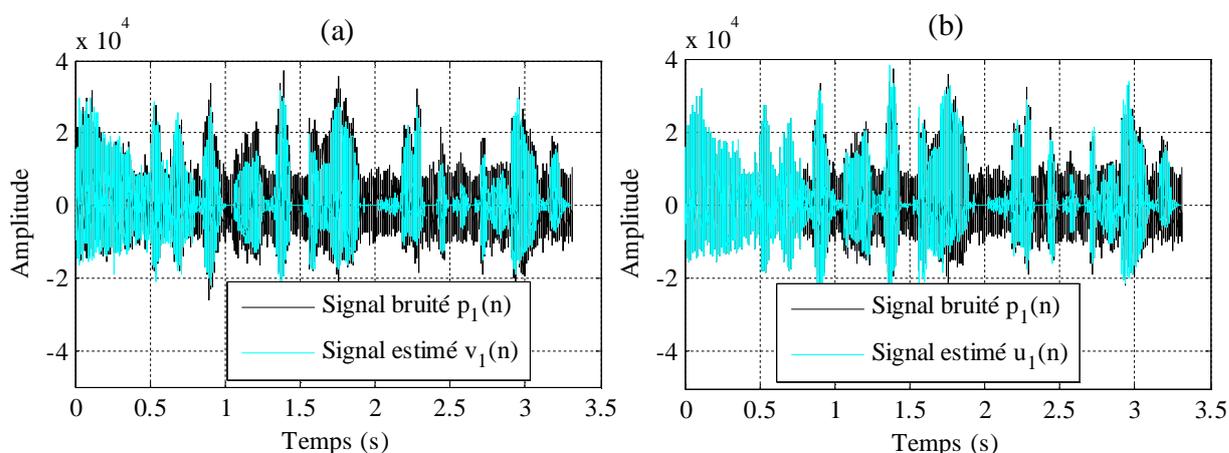


Figure 4.12 : Évolution temporelle du signal de parole estimé par les deux algorithmes, (a) SBBSS et (b) 2CSF avec quatre sous-bandes.

D'après l'évolution temporelle des signaux estimés par les deux algorithmes (figure 4.12), nous avons confirmé la bonne performance des algorithmes en sous-bande pour l'annulation du bruit acoustique le rehaussement de la parole. Pour faire une comparaison entre ces deux algorithmes, nous avons fait plusieurs simulations en utilisant les trois critères objectifs. Les trois figures suivantes représentent respectivement l'évaluation du système mismatch, de la distance cepstrale et du RSB estimé à la sortie.

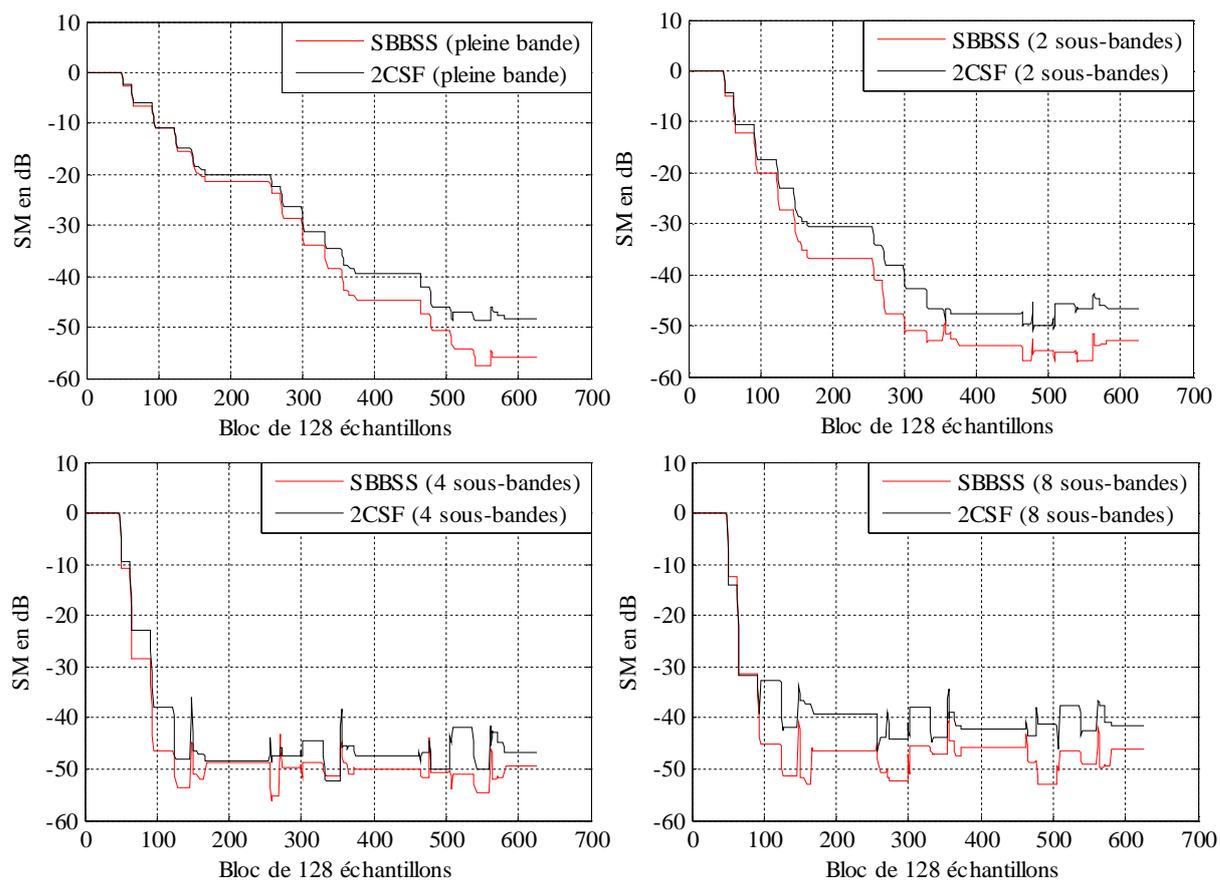


Figure 4.13 : Évaluation du SM obtenue par les deux algorithmes, SBBSS et 2CSF avec 2, 4 et 8 sous-bandes.

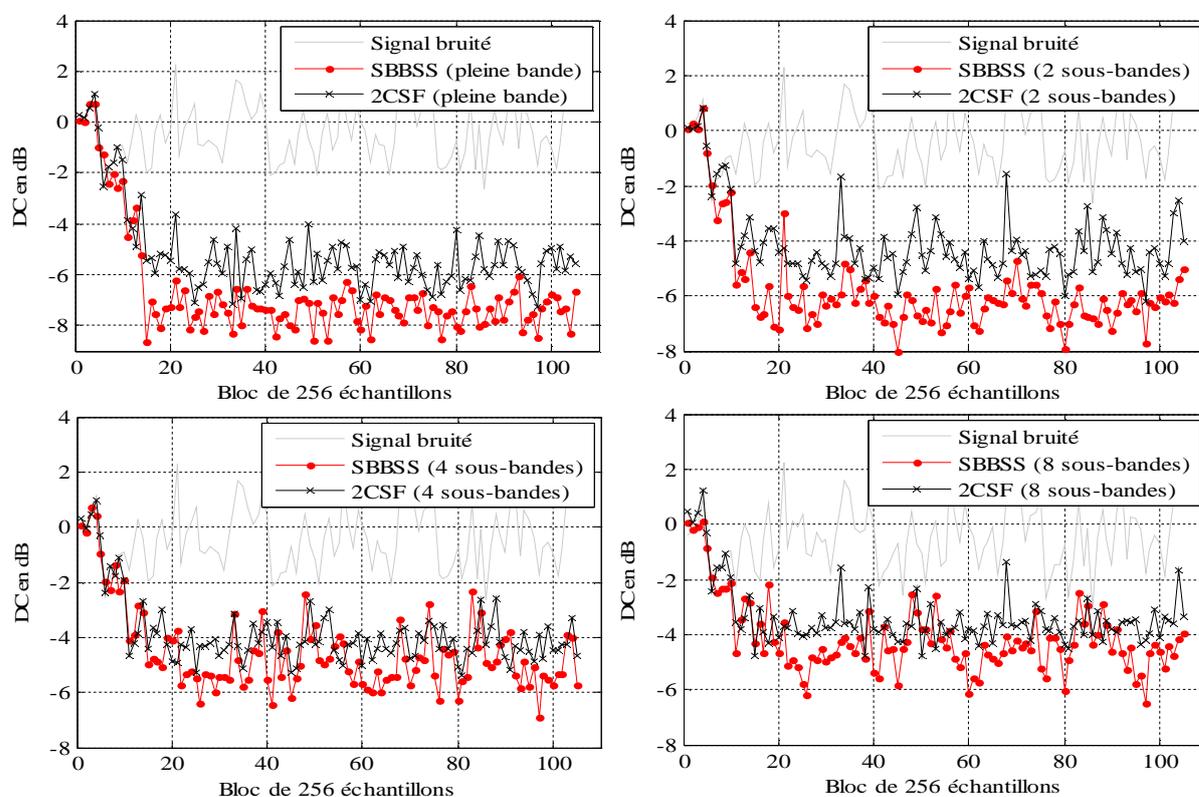


Figure 4.14 : Évaluation de la DC obtenue par les deux algorithmes, SBBSS et 2CSF avec 2, 4 et 8 sous-bandes.

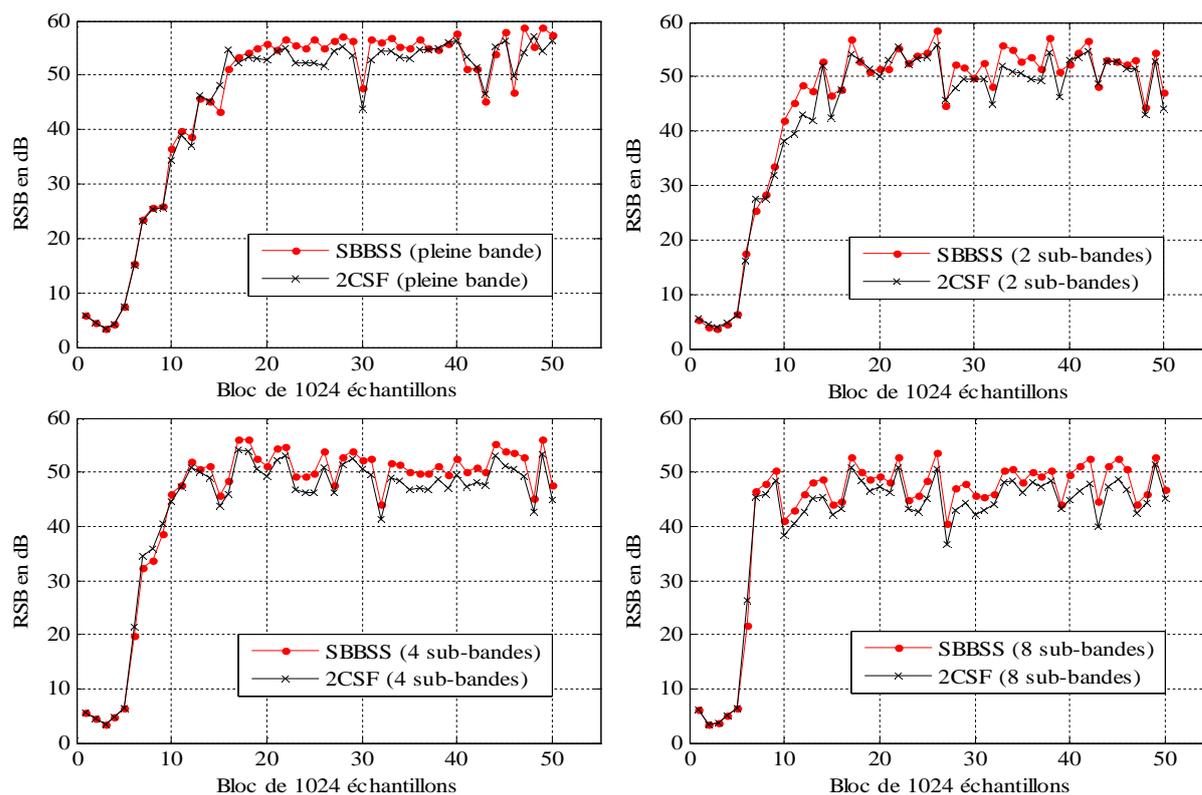


Figure 4.15 : Évaluation du RSB obtenue par les deux algorithmes, SBBSS et 2CSF avec 2, 4 et 8 sous-bandes.

A partir des résultats de simulation du système mismatch présentés dans la figure 4.13, nous observons que la vitesse de convergence obtenue par l'algorithme forward en sous-bande (2CSF) est très proche de celle obtenue avec l'algorithme récursif (SBBSS). Avec les deux algorithmes proposés, nous notons aussi que la vitesse de convergence augmente proportionnellement avec le nombre de sous-bandes.

D'après les deux figures 4.14 et 4.15, nous remarquons que la qualité des signaux estimés est très bonne. En utilisant les mêmes figures de la DC et du RSB, il est très clair que la qualité du signal estimé par l'algorithme SBBSS est meilleure que celle du signal obtenu par l'algorithme 2CSF, et cela quelque soit le nombre des sous-bandes.

Donc, nous avons remarqué que le signal de parole estimé par l'algorithme 2CSF est modifié par une quantité ce qui est qualifié par une distorsion. D'après tous les résultats obtenus, nous avons validé l'étude théorique présentée dans le chapitre 2 (voir la section 2.5).

4.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'analyse complète du nouvel algorithme backward en sous-bande de séparation aveugle de sources (SBBSS) utilisé pour extraire le signal de parole à partir seulement des signaux du mélange très bruités. Nous avons présenté ce nouvel algorithme dans le cas bi-capteurs en sous-bande. Le fonctionnement de cet algorithme est basé sur l'indépendance entre le signal de parole et le bruit, en utilisant une combinaison entre la minimisation du système mismatch du filtre adaptatif et la minimisation de sous-signaux d'erreur pour obtenir la nouvelle version de l'algorithme backward en sous-bande. Nous avons testé cet algorithme dans plusieurs situations bruité pour estimer le signal de parole, comme nous avons utilisé plusieurs critères de mesure, le SM, la DC et le RSB mesuré à la sortie. A travers les résultats obtenus par le critère SM, nous avons remarqué que la vitesse de la convergence de l'algorithme SBBSS est plus rapide que celle obtenue par les algorithmes classiques en pleine bande. Les résultats des deux autres critères (avec 2 et 4 sous-bandes) confirment la supériorité de l'algorithme proposé SBBSS. Nous avons remarqué aussi que la qualité du signal estimé par l'algorithme SBBSS est presque la même que celle obtenue par l'algorithme classique en pleine bande et le BSAD. Donc, l'algorithme backward proposé en sous-bande est une solution très efficace pour le rehaussement du signal de parole par les techniques. Finalement, nous avons validé la supériorité de l'algorithme SBBSS par rapport à sa version directe (2CSF) en termes de vitesse de convergence et la qualité du signal de parole estimé.

CHAPITRE 5

ALGORITHMES BI-CAPTEURS AMELIORES : APPROCHE A PAS D'ADAPTATIONS VARIABLES

CHAPITRE 5

ALGORITHMES BI-CAPTEURS AMELIORES : APPROCHE A PAS D'ADAPTATIONS VARIABLES

5.1. Introduction

Plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif ont été proposés dans le même but de rehausser le signal de parole et d'annuler le bruit acoustique. Malgré toutes les améliorations proposées pour résoudre les problèmes rencontrés dans les systèmes de la réduction du bruit par le filtrage adaptatif, quelques difficultés restent à contourner comme la longueur de la réponse impulsionnelle du milieu, les signaux d'entrée (généralement signaux de parole). Parmi les caractéristiques de l'algorithme LMS est que son taux de convergence dépend de la longueur du filtre à adapter, le pas d'adaptation et aussi dépend de la corrélation du signal d'entrée du filtre. Notant que la stabilité et la convergence de ces algorithmes sont contrôlées par un pas d'adaptation fixe. Quand on augmente la valeur de ce pas, on remarque que la vitesse de convergence s'accélère mais les fluctuations sont très importantes autour de la trajectoire moyenne. Dernièrement, plusieurs approches à pas d'adaptation variable ont été proposées en domaines temporel et fréquentiel pour résoudre ce dernier problème [95], [96]. Nous citons par exemple, l'algorithme du gradient stochastique à pas variable (VSS-LMS) [97], [98], l'algorithme NLMS à pas d'adaptation variable [99-103], [121] ; et nous trouvons aussi les algorithmes de projection affine à pas variable (VSS-APA) [103-105]. Tous ces algorithmes ont montré une bonne performance en termes de minimisation des fluctuations du signal d'erreur.

Dans ce chapitre, nous nous intéressons aux deux structures de séparation aveugle de sources et leurs implémentations avec une nouvelle approche à pas d'adaptations variables pour contrôler les deux filtres adaptatifs. Nous proposons deux algorithmes forward/backward à pas d'adaptations variables pour obtenir une vitesse de convergence acceptable et minimiser la distorsion du signal de parole estimé [119].

5.2. Formulation du nouveau pas d'adaptation optimal

Dans cette section, nous présentons une nouvelle analyse sur les pas d'adaptations optimaux de l'algorithme bi-capteurs de séparation aveugle de sources. Dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique, les algorithmes adaptatifs à pas variable représentent des solutions très efficaces pour obtenir une vitesse de convergence acceptable et moins de fluctuations du signal d'erreur [121].

Premièrement, nous considérons le premier modèle de l'annulation du bruit présenté dans la figure 5.1(b) [106]. Ils ont utilisé un seul filtre adaptatif $w_{21}(n)$ pour identifier les coefficients de la réponse impulsionnelle réelle $h_{21}(n)$ (voir la figure 5.1 (a)), et cela pour récupérer le signal de parole original.

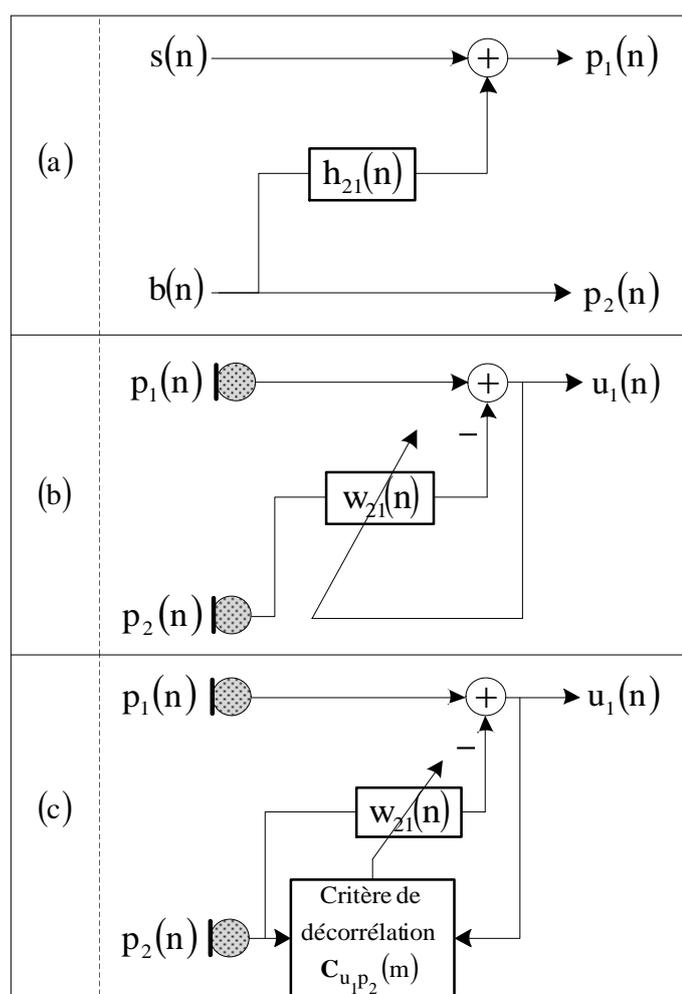


Figure 5.1 : Structures détaillées de, (a) modèle du mélange simple, (b) annuleur adaptatif du bruit avec référence et (c) l'algorithme de décorrélation adaptatif.

Dans ce modèle, les deux signaux du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont donnés par les deux équations suivantes :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (5.1)$$

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

A la sortie du modèle de l'annulation du bruit, nous obtenons le signal de parole estimé $u_1(n)$ et d'erreur *a posteriori* $e_1(n)$ suivants :

$$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n-1) \quad (5.3)$$

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n) \quad (5.4)$$

En utilisant l'algorithme du gradient stochastique (LMS) pour mettre à jour le filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(n)$, sa formule de mise à jour est donnée par l'équation (2.21).

Nous utilisons l'équation (5.3) et en insérant l'équation (2.21) dans l'équation (5.4) avec $e_1(n) = 0$ (seulement dans les périodes du bruit seul), nous obtenons la relation suivante :

$$e_1(n) = u_1(n) + \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n-1) - \mathbf{p}_2^T(n) [\mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} u_1(n) \mathbf{p}_2(n)] = 0 \quad (5.5)$$

$$u_1(n) [1 - \mu_{21} \mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{p}_2(n)] = 0 \quad (5.6)$$

Maintenant, le pas d'adaptation fixe est donné par $\mu_{21} = [\mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{p}_2(n)]^{-1}$, en insérant cette dernière égalité dans l'équation (2.21) et on ajoute un nouveau pas de contrôle $\mu_{21,n}$, donc nous obtenons la formule de mise à jour par l'algorithme NLMS qu'est donnée par l'équation (2.26).

Dans [21], [78], l'algorithme de décorrélation adaptatif (AD) est identique à l'algorithme LMS. Dans la figure 5.1, la decorrelation est calculé entre le deuxième signal d'entrée $p_2(n)$ et le signal de parole estimé à la sortie $u_1(n)$.

$$\mathbf{C}_{u_1 p_2}(m) = u_1(n) \mathbf{p}_2(n-m) \quad \text{avec} \quad m = 0, 1, \dots, M-1$$

Dans [22], [77], [107], un deuxième filtre adaptatif $w_{12}(n)$ a été ajouté pour obtenir l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif (SAD) présenté dans la figure 2.14.

Dans ce chapitre, nous proposons deux algorithmes forward et backward à pas d'adaptations variables (2C-VSSF : Two-Channel Variable Step-Sizes Forward et 2C-VSSB : Two-Channel Variable Step-Sizes Backward).

Pour contrôler les variations des pas d'adaptations, premièrement nous proposons l'algorithme de decorrelation adaptatif symétrique normalisé (NSAD : Normalized Symmetric Adaptive Decorrelation) [119], [122]. Les équations de mise à jour des filtres $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ par l'algorithme NSAD sont données par :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21,n} \frac{\mathbf{C}_{u_1 u_2}(m)}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.7)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12,n} \frac{\mathbf{C}_{u_2 u_1}(m)}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.8)$$

où ε est une constante positive utilisée pour éviter la division par zéro, $\mathbf{C}_{u_1 u_2}(m)$ et $\mathbf{C}_{u_2 u_1}(m)$ sont des vecteurs d'intercorrélation entre les deux signaux estimés, ces vecteurs peuvent s'écrire comme [122],

$$\mathbf{C}_{u_1 u_2}(m) = u_1(n) \mathbf{u}_2(n-m) \quad \text{et} \quad \mathbf{C}_{u_2 u_1}(m) = u_2(n) \mathbf{u}_1(n-m) \quad \text{avec} \quad m = 0, 1, 2, \dots, M-1.$$

Dans la suite, nous allons présenter une étude détaillée sur les pas d'adaptations variables proposés pour améliorer la performance des algorithmes classiques, en utilisant le principe de décorrélation qui s'applique sur les deux signaux estimés à la sortie de chaque algorithme. Pour faire cette étude, premièrement nous nous intéressons seulement au premier signal estimé $u_1(n)$, donc nous utilisons la formule de mise à jour du deuxième filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(n)$ qu'est donnée par l'équation (5.7).

Nous définissons le vecteur d'erreur calculé entre les coefficients du filtre estimé et les coefficients de réponse réelle, c.à.d. $\boldsymbol{\varepsilon}_2(n) = \mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(n)$, nous utilisons le critère de déviation quadratique moyenne (MSD) suivant :

$$c_2(n-1) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(n-1)\|^2] = E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(n-1)\|^2] \quad (5.9)$$

$$c_2(n) = E[\|\boldsymbol{\varepsilon}_2(n)\|^2] = E[\|\mathbf{h}_{21} - \mathbf{w}_{21}(n)\|^2] \quad (5.10)$$

Par l'insertion de l'équation (5.7) dans la formule (5.10), ensuite nous prenons la norme euclidienne moyenne entre les deux équations (5.9) et (5.10), donc nous obtenons la nouvelle équation qu'est donnée par :

$$c_2(n) - c_2(n-1) = \mu_{21,n}^2 E \left[\frac{u_1^2(n)}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2} \right] - 2 \mu_{21,n} E \left[\frac{\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(n-1) \mathbf{u}_2(n) u_1(n)}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2} \right] \quad (5.11)$$

$$c_2(n) - c_2(n-1) = f(\mu_{21,n}) \quad (5.12)$$

où f est une fonction du pas d'adaptation $\mu_{21,n}$.

Nous cherchons donc à minimiser la fonction $f(\mu_{21,n})$ pour minimiser la différence entre la déviation quadratique moyenne *a priori* et *a posteriori*, donc nous pouvons assurer la réduction de MSD d'une itération (n-1) à l'autre (n), la fonction f est donnée par la relation suivante:

$$f(\mu_{21,n}) = \mu_{21,n}^2 E \left[u_1^2(n) (\|\mathbf{p}_2(n)\|^2)^{-1} \right] - 2 \mu_{21,n} E \left[\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(n-1) \mathbf{u}_2(n) (\|\mathbf{p}_2(n)\|^2)^{-1} u_1(n) \right] \quad (5.13)$$

A l'optimum $c_2(n) - c_2(n-1) < 0$ [119], en utilisant la formule (5.13), donc le pas d'adaptation optimal est donné par :

$$\mu_{21,opt} < 2 \left[\frac{E \left[\boldsymbol{\varepsilon}_2^T(n-1) \mathbf{u}_2(n) (\|\mathbf{p}_2(n)\|^2)^{-1} u_1(n) \right]}{E \left[u_1^2(n) (\|\mathbf{p}_2(n)\|^2)^{-1} \right]} \right] = 2 \Delta_{21}(n) \quad (5.14)$$

où $\Delta_{21}(n)$ représente une petite quantité inférieure à 1, c.à.d. $\Delta_{21}(n) < 1$. En utilisant équation (5.14), le pas d'adaptation optimal $\mu_{21,opt}$ est borné entre 0 et 2 pour garantir la convergence du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{21}(n)$ [42], [119], c.à.d.

$$0 < \mu_{21,opt} < \mu_{21,max} < 2 \quad (5.15)$$

Dans les sections suivantes, nous allons présenter les deux algorithmes forward et backward proposés à pas d'adaptations variables, en employant des formules récursives pour estimer les deux pas optimaux $\mu_{12,opt}$ et $\mu_{21,opt}$. Dans ces modifications proposées, nous proposons une formule récursive du pas d'adaptation basée sur le principe de décorrélation.

Nous notons que les deux algorithmes proposés sont basés sur une combinaison entre un système de détection d'activité vocale manuel (DAV) et les nouvelles structures proposées. Cette combinaison améliore la qualité du signal rehaussé par l'adaptation des pas variables d'une itération à une autre.

5.3. Description des algorithmes bi-capteurs améliorés à pas variables

Dans cette section, nous allons présenter le diagramme global, les deux schémas détaillés et toutes les formules mathématiques des deux algorithmes forward et backward à pas d'adaptations variables.

5.3.1. Diagramme global

Dans la figure 5.2, nous présentons le diagramme global des deux algorithmes forward et backward à pas d'adaptations variables (2C-VSSF et 2C-VSSB) [119]. Dans ce modèle, nous utilisons la propriété de décorrélation pour estimer les deux pas d'adaptations optimaux $\mu_{12,opt}$ et $\mu_{21,opt}$ en employant une estimation récursive.

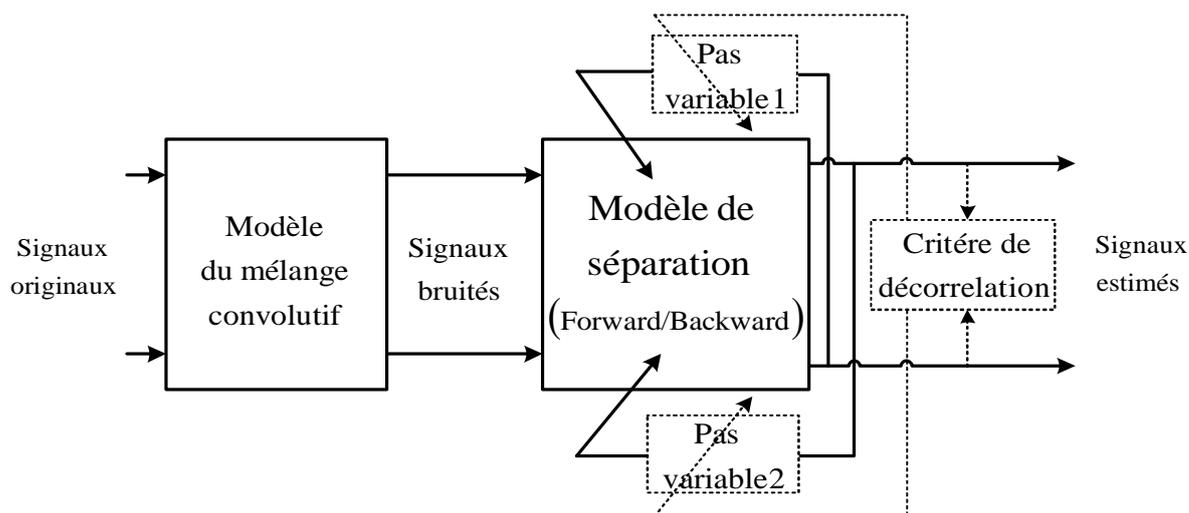


Figure 5.2 : Diagramme global des deux algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB.

Le schéma détaillé et les formules mathématiques de chaque algorithme bi-capteurs à pas variables (2C-VSSF et 2C-VSSB) sont présentés dans la suite.

5.3.2. Algorithme forward à pas d'adaptations variables (2C-VSSF)

Le schéma détaillé de l'algorithme forward bi-capteurs à pas d'adaptations variables est donné par la figure 5.3. Dans ce schéma, nous proposons de contrôler la variation des deux pas d'adaptations $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$ par le critère de décorrélation entre les deux signaux estimés à la sortie de la structure forward, $u_1(n)$ et $u_2(n)$. Les deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$ sont donnés par les deux formules suivantes [103] :

$$\mu_{12}(n) = \mu_{12,\max} \frac{\|\mathbf{g}_{12}(n)\|^2}{\|\mathbf{g}_{12}(n)\|^2 + \delta} \quad (5.16)$$

$$\mu_{21}(n) = \mu_{21,\max} \frac{\|\mathbf{g}_{21}(n)\|^2}{\|\mathbf{g}_{21}(n)\|^2 + \delta} \quad (5.17)$$

où δ est une constante positive, $\mu_{12,\max}$ et $\mu_{21,\max}$ représentent respectivement les valeurs maximales des deux pas d'adaptations variables, $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$.

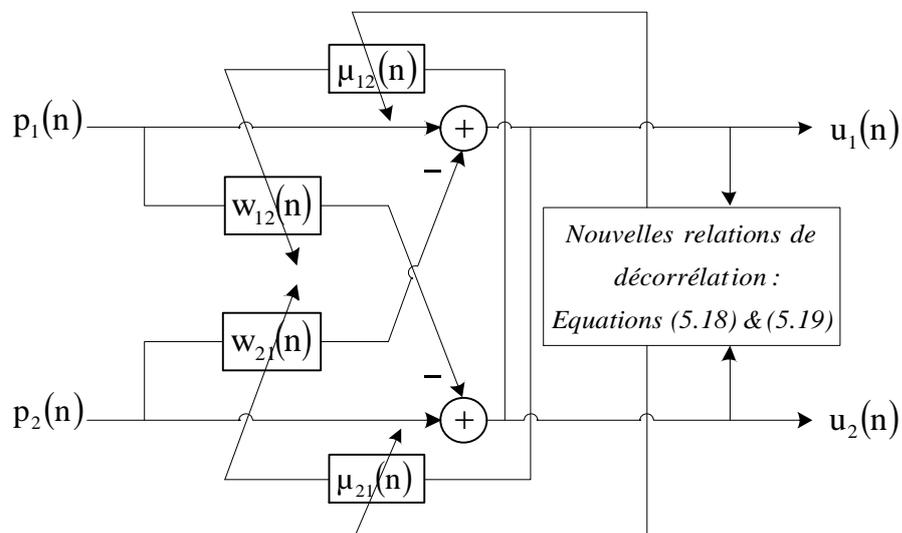


Figure 5.3 : Schéma détaillé de l'algorithme 2C-VSSF [119].

Nous proposons d'estimer les deux vecteurs $\mathbf{g}_{12}(n)$ et $\mathbf{g}_{21}(n)$ par les deux fonctions d'intercorrélation entre les deux signaux $u_1(n)$ et $u_2(n)$ estimés à la sortie de la structure forward bi-capteurs. Les deux formules récursives des vecteurs $\mathbf{g}_{12}(n)$ et $\mathbf{g}_{21}(n)$ sont données respectivement par :

$$\mathbf{g}_{12}(n) = \alpha_1 \mathbf{g}_{12}(n-1) + (1-\alpha_1) \frac{\mathbf{C}_{u_2 u_1}(m)}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.18)$$

$$\mathbf{g}_{21}(n) = \alpha_2 \mathbf{g}_{21}(n-1) + (1-\alpha_2) \frac{\mathbf{C}_{u_1 u_2}(m)}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.19)$$

où m est l'indice de retard, α_1 et α_2 sont des constantes positives définies entre 0 et 1, $\mathbf{C}_{u_1 u_2}(m)$ est la fonction d'intercorrélation calculée entre les deux signaux estimés, parole $u_1(n)$ et bruit $u_2(n)$.

Les deux équations (5.18) et (5.19) peuvent s'écrire sous la forme suivante :

$$\mathbf{g}_{12}(n) = \alpha_1 \mathbf{g}_{12}(n-1) + (1-\alpha_1) \frac{(u_2(n) \mathbf{u}_1(n-m))}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (5.20)$$

$$\mathbf{g}_{21}(n) = \alpha_2 \mathbf{g}_{21}(n-1) + (1-\alpha_2) \frac{(u_1(n) \mathbf{u}_2(n-m))}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (5.21)$$

En utilisant les deux équations (5.16) et (5.20), dans les périodes du signal de parole, nous notons que la valeur de $\|\mathbf{g}_{12}(n)\|^2$ est grande, cette valeur implique que $\mu_{12}(n)$ prend une grande valeur. Dans l'autre cas, les valeurs de $\|\mathbf{g}_{12}(n)\|^2$ et $\mu_{12}(n)$ sont petites. La même remarque quand en examinant les deux équations (5.17) et (5.21). Nous notons que ces contraintes des pas d'adaptations $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$ sont contrôlés par le détecteur d'activité vocale (DAV).

Les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ de l'algorithme 2C-VSSF sont donnés par les deux formules de la mise à jour suivantes [119]:

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12}(n) u_2(n) \frac{\mathbf{p}_1(n)}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.22)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}(n) u_1(n) \frac{\mathbf{p}_2(n)}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.23)$$

où ε est une constante positive utilisée pour éviter la division par zéro.

5.3.3. Algorithme backward à pas d'adaptations variables (2C-VSSB)

Dans l'algorithme 2CBNLMS implémenté sur la structure backward présenté dans la figure 2.12, les deux équations de la mise à jour des deux filtres adaptatifs sont déjà discuter dans la section 2.6.2. Leurs formules sont données par les deux équations (2.27) et (2.28). Dans ces deux formules de la mise à jour, nous avons utilisé deux pas d'adaptations fixes $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$.

Dans la figure 5.4, nous présentons le schéma détaillé de l'algorithme backward bi-capteurs à pas d'adaptations variables (2C-VSSB).

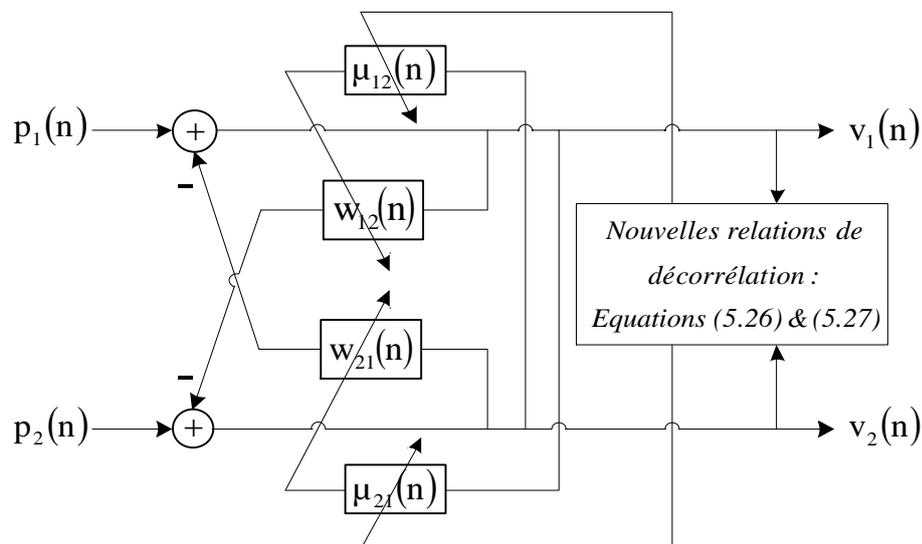


Figure 5.4 : Schéma détaillé de l'algorithme 2C-VSSB [119].

Dans la suite de ce chapitre, nous proposons d'appliquer les nouvelles formules récursives des pas d'adaptations variables à la structure backward bi-capteurs pour résoudre les problèmes de l'annulation du bruit et le rehaussement du signal parole, en se basant sur le principe de décorrélation entre les deux signaux $v_1(n)$ et $v_2(n)$ estimés à la sortie de l'algorithme 2C-VSSB.

Les deux pas d'adaptations variables des deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ sont donnés respectivement par les formules récursives suivantes [119]:

$$\mu_{12}(n) = \mu_{12,\max} \frac{\|\mathbf{y}_{12}(n)\|^2}{\|\mathbf{y}_{12}(n)\|^2 + \varphi} \quad (5.24)$$

$$\mu_{21}(n) = \mu_{21,\max} \frac{\|\mathbf{y}_{21}(n)\|^2}{\|\mathbf{y}_{21}(n)\|^2 + \varphi} \quad (5.25)$$

où φ est une constante positive. Dans l'algorithme 2C-VSSB, les deux vecteurs $\mathbf{y}_{12}(n)$ et $\mathbf{y}_{21}(n)$ sont estimés de manière récursive et leurs formules sont données par :

$$\mathbf{y}_{12}(n) = \lambda_1 \mathbf{y}_{12}(n-1) + (1-\lambda_1) \frac{(\mathbf{v}_2(n) \mathbf{v}_1(n-m))}{\|\mathbf{v}_1(n)\|^2 + \varepsilon}, \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (5.26)$$

$$\mathbf{y}_{21}(n) = \lambda_2 \mathbf{y}_{21}(n-1) + (1-\lambda_2) \frac{(\mathbf{v}_1(n) \mathbf{v}_2(n-m))}{\|\mathbf{v}_2(n)\|^2 + \varepsilon}, \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (5.27)$$

où λ_1 et λ_2 sont des constantes positives définies entre 0 et 1. Dans l'algorithme proposé (2C-VSSB), les deux équations de la mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ sont données respectivement par [119]:

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12}(n) \mathbf{v}_2(n) \frac{\mathbf{v}_1(n)}{\|\mathbf{v}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.28)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}(n) \mathbf{v}_1(n) \frac{\mathbf{v}_2(n)}{\|\mathbf{v}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \quad (5.29)$$

5.4. Résumé des deux algorithmes à pas variables, 2C-VSSF et 2C-VSSB

Pour voir le détail des deux algorithmes à pas variables, dans cette section, nous allons présenter les paramètres, les variables, les équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs et les pas d'adaptations de chaque algorithme bi-capteurs amélioré.

Nous présentons l'algorithme 2C-VSSF dans la table 5.1 et l'autre algorithme 2C-VSSB dans la table 5.2.

Table 5.1 : Algorithme forward bi-capteurs à pas d'adaptations variables [119].

Paramètres et variables

M : Taille des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$,

Pas d'adaptations variables, $0 < \mu_{12}(n) < \mu_{12,\max} < 2$ et $0 < \mu_{21}(n) < \mu_{21,\max} < 2$,

α_1 et α_2 : Petites constantes positives entre 0 et 1,

ε : Petite constante positive,

δ : Constante positive utilisée pour contrôler $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$.

$$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-M+1)]^T \quad \mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-M+1)]^T$$

$$\mathbf{u}_1(n) = [u_1(n), u_1(n-1), \dots, u_1(n-M+1)]^T \quad \mathbf{u}_2(n) = [u_2(n), u_2(n-1), \dots, u_2(n-M+1)]^T$$

$$\mathbf{g}_{12}(n) = [g_{12,0}(n), g_{12,1}(n), \dots, g_{12,M-1}(n)]^T \quad \mathbf{g}_{21}(n) = [g_{21,0}(n), g_{21,1}(n), \dots, g_{21,M-1}(n)]^T$$

Pour $n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Estimation des signaux de sortie:

$$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{p}_2(n),$$

$$u_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{p}_1(n),$$

Equations de mise à jour des filtres:

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12}(n) u_2(n) \frac{\mathbf{p}_1(n)}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon}$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}(n) u_1(n) \frac{\mathbf{p}_2(n)}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon}$$

Pas d'adaptations variables :

$$\mu_{12}(n) = \mu_{12,\max} \frac{\|\mathbf{g}_{12}(n)\|^2}{\|\mathbf{g}_{12}(n)\|^2 + \delta}$$

$$\mu_{21}(n) = \mu_{21,\max} \frac{\|\mathbf{g}_{21}(n)\|^2}{\|\mathbf{g}_{21}(n)\|^2 + \delta}$$

où

$$\mathbf{g}_{12}(n) = \alpha_1 \mathbf{g}_{12}(n-1) + (1 - \alpha_1) \frac{(\mathbf{u}_2(n) \mathbf{u}_1(n-m))}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon}, \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1$$

$$\mathbf{g}_{21}(n) = \alpha_2 \mathbf{g}_{21}(n-1) + (1 - \alpha_2) \frac{(\mathbf{u}_1(n) \mathbf{u}_2(n-m))}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon}, \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1$$

fin

Table 5.2 : Algorithme backward bi-capteurs à pas d'adaptations variables [119].

Paramètres et variables

M : Taille des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$,

Pas d'adaptations variables, $0 < \mu_{12}(n) < \mu_{12,\max} < 2$ et $0 < \mu_{21}(n) < \mu_{21,\max} < 2$,

λ_1 et λ_2 : Petites constantes positives entre 0 et 1,

ε : Petite constante positive,

φ : Constante positive utilisée pour contrôler $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$.

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_1(n) &= [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-M+1)]^T & \mathbf{v}_2(n) &= [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-M+1)]^T \\ \mathbf{y}_{12}(n) &= [y_{12,0}(n), y_{12,1}(n), \dots, y_{12,M-1}(n)]^T & \mathbf{y}_{21}(n) &= [y_{21,0}(n), y_{21,1}(n), \dots, y_{21,M-1}(n)]^T \end{aligned}$$

Pour $n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Estimation des signaux de sortie:

$$v_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{v}_2(n),$$

$$v_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{v}_1(n),$$

Equations de mise à jour des filtres:

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12}(n) \mathbf{v}_2(n) \frac{\mathbf{v}_1(n)}{\|\mathbf{v}_1(n)\|^2 + \varepsilon}$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}(n) \mathbf{v}_1(n) \frac{\mathbf{v}_2(n)}{\|\mathbf{v}_2(n)\|^2 + \varepsilon}$$

Pas d'adaptations variables :

$$\mu_{12}(n) = \mu_{12,\max} \frac{\|\mathbf{y}_{12}(n)\|^2}{\|\mathbf{y}_{12}(n)\|^2 + \varphi}$$

$$\mu_{21}(n) = \mu_{21,\max} \frac{\|\mathbf{y}_{21}(n)\|^2}{\|\mathbf{y}_{21}(n)\|^2 + \varphi}$$

où

$$\mathbf{y}_{12}(n) = \lambda_1 \mathbf{y}_{12}(n-1) + (1-\lambda_1) \frac{(\mathbf{v}_2(n) \mathbf{v}_1(n-m))}{\|\mathbf{v}_1(n)\|^2 + \varepsilon}, \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1$$

$$\mathbf{y}_{21}(n) = \lambda_2 \mathbf{y}_{21}(n-1) + (1-\lambda_2) \frac{(\mathbf{v}_1(n) \mathbf{v}_2(n-m))}{\|\mathbf{v}_2(n)\|^2 + \varepsilon}, \quad m=0, 1, 2, \dots, M-1$$

fin

5.5. Résultats de simulations de l'algorithme 2C-VSSF

Dans cette section, nous présentons plusieurs résultats de simulations dans différentes situations bruitées, et cela pour valider la performance du premier algorithme forward bi-capteurs à pas d'adaptations variables (2C-VSSF) par rapport à sa version classique à pas fixes (2CFNLMS). Dans toutes les simulations, nous avons utilisé le modèle du mélange convolutif avec deux sources présenté dans la figure 2.8, en utilisant deux signaux statistiquement indépendants, ces deux signaux sont :

- (i) Un signal de parole $s(n)$ phonétiquement équilibré prononcé par un locuteur masculin de durée presque de 4 secondes et de fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz, codé sur 16 bits (voir la figure 3.8),
- (ii) Un signal du bruit $b(n)$ (voir la figure 3.8).

A la sortie de ce mélange convolutif entre le signal de parole et le bruit, nous trouvons les deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ (signaux du mélange), en utilisant aussi les deux réponses impulsionnelles réelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ qui sont obtenues par une séquence aléatoire sous forme d'une fonction exponentielle [25] et [26]. Pour voir la supériorité de cet algorithme, nous avons utilisé la description temporelle des signaux estimés et trois critères suivants, le SM, la DC, et le RSB.

5.5.1. Évolution du signal estimé et le pas d'adaptation variable

Nous présentons le signal de parole $u_1(n)$ estimé à la sortie de l'algorithme 2C-VSSF et aussi la variation temporelle du pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$. Dans la table 5.3, nous présentons toutes les valeurs numériques que nous avons utilisées dans l'ensemble des simulations des deux algorithmes, amélioré 2C-VSSF et classique 2CFNLMS.

Les résultats des simulations sont donnés dans les deux figures 5.5 et 5.6. Dans ces deux figures, nous avons tracé le signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal de parole bruité $p_1(n)$ (premier signal du mélange) et la variation temporelle du pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$ (présenté en bas). Notant que dans tous les résultats obtenus, nous avons utilisé un DAV manuel pour contrôler l'adaptation des deux filtres adaptatifs.

Table 5.3 : Signaux et paramètres utilisés dans les simulations des deux algorithmes, amélioré (2C-VSSF) et classique (2CFNLMS).

	Paramètres
Signaux originaux	Signal de parole : une phrase en français. Bruit : un bruit blanc, Fréquence d'échantillonnage : 8 kHz.
Signaux bruités (mélange)	Longueur des filtres réels : $L_1 = L_2 = L = 100$, $SNR_1 = 3$ dB, $SNR_2 = 0$ dB,
Algorithme forward à pas d'adaptations fixes (2CFNLMS)	Longueur des filtres adaptatifs: $M_1 = M_2 = M = 100$; Pas d'adaptations fixes: $\mu_{12} = 0.7$; $\mu_{21} = 1$; $\varepsilon = 10^{-6}$
Algorithme forward amélioré à pas d'adaptations variables (2C-VSSF)	Longueur des filtres adaptatifs: $M_1 = M_2 = M = 100$; Initialisation: $\mu_{12,0} = 0.2$; $\mu_{12,0} = 0$. $\mu_{12,max} = 0.7$ et $\mu_{21,max} = 1$; $\alpha_1 = 0.88$ et $\alpha_2 = 0.67$, $\delta = 0.0001$, $\varepsilon = 10^{-6}$ Pas d'adaptations variables : $\mu_{12}(n)$: relation (5.16), $\mu_{21}(n)$: relation (5.17).

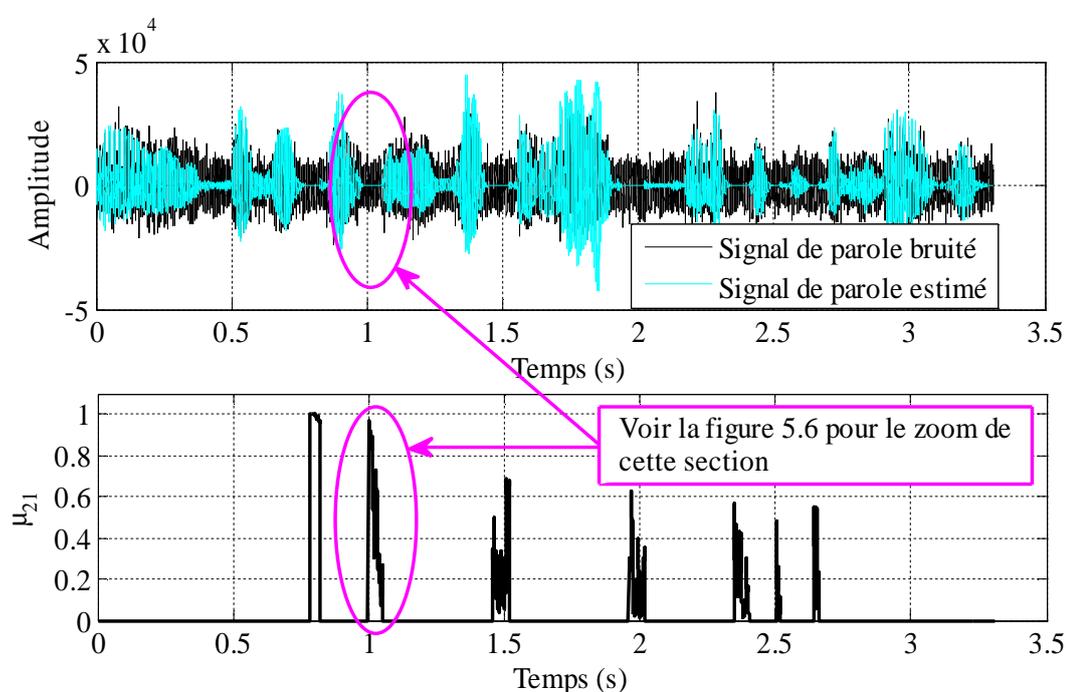


Figure 5.5 : Évolution temporelle de, (en haut) signal de parole $u_1(n)$ estimé par l'algorithme 2C-VSSF et le signal du mélange $p_1(n)$, (en bas) pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$.

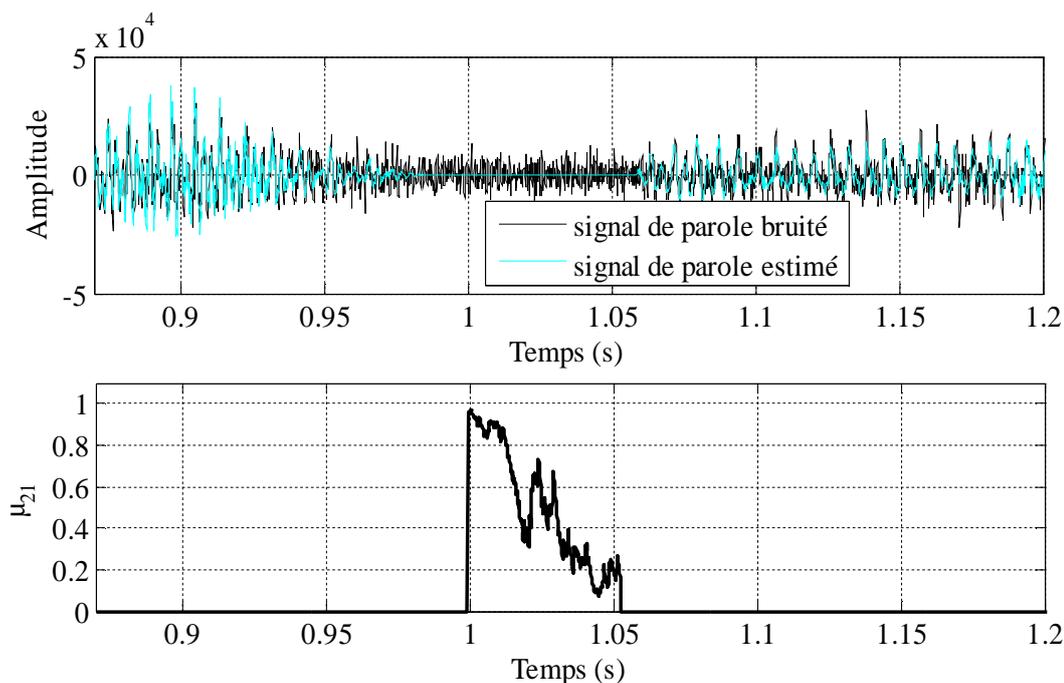


Figure 5.6 : Zoom de la section notée dans la figure 5.5, la section donnée entre 0.87 et 1.2 seconde.

A partir des deux figures 5.5 et 5.6, nous remarquons bien que le bruit est totalement supprimé, cela prouve que l'algorithme 2C-VSSF est très efficace pour réduire le bruit acoustique et rehausser le signal de parole et que le pas d'adaptation $\mu_{21}(n)$ du deuxième filtre adaptatif est variable.

Dans les sous-sections suivantes, nous allons présenter les résultats comparatives entre les deux algorithmes, avec pas d'adaptations variables et fixes, en utilisant les critères de mesures objectives.

5.5.2. Évaluation du système mismatch (SM)

Dans cette section, nous présentons l'évaluation du système mismatch du deuxième filtre $w_{21}(n)$ obtenue par l'algorithme amélioré 2C-VSSF et l'algorithme classique 2CFNLMS. Nous avons fait deux simulations en utilisant les mêmes signaux et paramètres présentés dans la table 5.3, sauf que dans la première simulation le $RSB_1=RSB_2=0$ dB et dans la deuxième le $RSB_1=RSB_2=-3$ dB. Tous les résultats de simulations sont donnés dans les deux figures suivantes.

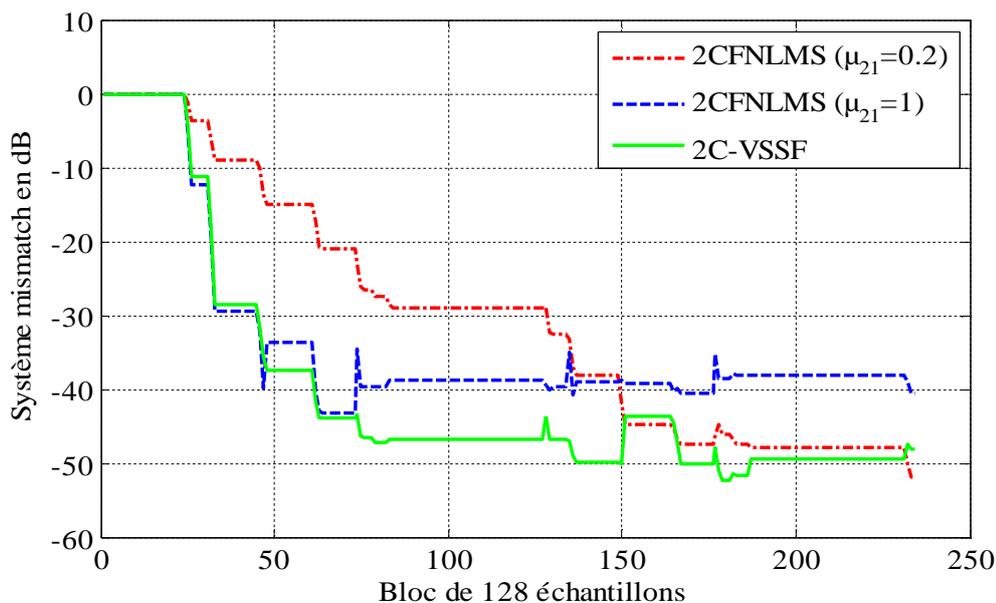


Figure 5.7 : Évaluation de système mismatch du filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB.

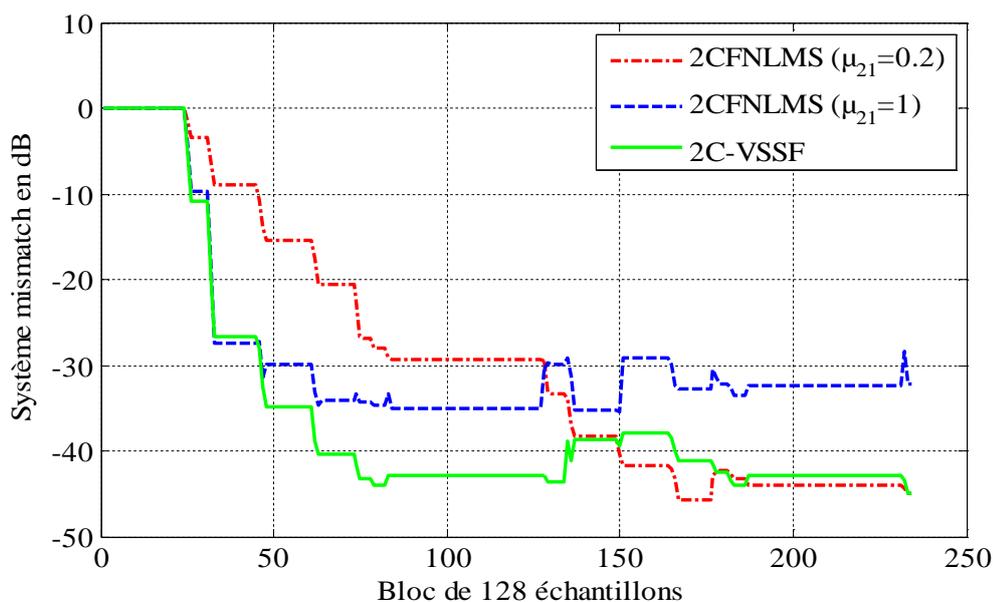


Figure 5.8 : Évaluation de système mismatch du filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB.

En se basant sur les résultats obtenus avec l'algorithme 2CFNLMS, nous avons confirmé l'étude théorique de performance des algorithmes à pas fixes. c.à.d. si on utilise un pas d'adaptation grand ($\mu_{21} = 1$), la vitesse de la convergence du filtre adaptatif est rapide mais on observe une grande fluctuation (niveau du SM égale -35 dB). Par contre, si la valeur du pas est faible ($\mu_{21} = 0.2$), nous notons que la vitesse de convergence est lente avec une distorsion minimale du signal estimé (niveau du SM égale -48 dB).

Comme nous remarquons aussi que la vitesse de la convergence obtenue avec l'algorithme 2C-VSSF est rapide, et le signal de parole estimé par 2C-VSSF est moins distordu par rapport à celui obtenu par l'autre algorithme (2CFNLMS). D'après les figures 5.7 et 5.8, nous pouvons voir clairement la supériorité de l'algorithme 2C-VSSF par rapport à sa version à pas fixes. Pour confirmer la supériorité de l'algorithme proposé (2C-VSSF), nous allons présenter d'autres résultats comparatifs en termes de qualité du signal de parole estimé.

5.5.3. Évaluation de la distance cepstrale (DC)

Pour évaluer la performance de l'algorithme forward bi-capteurs à pas variables en termes de qualité du signal estimé, nous avons fait plusieurs simulations en utilisant l'évaluation de la distance cepstrale (DC). Nous avons utilisé les différents signaux et les différents paramètres présentés dans la table 5.3, et cela pour différents types du bruit, Blanc, USASI, Babble et Street. Dans la table 5.4 et la figure 5.9, nous présentons les résultats de la distance cepstrale entre le signal de parole originale et le signal de parole estimé, en utilisant l'algorithme 2C-VSSF et classique 2CFNLMS pour les différents rapports signal à bruit d'entrée, $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

Table 5.4 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

Type du bruit	RSB d'entrée en dB	Distance cepstrale en dB		
		Signal bruité	2CFNLMS	2C-VSSF
Blanc	0	-2,06	-7,13	-8,98
	5	-3,45	-9,54	-10,87
	10	-5,08	-10,45	-11,8
USASI	0	-1,97	-5,65	-8,45
	5	-3,01	-6,28	-8,67
	10	-4,81	-9,76	-11,43
Babble	0	-2,48	-6,07	-10,65
	5	-3,09	-9,21	-11,31
	10	-4,05	-10,19	-12,02
Street	0	-2,15	-4,99	-9,45
	5	-3,8	-6,81	-10,23
	10	-4,67	-9,99	-12,89

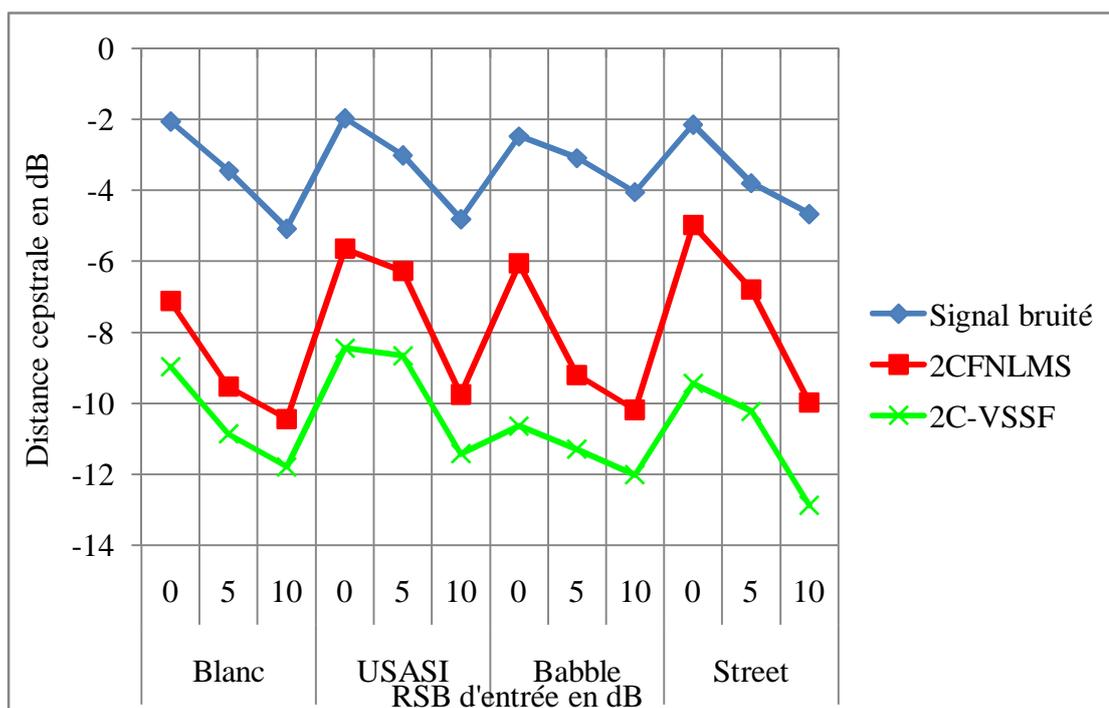


Figure 5.9 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

D'après les valeurs numériques et les résultats obtenus, nous remarquons bien que la distorsion du signal de parole estimé à la sortie de l'algorithme 2C-VSSF est très faible par rapport à celle obtenue par l'algorithme classique 2CFNLMS à pas d'adaptations fixes. Ce dernier représente un grand avantage de l'algorithme forward bi-capteurs à pas d'adaptations variables par rapport à sa version classique à pas d'adaptations fixes.

5.5.4. Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Dans cette simulation, nous allons présenter les résultats du rapport signal à bruit estimé à la sortie des deux algorithmes, amélioré 2C-VSSF et classique 2CFNLMS. Tous les résultats du RSB sont présentés dans la table 5.5 et la figure 5.10. Dans cette partie, nous avons utilisé la première source comme un signal de parole constitué d'une phrase phonétiquement équilibrée (locuteur masculin) de fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz, concernant la deuxième source, nous avons utilisé les mêmes types de bruit utilisés de la section précédente. En utilisant les mêmes paramètres de chaque algorithme présentés dans la table 5.3 pour les différentes valeurs du rapport signal à bruit d'entrée $0, 5$ et 10 dB.

Table 5.5 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

Type du bruit	RSB d'entrée en dB	RSB à la sortie en dB		
		Signal bruité	2CFNLMS	2C-VSSF
Blanc	0	2,42	49,78	55,12
	5	6,87	50,56	59,76
	10	11,53	52,21	66,32
USASI	0	1,06	51,65	55,89
	5	5,04	54,76	58,89
	10	10,24	55,88	62,76
Babble	0	2,01	51,67	56,88
	5	5,81	54,98	60,34
	10	11,79	56,66	64,77
Street	0	1,43	51,84	57,56
	5	6,87	53,73	60,12
	10	11,08	56,98	65,04

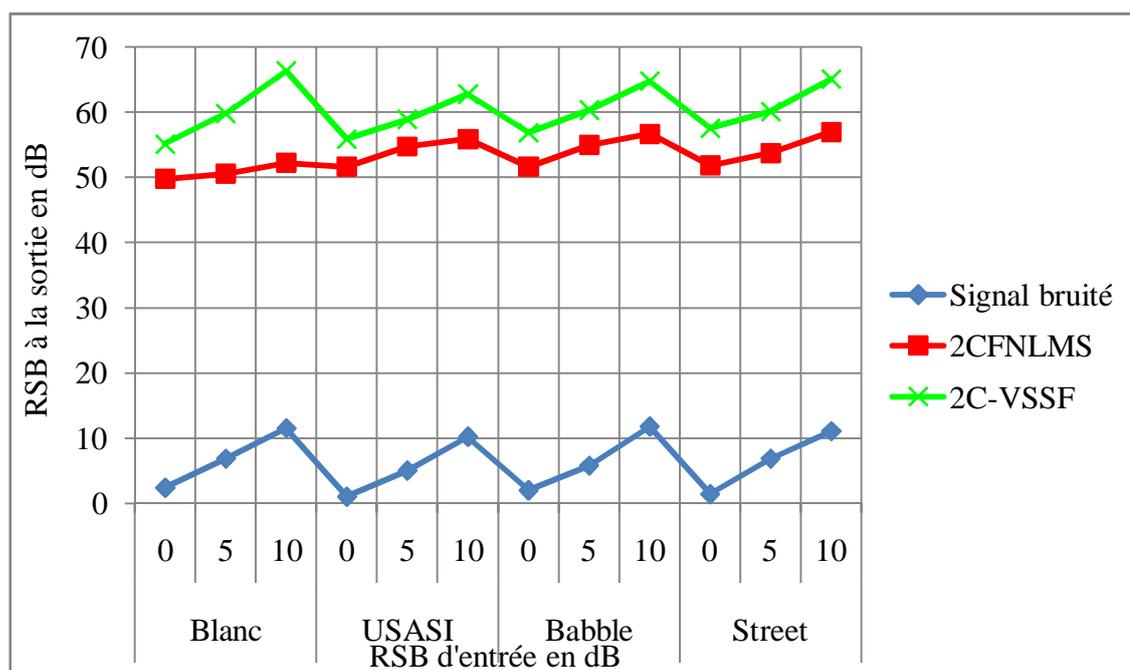


Figure 5.10 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2CFNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

D'après les résultats présentés dans la table 5.5 et la figure 5.10, nous remarquons bien que le RSB calculé à la sortie augmente proportionnellement avec le RSB d'entrée. En utilisant les mêmes résultats, nous voyons clairement la supériorité de l'algorithme 2C-VSSF par rapport à sa version classique et ça pour les différents types du bruit utilisés et différentes valeurs du RSB d'entrée.

5.6. Résultats de simulations de l'algorithme 2C-VSSB

Dans cette section, nous allons présenter tous les résultats de simulations comparatives entre l'algorithme 2C-VSSB et sa version classique (2CBNLMS). Dans cette partie de simulations, nous avons utilisé les mêmes signaux de tests et les mêmes critères de mesures utilisés dans la section précédente.

5.6.1. Évolution du signal estimé et le pas d'adaptation variable

Dans cette section, nous présentons l'évolution temporelle du signal estimé par l'algorithme 2C-VSSB et la variation du pas d'adaptation $\mu_{21}(n)$ du deuxième filtre $w_{21}(n)$. Nous avons utilisé un DAV manuel pour contrôler le filtre $w_{21}(n)$ seulement dans les périodes du silence (bruit seul). Dans la table 5.6, nous présentons tous les signaux de tests et les paramètres de chaque l'algorithme, 2C-VSSB et 2CBNLMS. Tous les résultats obtenus pour l'annulation du bruit sont donnés par les deux figures 5.11 et 5.12.

Table 5.6 : Signaux et paramètres utilisés dans les simulations des deux algorithmes, amélioré (2C-VSSB) et classique (2CBNLMS).

	Paramètres
Signaux originaux	Signal de parole : une phrase en français. Bruit : un bruit blanc, Fréquence d'échantillonnage : 8 kHz.
Signaux bruités (mélange)	Longueur des filtres réels : $L_1 = L_2 = L = 100$, $SNR_1 = 3$ dB, $SNR_2 = 0$ dB,
Algorithme backward à pas d'adaptations fixes (2CBNLMS)	Longueur des filtres adaptatifs: $M_1=M_2=M=100$; Pas d'adaptations fixes: $\mu_{12} = 0.7$; $\mu_{21} = 1$; $\varepsilon = 10^{-6}$
Algorithme backward amélioré à pas d'adaptations variables (2C-VSSB)	Longueur des filtres adaptatifs: $M_1=M_2=M=100$; Initialisation: $\mu_{12,0} = 0.2$; $\mu_{21,0} = 0$. $\mu_{12,max} = 0.7$ et $\mu_{21,max} = 1$; $\lambda_1 = 0.9$ et $\lambda_2 = 0.75$, $\varphi = 0.0002$, $\varepsilon = 10^{-6}$ Pas d'adaptations variables : $\mu_{12}(n)$: relation (5.24), $\mu_{21}(n)$: relation (5.25).

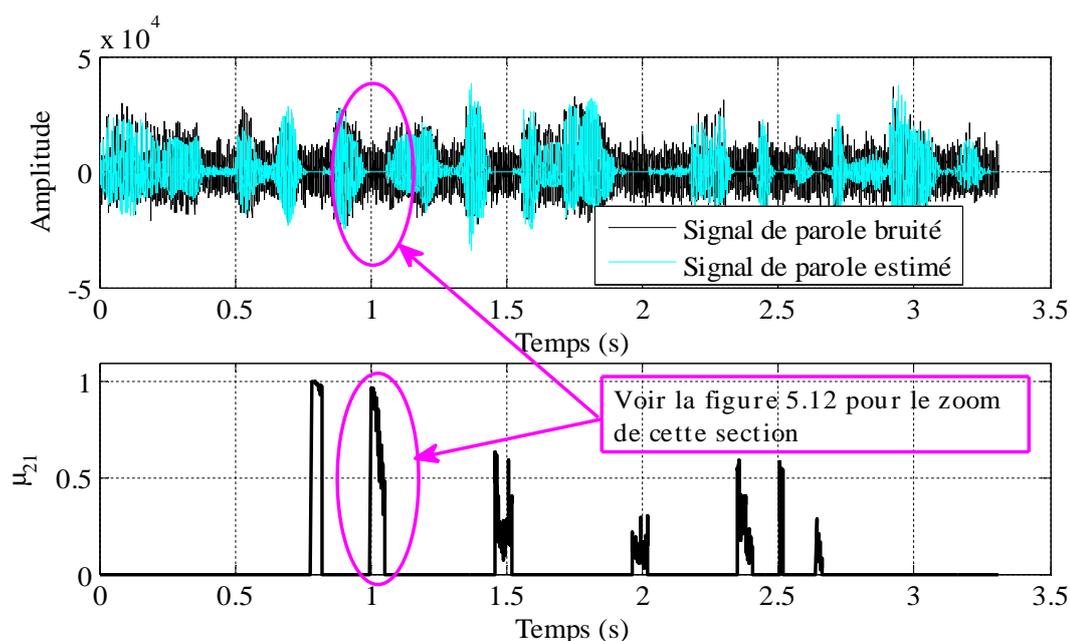


Figure 5.11 : Évolution temporelle de, (en haut) signal de parole $v_1(n)$ estimé par l'algorithme 2C-VSSB et le signal du mélange $p_1(n)$, (en bas) pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$.

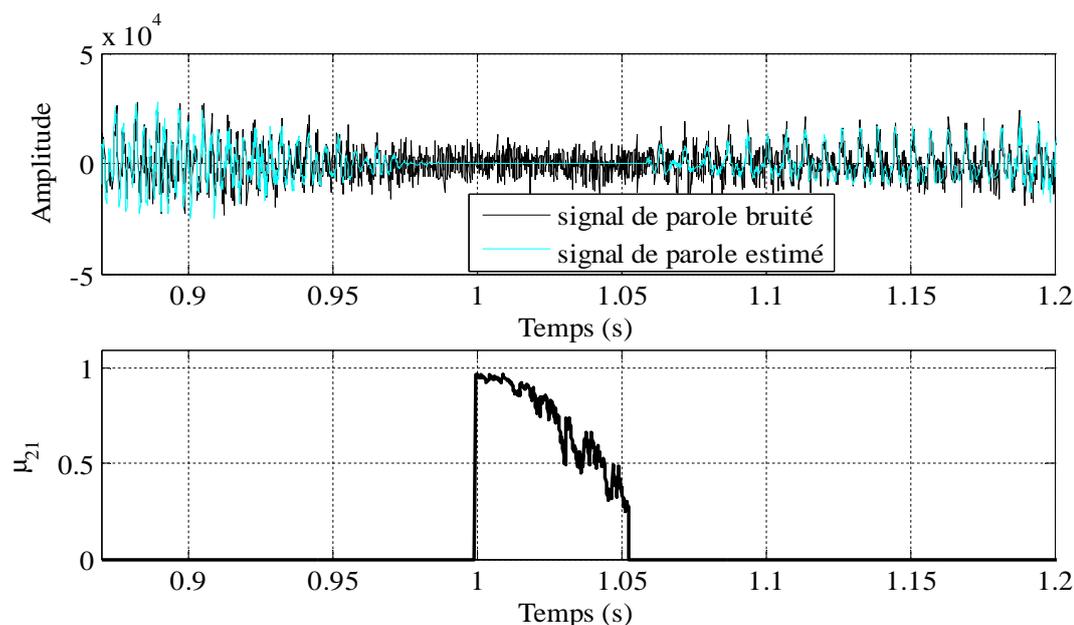


Figure 5.12 : Zoom de la section notée dans la figure 5.11, la section donnée entre 0.87 et 1.2 seconde.

D'après la figure 5.11, nous remarquons bien que le deuxième algorithme 2C-VSSB donne des bons résultats pour l'annulation du bruit. Dans la figure 5.12, nous avons présenté le zoom d'une section notée dans la figure 5.11. Nous avons utilisé le zoom de cette section pour voir clairement la variation du pas d'adaptation $\mu_{21}(n)$. On remarque que le deuxième pas d'adaptation varie en fonction de l'intercorrélation entre les deux signaux estimés à la sortie.

5.6.2. Évaluation du système mismatch (SM)

Pour faire une comparaison et valider la performance de l'algorithme backward 2C-VSSB par rapport à 2CBNLMS, nous avons fait plusieurs simulations en utilisant le système mismatch avec les mêmes paramètres donnés dans la table 5.6. Dans une première simulation, nous avons fixé le rapport signal à bruit d'entrée à $RSB_1=RSB_2= 0$ dB, les résultats sont présentés dans la figure 5.13. Dans les résultats présentés dans la figure 5.14, le RSB est fixé à -3 dB.

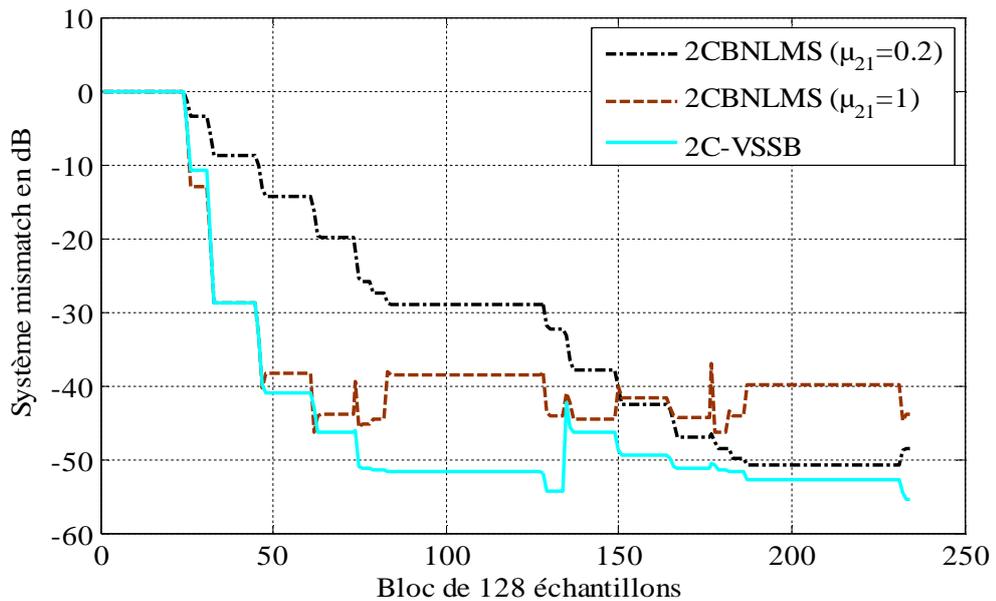


Figure 5.13 : Évaluation de système mismatch du filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1=RSB_2= 0$ dB.

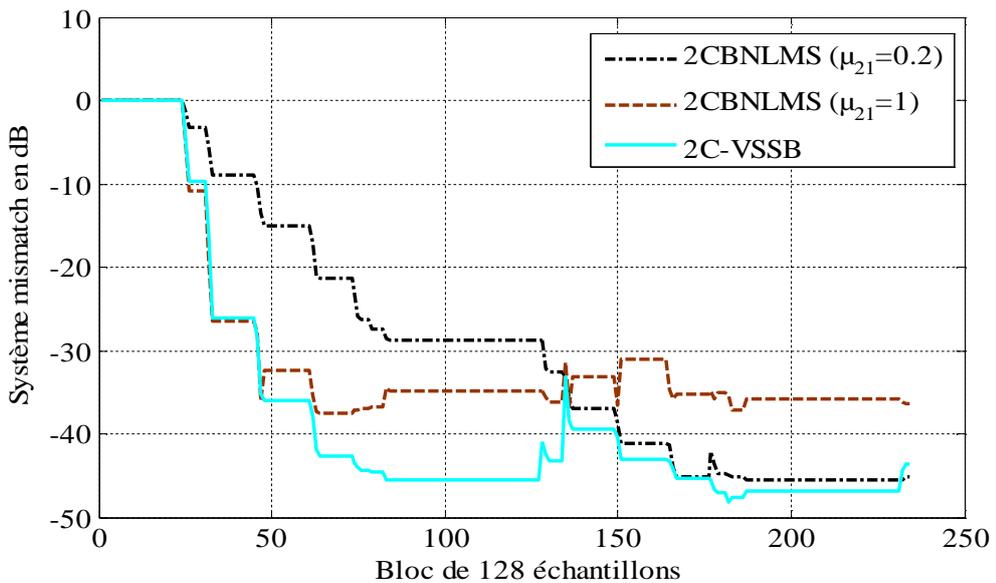


Figure 5.14 : Évaluation de système mismatch du filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1=RSB_2= -3$ dB.

D'après les résultats de simulations du système mismatch obtenus par l'algorithme 2CBNLMS présentés dans les figures 5.13 et 5.14, nous notons la même remarque pour l'algorithme classique forward (2CFNLMS). Quand le pas d'adaptation est grand, la vitesse de la convergence du filtre $w_{21}(n)$ est rapide. Si le pas est faible, ce dernier implique que le signal de parole estimé rencontre une faible distorsion. Concernant l'algorithme 2C-VSSB, en se basant toujours sur les résultats obtenus, on constate que la vitesse de convergence est plus rapide que celle obtenue par l'algorithme 2CBNLMS avec $\mu_{21} = 0.2$. Le niveau du SM obtenu par l'algorithme 2C-VSSB est presque le même que le niveau obtenu par l'algorithme classique avec $\mu_{21} = 0.2$. Donc, nous voyons la supériorité de l'algorithme 2C-VSSB par rapport à l'algorithme 2CBNLMS.

5.6.3. Évaluation de la distance cepstrale (DC)

Dans cette simulation, nous allons présenter les résultats de la DC obtenus par les deux algorithmes. Rappelant que la DC est l'estimation de la distance log-spectre entre le signal original et rehaussé. Nous avons utilisé les mêmes signaux de la section 5.5.3, et les mêmes paramètres présentés dans la table 5.6. Les résultats obtenus sont données dans la table 5.7 et la figure 5.15.

Table 5.7 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

Type du bruit	RSB d'entrée en dB	Distance cepstrale (DC) en dB		
		Signal bruité	2CBNLMS	2C-VSSB
Blanc	0	-2,06	-7,87	-10,45
	5	-3,45	-10,52	-11,88
	10	-5,08	-11,23	-12,75
USASI	0	-1,97	-6,2	-10,35
	5	-3,01	-7,87	-11,6
	10	-4,81	-10,15	-12,87
Babble	0	-2,48	-8,43	-11,74
	5	-3,09	-10,56	-11,89
	10	-4,05	-11,67	-12,55
Street	0	-2,15	-6,98	-11,08
	5	-3,8	-7,89	-12,32
	10	-4,67	-11,33	-13,05

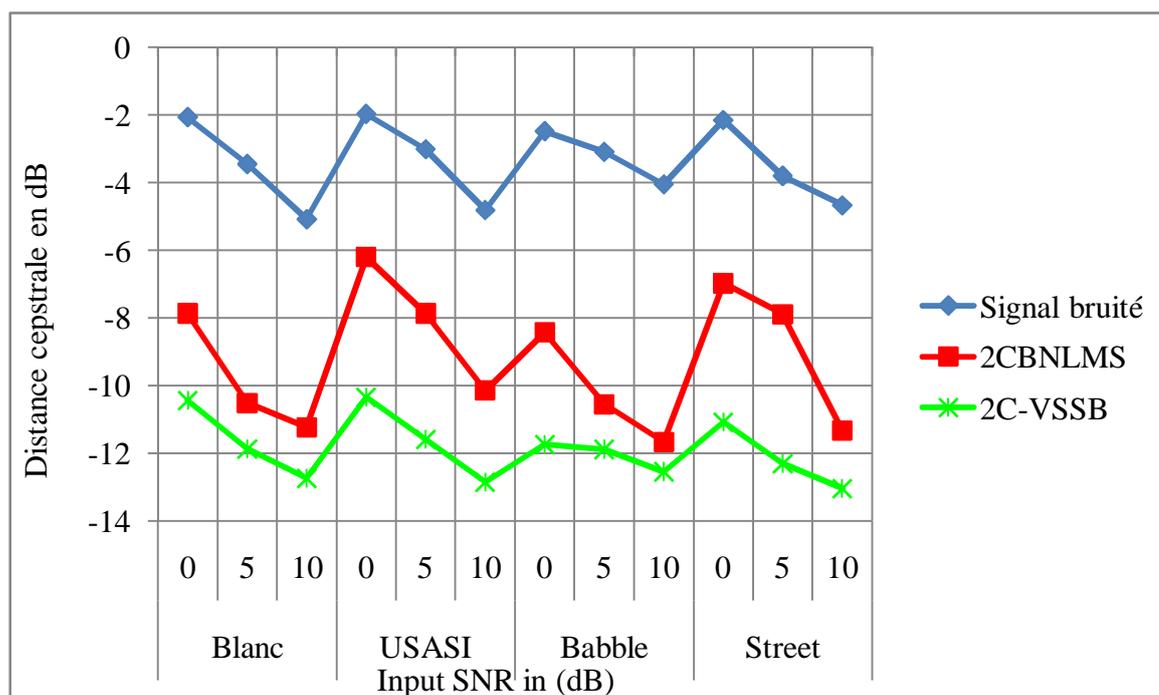


Figure 5.15 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

En se basant sur les résultats présentés dans la table 5.7 et la figure 5.15, nous avons constaté que la qualité du signal de parole estimé est proportionnelle au rapport signal à bruit d'entrée. Nous remarquons aussi que la qualité du signal estimé à la sortie de l'algorithme 2C-VSSB est meilleure par rapport à celle du signal obtenu par l'algorithme classique (2CBNLMS) et ça pour les différentes conditions du mélange (différents types de bruit) et les différents rapports signal à bruit d'entrée (RSB_1 et RSB_2).

5.6.4. Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Pour valider la qualité du signal rehaussé en termes de niveau de la suppression du bruit, nous présentons dans cette section les résultats comparatifs du rapport signal à bruit (RSB) à la sortie obtenus par le deuxième algorithme proposé 2C-VSSB et l'algorithme 2CBNLMS à pas d'adaptations fixes. Ce rapport est calculé seulement dans les périodes de la parole en utilisant un DAV manuel. Les résultats de toutes les simulations des deux algorithmes sont donnés dans la table 5.8 et la figure 5.16. Les paramètres utilisés dans cette section sont les mêmes de la section précédente. Les résultats de simulations de RSB confirment la supériorité de l'algorithme 2C-VSSB par rapport à sa version à pas

d'adaptations fixes (2CBNLMS). Nous notons aussi que le RSB de sortie est directement proportionnel au RSB d'entrée quelque soit le type de bruit utilisé.

Table 5.8 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

Type du bruit	RSB d'entrée en dB	RSB à la sortie en dB		
		Signal bruité	2CBNLMS	2C-VSSB
Blanc	0	2,42	51,98	57,81
	5	6,87	54,87	61,4
	10	11,53	57,24	68,65
USASI	0	1,06	52,99	59,12
	5	5,04	55,86	60,26
	10	10,24	57,07	63,76
Babble	0	2,01	52,74	57,56
	5	5,81	56,04	62,1
	10	11,79	57,81	65,67
Street	0	1,43	53,56	58,11
	5	6,87	54,97	61,86
	10	11,08	57,93	66,98

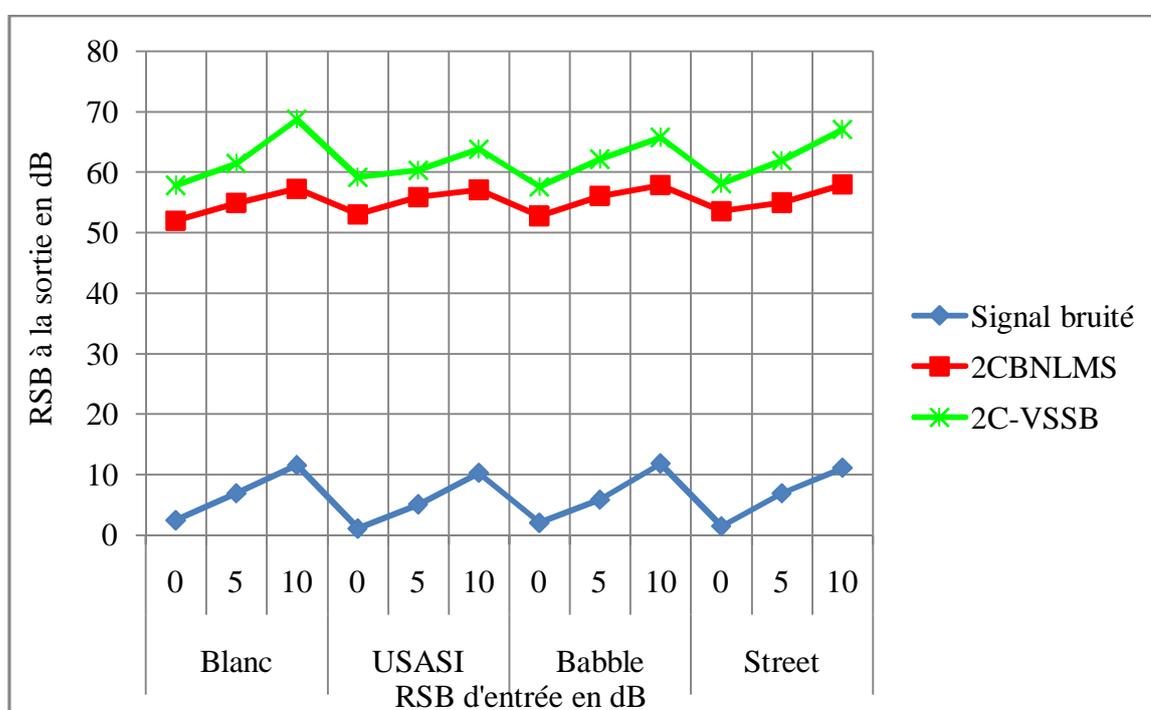


Figure 5.16 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSB et 2CBNLMS, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

5.7. Résultats comparatifs des deux algorithmes bi-capteurs à pas variables

Dans cette section, nous présentons plusieurs résultats comparatifs entre les deux algorithmes proposés, 2C-VSSF et 2C-VSSB. Tous les résultats comparatifs de SM, DC et RSB sont donnés dans les figures 5.17, 5.18 et 5.19.

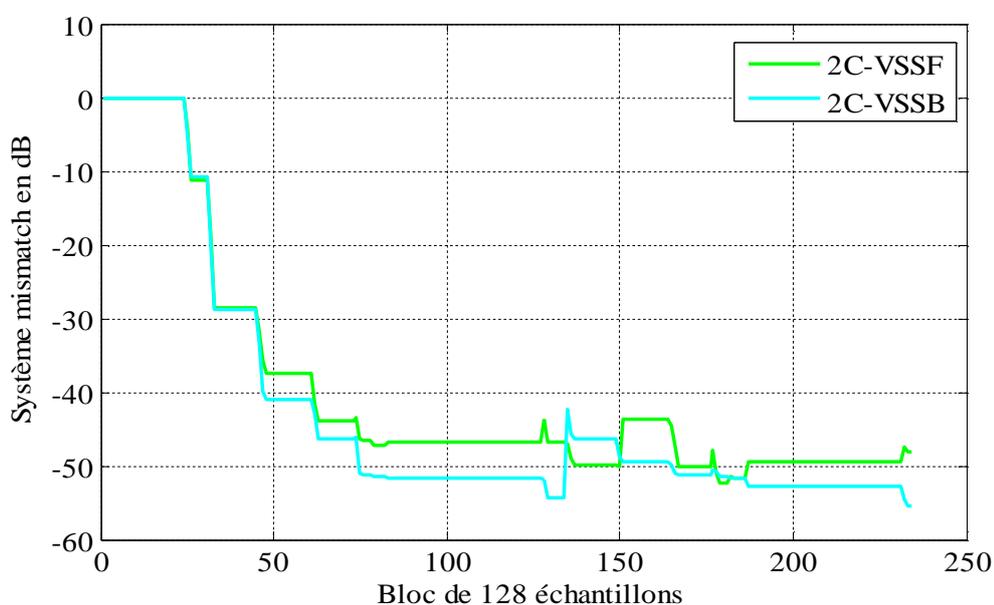


Figure 5.17 : Évaluation de système mismatch du filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0$ dB.

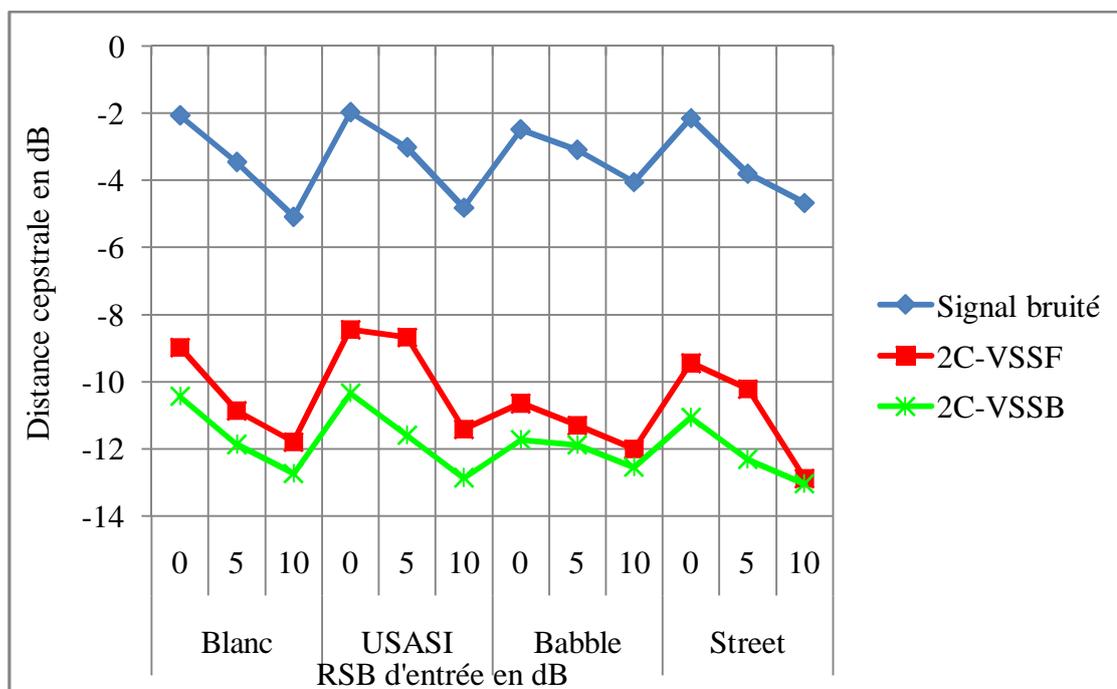


Figure 5.18 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

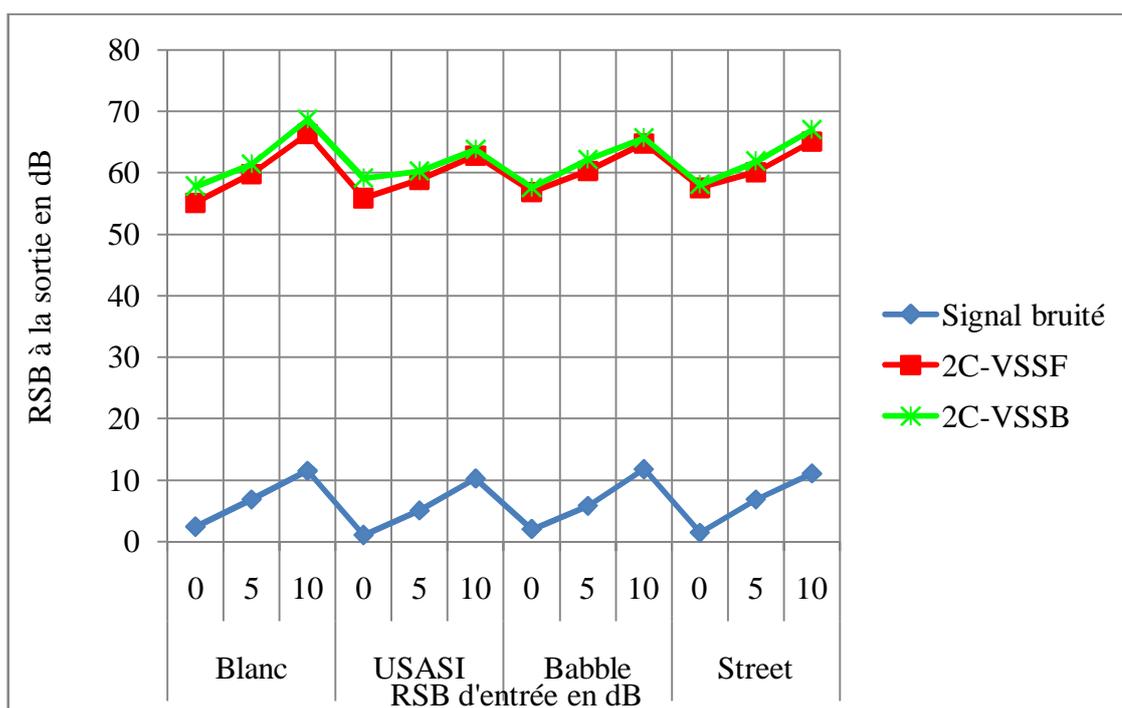


Figure 5.19 : Évaluation du rapport signal à bruit à la sortie obtenue par les deux algorithmes, 2C-VSSF et 2C-VSSB, avec $RSB_1 = RSB_2 = 0, 5$ et 10 dB.

Dans toutes les simulations des deux algorithmes améliorés, nous avons utilisé les paramètres présentés dans les deux tables 5.3 et 5.6, avec les mêmes signaux originaux et bruités et les différents types du bruit.

D'après la figure 5.17, nous remarquons bien que la vitesse de convergence obtenue avec le deuxième algorithme (2C-VSSB) est rapide que celle obtenue par l'autre algorithme (2C-VSSF). Les résultats comparatifs de la DC et du RSB confirment que la qualité du signal de parole estimé à la sortie de l'algorithme 2C-VSSB est meilleure que celle du signal estimé obtenu par l'algorithme 2C-VSSF. Nous avons confirmé l'étude théorique que nous avons fait sur les deux structures forward et backward, c.à.d. le signal de parole estimé par l'algorithme forward est modifié par une quantité (signal distordu).

Finalement, nous pouvons voir clairement la supériorité de l'algorithme 2C-VSSB pour améliorer la vitesse de convergence et minimiser la distorsion du signal rehaussé par rapport à l'algorithme 2C-VSSF et leurs versions classiques à pas d'adaptations fixes.

5.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté deux nouveaux algorithmes bi-capteurs à pas d'adaptations variables (2C-VSSF et 2C-VSSB) pour réduire le bruit acoustique et améliorer la qualité du signal estimé. Premièrement, nous avons donné une analyse, ainsi que la formulation mathématique de chaque algorithme amélioré [119]. Puis nous avons présenté plusieurs résultats de simulations de chaque algorithme à pas variables, comparé avec sa version classique à pas fixes, en utilisant le système mismatch, la distance cepstrale et le rapport signal à bruit de sortie. Les résultats de simulations obtenus ont montré la bonne performance des deux algorithmes proposés en termes de qualité du signal estimé à la sortie. D'après les résultats obtenus par les deux algorithmes 2CFNLMS et 2CBNLMS, si les pas d'adaptations prennent des valeurs grandes, la vitesse de la convergence est rapide mais on observe une grande distorsion. Par contre, avec des valeurs faibles, la vitesse de convergence devient très lente. En utilisant les mêmes résultats, nous avons validé la supériorité des deux algorithmes à pas variables par rapport à leurs versions à pas fixes.

CHAPITRE 6

VERSIONS AMELIOREES DES ALGORITHMES BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE

CHAPITRE 6

VERSIONS AMELIOREES DES ALGORITHMES BI-CAPTEURS EN SOUS-BANDE

6.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter des nouvelles versions améliorées des algorithmes bi-capteurs en sous-bande. Dans les deux chapitres 3 et 4, nous avons présenté deux algorithmes bi-capteurs en sous-bande (2CSF [116, [123] et SBBSS [117]) employés pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Les résultats obtenus confirment la supériorité de ces algorithmes en termes de vitesse de convergence par rapport à leurs versions, forward et backward en pleine bande. Nous avons noté que la vitesse de convergence et la distorsion du signal de parole estimé augmentent proportionnellement avec le nombre de sous-bandes ou bien si les pas d'adaptations fixes prennent des valeurs importantes (grandes valeurs).

D'après l'analyse que nous avons faite et les résultats de simulations présentés dans le chapitre précédent, nous avons constaté que les deux pas d'adaptations fixes des algorithmes bi-capteurs sont des paramètres très importants pour augmenter la vitesse de la convergence et minimiser la distorsion du signal estimé. Alors, il est très intéressant de contrôler les deux filtres adaptatifs par des pas d'adaptations variables. Pour résoudre le problème de la distorsion du signal obtenu par les deux algorithmes en sous-bande, nous proposons d'autres versions modifiées des algorithmes bi-capteurs en sous-bande à pas d'adaptations variables [118], [120]. Dans ce qui suit, nous allons présenter une étude détaillée sur les pas d'adaptations variables proposés et leurs implémentations sur les algorithmes bi-capteurs en sous-bande. Les résultats de simulations présentés dans ce chapitre montrent l'efficacité de ces versions améliorées en termes de minimisation de distorsion par rapport à leurs versions en sous-bande à pas d'adaptations fixes.

6.2. Algorithme SBBSS à pas d'adaptations variables

Premièrement, nous présentons quatre nouvelles versions améliorées de l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (VS-SBBSS : Variable Step-sizes SBBSS) [118]. Dans ces algorithmes, nous proposons de contrôler les deux filtres adaptatifs de l'algorithme SBBSS par des pas d'adaptations variables en utilisant plusieurs critères pour mettre à jour les pas d'adaptations variables.

6.2.1. Diagramme des algorithmes VS-SBBSS

Dans la figure 6.1, nous présentons le diagramme des algorithmes SBBSS à pas d'adaptations variables. Dans chaque algorithme VS-SBBSS, nous utilisons le banc de filtres d'analyse pour décomposer les deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en deux ensembles des sous-signaux décimés $p_{1i,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$ en utilisant un facteur de décimation D égale le nombre de sous-bandes N . Dans chaque itération, nous proposons d'adapter les deux filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ en utilisant respectivement les deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ dans chaque algorithme VS-SBBSS. Dans le dernier étage, le banc de filtres de synthèse est employé pour reconstruire les deux signaux estimés en pleine bande, $v_1(n)$ et $v_2(n)$.

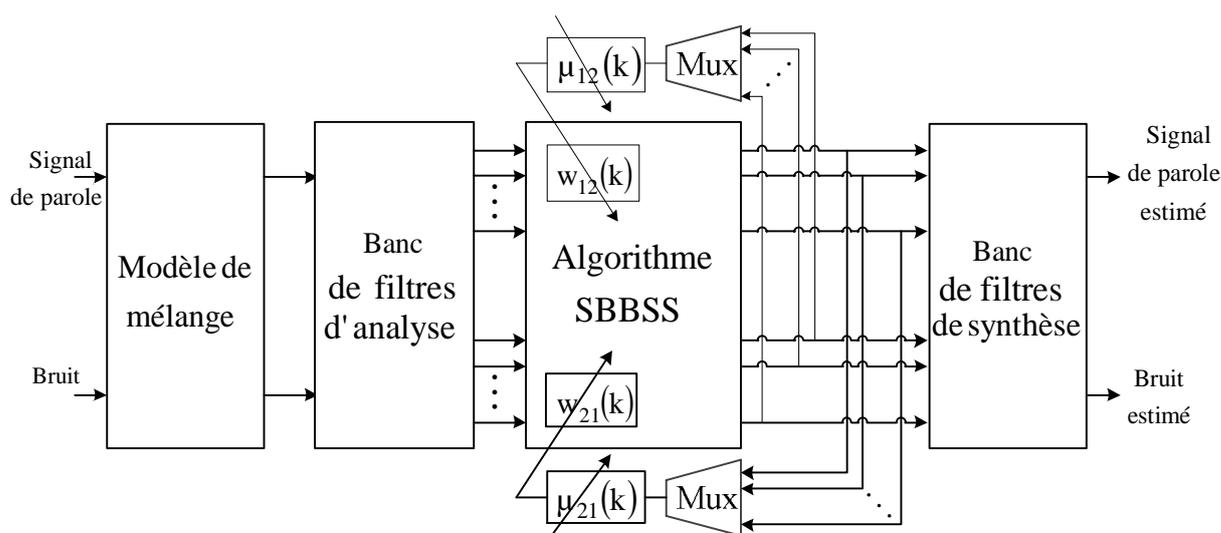


Figure 6.1 : Diagramme des algorithmes SBBSS améliorés (VS-SBBSS) [118].

6.2.2. Formulation des algorithmes SBBSS améliorés

Nous avons proposé les algorithmes SBBSS à pas d'adaptations variables pour minimiser la distorsion du signal de parole estimé à la sortie de l'algorithme SBBSS à pas fixes, où les deux pas d'adaptations variables sont contrôlés par plusieurs critères [121]. Les deux nouvelles équations de mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ de chaque algorithme VS-SBBSS sont données respectivement par les relations suivantes :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12}(k) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{1i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{1i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_{2i,D}(k) \quad (6.1)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21}(k) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_{1i,D}(k) \quad (6.2)$$

où $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ sont des pas d'adaptations variables des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$, respectivement. Dans les prochaines sous-sections, nous allons présenter les formules proposées des pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ utilisés dans chaque algorithme VS-SBBSS. Nous notons ici, que ces pas d'adaptations prennent leurs valeurs entre ($\mu_{12,\min}$ et $\mu_{12,\max}$ pour le filtre $\mathbf{w}_{12}(n)$, $\mu_{21,\min}$ et $\mu_{21,\max}$ pour le filtre $\mathbf{w}_{21}(n)$), et ceci pour assurer une vitesse de convergence rapide vers la solutions optimale de manière plus précise [118],

$$0 < \mu_{12,\min} < \mu_{12}(k) < \mu_{12,\max} < 2 \quad (6.3)$$

$$0 < \mu_{21,\min} < \mu_{21}(k) < \mu_{21,\max} < 2 \quad (6.4)$$

Notant que les valeurs maximales des pas $\mu_{12,\max}$ et $\mu_{21,\max}$ sont choisies pour obtenir une vitesse de convergence maximale des deux filtres adaptatifs, et nous choisissons les valeurs $\mu_{12,\min}$ et $\mu_{21,\min}$ pour obtenir un signal estimé $u_1(n)$ le moins distordu (distorsion minimale). Dans toutes les versions améliorées de l'algorithme backward en sous-bande, les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont contrôlés par un détecteur d'activité vocale (DAV).

6.2.3. Algorithme VS-SBBSS 1

Dans l'algorithme backward en sous-bande (SBBSS), la vitesse de convergence des deux filtres augmente proportionnellement avec les valeurs des pas d'adaptation fixes μ_{12} et μ_{21} . Mais nous notons que le signal de parole estimé est fortement distordu (fluctuation importante). Pour améliorer la qualité du signal estimé à la sortie de cet algorithme, nous proposons d'adapter un critère de minimisation sur les deux pas d'adaptations de l'algorithme SBBSS [108] et [118]. L'algorithme VS-SBBSS 1 est contrôlé par les deux nouveaux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ [118], ces deux pas sont contrôlés par les deux expressions suivantes :

$$\mu_{12}(k) = \begin{cases} \mu_{12,\max} & \text{si } \gamma_{12}(k) > \mu_{12,\max} \\ \mu_{12,\min} & \text{si } \gamma_{12}(k) < \mu_{12,\min} \\ \gamma_{12}(k) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (6.5)$$

$$\mu_{21}(k) = \begin{cases} \mu_{21,\max} & \text{si } \gamma_{21}(k) > \mu_{21,\max} \\ \mu_{21,\min} & \text{si } \gamma_{21}(k) < \mu_{21,\min} \\ \gamma_{21}(k) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (6.6)$$

où $\gamma_{12}(k)$ et $\gamma_{21}(k)$ sont les deux pas d'adaptations de contrôle qui sont estimés respectivement par les formules suivantes :

$$\gamma_{12}(k) = \alpha_1 \gamma_{12}(k-1) + \beta_1 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{[v_{2i,D}(k)]^2}{\|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (6.7)$$

$$\gamma_{21}(k) = \alpha_2 \gamma_{21}(k-1) + \beta_2 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{[v_{1i,D}(k)]^2}{\|\mathbf{v}_{1i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (6.8)$$

où $0 < \alpha_1 < 1$, $\beta_1 > 0$ et $0 < \alpha_2 < 1$, $\beta_2 > 0$ sont des constantes positives utilisées pour contrôler les variations des pas $\gamma_{12}(k)$ et $\gamma_{21}(k)$. En prenant les deux valeurs initiales par $\mu_{12,0} = \mu_{12,\max}$ et $\mu_{21,0} = \mu_{21,\max}$, pour accélérer la vitesse de la convergence, et $\|\mathbf{v}_{1i,D}(k)\|^2$ et $\|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2$ représentent respectivement l'énergie de $i^{\text{ème}}$ sous-signaux estimé $v_{1i,D}(k)$ et $v_{2i,D}(k)$. Dans les périodes du bruit seul, premièrement les grandes valeurs des sous-signaux $v_{1i,D}(k)$ augmentent la valeur

du pas d'adaptation $\mu_{21}(k)$ pour obtenir une vitesse de convergence très rapide. Dans l'autre cas (une petite quantité), le pas d'adaptation réduit la distorsion. Donc, le pas variable est fortement lié aux sous-signaux estimés $v_{i,D}(k)$.

6.2.4. Algorithme VS-SBBSS 2

Dans cette section, nous allons présenter les formules mathématiques du deuxième algorithme SBBSS amélioré (VS-SBBSS 2). Dans ce dernier algorithme, nous proposons de contrôler les deux pas d'adaptations de l'algorithme SBBSS par la fonction d'autocorrélation, ce critère a été proposé dans l'application mono-capteur en pleine bande [109].

Nous nous intéressons au deuxième filtre adaptatif $w_{21}(n)$ qu'est utilisé pour estimer les sous-signaux de la parole $v_{i,D}(k)$. Nous proposons de contrôler les variations du pas d'adaptation $\mu_{21}(k)$ par l'autocorrélation entre les deux valeurs instantanée et passée de chaque sous-signal estimé, $v_{i,D}(k)$ et $v_{i,D}(k-1)$ avec $i = 0, 1, 2, \dots, N-1$. Comme nous avons décrit dans le premier algorithme VS-SBBSS 1, les deux pas d'adaptations sont contrôlés automatiquement par les deux relations (6.5) et (6.6).

Nous utilisons les deux pas de contrôle $\gamma_{12}(k)$ et $\gamma_{21}(k)$ pour contrôler respectivement les deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ du deuxième algorithme (VS-SBBSS2). Les deux formules des deux pas de contrôle sont données par :

$$\gamma_{12}(k) = \alpha_1 \gamma_{12}(k-1) + \beta_1 [a(k)]^2 \quad (6.9)$$

$$\gamma_{21}(k) = \alpha_2 \gamma_{21}(k-1) + \beta_2 [b(k)]^2 \quad (6.10)$$

avec $0 < \alpha_1 < 1$, $\beta_1 > 0$, $0 < \alpha_2 < 1$, $\beta_2 > 0$, et $a(k)$ et $b(k)$ présentent des scalaires réels qui utilisent respectivement les fonctions d'autocorrélations des sous-signaux estimés $v_{i,D}(k)$ et $v_{2i,D}(k)$ [118]. Les formules récursives de $a(k)$ et $b(k)$ sont données par :

$$a(k) = \lambda_1 a(k-1) + (1-\lambda_1) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{[v_{2i,D}(k) v_{2i,D}(k-1)]}{\|v_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (6.11)$$

$$b(k) = \lambda_2 b(k-1) + (1-\lambda_2) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{[v_{1i,D}(k) v_{1i,D}(k-1)]}{\|v_{1i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad (6.12)$$

où $\|v_{1i,D}(k)\|^2$ et $\|v_{2i,D}(k)\|^2$ représentent respectivement l'énergie de $i^{\text{ème}}$ sous-signal estimé $v_{1i,D}(k)$ et $v_{2i,D}(k)$. λ_1 et λ_2 sont des paramètres de contrôles prennent leurs valeurs entre 0 et 1.

6.2.5. Algorithme VS-SBBSS 3

Le troisième algorithme (VS-SBBSS 3) est basé sur la fonction d'autocorrélation des sous-signal estimé. Dans cet algorithme, nous proposons d'utiliser et appliquer un critère d'autocorrélation [110] sur l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande pour estimer les deux pas d'adaptations optimaux. Comme dans les deux premiers algorithmes proposés, on utilise les relations (6.5) et (6.6) pour contrôlés automatiquement les deux pas d'adaptations variables.

Ce nouvel algorithme est une modification du deuxième algorithme (VS-SBBSS 2), en utilisant la même fonction d'autocorrélation [110], mais maintenant entre la valeur instantanée et les M valeurs passées de chaque sous-signal estimé à la sortie de la structure backward en sous-bande (notant que M est la taille du filtre adaptatif). Nous utilisons cet algorithme proposé pour contrôler les deux pas d'adaptations variables, ceci pour but de réduire la distorsion du signal de parole estimé par l'algorithme SBBSS. Nous proposons les deux relations suivantes pour adapter les deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ de troisième algorithme [118]:

$$\gamma_{12}(k) = \alpha_1 \gamma_{12}(k-1) + \beta_1 \sum_{i=0}^{N-1} c_i(k) \quad (6.13)$$

$$\gamma_{21}(k) = \alpha_2 \gamma_{21}(k-1) + \beta_2 \sum_{i=0}^{N-1} d_i(k) \quad (6.14)$$

où $c_i(k)$ et $d_i(k)$ sont des scalaires de moyenne quadratiques de chaque fonction d'autocorrélation entre,

$v_{2i,D}(k)$ et $[v_{2i,D}(k-1), \dots, v_{2i,D}(k-M+1)]$ pour calculer $c_i(k)$, et $v_{1i,D}(k)$ et $[v_{1i,D}(k-1), \dots, v_{1i,D}(k-M+1)]$ pour calculer $d_i(k)$.

Donc, nous proposons d'estimer les deux scalaires $c_i(k)$ et $d_i(k)$ par les deux formules suivantes [118], [124]:

$$c_i(k) = \lambda_1 c_i(k-1) + (1-\lambda_1) \sum_{j=0}^{M-1} \frac{[v_{2i,D}(k) v_{2i,D}(k-j)]^2}{\|v_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad \text{pour } i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6.15)$$

$$d_i(k) = \lambda_2 d_i(k-1) + (1-\lambda_2) \sum_{j=0}^{M-1} \frac{[v_{1i,D}(k) v_{1i,D}(k-j)]^2}{\|v_{1i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad \text{pour } i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6.16)$$

avec λ_1 et λ_2 sont des paramètres de contrôle sont donnés par $0 < \lambda_1 < 1$ et $0 < \lambda_2 < 1$.

6.2.6. Algorithme VS-SBBSS 4

Dans cette section, nous allons présenter les différentes formules mathématiques du quatrième algorithme amélioré (VS-SBBSS 4). Premièrement nous utilisons l'algorithme SBBSS avec pas d'adaptations fixes, en prenant les deux critères de déviation quadratique moyenne qui sont données par les deux relations (4.47) et (4.48).

À l'optimum, $c_1(k) - c_1(k-1) < 0$ et $c_2(k) - c_2(k-1) < 0$, nous utilisons les deux relations (4.49) et (4.50), on peut définir respectivement les deux valeurs optimales des deux pas d'adaptations $\mu_{12,opt}$ et $\mu_{21,opt}$ comme suit :

$$0 < \mu_{12,opt} < 2 \Delta_{12}(k) \quad (6.17)$$

$$0 < \mu_{21,opt} < 2 \Delta_{21}(k) \quad (6.18)$$

où $\Delta_{12}(k)$ et $\Delta_{21}(k)$ sont des quantités dépendent respectivement des valeurs *a priori* et *a posteriori* des deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$. En utilisant les relations (4.49) et (4.50) et les deux relations (6.17) et (6.18), ces deux qualités estimés sont données exactement par :

$$\Delta_{12}(\mathbf{k}) = \left[\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \mathbb{E} \left[\left\{ \boldsymbol{\epsilon}_1^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{li,D}(\mathbf{k}) \right\} v_{2i,D}(\mathbf{k}) / \|\mathbf{v}_{li,D}(\mathbf{k})\|^2 \right]^2 \right]}{\sum_{i=0}^{N-1} \mathbb{E} \left[v_{2i,D}^2(\mathbf{k}) / \|\mathbf{v}_{li,D}(\mathbf{k})\|^2 \right]} \right] \quad (6.19)$$

$$\Delta_{21}(\mathbf{k}) = \left[\frac{\sum_{i=0}^{N-1} \mathbb{E} \left[\left\{ \boldsymbol{\epsilon}_2^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \right\} v_{li,D}(\mathbf{k}) / \|\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k})\|^2 \right]^2 \right]}{\sum_{i=0}^{N-1} \mathbb{E} \left[v_{li,D}^2(\mathbf{k}) / \|\mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k})\|^2 \right]} \right] \quad (6.20)$$

Dans chaque sous-bande, nous définissons un sous-signal d'erreur $\left\{ \boldsymbol{\epsilon}_2^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \right\}$ lié aux coefficients du filtre adaptatif $w_{21}(\mathbf{k})$. Ce sous-signal d'erreur doit être strictement inférieur au sous-signal de parole estimé, c.à.d. $\left\{ \boldsymbol{\epsilon}_2^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{2i,D}(\mathbf{k}) \right\} < v_{li,D}(\mathbf{k})$. Dans l'autre côté, on a $\left\{ \boldsymbol{\epsilon}_1^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{v}_{li,D}(\mathbf{k}) \right\} < v_{2i,D}(\mathbf{k})$. Avec ces deux conditions, les deux quantités $\Delta_{12}(\mathbf{k})$ et $\Delta_{21}(\mathbf{k})$ doivent être inférieures à 1 [118], c.à.d. $\Delta_{12}(\mathbf{k}) < 1$ et $\Delta_{21}(\mathbf{k}) < 1$.

Donc les deux pas d'adaptations $\mu_{12,opt}$ et $\mu_{21,opt}$ sont limités et donnés par :

$$0 < \mu_{12,min} < \mu_{12,opt} < \mu_{12,max} < 2 \Delta_{12}(\mathbf{k}) \quad (6.21)$$

$$0 < \mu_{21,min} < \mu_{21,opt} < \mu_{21,max} < 2 \Delta_{21}(\mathbf{k}) \quad (6.22)$$

Dans la suite, nous allons présenter les différentes formules du quatrième algorithme VS-SBBSS 4. En utilisant un nouvel critère pour estimer les deux quantités $\Delta_{12}(\mathbf{k})$ et $\Delta_{21}(\mathbf{k})$ [103]. Nous proposons d'estimer les deux quantités respectivement par $\tilde{\Delta}_{12}(\mathbf{k})$ et $\tilde{\Delta}_{21}(\mathbf{k})$ [103], [118]. Ces quantités sont estimées par les formules suivantes :

$$\tilde{\Delta}_{12}(\mathbf{k}) = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\|\mathbf{r}_i(\mathbf{k})\|^2}{\|\mathbf{r}_i(\mathbf{k})\|^2 + \rho_1} \quad (6.23)$$

$$\tilde{\Delta}_{21}(\mathbf{k}) = \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\|\mathbf{q}_i(\mathbf{k})\|^2}{\|\mathbf{q}_i(\mathbf{k})\|^2 + \rho_2} \quad (6.24)$$

Les valeurs estimées des deux quantités $\tilde{\Delta}_{12}(\mathbf{k})$ et $\tilde{\Delta}_{21}(\mathbf{k})$ doivent être strictement inférieures à 1.

où ρ_1 et ρ_2 sont des constantes positives. $\mathbf{q}_i(k)$ et $\mathbf{r}_i(k)$ sont des vecteurs ($M \times 1$) avec $i=0,1,2,\dots,N-1$. Nous proposons d'estimer ces deux vecteurs par les relations suivantes [103], [118], [124]:

$$\mathbf{r}_i(k) = \lambda_1 \mathbf{r}_i(k-1) + (1-\lambda_1) \mathbf{v}_{2i,D}(k) \frac{\mathbf{v}_{i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad \text{pour } i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6.25)$$

$$\mathbf{q}_i(k) = \lambda_2 \mathbf{q}_i(k-1) + (1-\lambda_2) \mathbf{v}_{i,D}(k) \frac{\mathbf{v}_{2i,D}(k)}{\|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \quad \text{pour } i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6.26)$$

Donc, nous utilisons les deux quantités estimées $\tilde{\Delta}_{12}(k)$ et $\tilde{\Delta}_{21}(k)$ pour calculer les deux pas d'adaptations de contrôle $\gamma_{12}(k)$ et $\gamma_{21}(k)$ [103], [118]. Ces deux pas sont données par :

$$\gamma_{12}(k) = \mu_{12,\max} \tilde{\Delta}_{12}(k) \quad (6.27)$$

$$\gamma_{21}(k) = \mu_{21,\max} \tilde{\Delta}_{21}(k) \quad (6.28)$$

Nous utilisons les deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ pour mettre à jour respectivement les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ de l'algorithme VS-SBBSS 4. Ces deux pas d'adaptation variables sont données par :

$$\mu_{12}(k) = \begin{cases} \mu_{12,\min} & \text{si } \gamma_{12}(k) < \mu_{12,\min} \\ \gamma_{12}(k) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (6.29)$$

$$\mu_{21}(k) = \begin{cases} \mu_{21,\min} & \text{si } \gamma_{21}(k) < \mu_{21,\min} \\ \gamma_{21}(k) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (6.30)$$

6.3. Résumé des algorithmes VS-SBBSS

Dans la table 6.1, nous présentons toutes les formules mathématiques des filtres adaptatifs et des signaux estimés dans l'algorithme backward bi-capteurs en sous bande à pas d'adaptations variables. Les pas d'adaptations variables de chaque algorithme proposé VS-SBBSS (1, 2, 3 et 4) sont données dans la table 6.2.

Table 6.1 : Algorithmes SBBSS à pas d'adaptations variables (VS-SBBSS) [118].

Paramètres et variables

N : Nombre de sous-bandes,

L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse,

M : Taille des deux filtres $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$,

Pas d'adaptations, $0 < \mu_{12}(k) < 2$ et $0 < \mu_{21}(k) < 2$,

ε : Petite constant positive.

$$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]^T \quad \mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]^T$$

$$\boldsymbol{\psi}_{1i}(n) = [v_{1i}(n), v_{1i}(n-1), \dots, v_{1i}(n-L+1)]^T \quad \boldsymbol{\psi}_{2i}(n) = [v_{2i}(n), v_{2i}(n-1), \dots, v_{2i}(n-L+1)]^T$$

$$\mathbf{v}_{1i,D}(k) = [v_{1i,D}(k), \dots, v_{1i,D}(k-M+1)]^T \quad \mathbf{v}_{2i,D}(k) = [v_{2i,D}(k), \dots, v_{2i,D}(k-M+1)]^T$$

$$p_{1i,D}(k) = p_{1i}(kN)$$

$$p_{2i,D}(k) = p_{2i}(kN)$$

$$v_{1i}(n) = \begin{cases} v_{1i,D}(k/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

$$v_{2i}(n) = \begin{cases} v_{2i,D}(k/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Pour $n = 0, 1, 2, 3, \dots$

Analyse :

$$\mathbf{p}_{1i}(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_1(n), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

$$\mathbf{p}_{2i}(n) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_2(n), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

Synthèse :

$$v_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \boldsymbol{\psi}_{1i}(n)$$

$$v_2(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \boldsymbol{\psi}_{2i}(n)$$

Pour $k = 0, 1, 2, 3, \dots$

Estimation des sous-signaux de sortie :

$$v_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21}^T(k-1) \mathbf{v}_{2i,D}(k), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

$$v_{2i,D}(k) = p_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12}^T(k-1) \mathbf{v}_{1i,D}(k), \quad i = 0, 1, \dots, N-1$$

Equations des pas d'adaptations variables :

$$\mu_{12}(k) = \begin{cases} \mu_{12,\max} & \text{si } \gamma_{12}(k) > \mu_{12,\max} \\ \mu_{12,\min} & \text{si } \gamma_{12}(k) < \mu_{12,\min} \\ \gamma_{12}(k) & \text{ailleurs} \end{cases} \quad \mu_{21}(k) = \begin{cases} \mu_{21,\max} & \text{si } \gamma_{21}(k) > \mu_{21,\max} \\ \mu_{21,\min} & \text{si } \gamma_{21}(k) < \mu_{21,\min} \\ \gamma_{21}(k) & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12}(k) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{1i,D}(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{v}_{1i,D}(k)\|^2} v_{2i,D}(k)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21}(k) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{v}_{2i,D}(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{v}_{2i,D}(k)\|^2} v_{1i,D}(k)$$

fin

Table 6.2 : Pas d'adaptations variables proposés [118].

Paramètres de contrôle	
$0 < \alpha_1 < 1$ et $0 < \alpha_2 < 1$, $\beta_1 > 0$ et $\beta_2 > 0$, $0 < \lambda_1 < 1$ et $0 < \lambda_2 < 1$, $\rho_1 > 0$ et $\rho_2 > 0$	
VS-SBBSS 1	VS-SBBSS 2
$\begin{cases} \gamma_{12}(k) = \alpha_1 \gamma_{12}(k-1) + \beta_1 \frac{\sum_{i=0}^{N-1} [v_{2i,D}(k)]^2}{\ \mathbf{v}_{2i,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \\ \gamma_{21}(k) = \alpha_2 \gamma_{21}(k-1) + \beta_2 \frac{\sum_{i=0}^{N-1} [v_{li,D}(k)]^2}{\ \mathbf{v}_{li,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \end{cases}$	$\begin{cases} \gamma_{12}(k) = \alpha_1 \gamma_{12}(k-1) + \beta_1 [a(k)]^2 \\ \gamma_{21}(k) = \alpha_2 \gamma_{21}(k-1) + \beta_2 [b(k)]^2 \\ a(k) = \lambda_1 a(k-1) + (1-\lambda_1) \frac{\sum_{i=0}^{N-1} [v_{2i,D}(k) v_{2i,D}(k-1)]}{\ \mathbf{v}_{2i,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \\ b(k) = \lambda_2 b(k-1) + (1-\lambda_2) \frac{\sum_{i=0}^{N-1} [v_{li,D}(k) v_{li,D}(k-1)]}{\ \mathbf{v}_{li,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \end{cases}$
VS-SBBSS 3	VS-SBBSS 4
$\begin{cases} \gamma_{12}(k) = \alpha_1 \gamma_{12}(k-1) + \beta_1 \sum_{i=0}^{N-1} c_i(k) \\ \gamma_{21}(k) = \alpha_2 \gamma_{21}(k-1) + \beta_2 \sum_{i=0}^{N-1} d_i(k) \\ c_i(k) = \lambda_1 c_i(k-1) + (1-\lambda_1) \frac{\sum_{j=0}^{M-1} [v_{2i,D}(k) v_{2i,D}(k-j)]^2}{\ \mathbf{v}_{2i,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \\ d_i(k) = \lambda_2 d_i(k-1) + (1-\lambda_2) \frac{\sum_{j=0}^{M-1} [v_{li,D}(k) v_{li,D}(k-j)]^2}{\ \mathbf{v}_{li,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \end{cases}$	$\begin{cases} \gamma_{12}(k) = \mu_{12,\max} \tilde{\Delta}_{12}(k) \\ \gamma_{21}(k) = \mu_{21,\max} \tilde{\Delta}_{21}(k) \\ \tilde{\Delta}_{12}(k) = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} \ \mathbf{r}_i(k)\ ^2}{\sum_{i=0}^{N-1} \ \mathbf{r}_i(k)\ ^2 + \rho_1} \\ \tilde{\Delta}_{21}(k) = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} \ \mathbf{q}_i(k)\ ^2}{\sum_{i=0}^{N-1} \ \mathbf{q}_i(k)\ ^2 + \rho_2} \\ \mathbf{r}_i(k) = \lambda_1 \mathbf{r}_i(k-1) + (1-\lambda_1) v_{2i,D}(k) \frac{\mathbf{v}_{li,D}(k)}{\ \mathbf{v}_{li,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \\ \mathbf{q}_i(k) = \lambda_2 \mathbf{q}_i(k-1) + (1-\lambda_2) v_{li,D}(k) \frac{\mathbf{v}_{2i,D}(k)}{\ \mathbf{v}_{2i,D}(k)\ ^2 + \varepsilon} \end{cases}$

6.4. Algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables

Dans l'algorithme 2CSF, les deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ sont contrôlés respectivement par les deux pas d'adaptations fixes μ_{12} et μ_{21} . Nous notons que la vitesse de la convergence et la distorsion du signal estimé sont fortement liées au choix des valeurs des deux pas fixes (μ_{12} et μ_{21}) et le nombre de sous-bandes N , c.à.d. la vitesse de la convergence et la distorsion augmentent proportionnellement avec les valeurs des pas d'adaptations fixes et le nombre de sous-bandes. Dans cette section, nous présentons un nouvel algorithme forward bi-capteurs en sous-bande à pas d'adaptations variables (VSS-2CSF : Variable Step-Sizes 2CSF) [120]. Nous avons proposé cet algorithme pour résoudre le problème de distorsion du signal estimé par l'algorithme 2CSF à pas fixes. Nous proposons de contrôler les pas variables par le critère de décorrélation calculé entre l'ensemble des sous-signaux estimés à la sortie de l'algorithme 2CSF.

6.4.1. Diagramme de l'algorithme VSS-2CSF

Dans la figure 6.2, nous présentons le diagramme global de l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande à pas d'adaptations variables (VSS-2CSF).

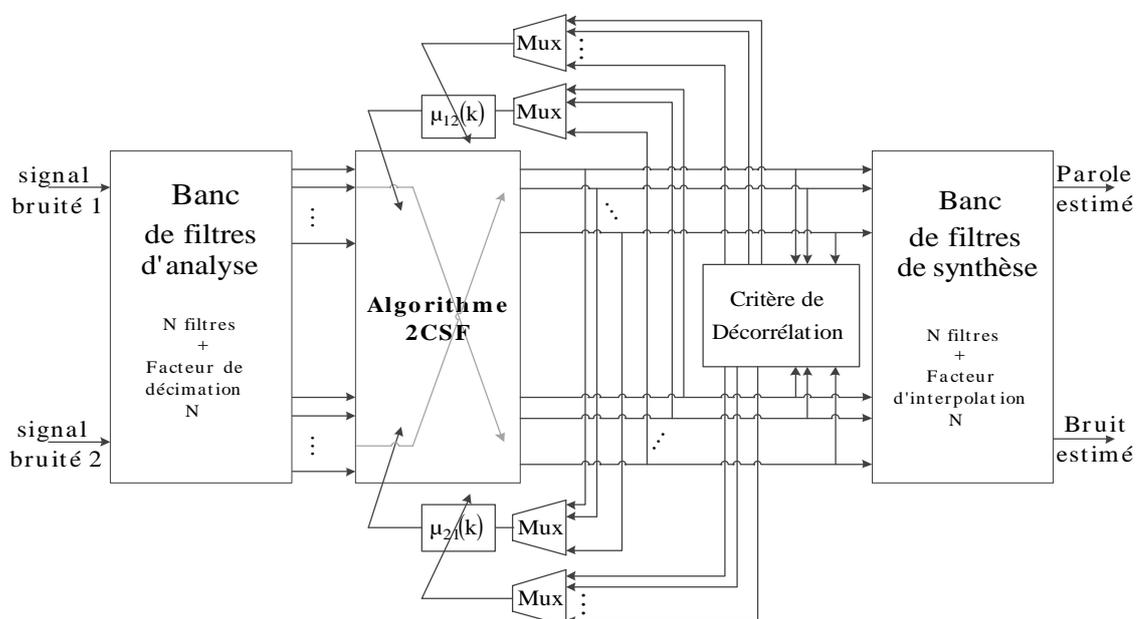


Figure 6.2 : Diagramme de l'algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables [120].

Dans ce diagramme, on a quatre blocs:

- (i) Banc de filtres d'analyse,
- (ii) Bloc d'adaptation en sous-bande,
- (iii) Bloc de décorrélation utilisé pour contrôler les variations des pas d'adaptations variables,
- (iv) Banc de filtres de synthèse.

6.4.2. Description mathématiques de l'algorithme VSS-2CSF

Le schéma détaillé de l'algorithme VSS-2CSF est présenté dans la figure 6.3. Nous proposons de contrôler les deux pas d'adaptations variables par l'estimation de la fonction d'intercorrélacion entre ensemble des sous-signaux décimés $u_{i,D}(k)$ et $u_{2i,D}(k)$.

Dans l'algorithme VSS-2CSF [120], les deux formules de la mise à jour des deux filtres adaptatifs $w_{12}(k)$ et $w_{21}(k)$ sont données respectivement par :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12}(k) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{i1,D}(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{p}_{i1}(k)\|^2} u_{2i,D}(k) \quad (6.31)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21}(k) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{i2,D}(k)}{\varepsilon + \|\mathbf{p}_{i2}(k)\|^2} u_{1i,D}(k) \quad (6.32)$$

où les deux pas d'adaptations fixes (μ_{12} et μ_{21}) de l'algorithme 2CSF deviennent variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$, c.à.d. $\mu_{12} \longrightarrow \mu_{12}(k)$ et $\mu_{21} \longrightarrow \mu_{21}(k)$.

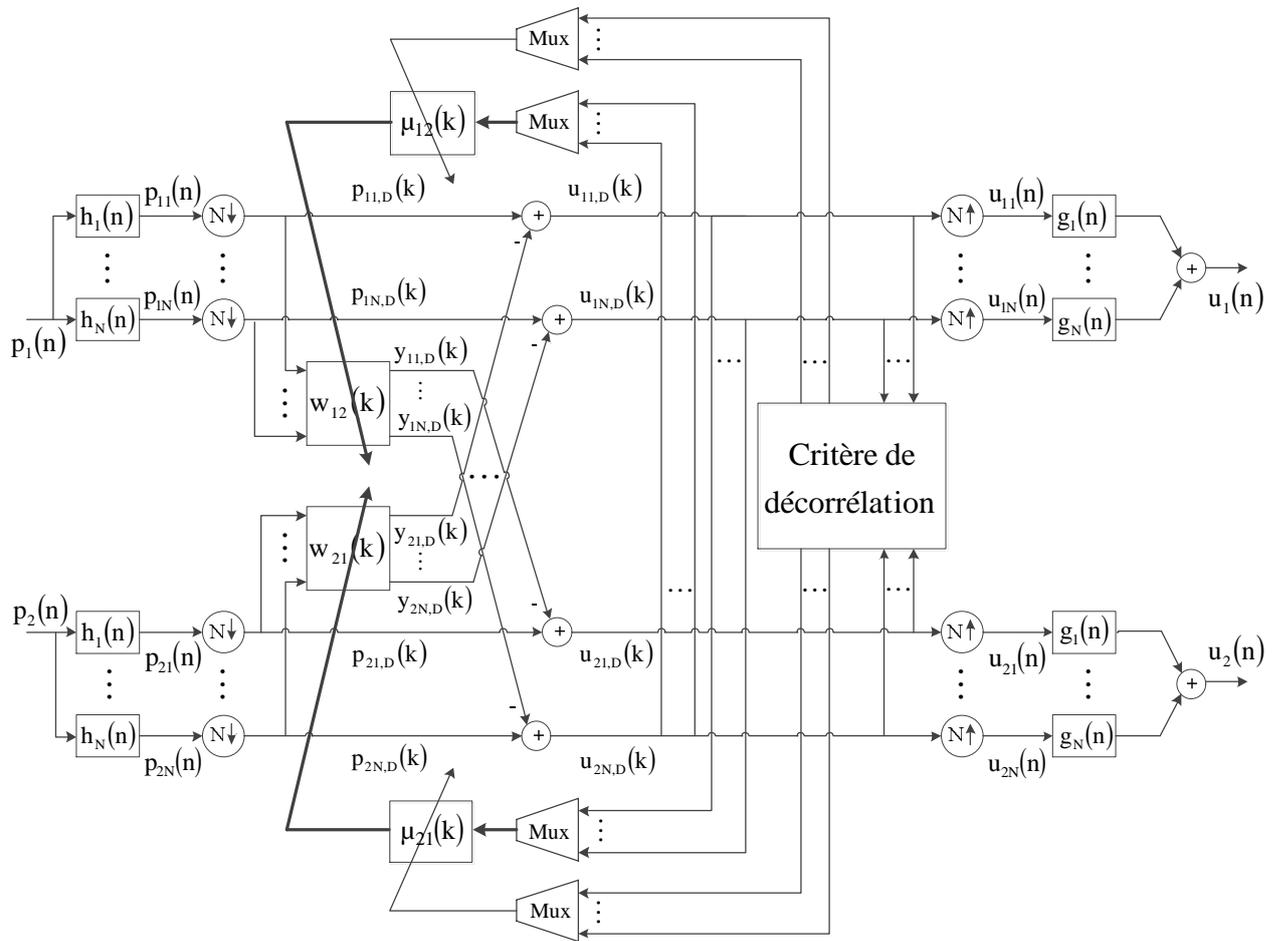


Figure 6.3 : Schéma détaillé de l'algorithme VSS-2CSF [120].

En utilisant les deux équations (3.33) et (3.37), nous proposons d'estimer exactement les deux valeurs optimales des deux pas d'adaptations par une fonction d'intercorrélacion entre les sous-signaux estimés à la sortie, $u_{i1,D}(k)$ et $u_{2i,D}(k)$.

Les deux nouveaux pas d'adaptations variables proposés $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$ sont estimés respectivement par :

$$\mu_{12}(k) = \mu_{12,\max} f_1(\mathbf{C}_{12}(k)) \quad (6.33)$$

$$\mu_{21}(k) = \mu_{21,\max} f_2(\mathbf{C}_{21}(k)) \quad (6.34)$$

où $\mu_{12,\max}$ et $\mu_{21,\max}$ sont des valeurs positifs les plus grandes des deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$, respectivement . Ces deux scalaires prennent leurs valeurs entre 0 et 2,

$$0 < \mu_{12}(k) < \mu_{12,\max} < 2 ,$$

$$0 < \mu_{21}(k) < \mu_{21,\max} < 2 .$$

Cependant, les deux paramètres $\mathbf{C}_{12}(k)$ et $\mathbf{C}_{21}(k)$ sont des fonctions d'intercorrélacion entre les deux ensembles des sous-signaux estimés $u_{i,D}(k)$ et $u_{2i,D}(k)$, c.à.d.

$$\mathbf{C}_{12}(k) = \sum_{i=0}^{N-1} E[u_{2i,D}(k) u_{i,D}^*(k-m)] \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (6.35)$$

$$\mathbf{C}_{21}(k) = \sum_{i=0}^{N-1} E[u_{i,D}(k) u_{2i,D}^*(k-m)] \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (6.36)$$

où $f_1(\bullet)$ et $f_2(\bullet)$ sont des fonctions de contrôle, ces fonctions sont utilisées pour contrôler respectivement les variations des pas d'adaptations, $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$. Par exemple, pour estimer les premiers sous-signaux $u_{i,D}(n)$, le deuxième filtre $w_{21}(k)$ est adapté seulement dans les périodes du bruit seul (périodes de silence), par contre les coefficients du premier filtre adaptatif $w_{12}(k)$ sont ajustés seulement dans les périodes de la parole. De plus, pour améliorer la performance de l'algorithme 2CSF dans les périodes du bruit seul, nous proposons d'estimer les deux fonctions $f_1(\bullet)$ et $f_2(\bullet)$ selon les relations suivantes :

$$f_1(\mathbf{C}_{12}(k)) = \frac{\|\mathbf{C}_{12}(k)\|^2}{\|\mathbf{C}_{12}(k)\|^2 + \delta} \quad (6.37)$$

$$f_2(\mathbf{C}_{21}(k)) = \frac{\|\mathbf{C}_{21}(k)\|^2}{\|\mathbf{C}_{21}(k)\|^2 + \delta} \quad (6.38)$$

où δ est une constante positive. Par l'insertion des deux équations (6.37) dans (6.38) respectivement dans les deux (6.33) et (6.34) [120], nous obtenons les deux formules des deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(k)$ et $\mu_{21}(k)$:

$$\mu_{12}(k) = \mu_{12,\max} \frac{\|\mathbf{C}_{12}(k)\|^2}{\|\mathbf{C}_{12}(k)\|^2 + \delta} \quad (6.39)$$

$$\mu_{21}(k) = \mu_{21,\max} \frac{\|\mathbf{C}_{21}(k)\|^2}{\|\mathbf{C}_{21}(k)\|^2 + \delta} \quad (6.40)$$

Nous proposons d'introduire une modification sur l'estimation des deux paramètres des fonctions d'intercorrélation $\mathbf{C}_{12}(k)$ et $\mathbf{C}_{21}(k)$, ces paramètres deviennent :

$$\mathbf{C}_{12}(k) = \lambda_1 \mathbf{C}_{12}(k-1) + (1-\lambda_1) \sum_{i=0}^{N-1} \left(\frac{\mathbb{E}[\mathbf{u}_{2i,D}(k) \mathbf{u}_{1i,D}^*(k-m)]}{\|\mathbf{u}_{1i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \right), \text{ avec } m=0, 1, \dots, M-1 \quad (6.41)$$

$$\mathbf{C}_{21}(k) = \lambda_2 \mathbf{C}_{21}(k-1) + (1-\lambda_2) \sum_{i=0}^{N-1} \left(\frac{\mathbb{E}[\mathbf{u}_{1i,D}(k) \mathbf{u}_{2i,D}^*(k-m)]}{\|\mathbf{u}_{2i,D}(k)\|^2 + \varepsilon} \right), \text{ avec } m=0, 1, \dots, M-1 \quad (6.42)$$

avec ε est une constante positive utilisée pour éviter la division par zéro. Les paramètres λ_1 et λ_2 des deux équation (6.41) et (6.42) sont définis entre 0 et 1, où M représente la taille des deux filtres adaptatifs.

6.5. Résumé de l'algorithme VSS-2CSF

Dans la table 6.3, nous présentons toutes les formules mathématiques de l'algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables (VSS-2CSF) [120].

Table 6. 3 : Algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables (VSS-2CSF) [120].

Paramètres et variables :

M : Taille des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k})$, ε : Petite constante positive

L : Taille des filtres d'analyse h_i et de synthèse g_i , N : Nombre de sous-bandes,

Pas d'adaptations variables, $0 < \mu_{12}(\mathbf{k}) < \mu_{12,\max}$ et $0 < \mu_{21}(\mathbf{k}) < \mu_{21,\max}$.

Paramètres de contrôle $0 < \lambda_1 < 1$, $0 < \lambda_2 < 1$ et $\delta > 0$

$$\mathbf{p}_1(\mathbf{n}) = [p_1(\mathbf{n}), p_1(\mathbf{n}-1), \dots, p_1(\mathbf{n}-L+1)]^T; \quad \mathbf{p}_2(\mathbf{n}) = [p_2(\mathbf{n}), p_2(\mathbf{n}-1), \dots, p_2(\mathbf{n}-L+1)]^T$$

$$\mathbf{u}_{1i}(\mathbf{n}) = [u_{1i}(\mathbf{n}), u_{1i}(\mathbf{n}-1), \dots, u_{1i}(\mathbf{n}-L+1)]^T; \quad \mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n}) = [u_{2i}(\mathbf{n}), u_{2i}(\mathbf{n}-1), \dots, u_{2i}(\mathbf{n}-L+1)]^T$$

$$\mathbf{p}_{1i}(\mathbf{n}) = [p_{1i}(\mathbf{n}N), \dots, p_{1i}(\mathbf{k}N - M_2 + 1)]^T; \quad \mathbf{p}_{2i}(\mathbf{n}) = [p_{2i}(\mathbf{n}N), \dots, p_{2i}(\mathbf{k}N - M_1 + 1)]^T$$

$$p_{1i,D}(\mathbf{k}) = p_{1i}(\mathbf{k}N);$$

$$p_{2i,D}(\mathbf{k}) = p_{2i}(\mathbf{k}N);$$

$$u_{1i}(\mathbf{n}) = \begin{cases} u_{1i,D}(\mathbf{k}/N), & \mathbf{n} = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}; \quad u_{2i}(\mathbf{n}) = \begin{cases} u_{2i,D}(\mathbf{k}/N), & \mathbf{n} = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Pour $\mathbf{n} = 0, 1, 2, 3 \dots$

Partition en sous-bande :

$$p_{1i}(\mathbf{n}) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_1(\mathbf{n}) \quad i=1,2,\dots,N, \quad p_{2i}(\mathbf{n}) = \mathbf{h}_i^T \mathbf{p}_2(\mathbf{n}) \quad i=1,2,\dots,N$$

Synthèse :

$$u_1(\mathbf{n}) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{1i}(\mathbf{n}) \quad u_2(\mathbf{n}) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{2i}(\mathbf{n})$$

Pour $\mathbf{k} = 0, 1, 2, 3, \dots$

Estimation des sous-signaux de sortie :

$$u_{1i,D}(\mathbf{k}) = p_{1i,D}(\mathbf{k}) - \mathbf{w}_{21}^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{p}_{2i}(\mathbf{k})$$

$$u_{2i,D}(\mathbf{k}) = p_{2i,D}(\mathbf{k}) - \mathbf{w}_{12}^T(\mathbf{k}-1) \mathbf{p}_{1i}(\mathbf{k})$$

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12}(\mathbf{k}) = \mathbf{w}_{12}(\mathbf{k}-1) + \mu_{12}(\mathbf{k}) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{1i,D}(\mathbf{k})}{\varepsilon + \|\mathbf{p}_{1i}(\mathbf{k})\|^2} u_{2i,D}(\mathbf{k})$$

$$\mathbf{w}_{21}(\mathbf{k}) = \mathbf{w}_{21}(\mathbf{k}-1) + \mu_{21}(\mathbf{k}) \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{p}_{2i,D}(\mathbf{k})}{\varepsilon + \|\mathbf{p}_{2i}(\mathbf{k})\|^2} u_{1i,D}(\mathbf{k})$$

Equations des deux pas d'adaptations variables :

$$\mu_{12}(\mathbf{k}) = \mu_{12,\max} \frac{\|\mathbf{C}_{12}(\mathbf{k})\|^2}{\|\mathbf{C}_{12}(\mathbf{k})\|^2 + \delta}, \quad \text{où } \mathbf{C}_{12}(\mathbf{k}) = \lambda_1 \mathbf{C}_{12}(\mathbf{k}-1) + (1-\lambda_1) \sum_{i=0}^{N-1} \left(\frac{E[u_{2i,D}(\mathbf{k}) u_{1i,D}^*(\mathbf{k}-m)]}{\|\mathbf{u}_{1i,D}(\mathbf{k})\|^2 + \varepsilon} \right)$$

$$\mu_{21}(\mathbf{k}) = \mu_{21,\max} \frac{\|\mathbf{C}_{21}(\mathbf{k})\|^2}{\|\mathbf{C}_{21}(\mathbf{k})\|^2 + \delta}, \quad \text{où } \mathbf{C}_{21}(\mathbf{k}) = \lambda_2 \mathbf{C}_{21}(\mathbf{k}-1) + (1-\lambda_2) \sum_{i=0}^{N-1} \left(\frac{E[u_{1i,D}(\mathbf{k}) u_{2i,D}^*(\mathbf{k}-m)]}{\|\mathbf{u}_{2i,D}(\mathbf{k})\|^2 + \varepsilon} \right)$$

fin

6.6. Résultats de simulations des algorithmes VS-SBBSS

Dans cette partie, nous allons présenter les différents résultats comparatifs des quatre algorithmes SBBSS améliorés (VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4) et leurs versions classiques à pas d'adaptations fixes pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Dans les simulations comparatives, nous avons utilisé les trois critères de mesure : (i) le système mismatch pour voir la vitesse de la convergence, (ii) la distance cepstrale et (iii) le rapport signal à bruit pour comparer la qualité de chaque signal estimé à la sortie.

6.6.1. Description temporelle des signaux estimés

Dans cette simulation, nous avons considéré le problème du mélange convolutif entre les deux signaux originaux, son modèle est donné par la figure 2.8. La description temporelle des signaux $s(n)$ et $b(n)$ utilisés à l'entrée de ce modèle sont donnés par la figure 3.8, avec une fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz. Concernant les caractéristiques du milieu, nous avons utilisé les deux réponses $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ qui sont données par la figure 3.9 avec 128 échantillons.

Dans chaque simulation, nous avons utilisé deux signaux du mélange (signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$) avec les deux rapports signal à bruit d'entrée suivants $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB. Dans les algorithmes backward bi-capteurs en sous-bande (VS-SBBSS et SBBSS), nous avons utilisé deux bancs de filtres d'analyse et de synthèse. Dans les premières simulations, nous avons utilisé les mêmes sous-bandes présentés dans la figure 3.12 avec $L = 16$. Dans les deux algorithmes 2CBNLMS et SBBSS, nous avons fixé les pas d'adaptations à $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.5$. Pour les simulations des quatre algorithmes améliorés, les pas d'adaptations varient automatiquement entre leurs valeurs minimales et maximales, c.à.d. $\mu_{12,\min} < \mu_{12}(k) < \mu_{12,\max}$ et $\mu_{21,\min} < \mu_{21}(k) < \mu_{21,\max}$ avec $\mu_{12,\max} = \mu_{21,\max} = 0.5$ et $\mu_{12,\min} = \mu_{21,\min} = 10^{-3}$. Tous les paramètres de contrôle de chaque algorithme VS-SBBSS sont donnés dans la table 6.4.

Table 6.4: Valeurs numériques des paramètres des algorithmes VS-SBBSS.

Algorithmes VS-SBBSS	VS-SBBSS 1	VS-SBBSS 2	VS-SBBSS 3	VS-SBBSS 4
Paramètres de contrôle	$\begin{cases} \alpha_1 = 9,99 \cdot 10^{-1} \\ \beta_1 = 9,99 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_1 = 9,99 \cdot 10^{-1} \\ \beta_1 = 9,99 \cdot 10^{-1} \\ \lambda_1 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_1 = 9,99 \cdot 10^{-1} \\ \beta_1 = 9,99 \cdot 10^{-1} \\ \lambda_1 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \lambda_1 = 9,99 \cdot 10^{-1} \\ \rho_1 = 1 \cdot 10^{-9} \end{cases}$
	$\begin{cases} \alpha_2 = 2 \cdot 10^{-1} \\ \beta_2 = 5 \cdot 10^{-4} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_2 = 2 \cdot 10^{-2} \\ \beta_2 = 2 \cdot 10^{-7} \\ \lambda_2 = 99 \cdot 10^{-2} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_2 = 9 \cdot 10^{-2} \\ \beta_2 = 3 \cdot 10^{-19} \\ \lambda_2 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \lambda_2 = 9,97 \cdot 10^{-1} \\ \rho_2 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$

Dans la figure 6.4, nous présentons la description temporelle des signaux estimés par les algorithmes suivants, SBBSS, 2CBNLMS, et VS-SBBSS.

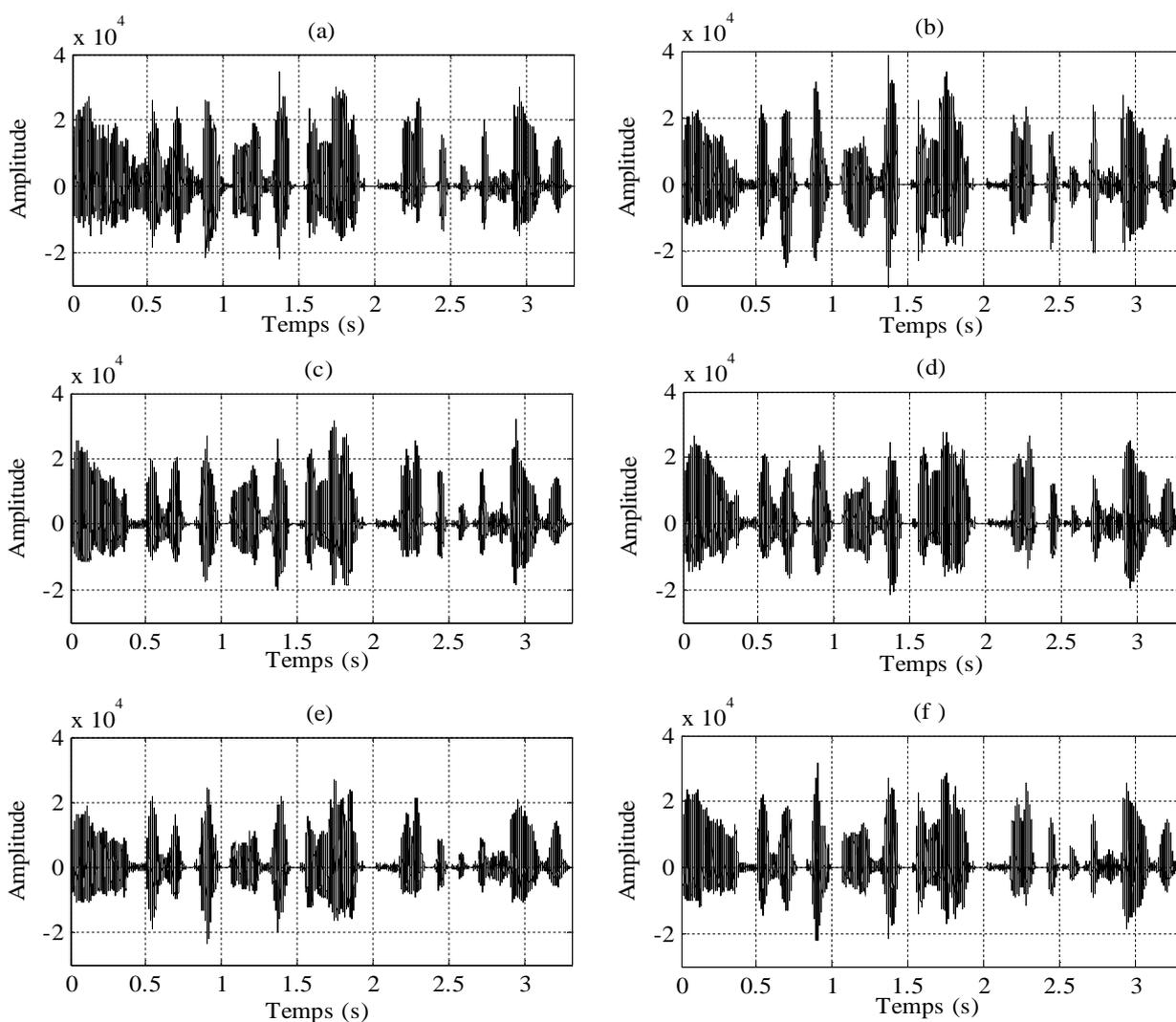


Figure 6.4 : Description temporelle du signal estimé par les algorithmes,
 (a) : 2CBNLMS, (b) : SBBSS, (c) : VS-SBBSS 1, (d) : VS-SBBSS 2,
 (e) : VS-SBBSS 3 et (f) : VS-SBBSS 4.

D'après les résultats présentés dans la figure 6.4, nous remarquons bien que les signaux de parole estimés à la sortie des algorithmes VS-SBBSS convergent vers le signal de la parole original $s(n)$. Donc les quatre versions améliorées de l'algorithme SBBSS sont des approches très efficaces pour la réduction du bruit acoustique. Pour valider le bon fonctionnement (supériorité) des algorithmes SBBSS à pas d'adaptation variables, nous allons présenter des résultats comparatifs, en utilisant différents critères de mesures objectives.

6.6.2. Évaluation du système mismatch (SM)

Dans cette partie, nous présentons les résultats de simulations du système mismatch obtenus par les différents algorithmes SBBSS à pas d'adaptations variables (VS-SBBSS) et classiques à pas fixes (2CBNLMS et SBBSS). Nous nous intéressons à la première sortie de la structure backward bi-capteurs, pour cela, nous avons évalué le système mismatch du deuxième filtre $w_{21}(n)$. Nous avons utilisé les mêmes paramètres de contrôle, les mêmes rapports signal à bruit d'entrée et aussi les mêmes pas d'adaptations fixes et variables utilisés dans la sous-section 6.6.1. Les résultats de simulations obtenus sont présentés dans les figures 6.5, 6.6, 6.7 et 6.8. La table 6.5 représente les valeurs numériques du temps de la convergence et le niveau du SM.

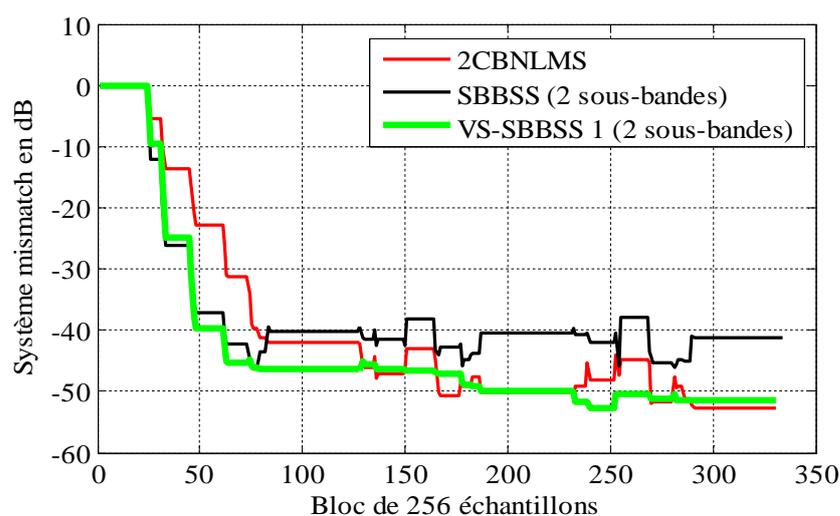


Figure 6.5 : Évaluation de système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1.

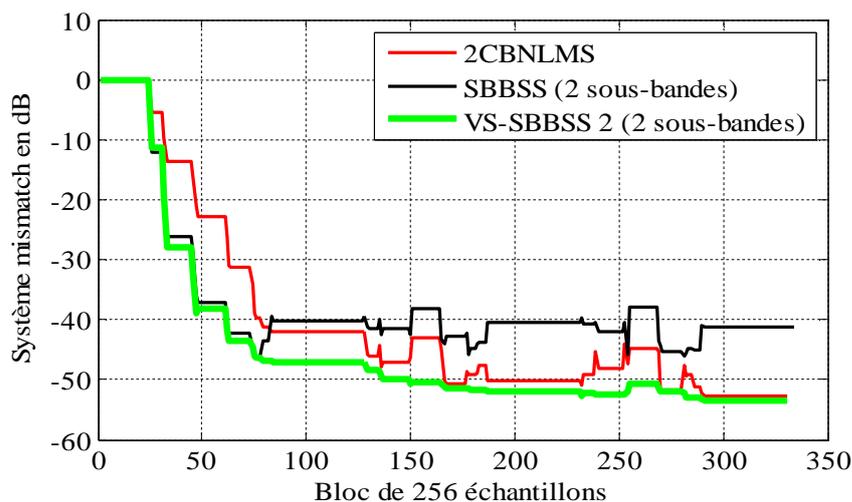


Figure 6.6 : Évaluation de système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 2.

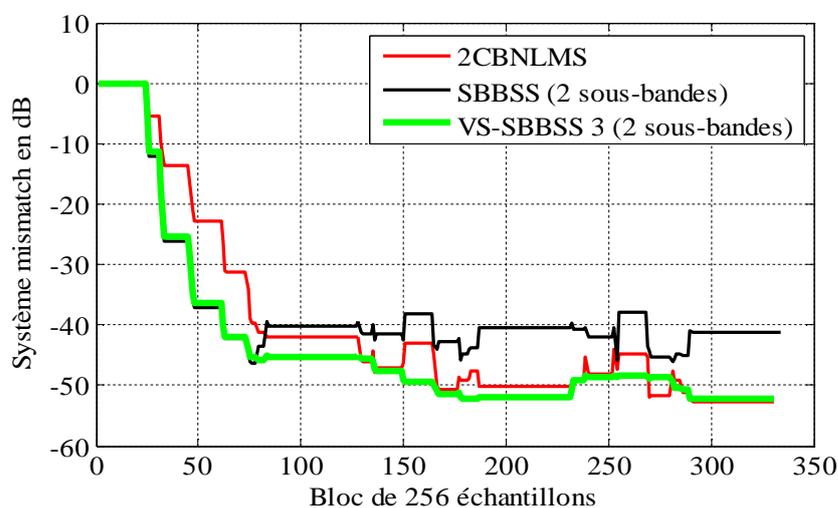


Figure 6.7 : Évaluation de système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 3.

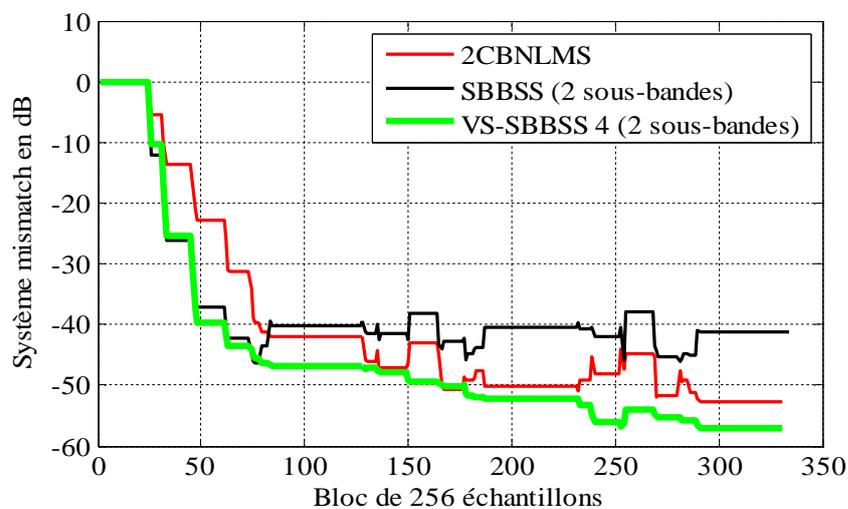


Figure 6.8 : Évaluation de système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 4.

Table 6.5 : Valeurs numériques du temps de la convergence et le niveau du SM obtenus par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

Algorithme backward bi-capteurs en pleine bande (2CBNLMS)	Temps de la convergence en (s)	4,97	
	Niveau du SM en (dB)	-52,02	
Algorithme backward bi-capteurs en sous-bande (SBBSS)	Temps de la convergence en (s)	2,24	
	Niveau du SM en (dB)	-42,04	
Algorithme SBBSS à pas d'adaptations variables (VS-SBBSS)	Temps de la convergence en (s)	VS-SBBSS 1	2,09
		VS-SBBSS 2	2,12
		VS-SBBSS 3	2,26
		VS-SBBSS 4	2,01
	Niveau du SM en (dB)	VS-SBBSS 1	-51,81
		VS-SBBSS 2	-53,41
		VS-SBBSS 3	-52,24
		VS-SBBSS 4	-57,09

En utilisant les résultats de simulations présentés dans les figures 6.5, 6.6, 6.7 et 6.8 et les valeurs numériques présentées dans la table 6.5, nous pouvons voir la supériorité de l'algorithme SBBSS par rapport à l'algorithme 2CBNLMS en terme de la vitesse de convergence (2,24 s pour l'algorithme SBBSS et 4,97 s pour l'algorithme 2CBNLMS), mais dans l'autre coté, l'inconvénient majeur de cet algorithme est présenté par le niveau du SM (-42,04 dB pour l'algorithme SBBSS et -52,02 dB pour l'algorithme 2CBNLMS). En utilisant les mêmes résultats, nous voyons clairement que la vitesse de la convergence obtenue par les quatre algorithmes VS-SBBSS est presque la même que celle obtenue par l'algorithme SBBSS à pas d'adaptations fixes. Concernant le niveau du SM, nous notons la supériorité des algorithmes VS-SBBSS par rapport aux algorithmes à pas d'adaptations fixes (2CBNLMS et SBBSS).

6.6.3. Évaluation de la distance cepstrale (DC)

Pour évaluer la qualité du signal de parole estimé à la sortie des quatre algorithmes VS-SBBSS, nous avons utilisé le critère de la distance cepstrale (DC) qu'est calculé entre le signal du parole originale $s(n)$ et estimé à la sortie $v_1(n)$. Dans ces simulations, nous avons utilisé les mêmes paramètres présentés dans la table 6.4 pour différents RSB d'entrée $RSB_1 = RSB_2 = -3, 0$ et 3 dB. Nous avons

testé ces algorithmes dans différentes situations, pour cela nous avons utilisé plusieurs types du bruit, blanc, USASI, street et babble, et nous avons utilisé le signal de parole présenté dans la figure 3.8. Tous les résultats obtenus sont présentés dans la table 6.6 et les figures 6.9, 6.10, 6.11 et 6.12.

Table 6.6 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

Type du bruit	RSB d'entrée en dB	Distance cepstrale en dB						
		Signal bruité	2CBNLMS	SBBSS	Algorithmes proposés VS-SBBSS			
					1	2	3	4
Blanc	-3	-1.23	-6.47	-5.64	-6.35	-6.43	-6.39	-6.76
	0	-2.41	-7.30	-6.22	-7.34	-7.65	-7.50	-7.69
	3	-2.85	-7.87	-6.34	-7.74	-7.76	-7.72	-7.84
USASI	-3	-1.12	-6.12	-5.48	-6.29	-6.27	-6.19	-6.36
	0	-1.89	-7.05	-6.11	-7.01	-7.14	-7.21	-7.32
	3	-2.73	-7.43	-6,74	-7,54	-7,45	-7,55	-7,79
Street	-3	-1.03	-6.07	-5.30	-6.03	-6.11	-5.97	-6.21
	0	-1.64	-6.96	-5.87	-6.91	-7.10	-6.82	-7.26
	3	-2.51	-7.27	-6,50	-7,28	-7,31	-7,06	-7,42
Babble	-3	-0.97	-6.02	-5.27	-6.09	-6.08	-6.00	-6.18
	0	-1.50	-6.81	-5.70	-6.69	-6.88	-6.72	-6.99
	3	-2.44	-7.12	-6,35	-7,21	-7,23	-7,04	-7,32

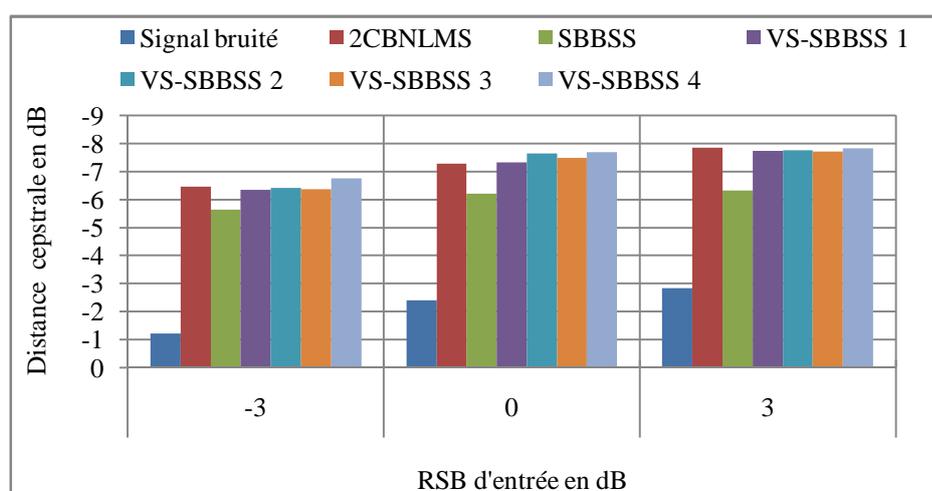


Figure 6.9 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit blanc.

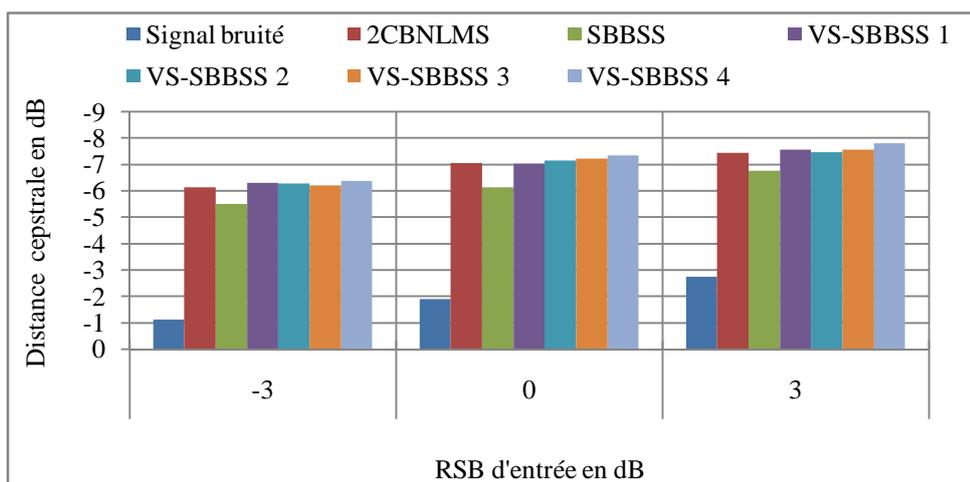


Figure 6.10 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit USASI.

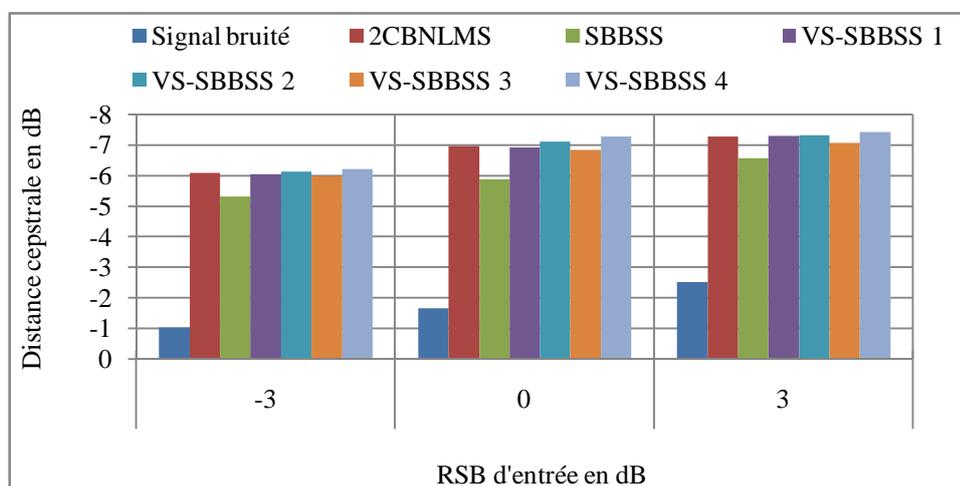


Figure 6.11 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit street.

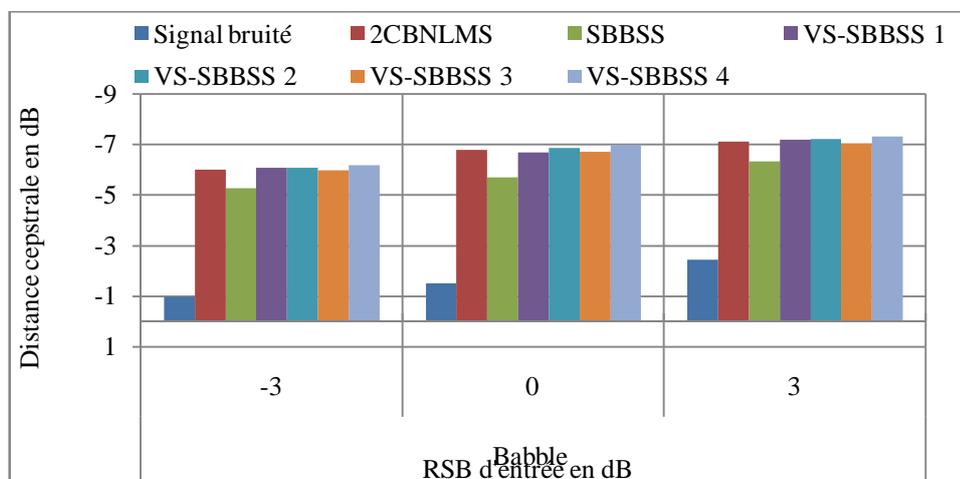


Figure 6.12 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit babble.

Les figures 6.9, 6.10, 6.11 et 6.12 et la table 6.6 représentent les résultats comparatifs de la distance cepstrale obtenus par les algorithmes VS-SBBSS et les algorithmes classiques (2CBNLMS et SBBSS). D'après ces résultats de simulations, nous avons constaté que les valeurs de la DC obtenues par les quatre algorithmes améliorés sont meilleures que celles obtenues par les algorithmes à pas d'adaptations fixes quelque soit le type du bruit utilisé et pour différents RSB d'entrée. Donc, pour résoudre le problème de la distorsion du signal estimé, l'approche proposée représente une solution très efficace.

6.6.4. Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Dans cette section, nous présentons les valeurs numériques du RSB de sortie obtenu par les différents algorithmes. Ce critère est estimé entre les deux signaux de parole, original et rehaussé. Dans l'ensemble des simulations présentés, nous avons utilisé les mêmes signaux d'entrée et les mêmes conditions de testes comme celles utilisés dans la sous-section 6.6.3 (paramètres de contrôle et les pas d'adaptations fixes et variables). Tous les résultats du RSB sont donnés dans la table 6.7 et les figures 6.13, 6.14, 6.15 et 6.16.

Table 6.7 : Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

Type du bruit	RSB d'entrée en dB	Signal bruité	Rapport signal à bruit de sortie en dB					
			2CBNLMS	SBBSS	Algorithmes proposés VS-SBBSS			
					1	2	3	4
Blanc	-3	0.5	47.95	43.29	48.02	48.22	47.83	48.12
	0	3.28	52.91	46.01	52.87	53.02	52.79	53.25
	3	3.13	54.85	48.01	55.12	55.00	54.96	55.22
USASI	-3	0.72	47.15	43.95	47.21	47.35	47.09	48.10
	0	1.47	49.34	45.30	49.12	49.18	49.12	49.82
	3	3.50	51.65	46.44	51.85	51.92	51.35	52.05
Street	-3	0.96	46.12	42.63	46.82	46.31	46.13	47.14
	0	1.40	49.32	44.00	49.91	49.08	48.98	50.18
	3	3.01	51.08	45.52	51.16	51.21	50.89	51.73
Babble	-3	1.03	46.01	42.05	46.12	46.33	45.85	46.94
	0	1.33	48.21	44.00	48.31	48.14	47.81	48.97
	3	2.95	50.88	45.32	50.81	50.87	49.90	51.03

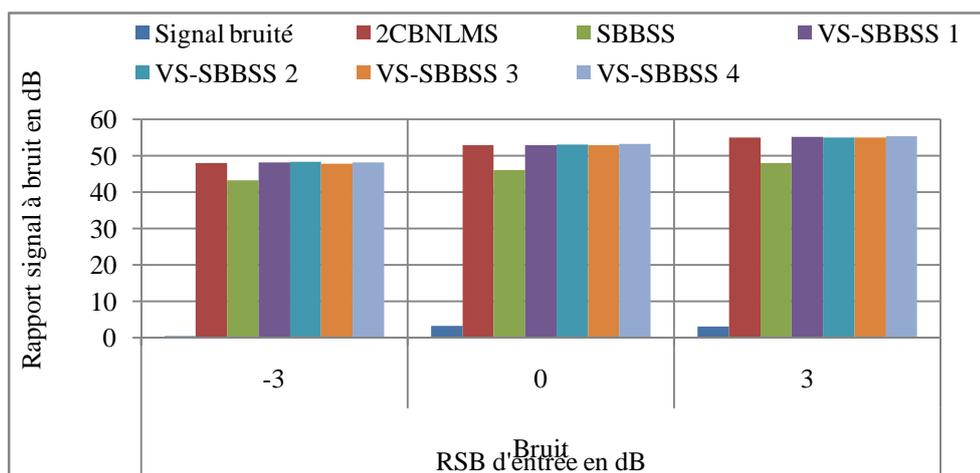


Figure 6.13 : Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit blanc.

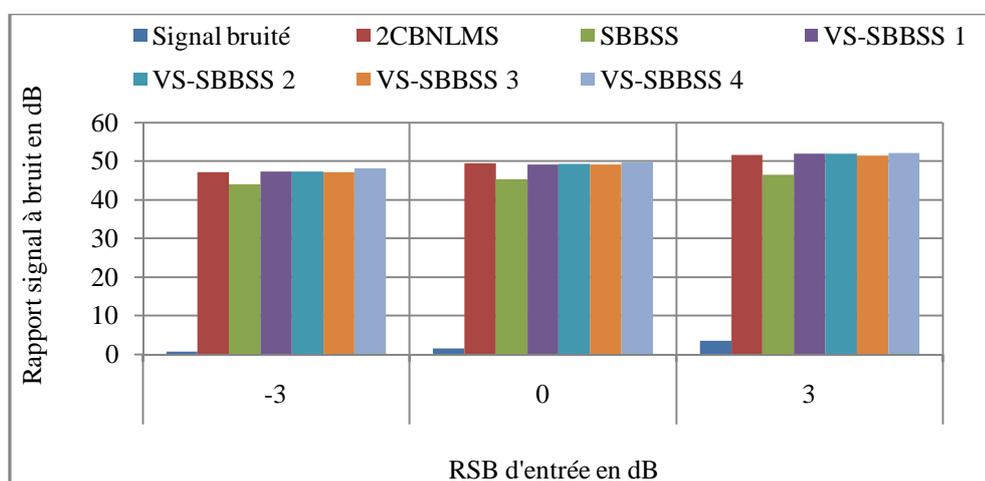


Figure 6.14 : Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit USASI.

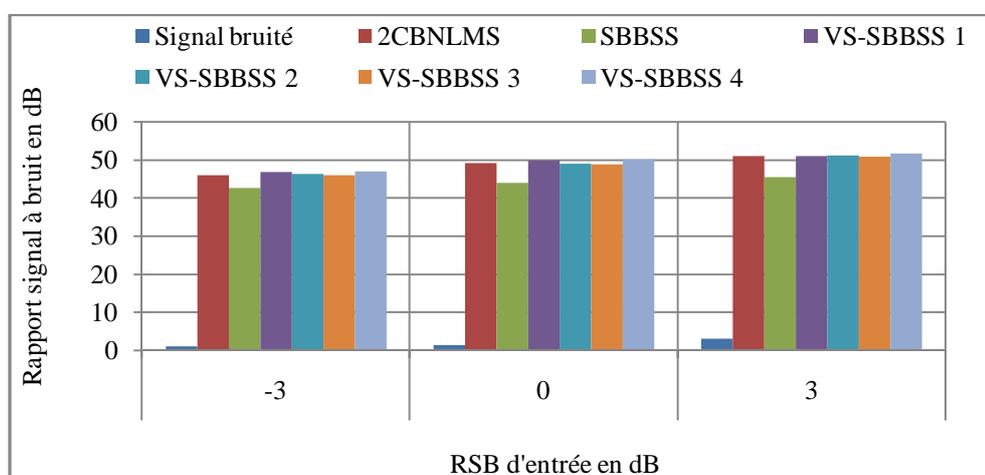


Figure 6.15 : Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit street.

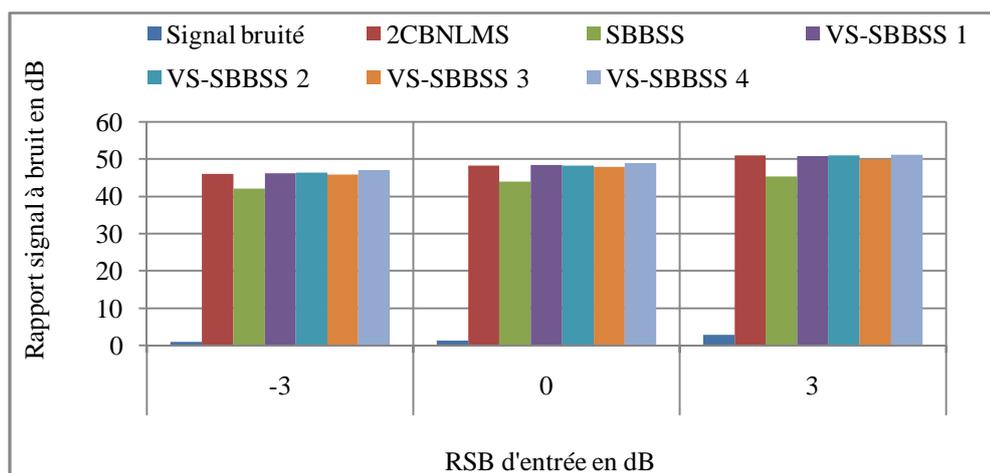


Figure 6.16 : Évaluation de RSB à la sortie obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS, avec un bruit babble.

D'après les résultats de simulations du RSB au niveau du signal de parole estimé par chaque algorithme. Nous remarquons bien que les valeurs du RSB de sortie augmentent proportionnelle avec le RSB d'entrée quelque soit l'algorithme utilisé, proposé ou classique. Notant que dans l'algorithme backward en sous-bande (SBBSS), la distorsion du signal estimé est inévitable quand les pas d'adaptations sont grands, $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.5$. En utilisant les mêmes résultats, nous avons prouvé que l'utilisation des pas d'adaptations variables est une nouvelle implémentation sur les techniques bi-capteurs en sous-bande pour éviter la distorsion du signal estimé, en gardant une vitesse de convergence rapide. Par l'utilisation des ces algorithmes, l'amélioration du niveau de RSB de sortie est presque égale 8 dB. Finalement et à travers tous les résultats obtenus, nous constatons que les quatre algorithmes VS-SBBSS donnent une bonne performance en terme de minimisation de la distorsion par rapport à leurs versions à pas fixes. Dans la suite, nous allons présenter des résultats comparatifs entres les algorithmes VS-SBBSS, en utilisant une implémentation avec 8 sous-bandes.

6.6.5. Résultats comparatifs des algorithmes VS-SBBSS

Dans ce paragraphe, nous allons présenter les résultats comparatifs des quatre algorithmes VS-SBBSS et leurs versions à pas d'adaptations fixes pour l'annulation du bruit acoustique. Dans l'ensemble des ces simulations, nous avons choisi le nombre de sous-bandes N égale à huit (08) dans les deux bancs de filtres d'analyse et de synthèse avec la taille de chaque filtre égale à $L=64$.

Dans ces simulations, les paramètres de contrôle utilisés dans chaque algorithme VS-SBBSS sont présentés dans la table 6.8. Comme nous avons fixé la taille des filtres réels et adaptatifs à $M=256$, les rapports signal à bruit d'entrée sont $RSB_1 = 3$ dB et $RSB_2 = 0$ dB et les pas d'adaptations fixes $\mu_{12}=\mu_{21}=0.3$. Concernant les algorithmes VS-SBBSS, les pas d'adaptations variables sont donnés entre $10^{-3} < \mu_{12}(k) < 0.3$ et $10^{-3} < \mu_{21}(k) < 0.3$. Les résultats comparatifs obtenus du système mismatch sont donnés par la figure 6.17, où les résultats détaillés du temps de convergence et les valeurs du SM sont donnés respectivement par les deux figures 6.18 et 6.19.

Table 6.8 : Valeurs numériques des paramètres de chaque algorithme VS-SBBSS.

Algorithmes VS-SBBSS	VS-SBBSS 1	VS-SBBSS 2	VS-SBBSS 3	VS-SBBSS 4
Paramètres de contrôle	$\begin{cases} \alpha_1 = 9 \cdot 10^{-1} \\ \beta_1 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_1 = 9,999 \cdot 10^{-1} \\ \beta_1 = 9,999 \cdot 10^{-1} \\ \lambda_1 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_1 = 9,999 \cdot 10^{-1} \\ \beta_1 = 9,999 \cdot 10^{-1} \\ \lambda_1 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \lambda_1 = 9,999 \cdot 10^{-1} \\ \rho_1 = 10^{-9} \end{cases}$
	$\begin{cases} \alpha_2 = 10^{-1} \\ \beta_2 = 4 \cdot 10^{-5} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_2 = 6 \cdot 10^{-2} \\ \beta_2 = 2 \cdot 10^{-8} \\ \lambda_2 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \alpha_2 = 9 \cdot 10^{-2} \\ \beta_2 = 2,8 \cdot 10^{-19} \\ \lambda_2 = 9 \cdot 10^{-1} \end{cases}$	$\begin{cases} \lambda_2 = 9,97 \cdot 10^{-1} \\ \rho_2 = 8 \cdot 10^{-1} \end{cases}$

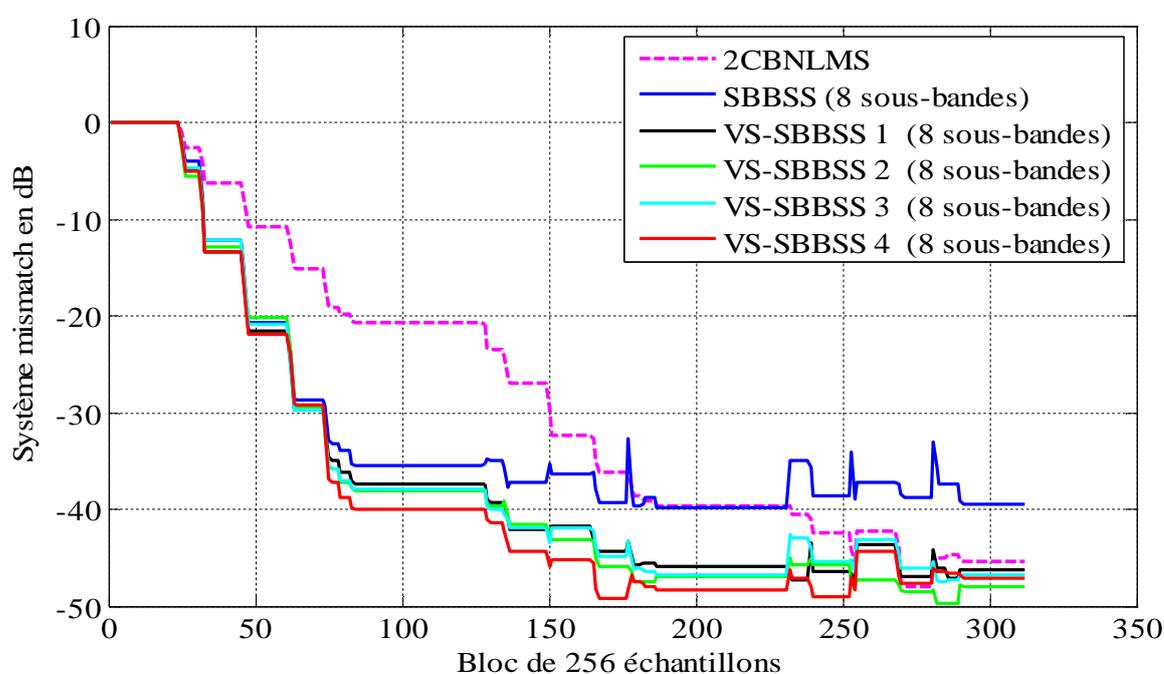


Figure 6.17 : Évaluation de SM du filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

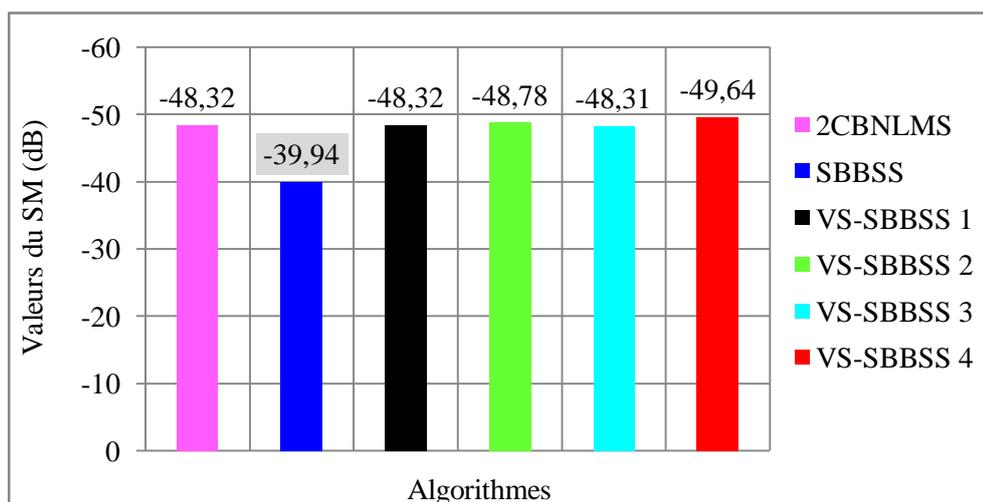


Figure 6.18 : Valeurs du niveau de SM obtenues par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

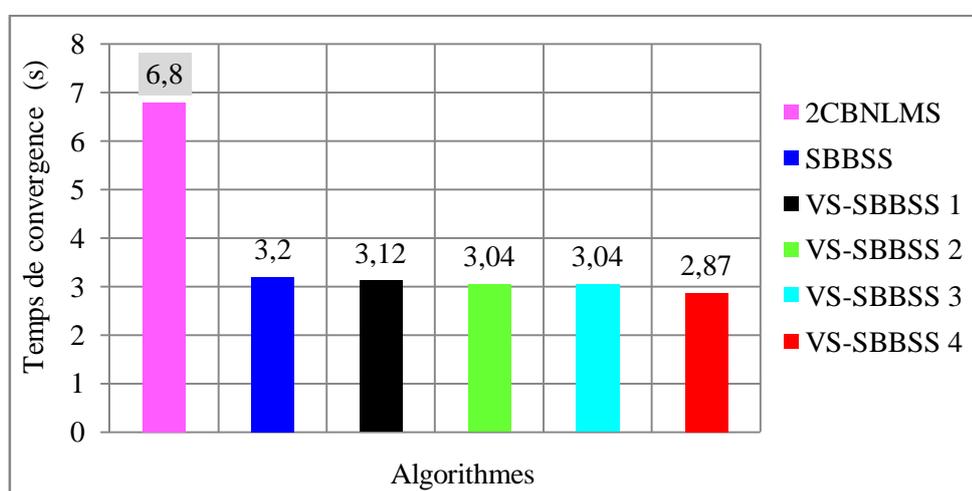


Figure 6.19 : Temps de la convergence obtenu par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

Les résultats du SM confirment la supériorité des algorithmes VS-SBBSS par rapport à leurs versions classiques à pas d'adaptations fixes (en pleine bande 2CBNLMS et en sous-bande SBBSS), en utilisant huit (08) sous-bandes.

- (i) d'après la figure 6.18, nous notons la même performance de l'algorithme 2CBNLMS et les algorithmes VS-SBBSS en terme du niveau de SM (entre -48,31 et 49,64 dB pour VS-SBBSS, et -48,32 dB pour 2CBNLMS). Comme nous voyons la supériorité du quatrième algorithme (VS-SBBSS 4) par rapport aux autres algorithmes.
- (ii) en utilisant les résultats de la figure 6.19, nous observons que la vitesse de convergence obtenue par les algorithmes proposés est très rapide (entre

2,87 s pour VS-SBBSS 4 et 3,12 s pour VS-SBBSS 1). Donc nous confirmons la supériorité de l'algorithme VS-SBBSS 4.

Nous avons fait d'autres simulations comparatives dans un milieu très bruité pour confirmer la supériorité de ces algorithmes. Les paramètres de contrôle sont les mêmes que celles présentés dans la table 6.7, les RSB d'entrée sont $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB, la taille des filtres adaptatifs $M=256$ et nous avons utilisé huit (08) sous-bandes. Dans la figure 6.20, nous présentons les résultats comparatifs entre les différents algorithmes (VS-SBBSS, 2CBNLMS et SBBSS) en utilisant le critère du SM, tous les résultats numériques du temps de convergence et les valeurs de SM sont donnés dans la table 6.9.

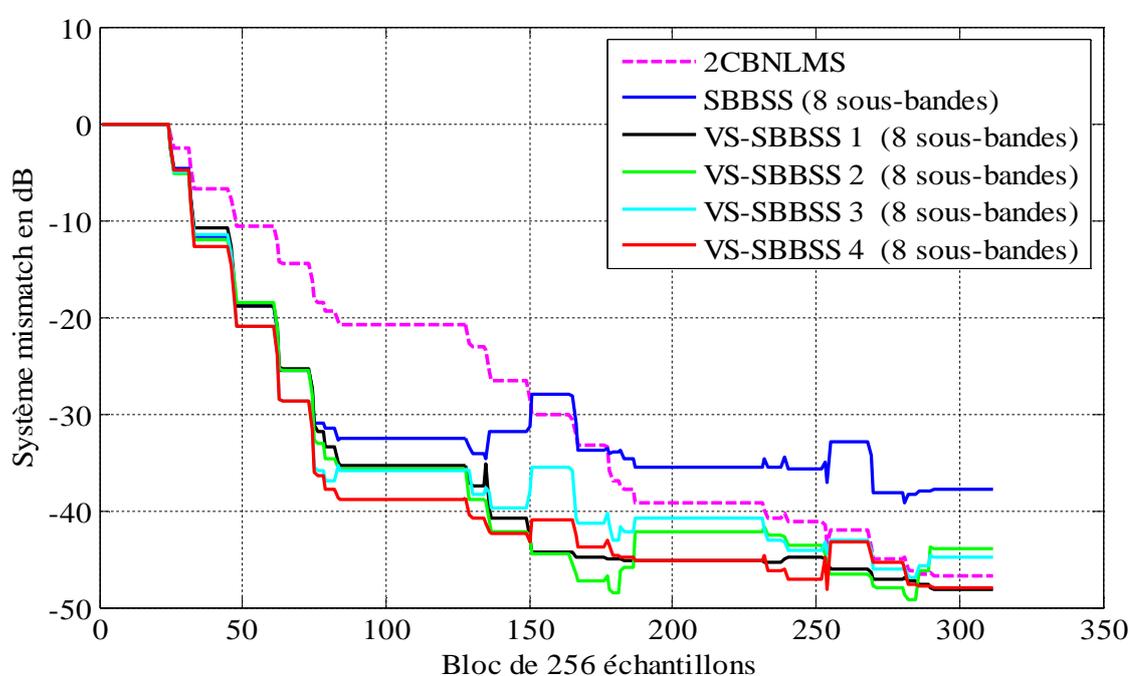


Figure 6.20 : Évaluation du SM de filtre $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS, VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

Table 6.9 : Valeurs numériques du temps de la convergence et le niveau du SM obtenus par les algorithmes, 2CBNLMS, SBBSS et VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4.

Algorithmes	classiques		SBBSS à pas d'adaptations variables			
	2CBNLMS	SBBSS	1	2	3	4
Valeurs du SM en dB	-47,12	-38,44	-47,23	-47,16	-47,06	-48,02
Temps de convergence en s	5,57	2,11	2,08	2,07	2,03	1,97

D'après les résultats de la figure 6.20 et les valeurs numériques de la table 6.9, nous avons prouvé et confirmé la bonne performance des algorithmes VS-SBBSS pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Les résultats obtenus confirment aussi la supériorité du quatrième algorithme VS-SBBSS proposé par rapport aux autres algorithmes.

- Finalement et d'après tous les résultats du système mismatch, nous remarquons bien que la vitesse de la convergence de chaque algorithme VS-SBBSS est très rapide que celle obtenue par l'algorithme 2CBNLMS en pleine bande. En se basant sur les résultats de la distance cepstrale et le rapport signal à bruit de sortie, la qualité du signal estimé obtenue par les algorithmes VS-SBBSS est meilleure que celle du signal estimé à la sortie de l'algorithme SBBSS à pas fixes (distorsion minimale). Alors, nous avons validé la supériorité des algorithmes SBBSS à pas d'adaptations variables pour améliorer la qualité du signal de parole estimé par l'algorithme backward en sous-bande. En se basant sur ces résultats, parmi les quatre algorithmes proposés, le quatrième algorithme représente une meilleure solution pour l'annulation du bruit acoustique.

6.7. Résultats de simulations de l'algorithme VSS-2CSF

Pour valider le bon fonctionnement de l'algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables par rapport à sa version à pas fixes, dans cette section, nous allons présenter les différents résultats des simulations comparatives pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole. Nous avons utilisé les mêmes signaux originaux présentés dans la figure 3.8, avec une fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz. Dans le mélange convolutif bi-capteurs, nous avons utilisé deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ avec 128 coefficients. Dans toutes les simulations, les RSB d'entrée sont donnés par, 3 dB pour le premier signal $p_1(n)$ et 0 dB pour le deuxième signal $p_2(n)$. Pour les résultats des simulations obtenus par les deux algorithmes, VSS-2CSF et 2CSF à pas fixes, nous avons utilisé les bancs de filtres d'analyse et de synthèse avec deux (02) sous-bandes.

6.7.1. Description temporelle des signaux estimés

Dans la figure 6.21, nous présentons la description temporelle du signal estimé $u_1(n)$ en pleine bande obtenu respectivement par, les deux algorithmes 2CFNLMS et 2CSF à pas fixes ($\mu_{12}=\mu_{21}=0.5$) et l'algorithme VSS-2CSF. Dans ce dernier, les deux pas d'adaptations variables sont donnés entre, $0 < \mu_{12}(k) < \mu_{12,\max}$ et $0 < \mu_{21}(k) < \mu_{21,\max}$, où $\mu_{12,\max} = \mu_{21,\max} = 0.5$, les deux paramètres de contrôle sont donnés par, $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.97$ et $\delta=2$.

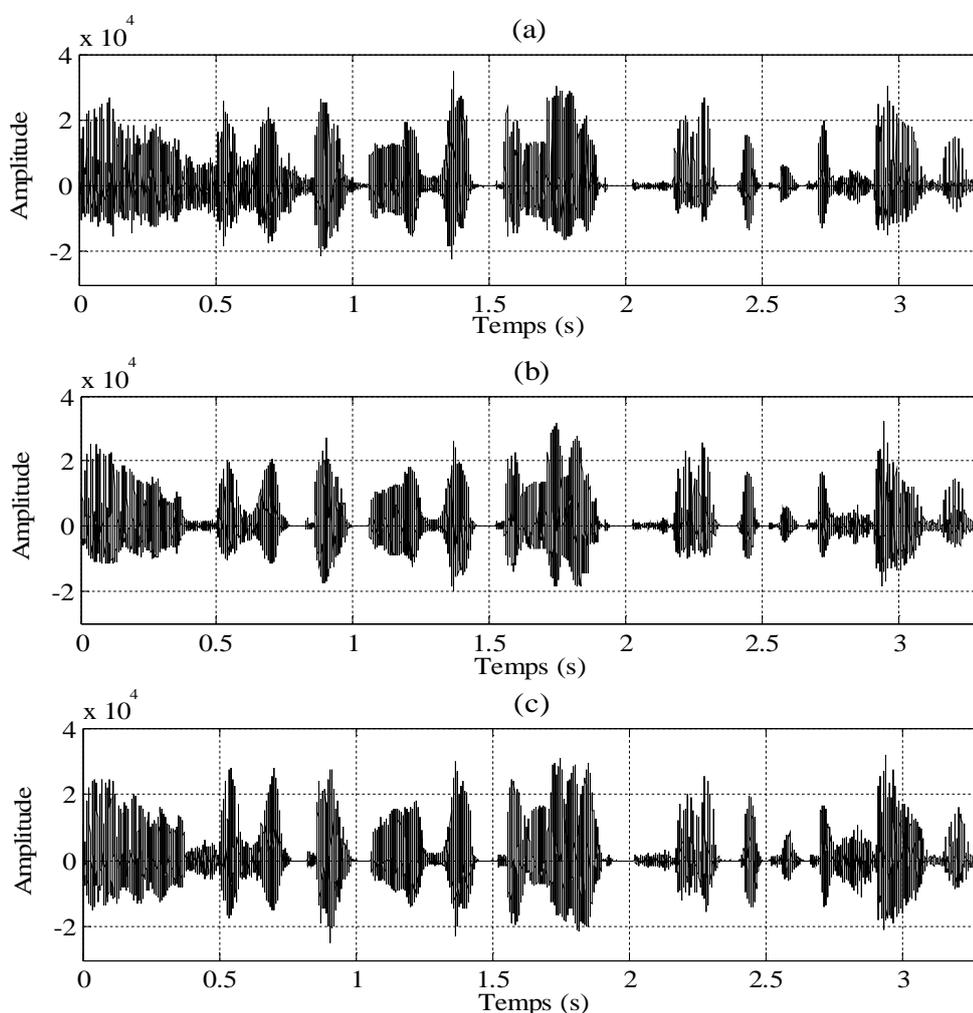


Figure 6.21 : Description temporelle des signaux de parole estimés par les algorithmes, (a) : 2CFNLMS, (b) : 2CSF et (c) : VSS-2CSF.

D'après les résultats présentés dans la figure 6.21, il est très clair que les signaux de parole estimés obtenus par les différents algorithmes convergent vers

le signal de parole original. Ces résultats prouvent que l'algorithme VSS-2CSF est très efficace pour le rehaussement de la parole. Pour valider la performance de l'algorithme VSS-2CSF en termes de vitesse de convergence et de qualité du signal estimé, dans la suite, nous allons présenter quelques résultats comparatifs entre cet algorithme proposé et les autres algorithmes.

6.7.2. Évaluation du système mismatch (SM)

Dans cette section, nous allons présenter les résultats de l'évaluation de système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les trois algorithmes, 2CFNLMS en pleine bande, 2CSF en deux sous-bande et VSS-2CSF avec deux sous-bandes. Pour cela, nous avons fait deux types de simulations dans différentes situations bruités.

Dans les premières simulations, les deux rapports signal à bruit d'entrée aux deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont donnés respectivement par, $RSB_1 = 3$ dB et $RSB_2 = 0$ dB, la taille des deux filtres adaptatifs égale à 64. Les deux pas d'adaptations variables prennent leurs valeurs entre 0 et 0.7, c.à.d. $0 < \mu_{12}(k) < 0.7$ et $0 < \mu_{21}(k) < 0.7$. Les paramètres de contrôle sont donnés par $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.95$ et $\delta = 6$. Concernant les deux autres algorithmes 2CFNLMS et 2CSF à pas fixes, nous avons fixé leurs pas d'adaptations μ_{12} et μ_{21} , une fois à 0.1 et l'autre à 0.5. Dans la figure 6.22, nous présentons tous les résultats du système mismatch (SM) obtenus par le premier ensemble des simulations.

Dans la deuxième simulation, nous avons refait la même démarche mais maintenant, le rapport signal à bruit d'entrée égale à $RSB_1 = RSB_2 = -3$ dB, la taille des filtres est donnée par $M = 128$. Dans les deux algorithmes 2CFNLMS et 2CSF, nous avons fixé les deux pas d'adaptations à, $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.2$ et l'autre fois à $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.6$. Pour l'algorithme VSS-2CSF, nous avons sélectionné la valeur maximale de chaque pas d'adaptation variable à 0.7 ($\mu_{12,max} = \mu_{21,max} = 0.7$) et les paramètres de contrôle sont donnés par, $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.97$, $\delta = 1.5$. Les résultats obtenus par dans cette simulation sont présentés dans la figure 6.23.

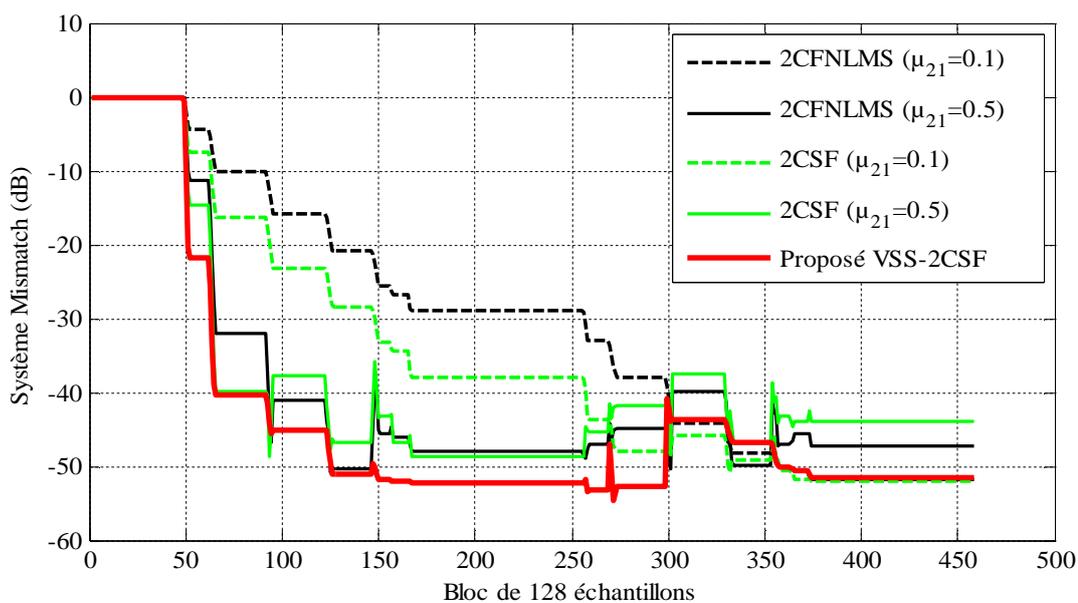


Figure 6.22 : Évaluation de système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=64$, $RSB_1=3$ dB et $RSB_2=0$ dB.

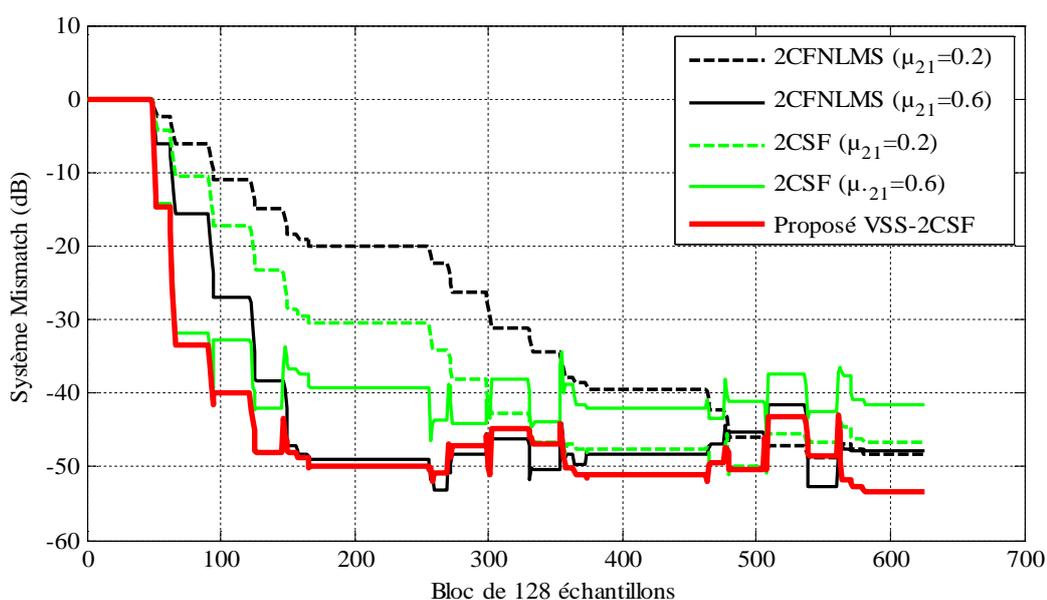


Figure 6.23 : Évaluation de système mismatch du filtre adaptatif $w_{21}(n)$ obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=128$, $RSB_1=-3$ dB et $RSB_2=-3$ dB.

En utilisant les résultats du système mismatch présentés dans les deux figures 6.22 et 6.23, nous observons bien la supériorité de l'algorithme 2CSF par rapport à sa version en pleine bande en terme de la vitesse de la convergence. Mais le niveau de SM final obtenu par le deuxième algorithme (2CFNLMS) est meilleur

que le niveau obtenu avec l'algorithme 2CSF. En utilisant les mêmes résultats, nous voyons clairement la supériorité de l'algorithme VSS-2CSF par rapport à ses versions à pas d'adaptations fixes (2CFNLMS et 2CSF) respectivement en termes de la vitesse de convergence et le niveau de SM final. Nous notons une vitesse de la convergence rapide de l'algorithme VSS-2CSF par rapport à celle obtenue par l'algorithme 2CFNLMS. Concernant le niveau de SM, nous notons une amélioration entre 4 et 10 dB par rapport aux autres algorithmes 2CFNLMS et 2CSF, respectivement.

6.7.3. Évaluation de la distance cepstrale (DC)

Nous proposons l'algorithme forward bi-capteurs en sous-bande à pas d'adaptations variables (VSS-2CSF) pour but d'améliorer la qualité du signal estimé par la version à pas fixes (2CSF). Pour valider la bonne performance de cet algorithme, dans cette partie de simulations, nous allons présentons les résultats obtenus de l'évaluation de la distance cepstrale (DC). Dans ces simulations nous avons refait la même démarche comme la sous-section 6.7.2, c.à.d. nous avons utilisé les mêmes signaux d'entrée, les mêmes réponses impulsionnelles et les mêmes paramètres de chaque algorithme, VSS-2CSF, 2CFNLMS et 2CSF à pas d'adaptations fixes. Nous présentons tous les résultats de la distance cepstrale dans les deux figures 6.24 et 6.25.

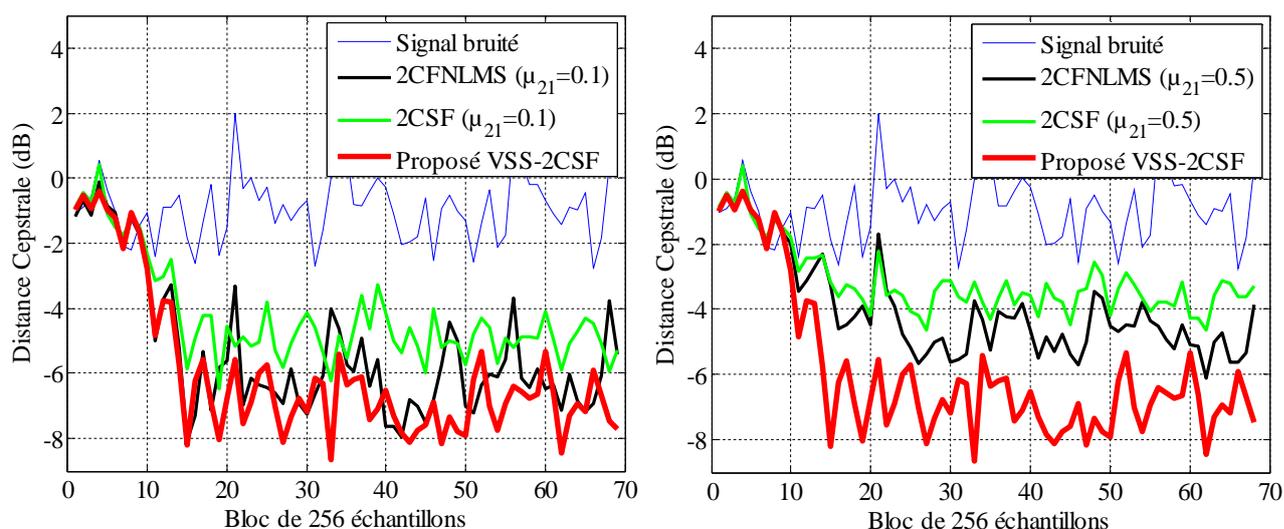


Figure 6.24 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=64$, $RSB_1=3$ dB et $RSB_2=0$ dB.

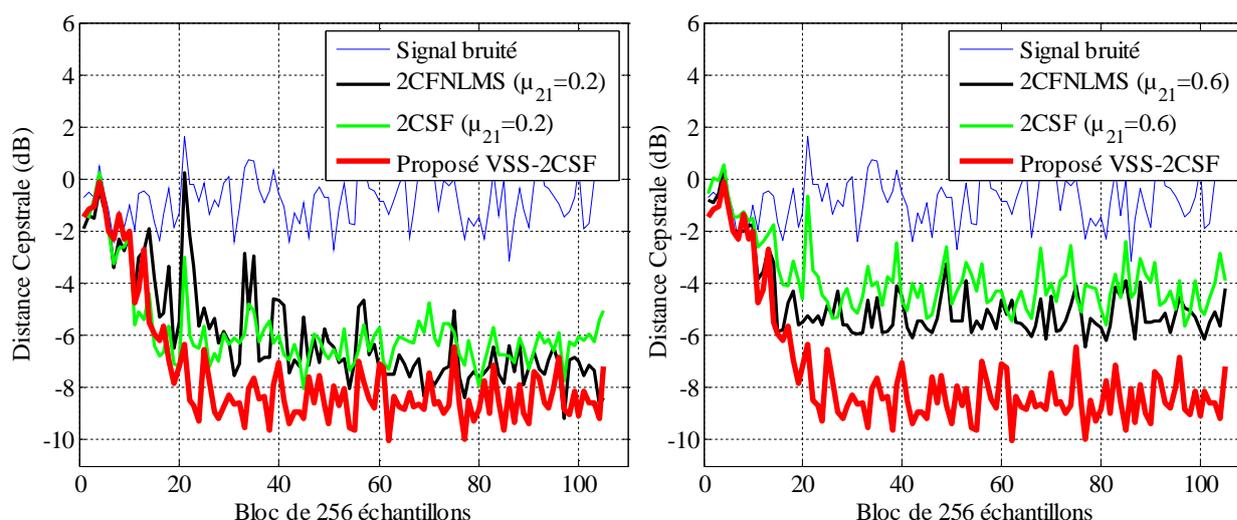


Figure 6.25 : Évaluation de la distance cepstrale obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=128$, $RSB_1=-3$ dB et $RSB_2=-3$ dB.

À partir des résultats des figures 6.24 et 6.25, nous voyons clairement l'inconvénient de l'algorithme 2CSF à pas d'adaptations fixes (grandes valeurs de la DC, - 4 dB avec un pas forte et - 6 dB avec un pas faible). Donc l'algorithme 2CSF donne de bons résultats pour l'amélioration de la vitesse de convergence mais la qualité du signal estimé est mauvaise.

En utilisant ces résultats comparatifs, nous remarquons que l'algorithme VSS-2CSF donne de bons résultats en terme de qualité du signal estimé (- 7 dB dans la figure 6.24 et - 9 dB dans la figure 6.25), et cela dans des situations très bruitées ($RSB_1 = RSB_2 = - 3$ dB et $M=128$). Nous notons une amélioration de 3 jusqu'à 4 dB par rapport aux résultats obtenus avec l'algorithme 2CSF, et de 1 jusqu'à 2 dB par rapport à celles obtenus avec l'algorithme 2CFNLMS en pleine bande. Finalement, nous avons constaté que l'algorithme VSS-2CSF représente une solution très efficace par rapport à ses versions à pas fixes en termes des valeurs finales de la distance cepstrale.

6.7.4. Évaluation du rapport signal à bruit (RSB)

Pour valider la qualité du signal de parole rehaussé, dans cette partie, nous présentons les résultats du rapport signal à bruit (RSB) estimé par les algorithmes suivants : VSS-2CSF, 2CSF et 2CFNLMS. Pour cela, nous avons fait

plusieurs simulations de l'annulation du bruit acoustique par la structure forward bi-capteur en pleine bande et en sous-bande, en utilisant les mêmes conditions d'environnement et les mêmes paramètres comme les deux sous-sections précédentes. Tous les résultats de l'évaluation de RSB de sortie sont présentés dans les figures 6.36 et 6.37.

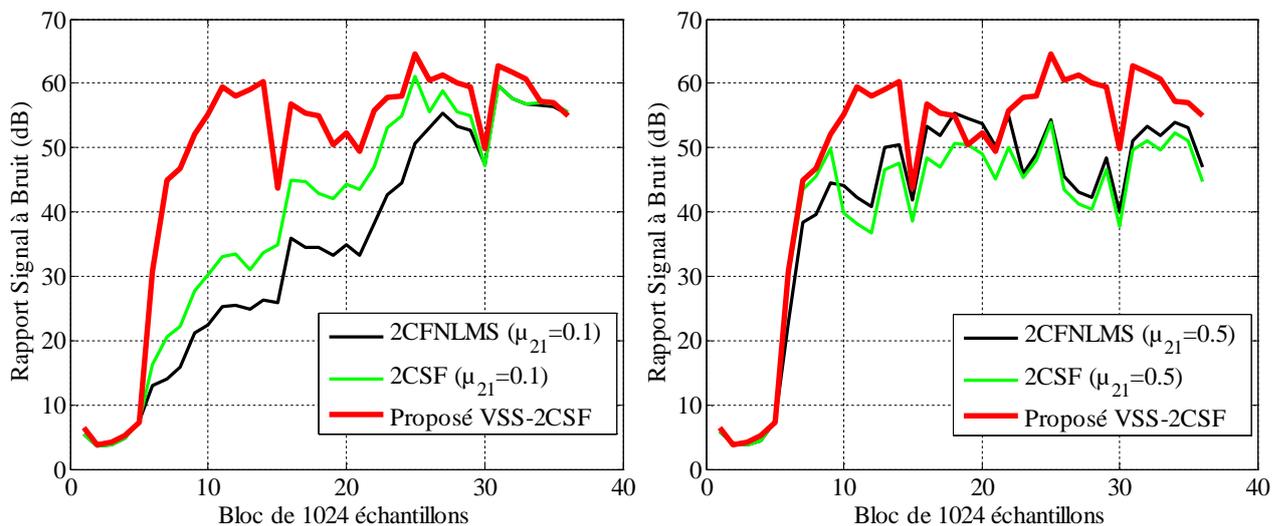


Figure 6.26 : Évaluation du rapport signal à bruit obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=64$, $RSB_1=3$ dB et $RSB_2=0$ dB.

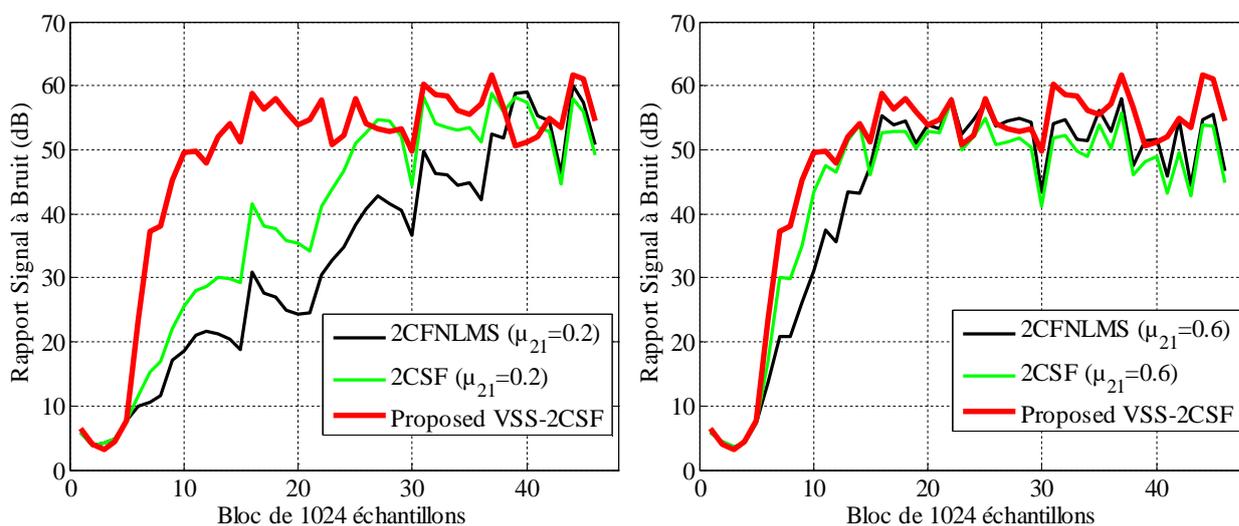


Figure 6.27 : Évaluation du rapport signal à bruit obtenue par les algorithmes, 2CFNLMS, 2CSF et VSS-2CSF, $M=128$, $RSB_1=-3$ dB et $RSB_2=-3$ dB

Tous les résultats obtenus du RSB confirment la supériorité de l'algorithme VSS-2CSF par rapport à sa version (2CSF) à pas fixes pour améliorer

la qualité du signal de parole estimé. En utilisant les deux figures 6.26 et 6.27, il est très clair que les valeurs du RSB de sortie obtenues par l'algorithme VSS-2CSF sont les meilleures par rapport que celles obtenues par les deux algorithmes à pas d'adaptations fixes (2CSF en sous-bande et 2CFNLMS en pleine bande). D'après tous les résultats obtenus, nous voyons clairement que l'approche proposée maximise le niveau de l'annulation du bruit acoustique par rapport à l'algorithme forward en pleine bande et en sous-bande à pas d'adaptations fixes.

- Finalement, d'après toutes les résultats obtenus pour l'annulation du bruit acoustique en utilisant l'algorithme 2CSF à pas d'adaptations variables (VSS-2CSF). Nous avons validé la supériorité de cet algorithme en termes de vitesse de convergence, en minimisant aussi la distorsion du signal estimé (améliorer la qualité). Cet algorithme montre une bonne performance par rapport aux deux algorithmes à pas d'adaptations fixes, 2CSF et 2CFNLMS.

6.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude détaillée sur les quatre versions améliorées de l'algorithme backward bi-capteurs en sous-bande et un algorithme forward en sous-bande à pas d'adaptations variables [118], [120]. Nous avons proposé ces versions pour résoudre le problème des deux algorithmes bi-capteurs en sous-bande (forward 2CSF et backward SBBSS). Dans les deux algorithmes 2CSF et SBBSS à pas fixes, nous avons remarqué que la vitesse de convergence est très rapide par rapport à celles obtenues par leurs versions en pleine bande, mais la distorsion est importante. Nous avons fait plusieurs simulations de l'annulation du bruit acoustique par les algorithmes améliorés, en utilisant l'évolution temporelle des signaux estimés et trois critères de mesure (SM, DC et SNR). D'après les résultats obtenus, nous avons validé l'étude théorique des algorithmes proposés (VSS-2CSF et VS-SBBSS). Donc chaque algorithme bi-capteurs à pas d'adaptations variables représente une solution très efficace pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole, en améliorant la qualité du signal estimé.

CONCLUSION

CONCLUSION

Tout au long de cette thèse, nous nous sommes intéressés à l'application des techniques de la séparation aveugle de sources bi-capteurs pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole en utilisant les algorithmes du filtrage adaptatif.

Dans un premier temps, nous avons présenté une revue générale sur le filtrage adaptatif et ses algorithmes de gradients stochastique (LMS et sa version normalisée NLMS), comme nous avons vu les différentes techniques utilisées pour la réduction du bruit, mono-, bi- et multi-capteurs. Nous avons présenté aussi une étude détaillée sur les techniques de séparation aveugle de sources et leurs efficacités pour séparer le signal de parole et le bruit dans un mélange linéaire convolutif bi-capteurs. Puis, nous avons discuté trois algorithmes adaptatifs bi-capteurs classiques, de gradients stochastiques et de décorrélation symétrique adaptatif, appliqués sur les deux structures de la séparation aveugle de sources forward et backward pour l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

Pour améliorer la performance des algorithmes adaptatifs bi-capteurs, premièrement, nous avons proposé deux algorithmes de séparation de sources bi-capteurs en sous-bande, forward (2CSF) et backward (SBBSS). Ces deux algorithmes ont été proposés pour augmenter la vitesse de la convergence des filtres adaptatifs par rapport à celle obtenue par leurs versions en pleine bande. Dans les deux algorithmes 2CSF et SBBSS, nous avons proposé de minimiser deux critères en même temps, le critère du système mismatch entre les valeurs a priori et a posteriori de chaque filtre adaptatif, et le deuxième est de minimiser le signal d'erreur obtenu dans chaque sous-bande. L'avantage majeur de ces algorithmes, est que les deux filtres adaptatifs de chaque algorithme sont adaptés en pleine bande en utilisant l'ensemble des sous-signaux estimés à la sortie, par contre les signaux de sortie sont estimés en sous-bandes. Les résultats de

simulations ont également prouvé que les deux algorithmes proposés (2CSF et SBBSS) améliorent la vitesse de convergence de chaque filtre adaptatif vers la solution optimale dans différentes situations bruitées. En utilisant les mêmes résultats de simulations obtenus, nous avons noté que la vitesse de la convergence augmente proportionnellement avec le nombre de sous-bandes.

D'après quelques études théoriques et les résultats de simulations de l'annulation du bruit acoustique par les algorithmes adaptatifs bi-capteurs classiques, nous avons constaté que la vitesse de la convergence des filtres et la distorsion du signal estimé sont fortement liées aux valeurs numériques des pas d'adaptations fixes, c.à.d. la vitesse de la convergence et la distorsion augmentent proportionnellement avec les valeurs des pas d'adaptations. Donc, nous avons vu qu'il est très intéressant de contrôler les deux pas d'adaptations de deux filtres adaptatifs dans chaque algorithme bi-capteurs pour résoudre le problème de la distorsion. Pour cela, nous avons proposé deux nouveaux algorithmes bi-capteurs à pas d'adaptations variables, forward (2C-VSSF) et backward (2C-VSSB). Dans ces deux algorithmes, nous avons proposé de contrôler la variation de chaque pas d'adaptation par le critère de décorrélation entre les deux signaux estimés à la sortie de chaque algorithme bi-capteurs. Nous notons que les deux pas d'adaptations sont variés en fonction des valeurs de l'intercorrélation entre les deux signaux estimés. D'après les résultats obtenus, nous avons confirmé la bonne performance des nouveaux algorithmes à pas variables par rapport à leurs versions à pas fixes, en termes de vitesse de la convergence et la qualité du signal de parole estimé.

Dans les derniers travaux présentés dans cette thèse, nous avons proposé cinq versions améliorées des algorithmes bi-capteurs en sous-bande à pas d'adaptations variables, quatre pour la backward (VS-SBBSS 1, 2, 3 et 4) et un autre pour la forward (VSS-2CSF). Dans les quatre algorithmes VS-SBBSS améliorés, nous avons proposé de contrôler la variation de chaque pas d'adaptation par différents critères, comme l'ensemble des erreurs instantanées au carrés et l'ensemble des fonctions d'autocorrélation entre les valeurs instantanée (s) et passée (s) de chaque sous-signal décimé (estimé). Pour l'approche directe, nous avons proposé un autre algorithme dit forward bi-capteurs en sous-bande à pas variables. Dans ce dernier algorithme, nous avons proposé

d'utilisé le critère de décorrélation entre l'ensemble des sous-signaux estimés pour mettre à jour les deux pas d'adaptations variables. Nous avons validé et confirmé le bon fonctionnement des algorithmes bi-capteurs proposés à pas variables par plusieurs simulations de l'annulation du bruit acoustique dans différentes situations bruitées, c.à.d. avec différents types de bruit, RSB d'entrée et différents nombre de sous-bandes ($N = 2$ et 8). En utilisant les mêmes résultats de simulations, nous avons noté que la vitesse de la convergence des filtres et la qualité du signal estimé obtenues par les algorithmes bi-capteurs en sous-bande à pas d'adaptations variables sont meilleures que celles obtenues par les algorithmes bi-capteurs en sous-bande et en pleine bande à pas fixes, sur les bases des données utilisées.

APPENDICE

APPENDICE A

LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

ABREVIATIONS

2C-VSSB	: Two-channel variable step-sizes backward
2C-VSSF	: Two-channel variable step-sizes forward
2CBLMS	: Two-channel backward least-mean square
2CBNLMS	: Two-channel backward normalized least-mean square
2CFLMS	: Two-channel forward least-mean square
2CFNLMS	: Two-channel forward normalized least-mean square
2CLMS	: Two-channel least-mean square
2CNLMS	: Two-channel normalized least-mean square
2CSF	: Two-channel subband forward
AD	: Adaptive decorrelation
ANC	: Adaptive noise cancellation
AP	: Affine projection
AR	: Autoregressive
BBSS	: Backward blind source separation
BSAD	: Backward symmetric adaptive decorrelation
BSS	: Blind source separation
CD	: Cepstral distance
DAPA	: Double affine projection algorithm
DAV	: Détecteur d'activité vocale
DC	: Distance cepstrale
DFNTF	: Double fast newton transversal filter
DPAPA	: Double pseudo-affine projection algorithm
DQM	: Déviation quadratique moyenne
DSP	: Densité spectrale de puissance
EQM	: Erreur quadratique moyenne
FBSS	: Forward blind source separation
FSAD	: Forward symmetric adaptive decorrelation
LMS	: Least-mean square
LPC	: Linear prediction coefficient
MSD	: Mean-square deviation
MSE	: Mean square error
NLMS	: Normalized least-mean square
NSAD	: Normalized symmetric adaptive decorrelation

RIF	: Réponse impulsionnelle finie
RSB	: Rapport signal à bruit
RSB ₁	: Rapport signal à bruit d'entrée du premier signal bruité
RSB ₂	: Rapport signal à bruit d'entrée du deuxième signal bruité
SAD	: Symmetric adaptive decorrelation
SAS	: Séparation aveugle de sources
SBBSS	: Subband backward blind source separation
SM	: Système mismatch
SNR	: Signal to noise ratio
SSA	: Soustraction spectrale d'amplitude
SSP	: Soustraction spectrale de puissance
TFD	: Transformée de Fourier discrète
USASI	: United state of america standard institute
VAD	: Voice Activity Detector
VS-SBBSS	: Variables step-sizes subband backward blind source separation
VSS-2CSF	: Variable step-sizes two-channel subband forward
VSS-APA	: Variable step-size affine projection algorithm
VSS-LMS	: Variable step-size least-mean square
VSS-NLMS	: Variable step-size normalized least-mean square

SYMBOLES

C	: Nombre des capteurs
D	: Facteur de décimation
f	: Indice de fréquence
I	: Facteur d'interpolation
k	: Indice de temps décimé
L	: Taille des filtres d'analyse et de synthèse
m	: Indice de retard
M	: Taille du filtre adaptatif
n	: Indice de temps
N	: Nombre de sous-bandes
P	: Ordre de projection
Q	: Nombre des sources
T	: Nombre d'échantillons de la trame
κ	: Indice de trame
ε	: Petite constante positive
μ	: Pas d'adaptation fixe
μ_{12}	: Pas d'adaptation fixe du filtre adaptatif $w_{12}(n)$
μ_{21}	: Pas d'adaptation fixe du filtre adaptatif $w_{21}(n)$
$\mu_{12}(n)$: Pas d'adaptation variable du filtre adaptatif $w_{12}(n)$
$\mu_{21}(n)$: Pas d'adaptation variable du filtre adaptatif $w_{21}(n)$
$\delta(n)$: Impulsion de Dirac
$[\]^T$: Transposé d'une matrice ou d'un vecteur
$[\]^*$: Conjugué d'un vecteur, matrice, ou nombre complexe
$[\]^H$: Hermitien d'une matrice
$E[\]$: Espérance mathématique
\mathbf{R}_{xx}	: Matrice de corrélation
\mathbf{r}_{xd}	: Vecteur d'inter-corrélation
λ_{max}	: Valeur maximale propre de la matrice d'autocorrélation
σ_x^2	: Énergie du signal $x(n)$
$\text{TFI}[\]$: Transformée de Fourier inverse
$\mu_{12,opt}$: Valeur optimale du pas d'adaptation variable $\mu_{12}(n)$
$\mu_{21,opt}$: Valeur optimale du pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$
$\mu_{12,max}$: Valeur maximale du pas d'adaptation variable $\mu_{12}(n)$
$\mu_{21,max}$: Valeur maximale du pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$

- $\mu_{12,\min}$: Valeur minimale du pas d'adaptation variable $\mu_{12}(n)$
 $\mu_{21,\min}$: Valeur minimale du pas d'adaptation variable $\mu_{21}(n)$
 $\gamma_{12}(n)$: Pas d'adaptation de contrôle du $\mu_{12}(n)$
 $\gamma_{21}(n)$: Pas d'adaptation de contrôle du $\mu_{21}(n)$
 $\xi_i(n)$: Bruits additifs de mesure au niveau des microphones
 $\eta_{12,i}$ et $\eta_{21,i}$: Multiplieurs de Lagrange
 $C_{sb}(m)$: Intercorrélation entre deux signaux $s(n)$ et $b(n)$
 $\mu_{12,0}$ e $\mu_{21,0}$: valeurs initiales deux pas d'adaptations variables $\mu_{12}(n)$ et $\mu_{21}(n)$
 $\left. \begin{array}{l} \alpha_1 \quad \alpha_2 \\ \lambda_1 \quad \lambda_2 \end{array} \right\}$: Paramètres de contrôle des pas (prennent leurs valeurs entre 0 et 1)
 $\left. \begin{array}{l} \delta \quad \varphi \\ \beta_1 \quad \beta_2 \\ \rho_1 \quad \rho_2 \end{array} \right\}$: Paramètres de contrôle des pas (prennent des valeurs positives > 0)

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 : Opérations nécessaires dans tous les algorithmes classiques et proposés

	Algorithmes	Nombre d'additions	Nombre de multiplications
Classiques	2CFLMS	4M	4M+2
	2CBLMS	4M	4M+2
	2CFNLMS	6M+2	6M+2
	2CBNLMS	6M+2	6M+2
	FSAD	4M	4M+2
	BSAD	4M	4M+2
Proposés	2CSF	6M+2	6M+2
	SBBSS	6M+2	6M+2
	2C-VSSF	14M+4	14M+8
	2C-VSSB	14M+4	14M+8
	VSS-2CSF	14M+8	14M+8
	VS-SBBSS 1	8M+8	8M+8
	VS-SBBSS 2	8M+8	8M+14
	VS-SBBSS 3	12M+8	12M+10
VS-SBBSS 4	14M+8	14M+8	

REFERENCES

REFERENCE

1. Amehraye, A., "Débruitage perceptuel de la parole", Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, (May 2009).
2. Benveniste, A., Metivier, M., Priouret, P., "Algorithmes adaptatifs et approximations stochastiques : Théorie et Applications", dans Techniques stochastiques, MASSON, 1987.
3. Le Bouquin, R., "Traitement pour la réduction de bruit sur la parole. Applications aux communications radio-mobiles », Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, Rennes, 1991.
4. McAulay, R. J., Malpass, A. V., "Speech enhancement using a soft-decision noise suppression filter", In Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Processing, V.ASSP-28, n° 2, (April 1980), 137-145.
5. Jutten, C., "Théorie du signal", Université Joseph Fourier – Polytechnique, Grenoble, France, (Nov. 2009).
6. Lim, J.S., Oppenheim, A.V., "Enhancement and band-width compression of noisy speech", Proc. IEEE, V.67, (Dec. 1979), 1586–1604.
7. Boll, S.F., "Evaluation of two input speech dereverberation techniques", IEEE Trans. ASSP, V.27, n° 2, (1979), 113-120.
8. Kushner, W.M., "The effect of subtractive-type speech enhancement, noise reduction algorithms on parameter estimation for improved recognition and coding in high noise environments", Proc. ICASSP, San Diego, United States, (1989), 211-214.
9. Donoho, D.L., "De-noising soft-thresholding", Tran. on inf. theor. IEEE, V.41, n° 3, (May 1995), 613-627.
10. Herault, J., Jutten, C., Ans, B., "Détection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuromimétique en apprentissage non supervisé", GRETSI 85, Dixième colloque sur le Traitement du Signal et des Images, Nice, France, (1985), 1017–1022.

11. Jutten, C., Herault, J., "Blind separation of sources, part I : an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture", *Signal process.*, V.24, n° 1, (Jul. 1991),1-10.
12. Belouchrani, A., "Séparation autodidacte de sources : Algorithmes, Performances et Applications à des signaux expérimentaux", Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, ENST, Paris, France, (1995).
13. Mansour, A., "Contribution à la séparation aveugle de sources", Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, France, (Jan. 1997).
14. Boumaraf, H., "Séparation aveugle de mélanges convolutifs de sources", Thèse de Université Joseph Fourier, INPG, France, (2005).
15. Boumaraf, H., Pham, D.T., Servière, C., "Blind separation of convolutive mixture of speech signals", *EUSIPCO*, Antalya, Turkey, (Sep. 2005).
16. Jutten, C., Nguyen Thai, L., Dijkstra, E., Vittoz, E., Caelen, J., "Blind separation of sources : an algorithm for separation of convolutive mixtures", *Int. Signal Processing Workshop on Higher Order Statistics*, Elsevier, France, (Jul. 1991), 273-276.
17. Nguyen Thai, H.L., Jutten, C., "Blind source separation for convolutive mixtures", *Signal Processing*, V.45, n° 2, (Aug. 1995), 209-229.
18. Mukai, R., Araki, S., Makino, S., "Separation and dereverberation performance of frequency domain blind source separation", In *Proceeding of ICA*, (2001), 230-235.
19. Mukai, R., Araki, S., Makino, S., "Separation and dereverberation performance of frequency domain blind source separation for speech in a reverberant environment", In *Proceeding of Euro speech*, (2001), 2599-2603.
20. Mukai, R., Araki, S., Sawada, H., Makino, S., "Evaluation of separation and dereverberation performance in frequency domain blind source separation", *Acoustical Science and Technology*, V.25, n° 2, (Mar. 2004), 119-126.
21. Van Gerven, S., "Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement", Ph.D dissertation, University catholic of Leuven, (Mar. 1996).
22. Van Gerven, S., Van Compernelle, D., "Feedforward and Feedback in a symmetric adaptive noise canceller: stability analysis in a simplified case", *Proc. IEEE. EUSIPCO*, Belgium, Brussels, V.1, (Aug. 1992), 1081-1084.

23. Gabrea, M., "Double affine projection algorithm-based speech enhancement algorithm", Proc. IEEE. ICASSP Montréal, Canada, V.2, (Apr. 2003), 904-907.
24. Gabrea, M., "Rehaussement de la parole en ambiance bruitée, Méthodes monovoie et bivoie", Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux 1, France, (1999).
25. Djendi, M., Gilloire, A., Scalart, P., "Noise cancellation using two closely spaced microphones: experimental study with a specific model and two adaptive algorithms", IEEE Int. Conf. ICASSP, Toulouse, France, V.3, (May 2006), 744-748.
26. Djendi, M., "Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications", Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
27. Djendi, M., Gilloire, A., Scalart, P., "New frequency domain post-filters for noise cancellation using two closely spaced microphones", Proc. EUSIPCO, Poznan, V.1, (Sep. 2007), 218-221.
28. Djendi, M., Scalart, P., "Double Pseudo Affine Projection Algorithm for Speech Enhancement and Acoustic Noise Reduction", In: Proc. IEEE. EUSIPCO, Romania, Bucharest, V.1, (Aug. 2012), 2080–2084.
29. Djendi, M., Scalart, P., Gilloire, A., "Analysis of two-sensors forward BSS structure with post-filters in the presence of coherent and incoherent noise", Speech Communication, Elsevier, V.55, n° 10, (Dec. 2013), 975-987.
30. Kondo, K., "Subjective quality measurement of speech", signals and communication technology, Springer-Verlag, Berlin, (2012).
31. Wiener, N., "Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series", John Wiley & Sons, New York, (1949).
32. Bellenger, M., "Traitement numérique du signal", 2^{ème} édition, MASSON, (1987).
33. Vaseghi, S.V., "Advanced digital signal processing and noise reduction", Second Edition, John Wiley & Sons, Ltd, (2000).
34. Manolakis, D.G., Ingle, V.K., Kogon, S.M., "Statistical and adaptive signal processing", Artech House, (2005).
35. Bellanger, M., "Traitement numérique du signal théorie et pratique", 8^{ème} édition, Dunod, (2006).

36. Diniz, P.S.R., "Adaptive filtering algorithms and practical implementation", Second Edition, Springer, (2008).
37. Widrow, B., Hoff, M.E., "Adaptive switching circuits", WESCOM Conv. Rec., V.4, (1960), 96-140.
38. Widrow, B., McCool, J.M., Larimore, M.G., Johnson, C.R., "Stationary and nonstationary learning characteristics of the LMS adaptive filters", Proceedings of the IEEE, V.64, (Aug. 1976), 1151-1162.
39. Riegler, R., Compton, R., "An adaptive array for interference rejection", Proc. IEEE, V.61, (Jun. 1973), 748-758.
40. S. Haykin, Adaptive Filter Theory, 4th edition, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2002.
41. Alaeddine, H., "Application de la transformée en nombres entiers à la conception d'algorithmes de faible complexité pour l'annulation d'échos acoustiques", thèse de Doctorat, l'université de Bretagne occidentale, (Jul. 2007).
42. Ozeki, K., Umeda, T., "An adaptive filtering algorithm using an orthogonal projection to an affine subspace and its properties", Elec. Comm. Japan, V.J67-A, (Feb. 1984), 126-132.
43. Bouteille, F., Scalart, P., Corzza, M., "Pseudo-APA: new solution for adaptive identification", in Proc. Eurospeech, Budapest, Hungary, (1999), 427-430.
44. Spriet, A., "Adaptive Filtering Techniques for Noise Reduction and Acoustic Feedback Cancellation in Hearing Aids", PhD Thesis, Katholieke University Leuven, Belgium, (Sep. 2004).
45. Vaseghi, S.V., "Advanced signal processing and digital noise reduction", Wiley, Teubner Communications, (1996).
46. Berouti, M., Schwartz, R., Makhoui, J., "Enhancement of speech corrupted by acoustic noise", Proc. ICASSP, Washington, United States, (1979), 208-211.
47. Lockwood, P., Boudy, J., "Experiments with a nonlinear spectral subtractor (NSS), hidden Markov models and the projection, for robust speech recognition in cars", Speech Communication, V.11, n° 2-3, (1992), 215-228.
48. Mokbel, C., Barbier, L., Chollet, G., "Adapting a HMM speech recognizer to noisy environments", Workshop on Speech Processing in Adverse Conditions, Cannes, (1992), 211-214.

49. Compernelle, D.V., "Noise adaptation in a hidden Markov model speech recognition system", *Computer Speech and Language*, V.3, (1989), 151-167.
50. Ephraim, Y., Malah, D., "Speech enhancement using a minimum mean square error short-time spectral amplitude estimator", *IEEE Trans. ASSP*, V.32, n° 6, (1984), 1109-1121.
51. Howells, P., "Intermediate frequency side-lobe canceller", US patent 3202 990, (Aug. 1965).
52. Buchner, H., Benesty, J., Kellermann, W., "Generalized multichannel frequency-domain adaptive filtering: efficient realization and application to hands-free speech communication", *Signal Process.* V.85, (2005), 549–570.
53. Souden, M., Benesty, J., Affes, S., "On the global output SNR of the parameterized frequency-domain multichannel noise reduction wiener filter", *IEEE signal processing letters*, V.17, n° 5, (may 2010), 425-428.
54. Parra, L., Spence, C., "Convulsive blind source separation of non-stationary sources", in *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, V.8, n° 3, (May 2000), 320–327.
55. Knezevic, D., "Blind source separation for signal processing applications", Ph.D. dissertation, University of Western, Australia, (2004).
56. Weinstein, A., Feder, M., Oppenheim, A.V., "Multi-channel signal separation by decorrelation", in *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, V.1, n° 4, (Oct. 1993), 405–413.
57. Mitianoudis, N., Davies, M., "Audio source separation of convulsive mixtures", in *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, V.11, n° 5, (Sep. 2003), 489–497.
58. Comon, P., "Independant component analysis, a new concept", in *Signal Processing*, V.36, (1994), 287–314.
59. Mukai, R., Araki, S., Makino, S., "Separation and dereverberation performance of frequency domain blind source separation", in *Proc. Independant Component Analysis (ICA'01)*, (Dec. 2001), 230–235.
60. Murata, N., Ikeda, S., Ziehe, A., "An approach to blind source separation based on temporal structure of speech signals", *Riken Brain Science Institute, Technical Report*, (Apr. 1998), 98-102.

61. Thi, H.L.N., Jutten, C., Caelen, J., "Speech enhancement: Analysis and comparison of methods on various real situations", In Signal Processing VI: Theories and Applications (Proc. of the EUSIPCO), Bruxelles, Belgium, V.I, (1992), 303–306.
62. Westner, A., Bove, V.M., "Applying blind source separation and deconvolution to real-world acoustic environments", in Proc. 106th of Audio Engineering Society, (1999).
63. Charkani, N., "Séparation auto-adaptative de sources pour les mélanges convolutifs. Application à la téléphonie mains-libres dans les voitures", Ph.D. dissertation, INP Grenoble, (Nov. 1996).
64. Choï, S., Cichocki, A., Amari, S.I., "two spatio-temporal decorrelation learning algorithms and their application to multichannel blind deconvolution", in Proc. IEEE, ICASSP, (Mar. 1999), 1085–1088.
65. Cristescu, R., Ristaniemi, T., Joutsensalo, J., Karhunen, J., "Blind separation of convolved mixtures for CDMA systems", in Proc. IEEE, EUSIPCO, V.5, (Sep. 2000), 619–622.
66. Dimitri, N., "Méthodes PARAFAC généralisées pour l'extraction aveugle de sources. Application aux systèmes DS-CDMA", Ph.D. dissertation, Université de Cergy-Pontoise, France, (2007).
67. Ristaniemi, T., Raju, K., Karhunen, J., Oja, E., "Inter-cell interference cancellation CDMA array systems by independent component analysis", in Proc. Independent Component Analysis, ICA'03, (Apr. 2003), 739–744.
68. Lathauwer, L.D., Callaerts, D., Moor, B.D., "Fetal electrocardiogram extraction by source subspace separation", in Proc. IEEE SP / Athos workshop, (Jun. 1995), 134–138.
69. Deville, Y., "Panorama des applications biomédicales des méthodes de séparation aveugle de sources", in 19^{ème} colloque GRETSI, (Sep. 2003), 31–34.
70. Jung, T.P., Makeig, S., McKeown, M.J., Bell, A.J., Lee, T.W., Sejnowski, T.J., "Independent component analysis of biomedical signals", Imaging brain dynamics using Independent Component Analysis, V.89, n° 7, (2001), 1107–1122.
71. Moni, A., Bean, C.J., Lokmer, I., Rickard, S., "Seismic Signal Source Separation", ISSC, Trinity College Dublin, (Jun. 2011).

72. Feder, M., Oppenheim, A.V., Weinstein, E., "Maximum likelihood noise cancellation using the EM algorithm", IEEE Trans. On Acoustics, Speech and Signal Processing, V.ASSP-37, n° 2, (Feb. 1989).
73. Harrison, W.A., Lim, J.S., Singer, E., "A new application of adaptive noise cancellation", IEEE Trans. on Acoustics, Speech and Signal Processing, V.ASSP-34, n° 1, (Feb. 1986).
74. Alkindi, M.J., Dunlop, J., "Improved adaptive noise cancellation in the presence of signal leakage on the noise reference channel", Signal Processing, V.17, (1989), 241-250.
75. Nguyen Thi, H.L., Jutten, Ch., Caelen, J., "Séparation aveugle de parole et de bruit dans un mélange convolutif", Treizième colloque Gretsi- Juan-les-pins, (Sep. 1991).
76. Vallauri, A. "L'étude et le développement de méthodes de reconnaissance de la parole et de réduction du bruit, et application", Thèse de Doctorat, Univ. Nice, France, (Dec. 1992).
77. Gerven, S.V., Compennolle, D.V., "On the use of decorrelation in scalar signal separation", In: Proc. ICASSP, Adelaide, South Australia, Australia, V.3, (1994), 57- 60.
78. Gerven, S.V., Compennolle, D.V., "Signal separation by symmetric adaptive decorrelation: Stability, convergence and uniqueness", IEEE Transactions on Signal Processing, V.43, n° 7, (Jul. 1995), 1602-1612.
79. Bendoumia, R., Deba, A., "Rehaussement du signal de parole par l'algorithme de decorrelation symétrique", Thèse de Master, Dép. électronique à l'université de Blida, (jul. 2011).
80. Ikeda, S., Sugiyama, A., "An adaptive noise canceller with low signal-distortion in the presence of crosstalk", IEICE Trans. Fundamentals, V.E.82-A, n° 8, (Aug. 1999), 1517-1525.
81. Gilloire, A., Vetterli, M., "Adaptive filtering in subbands with critical sampling : Analysis, experiments, and application to acoustic echo cancellation", IEEE Trans. Signal Processing, V.40, (Aug.1992), 1862-1875.
82. Gilloire, A., "Experiments with subband acoustic echo cancellers for teleconferencing", in Proc. IEEE. ICASSP, Dallas, (1987), 2141-2144.

83. Lee, K.A., Gan, W.S., "Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates", *IEEE Sig. Process. Letters*, V.11, n° 9, (Sept. 2004), 736-739.
84. Pradhan, S.S., Reddy, V.E., "A new approach to subband adaptive filtering", *IEEE Trans. Signal Processing*, V.47, (Mar.1999), 655–664.
85. Courville, M.D., Duhamel, P., "Adaptive filtering in subbands using a weighted criterion", *IEEE Trans. Signal Processing*, V.46, (Sep. 1998), 2359–2371.
86. Kellermann, W., "Analysis and design of multirate systems for cancellation of acoustic echoes", in *Proc. IEEE, ICASSP*, (1988), 2570-2573.
87. Gulzow, T., Engelsberg, A., Heute, U., "Comparison of a discrete wavelet transformation and a nonuniform polyphase filter bank applied to spectral subtraction speech enhancement", *Signal Processing*, V.64, (1998), 5-19.
88. Haan, J.M., Grbic, N., Claesson, I., Nordholm, S., "Design of oversampled uniform DFT filter banks with delay specification using quadratic optimization", in *Proc. ICASSP, Salt Lake City, USA*, V.6, (May 2001), 3633–3636.
89. Grbic, N., "Speech signal extraction-A multichannel approach", University of Karlskrona, Ronneby, ISBN 91-630-8841-X, (Nov. 1999), 72-75.
90. Batalheiro, P.B., Petraglia, M.R., Haddad, D.B., "Subband blind source separation with critically sampled filter banks", *17th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, IWSSIP*, (2010).
91. Araki, S., Makino, S., Aichner, R., Nishikawa, T., Saruwatari, H., "Subband based blind source separation with appropriate processing for each frequency band", *IEEE. ICA, Nara, Japan*, (Apr. 2003), 499-504.
92. Widrow, B., Stearns, S.D., "Adaptive signal processing", Prentice-Hall, Englewood-Cliffs, NJ, (1985).
93. Kokkinakis, K., Loizou, P., "Subband-based blind signal processing for source separation in convolutive mixtures of speech", *Acoustics Speech and Signal Processing. IEEE*, V.4, (2007), 917-920.
94. Hongwei, L., Rui, L., Fasong, W., "Multiresolution subband blind source separation: models and methods", *Journal of computers*, V.4, n° 7, (Jul. 2009), 681-688.

95. Abadi, M.S.E., Far, A.M., "A unified framework for adaptive filter algorithms with variable step-size", *Computers and Electrical Engineering*, V.34, (2008), 232–249.
96. Ban, S.J., Lee, Ch.W., Cho, H., Woo Kim, S., "A variable step-size adaptive algorithm for direct frequency estimation", *Signal Process.*, V.90, (2010), 2800–2805.
97. Mayyas, K., Momani, F., "An LMS adaptive algorithm with a new step-size control equation", *Journal of the Franklin Institute*, V.348, (2011), 589–605.
98. Costa, M.H., Bermudez, J.C.M., "A noise resilient variable step-size LMS algorithm", *Signal Processing*, V.88, (2008), 733–748.
99. Cho, H., Woo Kim, S., "Variable step-size normalized LMS algorithm by approximating correlation matrix of estimation error", *Signal Processing*, V.90, (2010), 2792–2799.
100. Jian-chang, L., Xia, Y., Hong-ru, L., "A nonparametric variable step-size NLMS algorithm for transversal filters", *Applied Mathematics and Computation*, V.217, (2011), 7365–7371.
101. Shi, K., Ma, X., "A variable-step-size NLMS algorithm using statistics of channel response", *Signal Processing*, V.90, (2010), 2107–2111.
102. Sulyman, A.I., Zerguine, A., "Convergence and steady-state analysis of a variable step-size NLMS algorithm", *Signal Processing*, V.83, (2003), 1255–1273.
103. Shin, H.C., Sayed, A.H., Song, W.J., "Variable step-size NLMS and affine projection algorithms", *IEEE Signal Processing Letters*, V.11, n° 2, (Feb. 2004), 132-135.
104. Abadi, M.S.E., Mehrdad, V., Gholipour, A., Noroozi, M., "A family of variable step-size affine projection adaptive filtering algorithms", *International Journal of Computer and Electrical Engineering*, V.2, n° 3, (Jun. 2010), 1793-8163.
105. Mayyas, K., "A variable step-size affine projection algorithm", *Digital Signal Processing*, V.20, (2010), 502–510.
106. Widrow, B., Glover, J.R., Mccool, J.M., Kaunitz, J., Williams, C.S., Hearn, R.H., Zeidler, J.R., Dong, E., Goodlin, R.C., "Adaptive noise cancelling: principles and applications", *Proceedings of the IEEE*, V.63, (Dec. 1975), 1962-1716.

107. Compernelle, D.V., Gerven, S.V., "Signal separation in a symmetric adaptive noise canceller by output decorrelation", in: Proceedings of the ICASSP, V.IV, (1992), 221–224.
108. Kwong, R.H., Johnston, E.W., "A variable step size LMS algorithm", IEEE Trans. Signal Process, V.40, n° 7, (Jul. 1992), 1633-1642.
109. Aboulnasr, T., Mayyas, M., "A robust variable step-size LMS-type algorithm: analysis and simulations", IEEE Trans. Signal Process., V.45, n° 3, (Mar. 1997), 631-639.
110. José, G., Zipf, F., Tobias, O.J., Seara, R., "A VSSLMS algorithm based on error autocorrelation", 16th EUSIPCO, Lausanne, Switzerland, (Aug. 2008).
111. Lefkimmiatis S., Maragos, P., "Optimum post-filter estimation for noise reduction in multichannel speech processing", Proc. 14th EUSIPCO, Florence, Italy, (Sep. 2006), 4-8.
112. Doclo, S., Spriet, A., Wouters J., Moonen, M., "Frequency-domain criterion for the speech distortion weighted multichannel Wiener filter for robust noise reduction", Speech Communication, V.49, (2007), 636-656.
113. Chen, J., Benesty, J., Huang, Y., "A minimum distortion noise reduction algorithm with multiple microphones", IEEE transactions on audio, speech, and language processing, V.16, n° 3, (Mar. 2008), 481-493.
114. Lee, K.A., Gan, W.S., Kuo, S.M., "Subband adaptive filtering, theory and implementation", Book, Wiley, (2009).
115. Lee, K.A., Gan, W.S., "Adaptive filtering using constrained subband updates", Proc. ISCAS, (2005), 2275–2278.
116. Djendi, M., Bendoumia, R., "A new adaptive filtering subband algorithm for two-channel acoustic noise reduction and speech enhancement", Computers and Electrical Engineering, Elsevier, V.39, (2013), 2531–2550.
117. Djendi, M., Bendoumia, R., "A new efficient two-channel backward algorithm for speech intelligibility enhancement: A subband approach", Applied acoustics, Elsevier, V.76, (2014), 209-222.
118. Bendoumia, R., Djendi, M., "Variable step-size subband backward BSS algorithms for speech quality enhancement", Applied acoustics, Elsevier, V.86, (2014), 25-41.

119. Bendoumia, R., Djendi, M., "Two-channel variable-step-size forward-and-backward adaptive algorithms for acoustic noise reduction and speech enhancement", Signal processing, Elsevier, V.108, (2015), 226– 244.
120. Djendi, M., Bendoumia, R., "A new variable step-size approach for the dual subband forward algorithm", Soumis à un journal international.
121. Bendoumia, R., Djendi, M., "Etude comparative de l'annulation d'écho acoustique par algorithmes adaptatifs de type NLMS à pas variable", Conférence CNTIT'13, à Tlemcen, Algérie, (Dec. 2013), 81-86.
122. Bendoumia, R., Djendi, M., Guessoum, A., "Rehaussement de la parole par l'algorithme de decorrelation symétrique adaptative : Nouvelle approche normalisée (DSAN)", International Congress ICTA'14, University of A.MIRA Bejaia, Algeria, (Apr. 2014).
123. Djendi, M., Bendoumia, R., Guessoum, A., "A subband implementation of the forward BSS structure for speech enhancement", International Congress ICTA'14, University of A.MIRA Bejaia, Algeria, (Apr. 2014).
124. Bendoumia, R., Djendi, M., Guessoum, A., "Speech quality enhancement by subband backward algorithm : Variable step-size approach", International Conference ICESTI'14, University of B. Mokhtar Annaba, Algeria, (Oct. 2014).

Articles de l'auteur

1. Bendoumia, R., Djendi, M., "Two-channel variable-step-size forward-and-backward adaptive algorithms for acoustic noise reduction and speech enhancement", *Signal processing*, Elsevier, V.108, (2015), 226– 244.
2. Bendoumia, R., Djendi, M., "Variable step-size subband backward BSS algorithms for speech quality enhancement", *Applied acoustics*, Elsevier, V.86, (2014), 25-41.
3. Djendi, M., Bendoumia, R., "A new efficient two-channel backward algorithm for speech intelligibility enhancement: A subband approach", *Applied acoustics*, Elsevier, V.76, (2014), 209-222.
4. Djendi, M., Bendoumia, R., "A new adaptive filtering subband algorithm for two-channel acoustic noise reduction and speech enhancement", *Computers and Electrical Engineering*, Elsevier, V.39, (2013), 2531–2550.
5. Djendi, M., Bendoumia, R., "A new variable step-size approach for the dual subband forward algorithm", *Soumis à un journal international*.
6. Bendoumia, R., Djendi, M., "Etude comparative de l'annulation d'écho acoustique par algorithmes adaptatifs de type NLMS à pas variable", *Conférence CNTIT'13, à Tlemcen, Algérie, (Dec. 2013)*, 81-86.
7. Bendoumia, R., Djendi, M., Guessoum, A., "Rehaussement de la parole par l'algorithme de decorrelation symétrique adaptative : Nouvelle approche normalisée (DSAN)", *International Congress ICTA'14, University of A.MIRA Bejaia, Algeria, (Apr. 2014)*.
8. Djendi, M., Bendoumia, R., Guessoum, A., "A subband implementation of the forward BSS structure for speech enhancement", *International Congress ICTA'14, University of A.MIRA Bejaia, Algeria, (Apr. 2014)*.
9. Bendoumia, R., Djendi, M., Guessoum, A., "Speech quality enhancement by subband backward algorithm : Variable step-size approach", *International Conference ICESTI'14, University of B. Mokhtar Annaba, Algeria, (Oct. 2014)*.