

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique ENP

Département d'électronique

Laboratoire de signal et communication



Thèse de doctorat en signal et communication

Thème

**Etude d'un modèle de séparation des sources
et d'annulation de bruit acoustique basé sur la
transformée en ondelettes**

Mme GHRIBI Khadidja

Sous la direction de Mr BERKANI Daoud, Professeur, ENP

Et Mr DJENDI Mohamed, Professeur, U.Blida

Présentée et soutenue publiquement le (21/03/2018)

Composition du jury :

Présidente	Mme HAMAMI Latifa,	Professeur, ENP
Examinatrice	Mme GUERTI M'hania,	Professeur, ENP
Examinateur	Mr MEHENNI Mohamed	Professeur, ENP
Examinateur	Mr GUESSOUM Abderrezak,	Professeur, U.Blida.
Examinateur	Mr AMROUCHE Abderahmane,	Professeur, USTHB

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Ecole Nationale Polytechnique ENP

Département d'électronique

Laboratoire de signal et communication



Thèse de doctorat en signal et communication

Thème

**Etude d'un modèle de séparation des sources
et d'annulation de bruit acoustique basé sur la
transformée en ondelettes**

Mme GHRIBI Khadidja

Sous la direction de Mr BERKANI Daoud, Professeur, ENP

Et Mr DJENDI Mohamed, Professeur, U.Blida

Présentée et soutenue publiquement le (21/03/2018)

Composition du jury :

Présidente	Mme HAMAMI Latifa,	Professeur, ENP
Examinatrice	Mme GUERTI M'hania,	Professeur, ENP
Examinateur	Mr MEHENNI Mohamed	Professeur, ENP
Examinateur	Mr GUESSOUM Abderrezak,	Professeur, U.Blida.
Examinateur	Mr AMROUCHE Abderahmane,	Professeur, USTHB

ENP (2018)



Dédicace

Je dédie ce travail

*A mes parents
A mon mari
A mes deux fils M.Amine et Nassim
A mes frères et sœurs
A mes beaux parents
A tous ceux qui me connaissent.*



Remerciements



Mon premier remerciement va à الله عز وجل qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce travail de recherche.

Je remercie mon directeur de thèse Mr BERKANI Daoud, professeur, ENP, pour ses précieux conseils et pour son aide durant toute la période de la thèse.

Je remercie également Mr DJENDI Mohamed , professeur USDB, pour la co-direction de la thèse, pour ses orientations et sa patience qui ont constitué un apport considérable sans lequel ce travail n'aurait pas pu être mené à son terme.

Je remercie aussi les membres du jury Mme. HAMAMI Latifa, présidente du jury ,professeur, ENP, les examinateurs : Mme GUERTI M'hania, professeur,ENP, Mr AMROUCHE Abderahmane, professeur USTHB, Mr MEHENNI Mohamed, professeur,ENP, et Mr GUESSOUM Abderrezak, professeur, USDB, pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre thématique de recherche en acceptant de l'examiner et de l'enrichir par leurs propositions.

Sur un plan personnel, je voudrais témoigner ma reconnaissance à toute ma famille, pour leur soutien, leurs encouragements tout au long de ce travail.

Finalement, je remercie toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.



ملخص

في هذا العمل، نقوم بمعالجة مشكلة الضوضاء وتحسين الإشارة الصوتية في نظام ثنائي الإستشعار. حيث أنه في الآونة الأخيرة، تستخدم تقنية الفصل المباشرة FBSS بشكل مكثف للحد من التشويش في المكونات الصوتية، وتحسين إشارة الصوت. غالباً ما يتم دمج FBSS مع خوارزميات التصفية المتكيفة لتسريع التطابق، وتحسين الصوت. نقترح استخدام تحويل إشارة الصوت من المجال الزمني إلى مجال التردد في بنية FBSS باستخدام تقنية الموجات في خوارزمية الفلتر المتماثل، المتكيف والمتداخل. تقدم WFBSS متانة لعملية الحد من الضوضاء بالمقارنة مع الخوارزمية الكلاسيكية FSBSS. إضافة إلى ذلك نطبق طريقة التعذيب للحد من تعقيد التصفية وذلك باستخدام الخوارزمية TWFBSS. النتائج المتحصل عليها تثبت كفاءة WFBSS و TWFBSS المقترحة بعد المقارنة مع تلك التقليدية من خلال عدة معايير موضوعية وذاتية.

الكلمات الدالة : تصفية الصوت ، التحويل إلى موجات، الفصل بين المصادر ، التعذيب

Abstract

In this work, we address the problem of noise reduction and speech enhancement by adaptive filtering algorithm. In recent years, the well-known Forward Blind Source Separation (FBSS) structure has been largely studied and intensively used to reduce acoustic noise components and to enhance speech signal. The FBSS structure is often combined with adaptive algorithms to accelerate the adaptation of the cross-filters, and to improve noise suppression at the output. In this work, we propose to use wavelet transform decomposition in the FBSS structure by using a two-channel forward wavelet blind source separation (WFBSS) algorithm. The proposed WFBSS algorithm provides a better compromise between time and frequency resolution and improves robustness of the noise reduction process when compared with the classical (FBSS) algorithm. Next we apply the threshold WFBSS algorithm TWFBSS to reduce the filtering complexity. Simulation results prove the efficiency of the proposed WFBSS and the WFBSS algorithms in comparison with conventional ones in terms of several objective and subjective criteria.

Key words: noise suppression, wavelet transform, convolutive mixture, source separation, thresholding.

Résumé

Dans ce travail, on s'intéresse au problème de mélange convolutif des signaux dans le domaine de réduction de bruit et le rehaussement de la parole multi-capteurs. Dans ces dernières années, la structure de séparation aveugle des sources, connue BSS a été largement étudiée pour résoudre ce problème. En effet, dans le cadre de notre recherche, nous proposons d'appliquer la transformée en ondelettes discrète sur les signaux d'entrée de la structure de séparation aveugle des sources directe (FBSS) à deux capteurs. Le nouvel algorithme s'appelle WFBSS. L'analyse des résultats de simulation montre que l'algorithme WFBSS est performant par rapport au conventionnel FBSS en termes de plusieurs critères d'évaluation objectifs et subjectifs, tels que; la vitesse de convergence, le rapport signal sur bruit, la distance Cepstral et la note d'opinion moyenne. En outre, Afin de réduire la complexité du calcul de l'algorithme WFBSS nous proposons d'appliquer un seuillage sur les coefficients des matrices de filtrage adaptatif de cet algorithme. L'évaluation des résultats de la simulation de ce nouvel algorithme (TWFBSS) par plusieurs critères montre de meilleures performances au débruitage et une complexité du calcul réduite.

Mots clés : Réduction du bruit, transformée en ondelettes, mélange convolutif, séparation des sources BSS, seuillage.

TABLE DES MATIERES

DEDICACE	
REMERCIEMENT	
RESUME	
TABLE DES MATIERE	
LISTE DES TABLEAU	
LISTE DES FIGURE	
LISTE DES ABREVIATIONS	
LISTE DES SIGLES	
INTRODUCTION GENERALE	13
CHAPITRE 1 TECHNIQUES DE DEBRUITAGE MONO-CAPTEUR	17
1.1 INTRODUCTION.....	17
1.1.1 Méthodes temporelles	17
1.1.2 Méthodes fréquentielles	17
1.1.3 Méthodes sous-bande	18
1.2 SEUILLAGE DES COEFFICIENTS D'ONDELETTES	18
1.2.1 Principe.....	18
1.2.2 La transformée en ondelette	19
1.2.3 L'analyse multiresolution.....	22
1.2.4 Méthodes de seuillage	24
1.3 FILTRAGE ADAPTATIF.....	27
1.3.1 Principe.....	27
1.3.2 Filtrage optimal	28
1.3.3 Algorithmes pour filtrage adaptative.....	30
1.3.4 Algorithme LMS dans le domaine transformé.....	35
1.4 CONCLUSION	41
CHAPITRE 2 DEBRUITAGE MULTI-CAPTEUR : SEPARATION AVEUGLE DES SOURCES	43
2.1 INTRODUCTION.....	43
2.2 LA SEPARATION AVEUGLE DES SOURCES (BSS).....	43

2.3	MELANGE DES SIGNAUX	44
2.3.1	Mélange linéaire instantané.....	45
2.3.2	Mélange linéaire convolutif multi-capteurs	45
	46
2.3.3	Mélange linéaire convolutif bi-capteurs.....	46
2.3.4	Mélange linéaire convolutif bi-capteurs simplifié	47
2.4	SEPARATION AVEUGLE DE SOURCES D'UN MELANGE CONVOLUTIF A DEUX CAPTEURS	
	48	
2.4.1	Structure réursive BBSS.....	48
2.4.2	Structure directe FBSS	51
2.4.3	Algorithme FBSS basée sur l'algorithme de décorrelation symétrique (SAD)	53
2.5	CONCLUSION	55
CHAPITRE 3 L'ALGORITHME WFBSS		57
3.1	INTRODUCTION.....	57
3.2	DESCRIPTION GENERALE DE L'ALGORITHME PROPOSE WFBSS.....	57
3.2.1	Formulation de l'algorithme proposé WFBSS.....	58
3.3	EVALUATION DES RESULTATS DE LA SIMULATION.....	61
3.3.1	Description des signaux d'entée.....	61
3.3.2	Evolution temporelle du signal de la parole estimé	66
3.3.3	Evaluation du MSE segmenté (SegMSE)	69
3.3.4	Evaluation du rapport signal sur bruit (SNR segmenté)	71
3.3.5	Evaluation de la distance cepstral (CD)	73
3.3.6	Mesures subjective : évaluation de MOS.....	75
3.4	CONCLUSION	77
CHAPITRE 4 L'ALGORITHME TWFBSS.....		79
4.1	INTRODUCTION.....	79
4.2	DESCRIPTION DE L'ALGORITHME TWFBSS	80
4.2.1	Condition de seuillage.....	80
4.2.2	Calcul de rapport bruit sur erreur RBE	81
4.3	EVALUATION DES RESULTATS DE SIMULATION	83
4.3.1	Introduction	83
4.3.2	Choix des seuils.....	83
4.3.3	Evolution temporelle du signal de la parole estimé	86

4.3.1	Le MSE segmenté	88
4.3.1	Evaluation du taux de réduction de calcul	89
4.3.2	Rapport signal sur bruit (SNR).....	90
4.4	CONCLUSION	92
	CONCLUSION GENERALE	94
	BIBLIOGRAPHIE	97
	ANNEXE A : L'ONDELETTE DE HAAR	102
	ANNEXE B : EVOLUTION TEMPORELLE AVEC LES AUTRES TYPE DE BRUIT	103
	ANNEXE C: TAUX DE REDUCTION DE CALCUL POUR LES AUTRES BRUIT	106
	ANNEXE C : EVALUATION DE MOS POUR CHAQUE SUJET	108

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1 . Algorithme RLS	31
Tableau 2. Algorithme LMS	33
Tableau 3. Algorithme NLMS	34
Tableau 4. Algorithme LMS dans le domaine transformé [35].....	38
Tableau 5.Comparaison de la vitesse moyenne pour les différentes transformées [35]..	41
Tableau 6 Comparaison entre la structure directe et inverse de BSS.....	48
Tableau 7. Algorithme LMS appliqué dans la structure BBSS.....	50
Tableau 8. Algorithmes LMS, NLMS implémentés dans la structure FBSS	52
Tableau 9. L'algorithme SAD, NSAD, implémenté dans une structure FBSS.	54
Tableau 10. Description détaillée de l'algorithme proposé (WFBSS).	60
Tableau 11 Paramètres de simulation de l'algorithme conventionnel FBSS et l'algorithme proposé WFBSS.....	67
Tableau 12.Evaluation de SegSNR des algorithmes FBSS et WFBSS pour 2, 3, 4 et 5 niveau d'ondelette. La taille de filtre adaptatif $L=64$, le SNR d'entrée =-3, 0, and 5 dB.....	72
Tableau 13 .Evaluation de la distance cepstral (CD) de l'algorithme FBSS et WFBSS.	74
Tableau 14. Les niveaux de distorsions de MOS [57]	75
Tableau 15. L'algorithme proposé (TWFBSS).	82
Tableau 16. Résultats du nombre des échantillons utilisés dans chaque filtre et le taux de réduction correspondant	89
Tableau 17. Evaluation de SegSNR de l'algorithme TWFBSS pour 2 niveaux d'ondelette. La taille de chaque filtre adaptatif $L=64$, le SNR d'entrée =-6, 0, et 12dB.....	91

LISTE DES FIGURES

Fig1.1 Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure FBSS	19
Fig1.2 Pavage temps –fréquence, [droite] la transformée en ondelette, [gauche]la transformée de fourier à court terme [29].....	20
Fig1.3 Représentation de la grille dyadique. f_0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère a_0, b_0 sont les paramètres initial de dilatation et translation respectivement	22
Fig1.4 Espaces engendrés par les fonctions scalaires et les fonctions d'ondelettes, pour $J=3$	23
Fig1.5 Fonction de seuillage dur [gauche]. Fonction de seuillage dur modifié [droite]	25
Fig1.6 Fonction de seuillage doux [droite]. Fonction de seuillage doux modifié [gauche]	26
Fig1.7 Schéma général d'un système de filtrage adaptatif	28
Fig1.8 Diagramme de l'algorithme LMS appliqué dans le domaine transformé [42]	36
Fig2.1. Schéma synoptique de la séparation des sources	44
Fig2.2 Schéma bloc d'un système général du mélange	44
Fig2.3 Structure de mélange convolutif multi-capteur	46
Fig2.4 Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs	47
Fig2.5. Schéma équivalent d'un modèle simplifié du mélange linéaire convolutif à deux capteurs	47
Fig2. 6 Schéma équivalent de la structure inverse BBSS [52]	49
Fig2.7 Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure BBSS.....	50
Fig2.8 Schéma équivalent de la structure directe FBSS avec post-filtres [54]	51
Fig2.9 Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure FBSS	53
Fig2. 10 Schéma de l'algorithme SAD implémenté dans la structure FBSS	54
Fig 3.1 Schéma général de l'algorithme proposé WFBSS	58
Fig 3.2 Schéma détaillé de l'algorithme proposé (WFBSS).	60
Fig 3.3[gauche] ; (A) Signal parole original avec segmentation par un détecteur d'activité vocale VAD , (B) exemple d'un bruit USASI. [droite] ; spectrogramme de chaque signal.	62
Fig 3.4, Réponses impulsionnelles : [gauche] : $h_{12}(n)$, [droite]: $h_{21}(n)$	63
Fig 3.5 Observations bruitées : (A), $p_1(n)$ [gauche] son spectrogramme[droite] , (B), $p_2(n)$ [gauche] son spectrogramme[droite].SNR d'entrée est 0 dB dans les deux observations	64
Fig 3.6 La DWT de signal $p_1(n)$ [Gauche], les scalogrammes correspondants [Droite], (A) une décomposition ($N=2$), (B) deux décompositions ($N=3$), (C) trois décompositions $N=4$, ondelette : haar.	65
Fig 3.7 La DWT de signal $p_2(n)$ [Gauche], les scalogrammes correspondants [Droite], (A) une décomposition ($N=2$), (B) deux décompositions ($N=3$), (C) trois décompositions $N=4$, ondelette : haar.	66

Fig 3.8 [Gauche] Comparaison entre les deux premières sorties de l'algorithme FBSS et celui proposé WFBSS pour chaque niveau. [Droite] Spectrogramme correspondant à chaque niveau.(A) N=2, (B) N=3, (C) N=4, (D) N=5. Type d'ondelette : Haar.	68
Fig 3.9 Evaluation de MSE segmenté des deux algorithmes FBSS et WFBSS, avec 2, 3, 4 niveaux d'ondelette, et cinq types du bruits : (A) bruit blanc, (B) BUSASI, (C) Street, (D)babble, (E) bruit de « F16 aircraft ». Dans les deux observations bruitées, le SNR d'entrée = 0dB.	70
Fig 3.10 SegMSE de l'algorithme FBSS et WFBSS (N=2), en régime transitoire. Bruit; USASI,71	
Fig 3.11 Evaluation de SegSNR de l'algorithme FBSS et l'algorithme proposé WFBSS. N=2,3,4,5. L=64, le nom de l'ondelette orthogonale : Haar, dB2,SNR=-3,0,5.....	72
Fig 3.12 Evaluation de la distance cepstral (CD) pour N=2,3,4,5, L=64, SNR d'entré -7,0,7.	74
Fig 3.13 Valeurs moyenne de résultats de MOS de douze sujets. Trois types de bruit sont utilisés ((A): USASI, (B):White, et (C):Street) et trois SNRs d'entrée (-3 dB, 0 dB and 5 dB)....	76
Fig 4.1 Organigramme de base de la méthode du seuillage TWFBSS proposée	80
Fig 4.2 Schéma détaillé de l'algorithme proposé (TWFBSS).	82
Fig 4.3 Visualisation de bruit estimé et l'erreur (Sortie 1 pendant le silence) [Gauche], agrandissement de la zone d'intesection [Droite].....	84
Fig 4.4 [droite] Variation du RBE de l'algorithme WFBSS avec les différents seuils $\lambda_1 = \lambda_2 = 20, 30, 40$ (dB), [gauche] SegMSE qui correspond à chaque valeur du seuil,	85
Fig 4.5 Taux de réduction de l'algorithme TWFBSS, [droite] de filtre $\mathbf{w}_j^{21}(\mathbf{k})$, [gauche] de filtre $\mathbf{w}_j^{12}(\mathbf{k})$	86
Fig 4.6. [Gauche] Comparaison entre les deux premières sorties de l'algorithme FBSS et TWFBSS. [Droite] Spectrogramme de chaque sortie de l'algorithme TWFBSS (A) : N=2, (B) : N=3, (C) : N=4, (D) : N=5, $\lambda_1 = 40\text{dB}$, $\lambda_2 = 20\text{dB}$	87
Fig 4.7 Représentation de MSE segmenté (SegMSE) des algorithmes ; FBSS, WFBSS , TWFBSS ; (A) : N=2, (B) : N=3, (C) ;N=4. Bruit ; USASI, $\lambda_1 = 40, \lambda_2 = 20$	88
Fig 4.8 Evaluation de taux de réduction en fonction des itérations pour chaque filtre $\mathbf{w}_j^{21}(\mathbf{k})$, $\mathbf{w}_j^{12}(\mathbf{k})$ de l'algorithme proposé TWFBSS, L=64, le nom de l'ondelette choisi: Haar ,SNR=0 dB, (A) : N=2, (B) : N=3, (C) ;N=4, (D) : N=5.....	90
Fig 4.9 Evaluation de SegSNR de l'algorithme proposé TWBSS. N=2, L=64, le nom de l'ondelette: Haar, N=2,SNR=-6,0,12.....	92

LISTE DES ABBREVIATIONS

ANC	Adaptive Noise Cancellation
BSS	Blind Source Separation
CD	Cepstral Distance
dB	Decibel
DFT	Discrete Fourier Transform
DCT	Discrete Cosine Transform
DST	Discrete Sine Transform
DWT	Discrete Wavelet Transform
FBSS	Forward Blind Source Separation
FSAD	Forward Symmetric Adaptive Decorrelating
LMS	Least Mean Square
MOS	Mean Opinion Score
MSE	Mean Square Error
NLMS	Normalized LMS
NSAD	Normalised Symmetric Adaptive Decorrelating
RBE	Rapport bruit sur Erreur
SAD	Symmetric Adaptive Decorrelating
SegMSE	Segmental mean square error
SegSNR	Segmental signal to noise ratio
SNR	Signal to Noise Ratio
TDLMS	Transform Domain LMS
TWFBSS	Thresholding WFBSS
USASI	United State of America Standard Institute
VAD	Voice activity detector
WFBSS	Wavelet transform based FBSS

LISTE DES SIGLES

E	Opérateur d'espérance
$s(n)$	Signal parole
$b(n)$	Bruit
$p_1(n)$	Premier signal bruité observé
$p_2(n)$	Deuxième signal bruité observé
$h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$	Réponses impulsionnelles directe
$h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$	Réponses impulsionnelles du couplage croisé
$\delta(n)$	Impulsion Dirac
$v_1(n)$	Signal de la parole estimé
$v_2(n)$	Signal du bruit estimé
$w_{12}(n)$ and $w_{21}(n)$	Coefficients des filtres adaptatifs
$w_{12}(n)$ and $w_{21}(n)$	Vecteurs des filtres adaptatifs
$\mathbf{P}_{J,K}^{(1)}(n)$	DWT de $p_1(n)$
$\mathbf{P}_{J,K}^{(2)}(n)$	DWT de $p_2(n)$
$r_{v_1 v_2}(m)$ et $r_{v_2 v_1}(m)$	Intercorrélation entre $v_1(n)$ et $v_2(n)$
μ_{12} and μ_{21}	Pas d'adaptation fixe
ξ	Constante positive très petit
σ_1 and σ_2	Variances
$\varphi(n)$	Fonction d'ondelette
$\phi(n)$	Fonction scalaire
M	Index de retard
N	Index de temps discret
J	Index de nombre de décomposition en ondelette
Q	Valeur moyenne de SegSNR
D	Valeur moyenne SegMSE
T	Moyenne des valeurs de CD
L	Longueur de la réponse impulsionnelle réelle et adaptative
N	Nombre de sous bande de la DWT
f_s	Fréquence d'échantillonnage

INTRODUCTION GENERALE

Dans notre environnement, les signaux engendrés par la parole lors des communications téléphoniques (notamment en mode main-libre) ou par téléconférence sont altérés par des bruits acoustiques provenant de sources multiples. Par conséquent, on perd la qualité de signal de la parole reçu, ce phénomène est un problème majeur dans les techniques de réduction de bruit acoustique et l'amélioration de la qualité de la parole [1]

La majorité des méthodes proposées sont classées selon un nombre spécifique de microphones, c'est à dire que la structure soit mono-capteur, bi-capteurs ou multi-capteurs. Les algorithmes associés, peuvent également être adaptatifs ou non-adaptatifs. Etant donné que le débruitage des signaux non-stationnaires avec un filtre adaptatif est plus efficace qu'avec un filtre non-adaptatif [2] [3] on s'intéresse, dans notre travail, à l'implémentation des filtres adaptatifs pour réduire le bruit acoustique dans une structure à deux capteurs.

Les performances des systèmes du rehaussement de la parole par les filtres adaptatifs sont extrêmement liées à l'erreur quadratique moyenne (MSE) calculée à la sortie de l'algorithme, elles dépendent également de la méthode d'estimation de signal de la sortie et le bruit de référence [4] .

Dans les structures multi-capteurs plusieurs travaux ont été proposés afin de séparer le signal de la parole et le bruit. Par conséquent, la séparation de sources consiste à trouver des signaux originaux provenant de différentes sources mélangées [5] [6] . Il est possible de considérer que l'environnement réalise un produit de convolution entre les signaux d'entrée et les réponses impulsionnelles, il s'agit de mélange convolutif de sources. En effet, dans la situation où il n'y a aucune information ni sur les signaux d'entrée ni sur la méthode de mélange, on parle de la séparation aveugle des sources (Blind Source Separation, BSS) [7] . En général, Il existe deux structures connues de séparation aveugle des sources : la structure directe (Forward Blind Source Separation, FBSS) et la structure inverse (Backward Blind

Source Separation, BBSS) [8] . Chaque architecture de ces deux structures a des propriétés bien particulières où il est possible d'adapter à ces deux structures de séparation l'algorithme du gradient stochastique (Least Mean Square, LMS). L'algorithme LMS est certainement l'algorithme adaptatif le plus utilisé en raison de sa simplicité d'implémentation et de sa faible complexité de traitement, mais il manque de robustesse. Cependant, plusieurs chercheurs ont tenté d'améliorer sa vitesse de convergence et sa robustesse. Parmi ces travaux, l'application de l'algorithme LMS dans le domaine transformé [9] comme ; la transformée de Fourier discrète (Discrete Fourier Transform, DFT), la transformée en cosinus discrète (Discrete Cosine Transform DCT), et la transformée en ondelette discrète (Discrete Wavelet Transform, DWT).

L'application de l'algorithme LMS dans le domaine de la transformée en ondelettes discrète montre un avantage dans l'amélioration de la vitesse de convergence en comparaison avec les autres transformées. En effet, la DWT se définit comme la dilatation et la translation d'une ondelette mère, ce qui permet un meilleur compromis entre la résolution temporelle et la résolution fréquentielle [10] . Par conséquent, dans le cadre de notre recherche, nous s'intéressons à utiliser la DWT dans la structure FBSS à deux capteurs afin d'améliorer ces performances.

Dans ce travail, on a deux objectifs principaux ; premièrement, l'amélioration de la qualité de la parole grâce à l'application d'un nouvel algorithme que nous proposons, appelé Wavelet Based Forward Blind Source Separation (WFBSS) dans une structure à deux capteurs. Le deuxième objectif est la minimisation de la complexité de calcul de l'algorithme WFBSS par le seuillage des coefficients des deux filtres adaptatifs symétriques.

La démarche de notre travail de recherche selon les deux objectifs cités ci-dessus, est basée, en premier lieu, sur l'application de la transformée en ondelettes discrète sur les deux signaux d'entrée de la structure FBSS. Les coefficients des deux filtres adaptatifs symétriques de cet nouvel algorithme WFBSS sont mis à jour à l'aide de l'algorithme WNLMS (Wavelet Normalised LMS). Par la suite, en deuxième lieu, nous proposons l'algorithme TWFBSS pour minimiser la complexité de calcul de l'algorithme WFBSS. Ceci est basé sur le seuillage des coefficients d'ondelette des deux filtres adaptatifs utilisés où la valeur de seuil est calculée par l'estimation de rapport bruit sur erreur (RBE).

Cette thèse est structurée en quatre chapitres ;

Le premier chapitre représente quelques méthodes d'annulation de bruit acoustique mono-capteur, en se focalisant sur le seuillage des coefficients d'ondelettes et le filtrage adaptatif. Le chapitre contient, également une étude sur l'application de l'algorithme (NLMS) dans le domaine transformé où on montre l'efficacité des traitements associés à l'algorithme LMS-basé sur la transformée en ondelettes discrète WNLMS.

Le deuxième chapitre définit les méthodes d'annulation de bruit acoustique multi-capteurs, précisément la séparation des sources. En effet, il est introduit, dans ce chapitre, les principales méthodes utilisées pour résoudre le problème de mélange convolutif, notamment, les différentes méthodes de séparation aveugle des sources (BSS) à deux capteurs.

Dans le troisième chapitre, nous proposons un algorithme de séparation aveugle des sources implémenté dans une structure directe à deux capteurs (WFBSS). Il est basé sur la transformée en ondelette discrète des signaux observés à l'entrée de l'algorithme. Pour quantifier ces performances, nous présentons dans le même chapitre l'évaluation des résultats de simulation des deux algorithmes (FBSS, WFBSS) en termes de plusieurs critères objectifs et subjectifs.

Le quatrième chapitre est dédié à une nouvelle méthode de seuillage des coefficients des filtres adaptatifs symétriques, appelée (TWFBSS) afin de minimiser la complexité du calcul de l'algorithme WFBSS. Nous développons aussi les formulations mathématiques et l'analyse des résultats de l'approche proposée.

En fin, ce manuscrit s'achève par une conclusion générale et des perspectives.

CHAPITRE 1

TECHNIQUES DE DEBRUITAGE

MONO-CAPTEUR

1.1 Introduction

Les techniques de réduction du bruit et de rehaussement de la parole font l'objet de plusieurs études de recherche jusqu'à l'heure actuelle [11] [12] . Certaines de ces méthodes utilisent un seul microphone pour détecter le signal bruité, c'est-à-dire, dans les traitements associés, un seul signal d'entrée est utilisé pour le débruitage. Il est possible de classifier ces méthodes selon le domaine d'application :

1.1.1 Méthodes temporelles

Le débruitage dans le domaine temporel est basé sur le signal détecté et échantillonné, sans transformation préalable. Parmi les premières méthodes de débruitage temporel mono-capteur ; le filtre de Wiener [13] [14] et le filtre de Kalman [15] .

- a *Le filtre de Wiener*, est défini comme un filtre fournissant l'estimateur linéaire optimal d'un signal original à partir d'une observation. Le critère d'optimisation de filtre de Wiener est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne [13] [14] .
- b *Le filtre de Kalman*, effectue une estimation récursive de l'erreur quadratique moyenne minimale. Il repose principalement sur la prédiction de l'estimation et la mise à jour des coefficients du filtre [15]
- c *Le filtrage adaptatif*, se caractérise par la modification de ces coefficients pour chaque nouvelle valeur du signal. Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible. En effet, le filtrage adaptatif est généralement associé avec un fonctionnement en temps réel [16]

1.1.2 Méthodes fréquentielles

Elles permettent l'application de la transformée de Fourier pour avoir une représentation fréquentielle des signaux considérés. Il est possible de citer deux parmi ces méthodes : la soustraction spectrale [17] :

- a *La soustraction spectrale de puissance* est Parmi les méthodes classiques du débruitage dans le domaine fréquentiel ; Elle est basée principalement, sur la soustraction du spectre de bruit estimé à celui de la parole bruité.
- b *La soustraction spectrale d'amplitude* consiste à soustraire l'amplitude du spectre de bruit à partir de celui de la parole bruité.

1.1.3 Méthodes sous-bande

Ces méthodes s'appuient sur : la décomposition de signal observé en sous-bande et le seuillage des coefficients transformés selon un seuil bien déterminé. Cette décomposition peut être effectuée par : la transformée de Karhunen-Loeve (KLT) [18] ou la transformée en ondelettes [10] [19] .

- a *La transformée de Karhunen-Loeve (KLT)* consiste à prendre comme base les vecteurs propres de la matrice de covariance de signal bruité. En outre, la plus grande énergie correspond aux sous-espaces de bruit. Egalement, il est possible de supprimer le bruit seul et d'estimer le signal de la parole [18] .
- b *La transformée en ondelettes* permet de mesurer les variations dans le temps des composantes fréquentielles [10] [19] . En effet le débruitage par la transformée en ondelette s'appelle aussi le seuillage des coefficients d'ondelette [20] qu'on va détailler dans la section suivante.

1.2 Seuillage des coefficients d'ondelettes

1.2.1 Principe

Le seuillage représente un filtrage non linéaire pour éliminer les coefficients du bruit à partir d'une valeur de seuil donnée ou estimée. Il existe plusieurs méthodes du seuillage qui ont été développées afin de minimiser ou d'annuler la composante de bruit [20] [21] [22] [23] [26] .

La majorité des algorithmes de seuillage sont réalisés à partir de trois étapes essentielles: le calcul de la transformée en ondelette discrète, la modification des coefficients d'ondelette et la transformation inverse pour reconstruire le signal estimé (Fig 1.1).

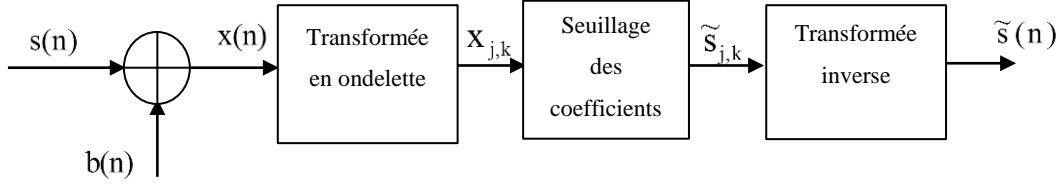


Fig1. 1 Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure FBSS

Sachant que $s(n)$ est le signal original de taille N , $b(n)$ est un bruit avec des caractéristiques connues. Supposant que le bruit est additif, le signal bruité $x(n)$ s'écrit :

$$x(n) = s(n) + b(n) \quad (1.1)$$

Les coefficients de la transformée en ondelettes $X_{j,k}$ sont représentés par :

$$X_{j,k} = S_{j,k} + b_{j,k} \quad (1.2)$$

Notons que $T(X_{j,k}, \lambda)$ est la fonction du seuillage qui élimine tous les coefficients qui sont inférieurs à un seuil λ , les coefficients d'ondelettes estimées $S_{j,k}$ sont donnés par :

$$S_{j,k} = T(X_{j,k}, \lambda) \quad (1.3)$$

En effet, l'objectif de seuillage est de construire un estimateur $\tilde{s}(n)$ de $s(n)$ en minimisant le risque $r(\tilde{s}, s)$ qui est donné par [20] :

$$r(\tilde{s}, s) = E\{\|\tilde{s} - s\|^2\} = \sum_{n=0}^{N-1} E\{\tilde{s} - s\|^2\} \quad (1.4)$$

E désigne l'espérance par rapport à la loi de la probabilité des observations.

1.2.2 La transformée en ondelette

La transformée en ondelette a une place très importante dans le traitement du signal. L'ondelette est définie souvent comme une fonction d'oscillation en temps et en espace. Elle représente une petite onde avec une énergie finie concentrée dans le temps pour donner un outil de l'analyse des phénomènes transitoires, non stationnaires ou variables.

L'analyse de Fourier propose une approche globale du signal, et toute notion de localisation temporelle est disparue [28] . Parmi les premières solutions de ce problème ; la

transformée de Fourier à fenêtre glissante qu'elle est basée principalement sur la limitation du domaine d'intégration temporel à l'aide d'une fonction « fenêtre », bien qu'il est possible de la faire glisser pour explorer le signal [28] . D'ailleurs, la fonction fenêtre possède une localisation spatiale du spectre fréquentiel fourni par la transformée de Fourier. Cette approche permet d'avoir une meilleure résolution spatiale, mais la taille de la fenêtre est fixe. De là vient l'idée d'utiliser une fenêtre qui s'adapte aux variations de la fréquence de façon qu'elle permette de trouver une bonne localisation fréquentielle-temporelle (Fig1. 2). En effet, ce dernier critère est établie par l'analyse de la transformée en ondelette [29] .

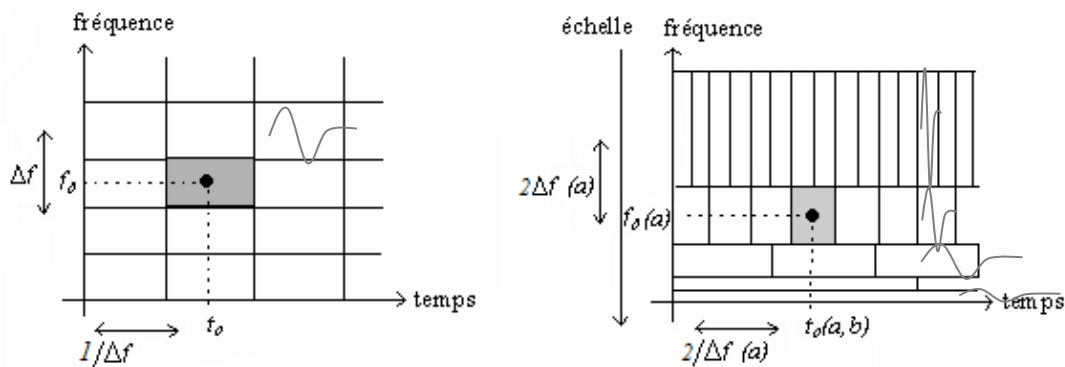


Fig1. 2 Pavage temps –fréquence, [droite] la transformée en ondelette, [gauche] la transformée de Fourier à court terme [29]

Grâce à leurs caractéristiques de translation et changement d'échelle, la transformée en ondelette permet une analyse adaptée à la fréquence du signal : une ondelette large bande pour les coefficients de basses fréquences (coefficients d'approximation), et une ondelette à bande étroite pour les coefficients hautes fréquences (coefficients de détail). Ceci permet d'avoir un gain dans la rapidité du traitement et dans l'énergie des données à conserver.

a La transformée en ondelettes continue TOC

Il est possible de représenter un signal monodimensionnel $f(t)$ (ou une fonction) sous forme d'un champ à deux dimensions $F(a, b)$ par l'application de la transformée en ondelettes continue (équation(1.5)). En effet, la variable 'a' est considérée comme un facteur d'échelle (ou de dilatation) de la fonction d'ondelette analysante $\varphi(a, b)$ (équation (1.6)). Ce facteur est similaire à l'inverse de la fréquence : plus 'a' est petit, moins l'ondelette est étendue temporellement, et la fréquence est élevée (Fig 1.2). D'autre part, la variable 'b' détermine le paramètre de translation temporelle [29] .

$$F(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \varphi_{a,b}^*(t) dt \quad (1.5)$$

La famille d'ondelettes construite par dilatation-translation de l'ondelette mère, elle est définie comme :

$$\varphi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \varphi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (1.6)$$

D'où, la fonction $\varphi_{a,b}^*(t)$ représente la fonction conjuguée de la fonction de la famille d'ondelettes $\varphi_{a,b}(t)$.

b La transformée en ondelette discrète (DWT)

La transformée en ondelettes discrète est utilisée dans le but de minimiser la redondance de la transformée en ondelettes continue [29]. En effet, parfois les coefficients d'ondelette voisins ont des informations en temps-fréquence communes. Pour réduire cette redondance, il est possible de discrétiser la fonction de la famille continue d'ondelettes de l'équation (1.5) en mettant $a = 2^{-j}$ et $b = k2^{-j}$. Dans ce cas, le calcul de la transformée en ondelettes sera limité sur un maillage discret du plan temps-échelle appelé grille dyadique (Fig1. 3). Cependant, les coefficients d'ondelettes discrète sont données par :

$$F(j, k) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad j = 0, 1, \dots, J+1, k \in \mathbb{Z} \quad (1.7)$$

Où

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \psi(2^j t - k) \quad (1.8)$$

La transformation inverse est représentée par la fonction :

$$\tilde{f}(t) = \sum_j \sum_k F(j, k) \psi_{j,k}(t) \quad (1.9)$$

Sachant que F est la fonction analysée, la fonction transformée en ondelettes discrète, et ψ la famille d'ondelettes, j est le niveau d'ondelette, est le signal reconstitué.

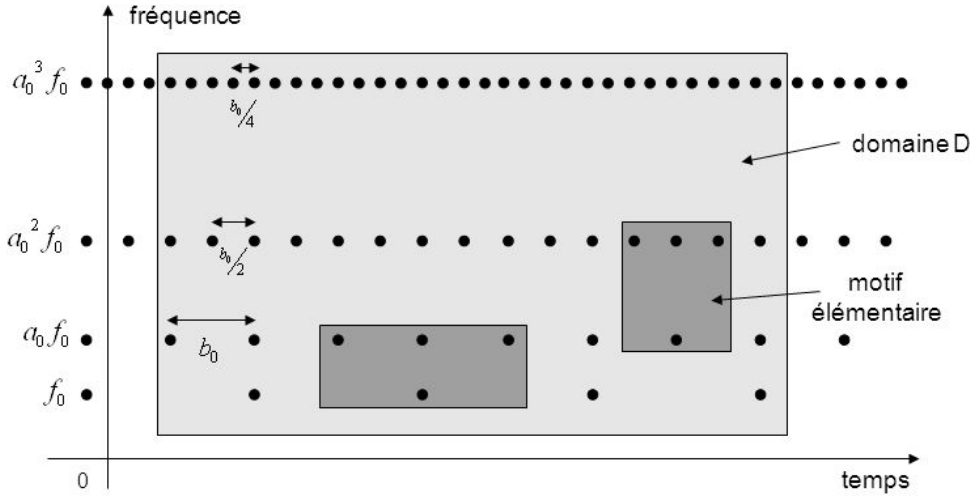


Fig1. 3 Représentation de la grille dyadique. f_0 est la fréquence centrale de l'ondelette mère a_0, b_0 sont les paramètres initial de dilatation et translation respectivement

1.2.3 L'analyse multirésolution

L'analyse multirésolution est un moyen de construire les ondelettes de base orthonormées en enjambant l'espace $L^2(\mathbb{R})$. Elle représente la transformée en ondelette discrète sous la forme de reconstitution suivante [30] .

$$f(t) = \sum_{j=1}^J \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k}(t) + \sum_k a_{j_0,k} \phi_{j,k}(t) \quad j = 0,1,\dots,J+1, k \in \mathbb{Z} \quad (1.10)$$

L'écriture de l'équation (1.10) correspond à la série d'ondelette de la fonction $f(t)$, $d_{j,k}$ et $a_{j_0,k}$ sont, respectivement, les coefficients de détails et d'approximations. Ainsi que les deux fonctions de base $\psi(t)$ et $\phi(t)$ représentent, respectivement, la fonction d'ondelette (équation 1.8) et la fonction scalaire (équation 1.11).

L'analyse multirésolution se définit comme une famille de sous espaces fermés de $L^2(\mathbb{R})$ notée V_j , elle nécessite la fonction scalaire $\phi(t)$ pour calculer les sous espaces V_j , et la fonction d'ondelettes $\psi(t)$ pour calculer la différence entre chaque sous espace W_j (Fig1. 5). Il est possible de représenter la reconstitution de l'espace finale V_j par [30] :

$$V_j = \underbrace{V_0}_{\text{Approximation}} \oplus \underbrace{W_0 \oplus W_1 \oplus \dots \oplus W_j}_{\text{Détail}} , \text{ Sachant que ; } W_{j+1} = V_{j+1} - V_j$$

Les sous espaces V_j ont les propriétés suivantes :

$$\forall j \in \mathbb{Z}, V_{j+1} \subset V_j$$

$$\forall (j,k) \in \mathbb{Z}^2, f(t) \in V_j$$

$$\bigcup_{j=-\infty}^{\infty} V_j = L^2(\mathfrak{R}) \quad , \quad \bigcap_{j=-\infty}^{\infty} V_j = \{0\}$$

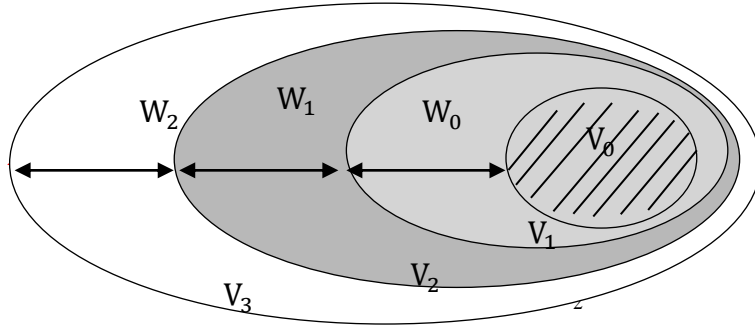


Fig1. 4 Espaces engendrés par les fonctions scalaires et les fonctions d'ondelettes, pour J=3

La fonction scalaire $\phi(t)$ qui engendre les sous espaces V_j est donnée par :

$$\phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \phi(2^j t - k) \quad (1.11)$$

Cette base sera orthonormée si :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \phi(t) \phi^*(t+k) dt = \delta(t) \quad , \quad \forall t \in \mathbb{Z} \quad (1.12)$$

L'action du projecteur sur $f(t)$ fournira sa décomposition sur la base des fonctions scalaire $\phi_{j,k}(t)$, elle constitue les coefficients d'approximation à l'échelle j de f :

$$a_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi_{j,k}(t) dt \quad (1.13)$$

D'autre part, la projection de $f(t)$ sur la base des fonctions d'ondelettes $\psi_{j,k}(t)$ fournira sa décomposition, elle constitue les coefficients de détail à l'échelle j de f :

$$d_{j,k} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{j,k}(t) dt \quad (1.14)$$

En effet, grâce à la caractéristique de localisation temps-échelle, la transformée en ondelettes est largement utilisée dans le débruitage des signaux. Parmi ses applications; le seuillage des coefficients d'ondelettes [20] .

1.2.4 Méthodes de seuillage

Dans cette section, on s'intéresse à présenter les techniques classiques de seuillage les plus utilisées et les plus adaptées pour le traitement de la parole. Parmi ces méthode ; le seuillage doux et le seuillage dur [20] [21] .

D'ailleurs, on peut classer quelques algorithmes de seuillage appliquées dans le domaine de la réduction de bruit acoustique. Citons, une méthode développée dans [23] , elle est basée sur l'estimation du bruit à partir de SNR postérieur des coefficients de la transformée en paquet d'ondelettes. D'autre part, une autre méthode est implémentée dans le but d'adaptation en temps-échelle des coefficients de la transformée en paquet d'ondelettes par l'approximation de l'énergie de Teager [24] . En revanche, il est proposé dans [25] un algorithme de seuillage établi l'intégration des informations dérivées d'un masque spectrographique. Ainsi que dans [26] , il est présenté un seuillage dur qui repose sur la divergence symétrique de Kullback-Leiber. Suivant les recherches existants dans le domaine de débruitage, une approche de seuillage adaptatif a été employé avec les échelles perceptuelles des coefficients de la transformée en ondelette continue (CWT) [25] [27] .

a Seuillage dur

Dans cette méthode du seuillage, si un élément présente un bruit pur, il sera totalement éliminé sinon le signal sera gardé tel qu'il est (Fig1. 5). On suppose que λ est la valeur de seuil, la fonction de seuillage dure $T(x)$ est donnée par [20] :

$$T(x) = \begin{cases} x_{j,k} & |x_{j,k}| \geq \lambda \\ 0 & |x_{j,k}| < \lambda \end{cases} \quad (1.15)$$

Où, $x_{j,k}$ sont les coefficients de la transformée en ondelettes de x .

La fonction de seuillage dur représente une discontinuité en temps-fréquence, et parmi les solutions ; le seuillage dur modifié proposé par [22] . Cet algorithme se définit comme une fonction non linéaire (voir Fig1. 5[droite]), elle donnée par :

$$T(x_{j,k}) = \begin{cases} x_{j,k} & ; |x_{j,k}| > \lambda \\ \frac{1}{a} \text{sign}(x) \lambda (|x_{j,k}| - \lambda ((1 - \alpha)^{\frac{|x_{j,k}|}{\lambda}} - 1)) & ; |x_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (1.16)$$

Sachant que ‘sign’ est une fonction mathématique qui extrait le signe du nombre réel ‘x’ où $\text{sign}(x) = \frac{x}{|x|}$. λ représente la valeur de seuil. Le paramètre α est un facteur d’inclinaison utilisé pour éliminer les discontinuités.

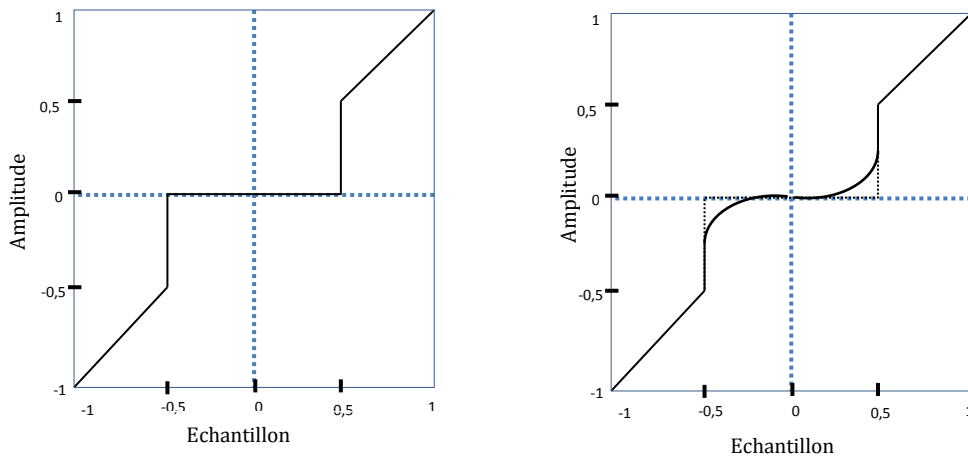


Fig1. 5 Fonction de seuillage dur [gauche]. Fonction de seuillage dur modifié [droite]

b *Seuillage doux*

Le seuillage doux permet l’annulation de tous les coefficients qui sont au-dessous d’une valeur de seuil λ [20]. Par contre, pour ceux supérieurs à λ , l’amplitude des coefficients d’ondelettes est atténuée afin de s’assurer d’avoir enlevé l’effet du bruit même pour les forts coefficients (coefficients basse fréquence).

$$T(x) = \begin{cases} \text{sign}(x_{j,k})(|x_{j,k}| - \lambda) & |x_{j,k}| > \lambda \\ 0 & |x_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (1.17)$$

A l’observation, si un coefficient du signal soit inférieur à un certain seuil, il est considéré comme étant du bruit pur, sinon, il est rétréci par la valeur du seuil (Fig1. 6).

La fonction de seuillage doux possède une discontinuité et les composantes de hautes fréquences peuvent être confondues avec le bruit et ils seront éliminés par le seuillage. Dans

le seuillage doux modifié un facteur d'inclinaison θ sera introduit pour ne pas forcer tous les coefficients qui sont inférieurs à la valeur de seuil λ à zéro [21] .

$$T(x) = \begin{cases} \text{sign}(x_{j,k})(|x_{j,k}| - \lambda(\theta - 1)) & |x_{j,k}| > \lambda \\ \theta x_{j,k} & |x_{j,k}| \leq \lambda \end{cases} \quad (1.18)$$

Le coefficient θ est le facteur d'inclinaison qui s'adapte avec la valeur d'ajustement β , il est défini par l'équation suivante :

$$\theta = \beta \frac{\lambda}{\max(x)} \quad (1.19)$$

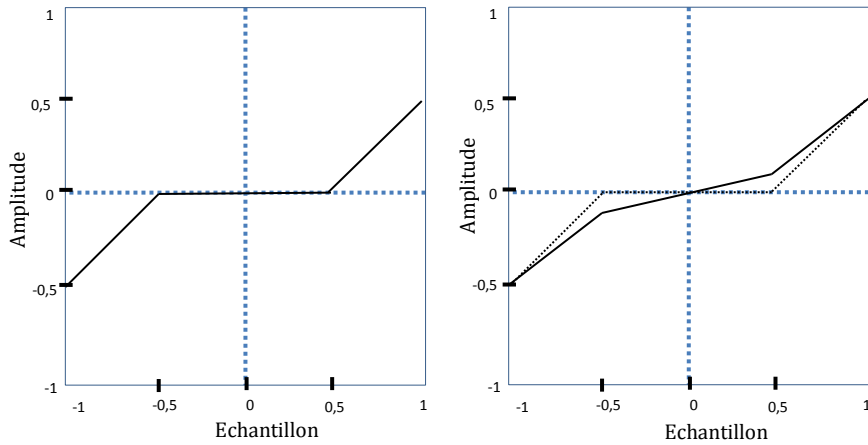


Fig1. 6 Fonction de seuillage doux [droite]. Fonction de seuillage doux modifié [gauche]

c *Choix de seuil*

La valeur du seuil est choisie pour approcher le risque minimal de l'estimateur idéal (équation 1.4). Cependant, l'estimation du seuil universel se fait pour chaque niveau de décomposition en ondelette suivant le théorème de Tonoho et Johnstone [20] [21] . Supposons que N est la taille du signal, la fonction de la valeur du seuil universel est donnée selon la formule suivante :

$$\lambda = \sigma_j \sqrt{2 \log(N)} \quad (1.20)$$

D'où σ_j représente l'écart type du bruit estimé pour chaque niveau j . Dans le cas où les coefficients d'ondelettes $c_{j,k}$ sont des variables aléatoires gaussiennes indépendantes, de moyenne nulle, σ_j est estimé par :

$$\sigma_j \approx \left| \frac{\text{median}(|c_{j,k}|)}{0,6745} \right| \quad (1.21)$$

D'ailleurs, il existe d'autres méthodes classiques pour calculer le seuil, comme : l'utilisation de principe d'estimation des densités : minimisation du risque minimax [31]. Dans ce cas, le seuil de détection correspond à une erreur quadratique d'estimation.

La détermination du seuil est un problème important dans le seuillage ; d'où : le choix d'un petit seuil peut ne pas débruiter le signal, et l'application d'une grande valeur de seuil peut éliminer une partie significative de signal et perdre des détails très importants. Pour cela, dans le domaine d'annulation de bruit acoustique, en général, le seuil est adaptatif pour qu'il s'adapte à la variation de signal de la parole.

Dans cette section, nous avons vu que la transformée en ondelette a une distribution plus précise que la transformée de Fourier dans la visualisation du signal, tout en gardant l'aspect temporel et fréquentiel. Nous avons également défini le seuillage des coefficients en ondelettes dans le domaine d'annulation du bruit acoustique.

Dans la prochaine section, nous allons présenter, les filtres adaptatifs les plus connus pour le débruitage de la parole.

1.3 Filtrage adaptatif

1.3.1 Principe

Le filtrage adaptatif représente aujourd'hui une partie importante du traitement des signaux aléatoires [12] [16]. Il est défini comme un filtre numérique avec des coefficients ajustables, autrement dit, quand un filtre adaptatif fonctionne dans un environnement variable ces coefficients peuvent s'adapter en réponse aux changements de signal d'entrée. Dans ce cas, le bruit est considéré comme un système inconnu et le filtre imite cette réponse impulsionnelle. En effet, le principe d'un filtre adaptatif est l'estimation et la compensation de l'erreur pour supprimer les perturbations situées dans le signal. Il est constitué de deux parties distinctes (Fig1. 7) [16] :

- Un filtre numérique à coefficients ajustables ;
- Un algorithme de modification des coefficients basés sur un critère d'optimisation.

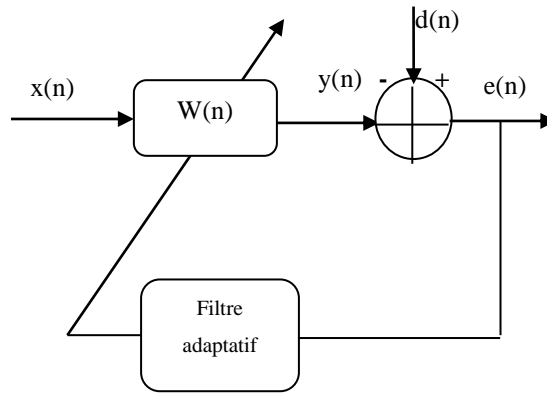


Fig1. 7 Schéma général d'un système de filtrage adaptatif

$x(n)$: Signal d'entrée,

$d(n)$: Signal de référence,

$w(n)$: Filtre avec des coefficients ajustables,

$y(n)$: Signal de sortie du filtre adaptatif,

$e(n)$: La sortie de l'algorithme ou l'erreur, ou la différence entre le signal désiré et le signal sorti :

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (1.22)$$

En effet les filtres $w(n)$ peuvent être à réponse impulsionnelle infinie (du type IIR), mais la plupart des chercheurs utilisent les filtres à réponse impulsionnelle finie (FIR) vu leurs avantages en terme de la stabilité et la simplicité d'emplois [16] .

1.3.2 Filtrage optimal

Le problème du filtrage optimal est de trouver le filtre $w(n)$ qui permet d'obtenir à sa sortie une réponse $y(n)$ (équation 1.23) la plus proche possible de la réponse désirée $d(n)$ lorsque l'entrée est une certaine séquence $x(n)$ [14] [16] .

$$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.23)$$

Le critère d'optimisation du filtre de Wiener est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) entre le signal d'entrée et celui de sortie. Supposant que le signal original et le bruit sont décorrélés (c.à.d $E\{\mathbf{b}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}$), l'erreur quadratique moyenne J est donné par:

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

Le vecteur optimum \mathbf{w}_{opt} est celui qui annule le gradient du critère:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}, \quad (1.24)$$

Sachant que :

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E\left\{e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}}\right\} \\ &= E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \end{aligned} \quad (1.25)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E\{e_{\text{min}}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0} \quad (1.26)$$

Où $e_{\text{min}}(n)$ est l'erreur pour laquelle J est minimisée, la relation (1.26) signifie que toutes les entrées $\mathbf{x}(n)$ sont décorrélés de l'erreur minimale $e_{\text{min}}(n)$, ce critère est appelé le principe d'orthogonalité.

D'autre part, à l'optimum, il est possible d'écrire la relation suivante :

$$\begin{aligned} E\{e_{\text{min}}(n)y(n)\} &= E\left\{e_{\text{min}}(n) \sum_{i=0}^{L-1} \mathbf{w}_{\text{opt},i} \mathbf{x}(n-i)\right\} \\ &= \sum_{i=0}^{L-1} \mathbf{w}_{\text{opt},i} E\{e_{\text{min}}(n)\mathbf{x}(n-i)\} \\ &= 0 \end{aligned} \quad (1.27)$$

C'est le corollaire principe d'orthogonalité, il signifie que le critère J atteint son minimum lorsque l'erreur $e_{\text{min}}(n)$ est orthogonale à la sortie du filtre $y(n)$.

D'autre part, après le développant de l'équation (1.26), il est obtenu:

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{\text{opt}}]\} = \mathbf{0} \quad (1.28)$$

Il est possible d'écrire :

$$E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{\text{opt}} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \quad (1.29)$$

Le filtre optimal ou la solution optimale de Wiener est donnée par :

$$\mathbf{R}_{xx} \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_{xd} \Leftrightarrow \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{R}_{xd} \quad (1.30)$$

Où $\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$ est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$, et $\mathbf{R}_{xd} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\}$ représente le vecteur d'intercorrélacion entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

1.3.3 Algorithmes pour filtrage adaptative

a Algorithme des Moindres Carrés Récurisif (RLS)

L'algorithme RLS est parmi les méthodes les plus récentes utilisé dans le domaine d'annulation de bruit acoustique, son principe est l'estimation des paramètres de filtre adaptatif par l'utilisation de critère des moindres carrés [36] [37]. Sachant que les propriétés statistiques sont inconnues, cet algorithme est basé sur la minimisation d'une somme finie de l'erreur au carré :

$$\xi(n) = \sum_{i=0}^n e^2(i) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(i)]^2 \quad (1.31)$$

Où $\xi(n)$ est la fonction coût, elle est minimisée par l'application d'un filtre RIF à l'instant n , $\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(n-L+1)]^T$, dont L est la taille du filtre $\mathbf{w}(n)$. Ainsi que, $d(i)$ représente le signal désiré à l'instant i , $\mathbf{x}(i) = [x(i), x(i-1), \dots, x(i-L+1)]^T$ est le vecteur de signal d'entrée $x(i)$ et λ est un facteur de pondération qui prend toujours une valeur positive $0 \ll \lambda \leq 1$, il est appelé aussi un facteur d'oubli.

Les coefficients du filtre $\mathbf{w}(n)$ sont modifiés à chaque nouvel échantillon. Ils sont calculés récursivement par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \lambda^{-1} \mathbf{k}(n)e(n) \quad (1.32)$$

Noté que, $\mathbf{k}(n)$ est le gain de Kalman, il est donné par :

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{x}(n)} \quad (1.33)$$

Où $\mathbf{R}^{-1}(n)$ est l'inverse de la matrice de corrélation $\mathbf{R}(n)$:

$$\mathbf{R}(n) = \lambda \mathbf{R}(n-1) + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \quad (1.34)$$

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{R}^{-1}(n-1) + \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1) \quad (1.35)$$

Finalement, l'erreur $e(n)$ se calcule par :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1) \quad (1.36)$$

En effet, toutes les équations de l'algorithme RLS sont représentées dans le tableau 1.

L'algorithme RLS est moins utilisé dans le domaine d'annulation du bruit acoustique à cause de sa complexité d'implémentation. En effet, certains chercheurs ont intéressé à améliorer la robustesse de l'algorithme RLS, comme dans le cas de l'algorithme DCD-RLS (Dichotomous Coordinate Descent RLS [38]) .

Tableau 1 . Algorithme RLS[36]

<p>L : la taille de filtre λ : facteur de pondération $0 < \lambda \leq 1$ $\mathbf{w}(n) = [\mathbf{w}(n), \mathbf{w}(n-1), \dots, \mathbf{w}(n-L+1)]^T$ $\mathbf{x}(n) = [\mathbf{x}(n), \mathbf{x}(n-1), \dots, \mathbf{x}(n-L+1)]^T$</p>
<p>Pour $n=1,2,\dots$ Calcul de l'erreur $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1)$ Mise à jour des coefficients de filtre $\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1) \mathbf{x}(n)}$ $\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{R}^{-1}(n-1) + \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{R}^{-1}(n-1)$ $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) e(n)$</p>

***b* Algorithme du gradient stochastique LMS**

L'algorithme LMS (Least Mean Square) est souvent utilisé dans les systèmes de la réduction de bruit acoustique [37] [39] . Il se caractérise par la simplicité de la mise en œuvre et la facilité de l'analyse mathématique. En effet, la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) à la sortie de cet algorithme est réalisée à l'aide de l'algorithme de gradient stochastique dont l'erreur est donnée par :

$$e(n) = d(n) - y(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (1.37)$$

Où, \mathbf{x}^T est le transposé du vecteur, $\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(n-L+1)]$, $\mathbf{x}(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L+1)]$ sont, respectivement les vecteurs ; du filtre adaptatif, et du signal d'entrée avec une taille de L . Du fait que l'algorithme LMS découle directement de l'algorithme du gradient déterministe, la mise à jour du filtre $\mathbf{w}(n)$ est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \frac{\partial J[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} \quad (1.38)$$

Sachant que μ est le pas d'adaptation qui contrôle la convergence du filtre adaptatif $\mathbf{w}(n)$.

Le gradient de la fonction coût $\partial J[\mathbf{w}(n)] = E\{e^2(n)\}$ est donné par la corrélation entre le signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ et l'erreur $e(n)$:

$$\begin{aligned} \frac{\partial J[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} &= -2E\{\mathbf{x}(n)e(n)\} \\ &= -2E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} + 2E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}(n) \\ &= -2\mathbf{R}_{xd} + 2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (1.39)$$

Dans le cas de l'algorithme LMS, \mathbf{R}_{xd} (le vecteur de corrélation entre le vecteur du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ et le signal désiré $d(n)$), et \mathbf{R}_{xx} (la matrice d'autocorrélation du signal $\mathbf{x}(n)$) sont estimés les plus simplement possibles par:

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{R}}_{xd} = \mathbf{x}(n)d(n) \\ \tilde{\mathbf{R}}_{xx} = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \end{cases}$$

La mise à jour des coefficients du filtre adaptatif $\mathbf{w}(n)$ à chaque nouvelle itération devient :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) - \mu [\tilde{\mathbf{R}}_{xd}(n) - \tilde{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{w}(n)] \\
 &= \mathbf{w}(n) - \mu \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \\
 &= \mathbf{w}(n) - \mu \mathbf{x}(n)e(n)
 \end{aligned} \tag{1.40}$$

En outre, la condition de la stabilité nécessaire pour assurer le bon fonctionnement et la convergence de l'algorithme LMS vers la solution optimale, est donnée par [39] :

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{\max}} \tag{1.41}$$

Où λ_{\max} représente la valeur propre maximale de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. En effet, toutes les équations de l'algorithme LMS sont résumées dans le tableau 2.

L'algorithme LMS possède une difficulté dans la convergence du filtre vers la solution optimal. Cependant, l'algorithme NLMS (Normalized Least mean square) proposé dans [40] permet de répondre aux critères de la simplicité du calcul et la rapidité de convergence par la normalisation du pas d'adaptation.

Tableau 2. Algorithme LMS[39]

<p>L : la taille de filtre</p> <p>μ : Pas d'adaptation</p> <p>$\mathbf{w}(n) = [\mathbf{w}(n), \mathbf{w}(n-1), \dots, \mathbf{w}(n-L+1)]^T$</p> <p>$\mathbf{x}(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L)]$</p>
<p>Calcul de la sortie de filtre</p> <p>$y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$</p> <p>Calcul de l'erreur</p> <p>$e(n) = d(n) - y(n)$</p> <p>Mise à jour des coefficients de filtre</p> <p>$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \mu \mathbf{x}(n)e(n)$</p>

c **Algorithme LMS normalisé (NLMS)**

L'algorithme NLMS (montré dans le tableau 3) a comme objectif, la normalisation du pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS [40]. Le nouveau pas d'adaptation $\mu(n)$ possède une réduction de l'effet de variation de la puissance du signal d'entrée, de plus, il rend la vitesse de convergence plus au moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation à une autre. En effet, à chaque itération le pas d'adaptation $\mu(n)$ est donné par :

$$\mu(n) = \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \beta} \quad (1.42)$$

Où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme LMS, β est une petite valeur $0 < \beta \ll 1$ permet d'éviter la division par zéro.

Tableau 3. Algorithme NLMS[40]

<p>L : la taille de filtre μ : Pas d'adaptation $\mathbf{w}(n) = [w(n), w(n-1), \dots, w(n-L+1)]^T$ $\mathbf{x}(n) = [x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-L)]$ $0 < \beta \ll 1$</p>
<p>Calcul de la sortie de filtre $y(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$ Calcul de l'erreur $e(n) = d(n) - y(n)$ Mise à jour des coefficients de filtre $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \beta} \mathbf{x}(n)e(n)$</p>

Pour les signaux stationnaires ou non stationnaires, l'algorithme NLMS apporte une amélioration significative du taux de convergence par rapport au LMS grâce à la normalisation du pas d'adaptation.

Afin d'améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme NLMS, Il est possible de faire varier la vitesse de convergence d'une étape d'adaptation à une autre, et il s'agit de l'algorithme PNLMS (Proportionate Normalized Least Mean Square)[41]. Effet, il possède une adaptation sensiblement plus rapide que le NLMS. D'autre part, il converge plus lentement lorsque la réponse impulsionnelle du filtre adaptatif est infinie.

En effet, l'algorithme PNLMS++ est proposé afin d'avoir une alternance entre les deux algorithmes NLMS et PNLMS [41] . Il s'agit de PNLMS si l'itération n est impaire, et de NLMS si l'itération n est paire. Par conséquence, il permet de rendre l'algorithme moins sensible aux variations de la réponse impulsionnelle du bruit.

Dans la prochaine section, on s'intéresse à présenter l'algorithme LMS dans le domaine transformé [42] . Ces algorithmes ont montré une performance dans l'amélioration de la vitesse de convergence et la robustesse de l'algorithme LMS.

1.3.4 Algorithme LMS dans le domaine transformé

L'algorithme LMS appliqué dans le domaine temporel, possède une vitesse de convergence lente lorsque le rapport de la valeur propre ($\lambda_{\max}/\lambda_{\min}$) de la matrice d'autocorrélation $\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]$ est grand, ainsi que dans le cas où la réponse impulsionnelle est longue. Afin d'accélérer cette vitesse, plusieurs travaux ont l'objectif d'appliquer l'algorithme LMS dans le domaine transformé TDLMS (Transform Domain LMS) [42] . Comme il est montré dans la figure 1.8, le signal d'entrée $x(n)$ peut être transformé ; en Fourier [43] , cosinus [45] ou en ondelette [47] [48] [49] .

La Fig1. 8 représente un schéma détaillé de l'algorithme TDLMS [47] . En général Il est basé sur trois étapes : la transformation du signal d'entrée, la normalisation de la puissance du signal d'entrée et le filtrage adaptatif LMS.

Notant que $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]$ est la série des données du signal d'entrée. Cette entrée est convertie en $\mathbf{X}_n(k) = [X_n(k), X_n(k-1), \dots, X_n(k-L+1)]$ en utilisant la matrice de transformée \mathbf{Q} tel que $\mathbf{X}_n(k) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(n)$; $\bar{\mathbf{X}}_n(k)$ le signal transformé normalisé il est donné pour chaque échantillon comme suite :

$$\bar{\mathbf{X}}_n(k) = \frac{\mathbf{X}_n(k)}{\sqrt{P_n(k) + \varepsilon}} \quad (1.43)$$

$P_n(k)$ Représente la puissance normalisée du signal d'entrée, elle est donnée par:

$$P_n(k) = \gamma P_{n-1}(k) + (1 - \gamma)(\bar{\mathbf{X}}_n(k))^2 \quad (1.44)$$

Le processus de la mise à jour des coefficients du filtre sera :

$$\mathbf{W}_n(k) = \mathbf{W}_{n-1}(k) + \mu e(n) \bar{\mathbf{X}}_n^*(k) \quad (1.45)$$

$$e(n) = d(n) - \bar{\mathbf{X}}_n(k) \mathbf{W}_n^T(k) \quad (1.46)$$

Où $\mathbf{W}_n(k) = [W_n(k), W_n(k-1), \dots, W_n(k-L+1)]$ correspond à la série des données transformée de filtre adaptatif, $e(n)$ représente l'erreur de filtrage, $d(n)$ est le signal désiré, ' * ' désigne le conjugué complexe, et ε : petite valeur, et $\gamma \in]0,1]$.

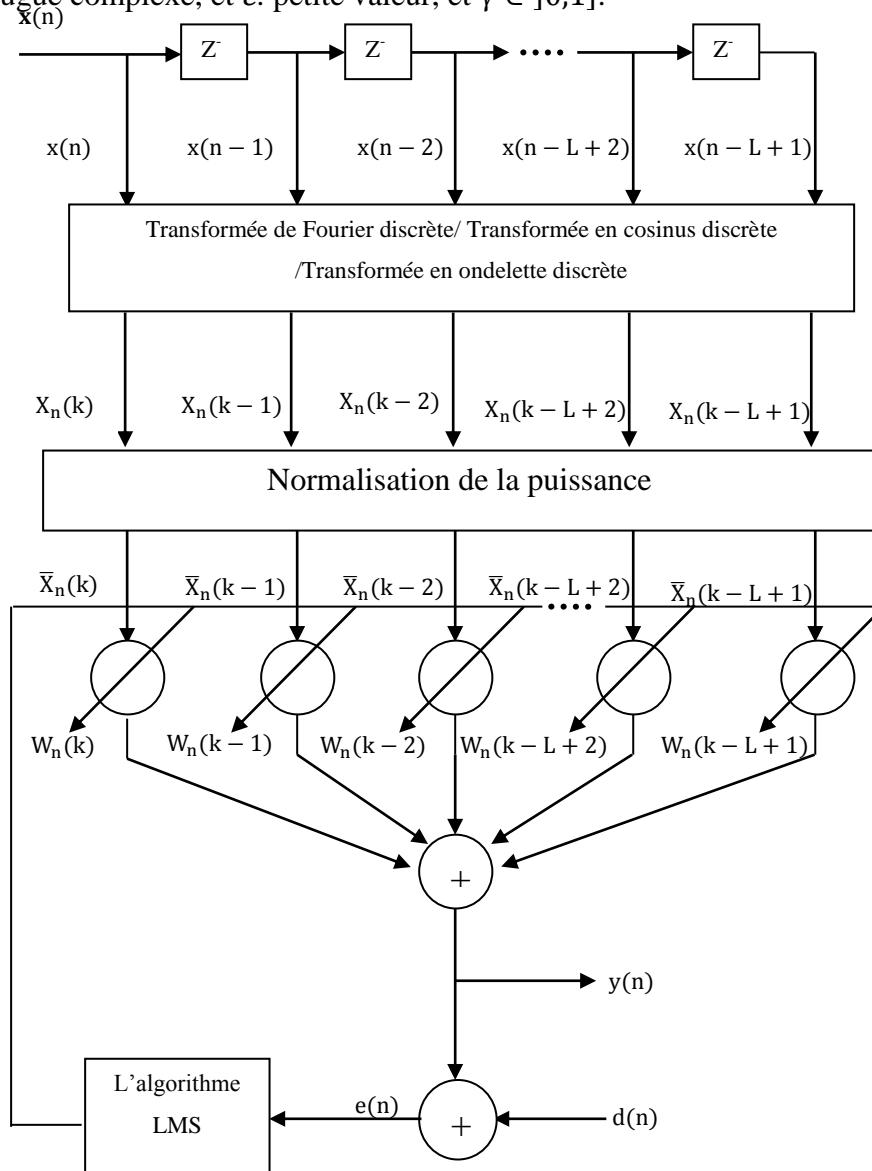


Fig1. 8 Diagramme de l'algorithme LMS appliqué dans le domaine transformé [42]

a Algorithme LMS basé sur la transformée de Fourier discrète DFT-LMS

L'application de la TFD est très répandue dans le domaine d'annulation du bruit acoustique [43] [44] . Elle permet une présentation proportionnée des données fréquentiels même si la longueur du signal traité est courte. La transformée de Fourier d'une série des données retardées du signal d'entrée $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-L+1)]$ est donné par :

$$\mathbf{X}_n(k) = \sum_{n=0}^{L-1} \mathbf{x}(n) e^{-j \frac{2\pi nk}{L}} \quad (1.47)$$

Où, L est la taille du filtre, $j = \sqrt{-1}$, n : l'index du temps et k : l'index de la fréquence.

L'avantage de la TFD est de traiter un niveau très important des informations. Bien qu'elle exige le procédé du traitement par bloque pour minimiser le retard entre les données. Les procédures mathématiques de l'algorithme DFT-LMS sont mentionnées dans le tableau 4.

Dans les techniques d'annulation de bruit acoustique, le filtre adaptatif TFD-LMS a un taux de convergence meilleur que celui du LMS. Le problème qui reste à poser est la distribution uniforme des données fréquentielles sans avoir aucune représentation temporelle (possibilité d'avoir une information utile dans les hautes fréquences).

b Algorithme LMS basé sur la transformée en cosinus discrète DCT-LMS

La DCT est une transformation proche de la transformée de Fourier discrète. Elle permet de convertir le signal du domaine spatial au domaine fréquentiel. Typiquement, les coefficients DCT produisent la majeure partie de l'énergie dans les basses fréquences ce qu'il permet d'éliminer les coefficients de détail inutiles. Les éléments de la DCT sont orthonormés, dissociables et ils ont une base de fréquence un peu comme la transformée de Fourier [45] [46] .La série transformée $\mathbf{X}_n(k)$ est donnée par :

$$\mathbf{X}_n(k) = \sum_{n=0}^{L-1} \mathbf{x}(n) k_n \cos\left(\frac{n(k + \frac{1}{2})\pi}{L}\right) \quad (1.48)$$

Avec :

$$k_n = \begin{cases} 1/2 & n = 0 \\ 1 & \text{ailleurs} \end{cases}$$

Malgré que l'algorithme DCT_LMS converge plus rapidement que l'algorithme LMS_DFT mais le problème de la présentation fréquentielle seul est toujours posé. Parmi les meilleures solutions, la transformée en ondelette qu'elle permet une décomposition du signal en sous bandes avec une bonne résolution temporelle-fréquentielle.

c Algorithme LMS basé sur la transformée en ondelette discrète DWT-LMS

L'application de la transformée en ondelette dans les filtres adaptatifs est très analogue par rapport aux autres transformées [47] [48] . En effet, dans l'analyse en ondelette discrète le signal décomposé est représenté par les translations et les dilatations de l'ondelette mère. Elle permet une bonne distribution temporelle-fréquentielle. En outre, en raison de la flexibilité de la DWT orthonormée, elle est très efficace pour améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme LMS. La transformée en ondelette discrète du signal d'entrée $x(n)$ est donnée par :

$$\mathbf{X}_j(k) = \sum_{n=0}^{L-1} \mathbf{x}(n) 2^{j/2} \varphi(2^{-j}n - k) \tag{1.49}$$

Où φ représente l'ondelette mère (équation 1.8), j le niveau de décomposition et k le facteur de translation temporelle.

En effet, la conception des formules de l'algorithme LMS dans le domaine transformé (mentionnées dans le tableau 4) est donnée par les équations (1.45,1.46).

Tableau 4 .Algorithme LMS dans le domaine transformé [42]

<p>L : la taille de filtre μ : Pas d'adaptation ε: est une petite valeur, $\gamma \in]0,1]$ $k=0, \dots, L$ $\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1), \dots x(n-L+1)]$ $\mathbf{X}_n(k) = [X_n(k), X_n(k-1), \dots X_n(k-L+1)]$ $\mathbf{W}_n(k) = [W_n(k), W_n(k-1), \dots W_n(k-L+1)]$</p>

<p>Transformation du signal d'entrée</p> $\mathbf{X}_n(k) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{L-1} \mathbf{x}(n) e^{-j\frac{2\pi nk}{L}} & , \text{DFT} \\ \sum_{n=0}^{L-1} \mathbf{x}(n) k_n \cos\left(\frac{n(k+\frac{1}{2})\pi}{L}\right) & , \text{DCT} \\ \sum_{n=0}^{L-1} \mathbf{x}(n) 2^{j/2} \varphi(2^{-j}n - k) & \text{DWT} \end{cases}$ $k_n = \begin{cases} 1/2 & n = 0 \\ 1 & \text{ailleurs} \end{cases}$	<p>Normalisation de la puissance</p> $\bar{X}_n(k) = \frac{X_n(k)}{\sqrt{P_n(k) + \varepsilon}}$ $P_n(k) = \gamma P_{n-1}(k) + (1-\gamma)(\bar{X}_n(k))^2$ <p>Calcul de la sortie de filtre</p> $\mathbf{W}_n(k) = \mathbf{W}_{n-1}(k) + \mu e(n) \bar{\mathbf{X}}_n^*(k)$ <p>Calcul de l'erreur</p> $e(n) = d(n) - \bar{\mathbf{X}}_n(k) \mathbf{W}_n^T(k)$
---	--

d Solution optimale de l'algorithme DWT-LMS

La transformée en ondelettes discrète de signal $\mathbf{x}(n)$ peut être représentée par sa forme matricielle [48] :

$$\mathbf{X}_n(k) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(n) \quad (1.50)$$

Dans l'algorithme DWT-LMS, si l'ondelette utilisée dans l'analyse multirésolution de signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ est orthogonale, la matrice \mathbf{Q} se considère comme un bloque diagonal.

Supposant que $\mathbf{R}_{xx}, \mathbf{R}_{xx}$ sont les matrices d'autocorrélation du signal d'entrée et celui transformé $\mathbf{X}_n(k)$ respectivement, la relation entre les deux matrices est donnée par :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{xx} &= \mathbf{E}[\mathbf{X}_n(k) \mathbf{X}_n^T(k)] \\ &= \mathbf{Q}\mathbf{E}[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)]\mathbf{Q} \\ &= \mathbf{Q}\mathbf{R}_{xx}\mathbf{Q} \end{aligned} \quad (1.51)$$

Sachant que, \mathbf{R}_{dx} représente la matrice d'intercorrélacion du signal désiré $d(n)$ et celui transformé $\mathbf{X}_n(k)$, elle est donnée par :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{dx} &= \mathbf{E}[d(n)\mathbf{X}_n(k)] \\ &= \mathbf{Q}\mathbf{E}[d(n)\mathbf{x}(n)] = \mathbf{Q}\mathbf{R}_{dx} \end{aligned} \quad (1.52)$$

Par conséquent, la solution optimale W_T^{opt} du Wiener dans le domaine fréquentiel est donnée par la relation suivante :

$$\begin{aligned}
W_T^{\text{opt}} &= \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{R}_{dX} = \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{Q} \mathbf{R}_{dX} \\
&= \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{Q} (\mathbf{R}_{XX} \mathbf{R}_{XX}^{-1}) \mathbf{R}_{dX} \\
&= \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{Q} \mathbf{R}_{XX} W^{\text{opt}}
\end{aligned} \tag{1.53}$$

Où W^{opt} représente la solution optimale de Wiener dans le domaine temporelle. Sachant que e_{\min}^W, e_{\min} sont les erreurs quadratiques moyennes (MSE) minimums, respectivement, de l'algorithme DWT-LMS et l'algorithme LMS, l'expression de e_{\min}^W est donnée par [48] :

$$\begin{aligned}
e_{\min}^W &= E[d^2(n)] - \mathbf{R}_{dX}^T \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{R}_{dX} \\
&= E[d^2(n)] - \mathbf{R}_{dX}^T \mathbf{Q}^T \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{Q} \mathbf{R}_{dX} \\
&= e_{\min} - \mathbf{R}_{dX}^T (\mathbf{Q}^T \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{Q} - \mathbf{R}_{XX}^{-1}) \mathbf{R}_{dX}
\end{aligned} \tag{1.54}$$

D'après l'équation 1.54, on peut observer que l'erreur quadratique moyenne de l'algorithme DWT-LMS est minimum par rapport à celui du LMS [47] :

$$e_{\min}^W < e_{\min} \tag{1.55}$$

D'ailleurs, suivant le modèle de Markov d'ordre '1', la matrice d'autocorrélation \mathbf{R}_{XX} s'écrit en fonction des valeurs propres $1, \rho, \rho^2, \dots, \rho^{L-1}, \rho^{L-2}, \dots, 1$, sachant que ρ est un constant $\rho = [0 \ 1]$ [42] :

$$\mathbf{R}_{XX} = \begin{bmatrix} 1 & \rho & \rho^2 \dots & \rho^{L-1} \\ \rho & 1 & \rho \dots & \rho^{L-2} \\ \rho^2 & \rho & 1 \dots & \rho^{L-3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \rho^{L-1} & \rho^{L-2} & \rho^{L-3} \dots & 1 \end{bmatrix} \tag{1.56}$$

Il est montré que ; la vitesse de propagation des ondes de la valeur propre, qui correspond à la matrice d'autocorrélation de la DWT, dépend du nombre de décomposition

choisi [43]. Ainsi que, le calcul de la vitesse moyenne de convergence de la matrice d'autocorrélation des algorithmes DFT-LMS, DCT-LMS et DWT-LMS, montre que l'algorithme LMS basé sur la transformée en ondelette est meilleur (tableau 5).

Tableau 5. Comparaison de la vitesse moyenne pour les différentes transformées [42]

Transformation utilisée	Vitesse moyenne	Vitesse moyenne avec $\rho = 0.9$
Sans transformation	$\left(\frac{1+\rho}{1-\rho}\right)^2$	361
DFT	$\frac{1+\rho}{1-\rho}$	19
DCT	$1+\rho$	1.9
DWT	$1+\rho^2$	1.81

La transformée en ondelettes discrète offre une décomposition du signal en différents niveaux dont chacun a des propriétés fréquentielles et temporelles différentes. Egalement, suivant les résultats de simulation de l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'algorithme DWT-LMS avec cinq niveaux de décomposition est plus rapide en termes de vitesse de convergence par rapport aux autres algorithmes (c.à.d LMS, DFT-LMS, DCT-LMS, DST-LMS) [43].

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes de réduction du bruit dans une structure mono-capteur, précisément, le seuillage des coefficients en ondelette et les algorithmes adaptatifs. On a vu aussi que la réalisation de l'algorithme LMS dans le domaine de la transformée en ondelettes permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne EQM mieux qu'avec les autres transformées.

Nous intéressons, dans le deuxième chapitre, à présenter les algorithmes de séparation aveugle des sources les plus utilisés dans le domaine d'annulation de bruit acoustique multi-capteurs.

CHAPITRE 2

DEBRUITAGE MULTI-CAPTEUR : SEPARATION AVEUGLE DES SOURCES

2.1 Introduction

Le débruitage multi-capteur de la parole a fait l'objet de plusieurs recherches, il est basé sur l'annulation de la composante du bruit vue dans chaque microphone. Cependant, parmi les méthodes utilisées dans le débruitage multi-capteurs, il existe des extensions mono-capteur comme le filtrage de Wiener [49] [50] et des méthodes purement multi-capteurs, citons : la méthode beamforming [51] , et la séparation des sources [52] .

En pratique une bonne partie des signaux acoustiques sont des mélanges auxquels contribuent plusieurs sources. L'étude de ces mélanges audio consiste à restaurer un ensemble de signaux sources à partir des observations. Cette opération est dite ; séparation aveugle des sources (Blind Source Separation BSS) lorsqu'on admet le peu d'information a priori sur les signaux originaux. En effet, des généralités sur les méthodes de séparation aveugle des sources d'un mélange convolutif sont abordées dans ce chapitre.

2.2 La séparation aveugle des sources (BSS)

Depuis le début des années 90, la séparation aveugle de sources (BSS) a fait l'objet de nombreux travaux en traitement de signal et de la parole[52] [53] [54] [55] . Elle consiste à récupérer un ou plusieurs signaux de source à partir d'un signal de mélange donné sans se référer à aucune information ; ni sur les sources ni sur les mélanges. Dans plusieurs situations, il est souhaitable de récupérer toutes les sources des mélanges enregistrés, ou au moins, d'isoler des sources particulières. En plus, il est utile d'identifier les processus du mélange lui-même pour révéler des informations sur la méthode du mélange.

Dans le cas des contextes acoustiques, le modèle mathématique qui suppose que les signaux enregistrés par les microphones sont des mélanges "linéaires instantanés", n'est pas valide [52] [53] [53] [54] . En pratique, il est considéré que les réponses impulsionnelles

de l'environnement de la propagation réalisent une opération plus complexe avec les sources, qui est un produit de convolution. Egalement, ces caractéristiques acoustiques de la salle font que les signaux captés par les microphones sont des mélanges convolutif. On présente dans la Fig2. 1 le schéma synoptique de la séparation de sources d'un mélange convolutif.

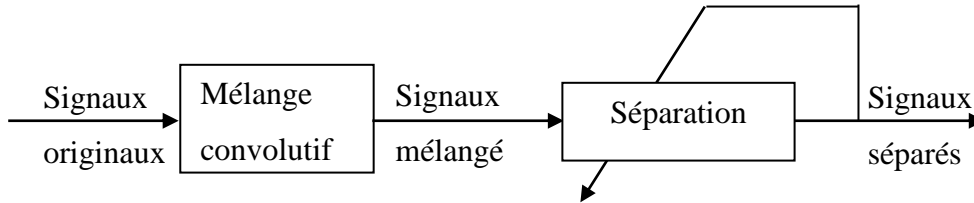


Fig2. 1. Schéma synoptique de la séparation des sources

2.3 Mélange des signaux

Dans une structure de séparation de sources, le mélange des signaux dépend de trois paramètres : la nature des signaux originaux, le nombre de capteurs, et le bruit externe. Dans le cas où le nombre des capteurs est inférieur à celui de sources, le mélange est appelé sous-déterminé, en revanche, dans le cas inverse, le mélange est appelé surdéterminé. Dans ce document, on s'intéresse à présenter le mélange déterminé, lorsque le nombre des capteurs égale au nombre de sources [52] [53] [54] [55] .

Afin de modéliser ce mélange, on montre sur la Fig2. 2, son schéma général, en considérant ; $\mathbf{p}_i(n) = [p_1(n), p_2(n), \dots, p_r(n)]$ le vecteur des mélanges observés, $\mathbf{s}_i(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_r(n)]$ le vecteur des signaux de sources, et $b(n)$ le signal du bruit externe, r représente le nombre de capteurs, et M désigne la fonction du mélange (elle dépend de type du mélange). En effet, l'expression des signaux $p_i(n)$ (dans la présence de $b(n)$) s'écrit comme suit :

$$\mathbf{p}_i(n) = M\{\mathbf{s}_i(n)\} + b(n) \tag{2.1}$$

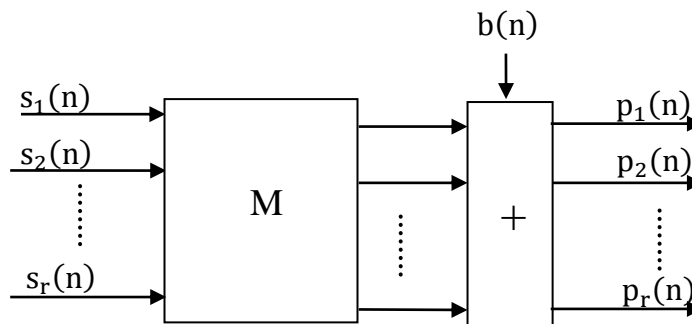


Fig2. 2 Schéma bloc d'un système général du mélange

En effet, dans le domaine de la séparation des sources, les mélanges linéaires font partie des mélanges les plus étudiés. D'ailleurs, la classification des mélanges linéaires peut se faire suivant la nature du modèle associé ; simple (instantané) ou complexe (convolutif). Par la suite, on s'intéresse à présenter la formulation mathématique de ces deux types de mélanges, qu'ils ont très utilisé dans ce domaine.

2.3.1 Mélange linéaire instantané

Le mélange linéaire instantané représente une combinaison linéaire entre les signaux observés dans chaque microphone. Le modèle correspondant liant 'M' observations à 'Q' sources est formulé de la manière suivante [54] :

$$\mathbf{p}_i(\mathbf{n}) = \mathbf{M} \times \mathbf{s}(\mathbf{n}) \quad i = 1, \dots, M \quad (2.2)$$

Ou ;

$$p_i(\mathbf{n}) = \sum_{q=1}^Q a_{qi} s_q(\mathbf{n}) , \quad i = 1, \dots, M, \quad q = 1, \dots, Q, \quad i \neq q \quad (2.3)$$

Où a_{qi} représente les coefficients de la matrice de mélange \mathbf{M} , $\mathbf{p}_i(\mathbf{n}) = [p_1(\mathbf{n}), p_2(\mathbf{n}), \dots, p_M(\mathbf{n})]$ désigne le vecteur d'observations et $\mathbf{s}_q(\mathbf{n}) = [s_1(\mathbf{n}), s_2(\mathbf{n}), \dots, s_Q(\mathbf{n})]$ le vecteur de sources. La résolution du problème de séparation aveugle d'un mélange linéaire instantané consiste à trouver une matrice \mathbf{A} de tel sorte que les signaux de sources estimé de vecteur $\mathbf{v}_i(\mathbf{n}) = [v_1(\mathbf{n}), v_2(\mathbf{n}), \dots, v_M(\mathbf{n})]$ soient le plus possible indépendants :

$$\mathbf{v}_i(\mathbf{n}) = \mathbf{A} \mathbf{p}_i(\mathbf{n}) \quad i = 1, \dots, M \quad (2.4)$$

Malgré qu'il existe beaucoup d'algorithmes de séparation de sources ont étudié le mélange linéaire instantané, mais dans des cas plus complexes, le mélange convolutif est plus préférable. En effet, le mélange convolutif se définit comme une opération de convolution produite entre les échantillons de sources et les réponses impulsionnelles de l'environnement [53] .

2.3.2 Mélange linéaire convolutif multi-capteurs

Le modèle mathématique qui interprète les signaux du mélange convolutif $\mathbf{p}_i(\mathbf{n}) = [p_1(\mathbf{n}), p_2(\mathbf{n}), \dots, p_M(\mathbf{n})]$ est donné par le produit de convolution des signaux de

sources $\mathbf{s}_q(n) = [s_1(n), s_2(n), \dots, s_Q(n)]$ et les réponses impulsionnelles h_{iq} ($i = 1, \dots, M$, $q = 1, \dots, Q$, $i \neq q$) [52] :

$$\mathbf{p}_i(n) = \sum_{q=0}^{Q-1} h_{iq} * \mathbf{s}_q(n) \quad (2.4)$$

L'opération $*$ indique le produit de convolution, h_{iq} sont les réponses impulsionnelles entre les $i^{\text{ème}}$ sources et les $q^{\text{ème}}$ capteurs. Pour voir mieux le problème de mélange convolutif d'une structure multi-capteurs, il est schématisé dans la Fig2. 3.

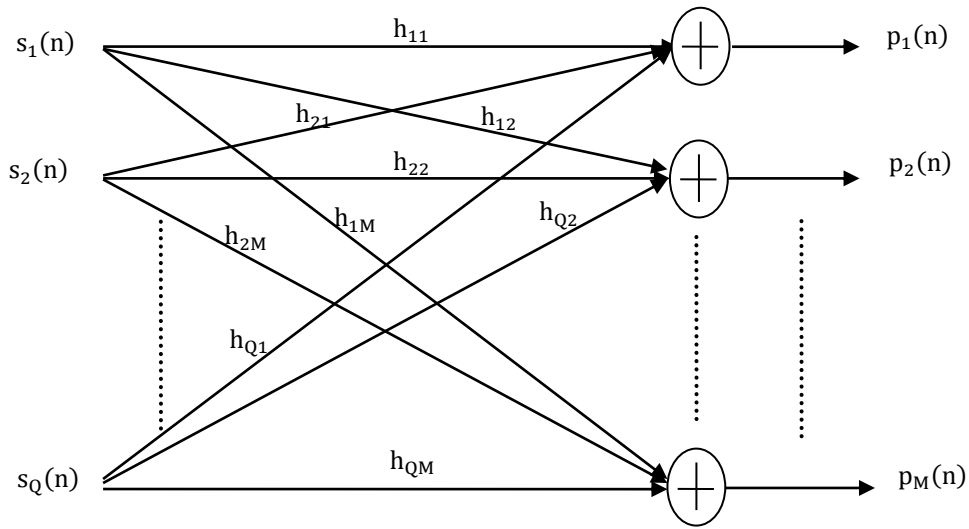


Fig2. 3 Structure de mélange convolutif multi-capteur

2.3.3 Mélange linéaire convolutif bi-capteurs

Dans cette section, on s'intéresse à détailler le mélange linéaire convolutif à deux capteurs (bi-capteurs)[52] [53] [54] . Supposant que le signal de la parole $s(n)$ correspond à la première source, et le signal de bruit $b(n)$ correspond à la deuxième source. En effet, les deux signaux sont considérés réels et statiquement indépendants, c.à.d $E[s(n)b(n-m)] = 0$ avec $n \neq m$. En effet, le modèle de mélange convolutif des deux source décorrelés $s(n)$ et $b(n)$ est représenté dans la Fig2. 4et donné par :

$$p_1(n) = \sum_{k=0}^{L-1} h_{11}(k)s(n-k) + \sum_{k=0}^{L-1} h_{21}(k)b(n-k) \quad (2.6)$$

$$p_2(n) = \sum_{k=0}^{L-1} h_{22}(k)b(n-k) + \sum_{k=0}^{L-1} h_{12}(k)s(n-k) \quad (2.7)$$

Sachant que $p_1(n)$, $p_2(n)$ sont les deux signaux observés en sortie du mélange, $h_{11}(n)$, $h_{22}(n)$ sont les réponses impulsionnelles du couplage directe, et $h_{12}(n)$, $h_{21}(n)$ représentent les réponses impulsionnelles du couplage mutuel généré entre les sources et les capteurs avec L est la taille de chaque réponse.

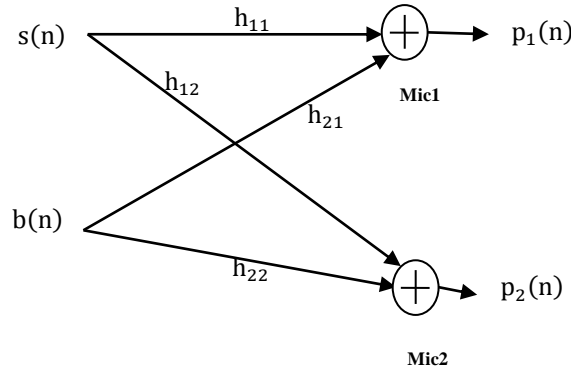


Fig2. 4 Schéma équivalent d'un mélange linéaire convolutif à deux capteurs

2.3.4 Mélange linéaire convolutif bi-capteurs simplifié

Pour simplifier le problème du mélange convolutif, on suppose que le premier microphone est placé près de la source de la parole et le deuxième près de la source de bruit. En effet, il est considéré que $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ sont des réponses impulsionnelles de Kronecker, c.à.d. $h_{11}(n) = h_{22}(n) = \delta(n)$ [54]. Selon cette hypothèse et si les signaux d'entrée sont réels, les relations (2.6) et (2.7) peuvent être écrites comme suit :

$$p_1(n) = s(n) + \sum_{k=0}^{L-1} h_{21}(k) b(n-k) \quad (2.8)$$

$$p_2(n) = b(n) + \sum_{k=0}^{L-1} h_{12}(k) s(n-k) \quad (2.9)$$

Le modèle simplifié de mélange linéaire convolutif à deux capteurs est représenté dans la Fig2. 5.

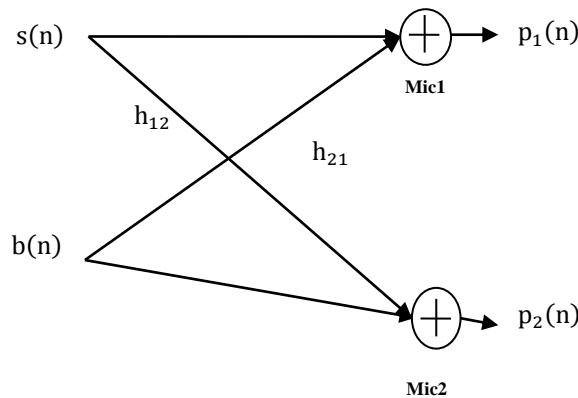


Fig2. 5. Schéma équivalent d'un modèle simplifié du mélange linéaire convolutif à deux capteurs

2.4 Séparation aveugle de sources d'un mélange convolutif à deux capteurs

Le système de séparation aveugle de sources d'un mélange convolutif réalise une combinaison linéaire convolutive entre les paramètres observés afin d'extraire les composantes indépendantes à la sortie. Dans le même contexte, il existe deux structures de BSS bien connus : la structure directe "Forward" (FBSS), et la structure récursive "Backward" (BBSS) [52] [53] [54] . Chaque architecture représente des propriétés bien particulières que nous allons détailler (tableau 6).

Tableau 6 Comparaison entre la structure directe et inverse de BSS [53]

Propriétés	
FBSS	BBSS
<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'estimation ne dépend pas de la sortie. ➤ Simplicité du calcul. ➤ Nécessite des post-filtres ➤ Permet d'utiliser les filtres non causaux d'une manière naturel, il suffit d'introduire un retard à l'instant 'n' pour calculer la partie non causal. ➤ Le système est toujours causal car on ne fait pas intervenir les différentes sorties du système. ➤ Stabilité de l'algorithme. 	<ul style="list-style-type: none"> ➤ L'estimation dépend de la sortie. ➤ Plus complexe que la FBSS. ➤ Nécessite pas des post-filtres ➤ Les filtres doit être causaux et stable. ➤ Obtention d'une solution exacte à l'aide de deux filtres. ➤ Non causalité à l'instant n de la sortie, c'est dû à la valeur future inconnues. ➤ La stabilité est non garantie.

2.4.1 Structure récursive BBSS

La Fig2. 6 représente le schéma équivalent de la structure BBSS à deux capteurs. Dans cette configuration, chaque sortie du système de séparation est une combinaison linéaire d'une observation et de l'autre sortie [52] . Dans le cas simple d'une architecture de BBSS à deux capteurs, les filtres adaptatifs $w_{21}(n)$, $w_{12}(n)$ sont mis à jour à l'aide de l'algorithme LMS, comme il est représenté dans la figure 2.6. Les deux relations d'entrée-sortie sont données par :

$$v_1(n) = p_1(n) - w_{21}(n) * v_2(n) \quad (2.10)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - w_{12}(n) * v_1(n) \quad (2.11)$$

L'opération * représente le produit de convolution. $v_1(n)$, $v_2(n)$ sont, les signaux estimés à partir des mélanges observés à l'entrée du système $p_1(n)$, $p_2(n)$, respectivement.

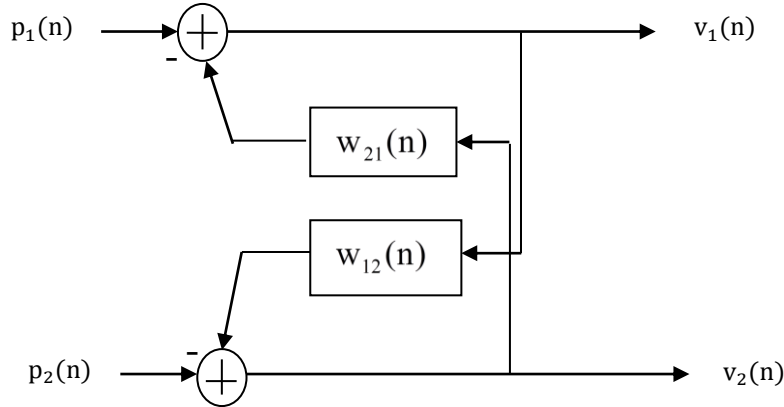


Fig2. 6 Schéma équivalent de la structure inverse BBSS [52]

En remplaçant les équations (2.8), (2.9) de $p_1(n)$, $p_2(n)$ dans les relations (2.10), (2.11) de $v_1(n)$ et $v_2(n)$, respectivement, nous obtenons les expressions suivantes :

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (2.12)$$

$$v_2(n) = [b(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (2.13)$$

En effet, le contrôle de ces filtres adaptatifs montre qu'à l'optimum $w_{12}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}(n) = h_{21}(n)$ c.à.d. les équations (2.12), (2.13) deviennent:

$$v_1(n) = s(n) \quad (2.14)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (2.15)$$

Par conséquent, et d'après ces deux dernières équations, on peut dire que le signal original $s(n)$ et celui du bruit $b(n)$ sont récupérés à la sortie du système.

En effet, l'algorithme BBSS, résumé dans le tableau 7 et représenté dans la Fig2.7,[48], est basé sur l'algorithme LMS ; où la mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ est donné par ;

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_{21} (\mathbf{v}_1(n) \mathbf{v}_2(n)) \quad (2.16)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_{12} (\mathbf{v}_2(n) \mathbf{v}_1(n)) \quad (2.17)$$

Avec $\mathbf{v}_1(n), \mathbf{v}_2(n)$, sont les vecteurs de sortie de taille L . μ_{12}, μ_{21} sont les pas d'adaptation fixe correspondants, respectivement, à chaque filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$.

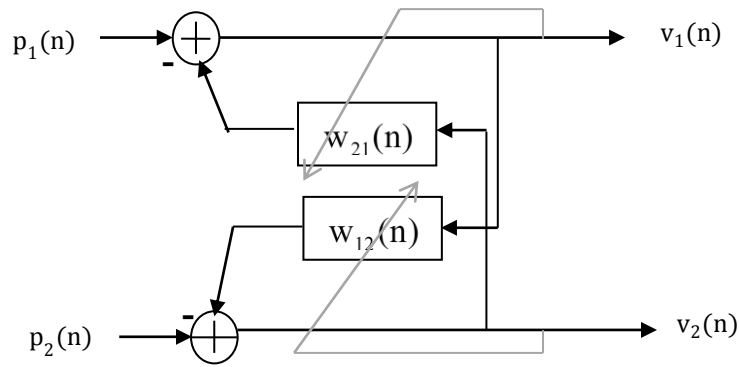


Fig2. 7 Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure BBSS

Tableau 7. Algorithme LMS appliqué dans la structure BBSS

<p>Variabes $\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-L+1)]$, $\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-L+1)]$, $\mathbf{w}_{12}(n) = [w_{12}(n), w_{12}(n-1), \dots, w_{12}(n-L+1)]$, $\mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21}(n), w_{21}(n-1), \dots, w_{21}(n-L+1)]$ Paramètre : L : longueur du filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n), \mathbf{w}_{21}(n)$ μ_{12}, μ_{21} : deux pas de convergence, $0 < \mu_{12} < 2/\sigma_1^2$, $0 < \mu_{21} < 2/\sigma_2^2$</p>	
<p>Calcul pour $n=0,1, 2,3, \dots$ Estimation des signaux sortis: $v_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{v}_2(n)$, $v_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{v}_1(n)$,</p>	<p>Adaptation des coefficients des filtres par l'algorithme LMS: $\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_{21} (\mathbf{v}_1(n) \mathbf{v}_2(n))$ $\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_{12} (\mathbf{v}_2(n) \mathbf{v}_1(n))$ fin.</p>

2.4.2 Structure directe FBSS

La structure FBSS (Forward Blind Source Separation) est très analogue dans le domaine d'annulation du bruit acoustique) [54] . En effet, elle est basée sur deux filtres adaptatifs symétriques (Fig2. 8) $w_{12}(n), w_{21}(n)$ à réponses impulsionnelles finies $h_{12}(n), h_{21}(n)$, respectivement. Les signaux estimés $v_1(n), v_2(n)$ sont données par :

$$v_1(n) = p_1(n) - w_{21}(n) * p_2(n) \quad (2.18)$$

$$v_2(n) = p_2(n) - w_{12}(n) * p_1(n) \quad (2.19)$$

En remplaçant les équations (2.8), (2.9) dans les relations (2.18), (2.19) on trouve :

$$v_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.20)$$

$$v_2(n) = b(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.21)$$

Dans le cas optimal $w_{12}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}(n) = h_{21}(n)$, les équations (2.20) et (2.21) deviennent :

$$v_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * h_{21}(n)] \quad (2.22)$$

$$v_2(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * h_{12}(n)] \quad (2.23)$$

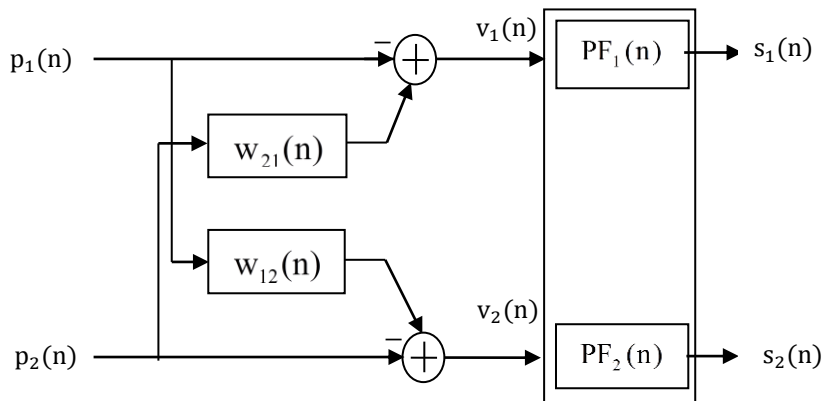


Fig2. 8 Schéma équivalent de la structure directe FBSS avec post-filtres [54]

D'après les équations (2.22), (2.23) les sorties du système de séparation présentent une distorsion. Par conséquent, il faut mettre en place des post-filtres (Fig2. 8) afin rapprocher à la solution optimale c.à.d $v_1(n) \approx s(n)$ et $v_2(n) \approx b(n)$. Dans le cas général, la formulation mathématique temporelle de ces post-filtres est donnée par [53] [54] :

$$PF_1(n) = [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)]^{-1} \quad (2.24)$$

$$PF_2(n) = [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)]^{-1} \quad (2.25)$$

La Fig2. 9 représente le schéma de l'algorithme LMS implémenté dans une structure FBSS sans post-filtres. En effet, la mise à jour des coefficients des deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$, $w_{21}(n)$ est donnée par :

$$w_{21}(n+1) = w_{21}(n) + \mu_{21} (v_1(n) p_2(n)) \quad (2.27)$$

$$w_{12}(n+1) = w_{12}(n) + \mu_{12} (v_2(n) p_1(n)) \quad (2.28)$$

Les équations mathématiques des algorithmes LMS, NLMS sont résumées dans le tableau 8.

Tableau 8. Algorithmes LMS, NLMS implémentés dans la structure FBSS

<p>Variables $\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]$, $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]$, $\mathbf{w}_{12}(n) = [w_{12}(n), w_{12}(n-1), \dots, w_{12}(n-L+1)]$, $\mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21}(n), w_{21}(n-1), \dots, w_{21}(n-L+1)]$</p> <p>Paramètres : L : longueur des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$, $\mathbf{w}_{21}(n)$ μ_{12}, μ_{21} : deux pas de convergence, $0 < \mu_{12} < 2/\sigma_1^2$, $0 < \mu_{21} < 2/\sigma_2^2$</p>	
<p>Calcul <i>Pour $n=0,1, 2,3, \dots$</i> <i>Estimation des signaux de sortie :</i> $v_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1) \mathbf{p}_2(n)$, $v_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1) \mathbf{p}_1(n)$,</p>	<p>Adaptation des coefficients des filtres (LMS) : $w_{21}(n+1) = w_{21}(n) + \mu_{21} (v_1(n) p_2(n))$ $w_{12}(n+1) = w_{12}(n) + \mu_{12} (v_2(n) p_1(n))$ <i>Fin.</i> Adaptation des coefficients des filtres (NLMS): $w_{21}(n+1) = w_{21}(n) + \mu_{21} \left(v_1(n) \frac{\mathbf{p}_2(n)}{\mathbf{p}_2^T(n) \mathbf{p}_2(n) + \epsilon} \right)$ $w_{12}(n+1) = w_{12}(n) + \mu_{12} \left(v_2(n) \frac{\mathbf{p}_1(n)}{\mathbf{p}_1^T(n) \mathbf{p}_1(n) + \epsilon} \right)$</p>

Fin.

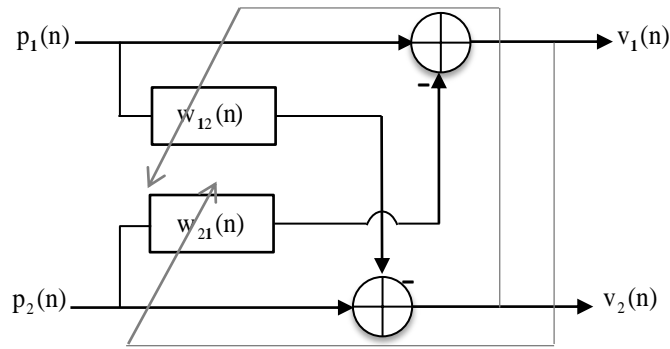


Fig2. 9 Schéma de l'algorithme LMS implémenté dans la structure FBSS

2.4.3 Algorithme FBSS basée sur l'algorithme de décorrelation symétrique (SAD)

Dans une structure à deux capteurs, il est possible de voir que le critère des moindres carrés de l'algorithme LMS est équivalent à la décorrelation du signal estimé $v(n)$ et le bruit $b(n)$ $C_{vb}(m) = E[v(n), b(n-m)]$, $\forall m$ [55]. On considère que $\xi(n)$ est l'énergie de l'erreur, la minimisation de cette énergie peut être remplacée par le critère de la décorrelation $C_{vb}(m)$ c.à.d $\xi(n) = 0 \Leftrightarrow C_{vb}(m) = 0$.

En ajoutant un filtre symétrique à la structure de LMS classique, on peut parler sur le l'algorithme de décorrelation symétrique adaptative (SAD). En effet, l'algorithme SAD se définit comme une méthode de séparation des sources, il est basé sur le principe de décorrelation entre les signaux estimés à la sortie $C_{v_1v_2}(m) = E[v_1(n), v_2(n-m)]$, $\forall m$ $C_{v_2v_1}(m) = E[v_2(n), v_1(n-m)]$, $m \neq n$. Il est considéré que $\xi_1(n) = E[v_1^2(n)] = 0 \Leftrightarrow C_{v_1v_2}(m) = 0$, et $\xi_2(n) = E[v_2^2(n)] = 0 \Leftrightarrow C_{v_2v_1}(m) = 0$, sachant que $\xi_1(n)$, $\xi_2(n)$ sont les énergies des signaux estimés $v_1(n)$, $v_2(n)$, respectivement. En effet, on présente la structure de base de l'algorithme FSAD la figure 2. 10.

Les relations de la mise à jour des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n), \mathbf{w}_{21}(n)$ sont données comme suite :

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_{21} (\mathbf{v}_1(n) \mathbf{v}_2(n-m)) \quad (2.29)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_{12} (\mathbf{v}_2(n) \mathbf{v}_1(n-m)) \quad (2.30)$$

Avec $\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-L+1)]$, $\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-L+1)]$ sont les vecteurs de sortie, μ_{12} et μ_{21} sont les paramètres du contrôle de la convergence des filtres $\mathbf{w}_{12}(n), \mathbf{w}_{21}(n)$ respectivement. En effet, L'algorithme SAD, NSAD, implémenté dans une structure FBSS est résumé dans le tableau 9 et présenté dans la Fig2. 10.

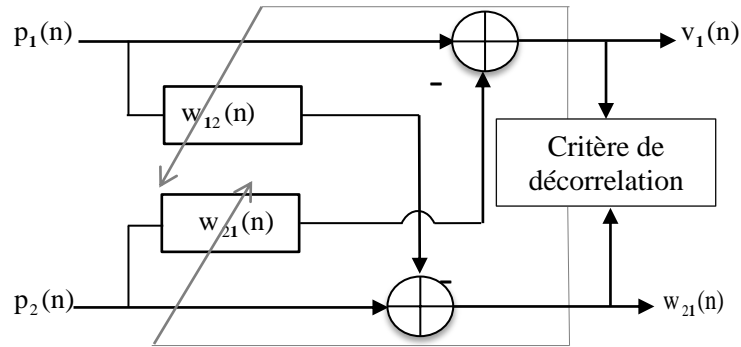


Fig2. 10 Schéma de l'algorithme SAD implémenté dans la structure FBSS

Tableau 9. L'algorithme SAD, NSAD, implémenté dans une structure FBSS.

<p>Variables</p> <p>$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]$, $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]$</p> <p>$\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-L+1)]$, $\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-L+1)]$,</p> <p>$\mathbf{w}_{12}(n) = [w_{12}(n), w_{12}(n-1), \dots, w_{12}(n-L+1)]$,</p> <p>$\mathbf{w}_{21}(n) = [w_{21}(n), w_{21}(n-1), \dots, w_{21}(n-L+1)]$</p> <p>Paramètre :</p> <p>L : longueur de filtre adaptatif $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$,</p> <p>m : Indice de retard, avec $m = 0, 1, \dots, L-1$</p> <p>Deux pas de convergence, $0 < \mu_{12} < 2/\sigma_1^2$, $0 < \mu_{21} < 2/\sigma_2^2$</p>
--

<p>Calcule <i>Pour $n=0,1, 2,3, \dots$</i> <i>Estimation des signaux sorties :</i> $v_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1)p_2(n),$ $v_2(n) = p_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n-1)p_1(n),$</p>	<p><i>Adaptation des poids des filtres (SAD):</i> $\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_{21}(v_1(n)\mathbf{v}_2(n-m)), \forall m$ $\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_{12}(v_2(n)\mathbf{v}_1(n-m)), \forall m$ Fin. <i>Adaptation des poids des filtres (NSAD):</i> $\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mu_{21}(v_1(n) \frac{\mathbf{v}_2(n-m)}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n) + \epsilon})$ $\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mu_{12}(v_2(n) \frac{\mathbf{v}_1(n-m)}{\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n) + \epsilon})$ Fin.</p>
--	--

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté l'état de l'art des méthodes de réduction de bruit acoustique et l'amélioration de la parole multi capteurs par filtrage adaptatif. Particulièrement, on a étudié les principales idées utilisées pour résoudre le problème de mélange linéaire convolutif, essentiellement, les deux méthodes basées sur la séparation aveugle de sources (BSS) ; directe (FBSS) et inverse (BBSS).

Le prochain chapitre sera consacré pour décrire l'algorithme proposé ainsi que les divers aspects de simulation.

CHAPITRE 3
L'ALGORITHME WFBSS

3.1 INTRODUCTION

Nous intéressons, dans ce chapitre, à appliquer une nouvelle formulation de l'algorithme LMS implémenté dans la structure directe FBSS à deux capteurs dans le but d'annulation de bruit acoustique et l'amélioration de la parole. En effet, nous proposons d'appliquer la transformée en ondelette discrète sur les deux signaux de mélange. Le nouvel algorithme est appelé WFBSS (wavelet based FBSS) dont l'adaptation des filtres, et l'estimation des signaux de la sortie $v_1(n)$, $v_2(n)$ sont basées sur l'algorithme DWT-LMS représenté dans le chapitre (1).

Théoriquement, la solution optimale de Wiener montre que l'erreur quadratique moyenne de l'algorithme DWT-LMS est inférieure à celle de l'algorithme LMS. A partir de cette avantage, on peut dire que, l'algorithme proposé WFBSS converge vers la solution optimale plus rapidement que l'algorithme FBSS. Cet avantage sera montré expérimentalement dans l'évaluation des résultats de simulation.

3.2 Description générale de l'algorithme proposé WFBSS

La Fig 3. 1 représente le schéma général de l'algorithme proposé WFBSS. Comme il est illustré, cet algorithme est basé sur la transformée en ondelette discrète des signaux de mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$; où l'estimation des deux signaux de sources $s(n)$ et $b(n)$, a été calculée, à partir des observations $p_1(n)$ et $p_2(n)$.

Supposons que les signaux de source $s(n)$ et $b(n)$ sont mutuellement indépendants, (c.à.d $E[s(n)b(n-m)] = 0 \text{ } m \neq n$); les deux matrices obtenus $\mathbf{P}_j^{(1)}(k)$ et $\mathbf{P}_j^{(2)}(k)$ de la transformation en ondelette discrète des signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ respectivement, ont une taille de $N \times L$, dont N représente le nombre des sous bandes $j = 0, 1, 2, \dots, J$, $N = J + 1$, $k = 0, 1, 2, \dots, L - 1$, et L est la taille des réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$, $h_{21}(n)$. Ces deux matrices sont vues à

l'entrée de l'algorithme FBSS pour mettre à jour les deux filtres adaptatifs $\mathbf{W}_j^{(12)}(\mathbf{k}), \mathbf{W}_j^{(21)}(\mathbf{k})$ dans chaque niveau et estimer les deux signaux sortants $v_1(n), v_2(n)$.

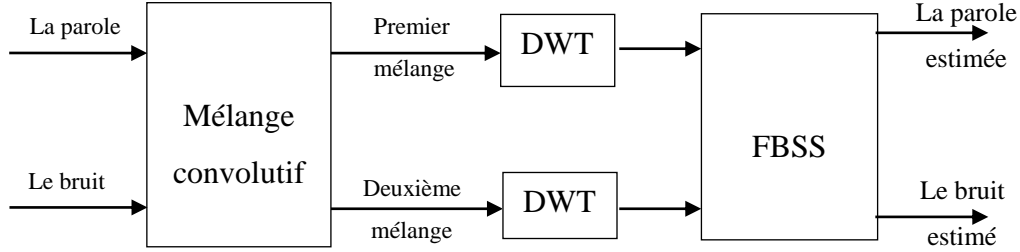


Fig 3. 1 Schéma général de l'algorithme proposé WFBSS

3.2.1 Formulation de l'algorithme proposé WFBSS

Dans cette section, nous donnons la formulation mathématique générale de l'algorithme proposé WFBSS, bien que le schéma détaillé de cet algorithme est représenté dans la Fig 3. 2.

L'algorithme WFBSS est réalisé par les étapes suivantes :

L'étape une : Nous appliquons la transformé en ondelette sur les deux vecteurs $\mathbf{p}_1(n)$ et $\mathbf{p}_2(n)$ (équations 3.1, 3.2). En effet, si N est le nombre des niveaux de la DWT choisi, les relations de DWT s'écrivent comme suit :

$$\mathbf{P}_j^{(1)}(\mathbf{k}) = \sum_n \mathbf{p}_1(n) \varphi_{j,k}(n), \quad \mathbf{k} = 1, 2, \dots, L-1, j = 0, 1, \dots, J \quad (3.1)$$

$$\mathbf{P}_j^{(2)}(\mathbf{n}) = \sum_n \mathbf{p}_2(n) \varphi_{j,k}(n), \quad \mathbf{k} = 1, 2, \dots, L-1, j = 0, 1, \dots, J \quad (3.2)$$

Où $\varphi_{j,k}(n) = 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}n - k)$ est la fonction d'ondelette, j et k indique respectivement le niveau et le facteur de translation de l'ondelette mère φ . Les deux signaux de mélange $\mathbf{p}_1(n)$ et $\mathbf{p}_2(n)$ d'une longueur de L sont donnés par : $\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]$, et $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]$. Ainsi que les deux matrices $\mathbf{P}_j^{(1)}(\mathbf{k})$ et $\mathbf{P}_j^{(2)}(\mathbf{k})$ sont définies comme suit $\mathbf{P}_j^{(1)}(\mathbf{k}) = [p_0^{(1)}(\mathbf{k}), p_1^{(1)}(\mathbf{k}-1), \dots, p_j^{(1)}(\mathbf{k}-L+1)]$ et

$\mathbf{P}_j^{(2)}(n) = [p_0^{(2)}(k), p_1^{(2)}(k-1), \dots, p_j^{(2)}(k-L+1)]$, où J est le nombre de décomposition en ondelettes et N le nombre de sous bandes, $j = 0, 1, 2, \dots, J$, $k = 0, 1, 2, \dots, L-1$, $N = J+1$.

Deuxième étape : l'implémentation de la structure FBSS sur les deux signaux $\mathbf{P}_j^{(1)}(k)$ et $\mathbf{P}_j^{(2)}(k)$. Dans cette opération tous les coefficients des approximations et les détails sont utilisées pour estimer, à chaque itération les signaux $\mathbf{v}_1(n)$, $\mathbf{v}_2(n)$:

$$\mathbf{v}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \sum_j \mathbf{w}_j^{(21)}(k-1) \mathbf{P}_j^{(1)}(k) \quad k = 1, 2, \dots, L-1 \quad j = 0, 1, \dots, J \quad (3.3)$$

$$\mathbf{v}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \sum_j \mathbf{w}_j^{(12)}(k-1) \mathbf{P}_j^{(2)}(k) \quad k = 1, 2, \dots, L-1 \quad j = 0, 1, \dots, J \quad (3.4)$$

Troisième étape : L'estimation des filtres $\mathbf{W}_j^{12}(k)$, $\mathbf{W}_j^{21}(k)$ où la mise à jour des deux filtres adaptatifs DWT-NLMS à chaque itération et pour chaque sous bande, suit ces équations :

$$\mathbf{W}_j^{12}(k+1) = \mathbf{W}_j^{12}(k) + 2\mu_{12} \mathbf{v}_2(n) \frac{\mathbf{P}_j^{(1)}(k)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(1)}(k) \mathbf{P}_j^{T(1)}(k)}, \quad (3.5)$$

$$\mathbf{W}_j^{21}(k+1) = \mathbf{W}_j^{21}(k) + 2\mu_{21} \mathbf{v}_1(n) \frac{\mathbf{P}_j^{(2)}(k)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(2)}(k) \mathbf{P}_j^{T(2)}(k)} \quad (3.6)$$

Où, les deux paramètres μ_{12} et μ_{21} sont des pas d'adaptation fixes sachant que $0 < \mu_{12} < 1, 0 < \mu_{21} < 1$, ils ont comme rôle de contrôler la vitesse de convergence des filtres adaptatifs $\mathbf{W}_j^{12}(k)$, et $\mathbf{W}_j^{21}(k)$, pour chaque itération et chaque niveau d'ondelette (sous bande). Le paramètre ξ est introduit pour éviter la division par zéro.

De même, comme il est montré dans le tableau 10, on peut faire l'adaptation de ces deux filtres adaptatifs des équations (3.5), (3.6), avec l'algorithme NSAD au lieu de NLMS, de fait qu'ils ont les mêmes caractéristiques.

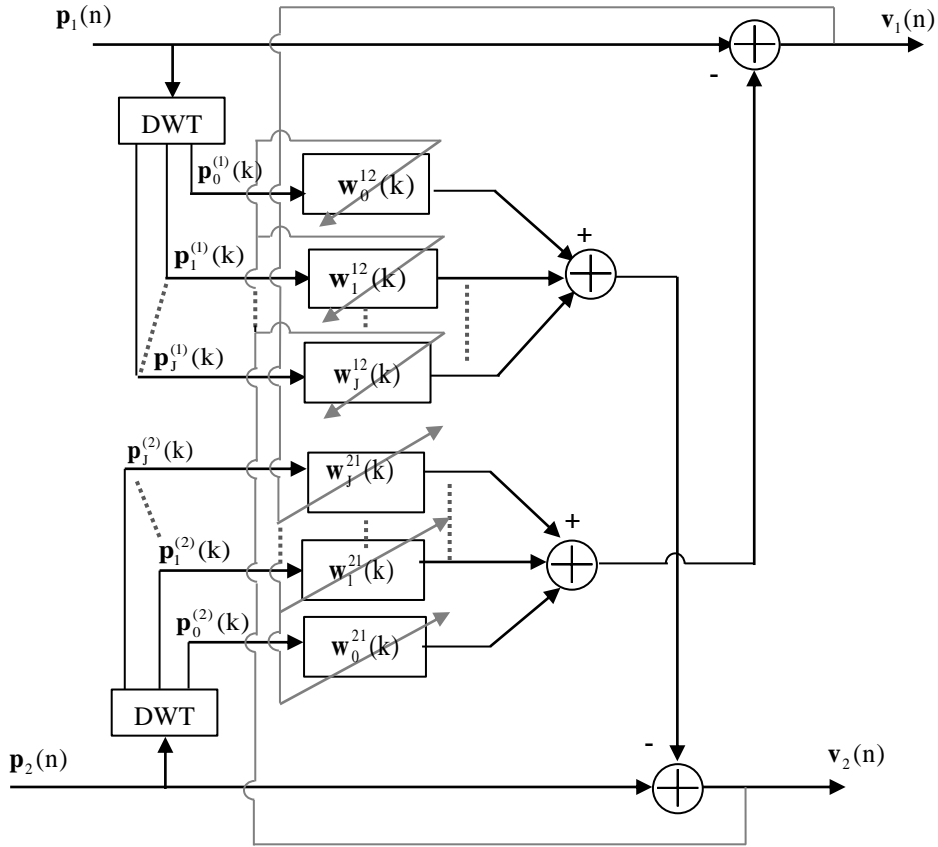


Fig 3. 2 Schéma détaillé de l'algorithme proposé (WFBSS).

Tableau 10. Description détaillée de l'algorithme proposé (WFBSS).

Variables	Paramètres de l'algorithme WFBSS:
$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]$ $\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]$ $\mathbf{p}_j^{(1)}(k) = [p_0^{(1)}(k), p_1^{(1)}(k-1), \dots, p_j^{(1)}(k-L+1)]$ $\mathbf{p}_j^{(2)}(k) = [p_0^{(2)}(k), p_1^{(2)}(k-1), \dots, p_j^{(2)}(k-L+1)]$ $\mathbf{W}_j^{21}(k) = [w_j^{21}(k), w_j^{21}(k-1), \dots, w_j^{21}(k-L+1)]$ $\mathbf{W}_j^{12}(k) = [w_j^{12}(k), w_j^{12}(k-1), \dots, w_j^{12}(k-L+1)]$ $\mathbf{v}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-L+1)]$, $\mathbf{v}_2(n) = [v_2(n), v_2(n-1), \dots, v_2(n-L+1)]$	<p>L: la taille des filtres adaptatifs \mathbf{W}_{12} et \mathbf{W}_{21}</p> <p>J : Nombre de décomposition en ondelettes choisi (nombre de sous bandes)</p> <p>j : Désigne le niveau</p> <p>N: Le nombre de décomposition de ondelettes (nombre de sous bande)</p> <p>μ_{12}, μ_{21} : Deux valeurs de pas d'adaptation, $0 < \mu_{12} < 1$ et $0 < \mu_{21} < 1$.</p>

<p>Calcul</p> <p><i>Pour $n=0,1, \dots, L-1$</i></p> <p><i>La DWT des deux entrées:</i></p> $\mathbf{P}_j^{(1)}(k) = \text{DWT}_{j,k}(\mathbf{p}_1(n))$ $\mathbf{P}_j^{(2)}(k) = \text{DWT}_{j,k}(\mathbf{p}_2(n))$ <p><i>Estimation des signaux de sorties :</i></p> $\mathbf{v}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \sum_j \mathbf{w}_j^{21}(k-1) \mathbf{P}_j^{(1)}(k),$ $\mathbf{v}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \sum_j \mathbf{w}_j^{12}(k-1) \mathbf{P}_j^{(2)}(k)$	<p><i>La mise à jour des coefficients des filtres</i></p> <p><i>Cas : NLMS</i></p> <p><i>Pour $j=0, 2, \dots, J$</i></p> $\mathbf{w}_j^{12}(k+1) = \mathbf{w}_j^{12}(k) + 2\mu_{12} \mathbf{v}_2(n) \frac{\mathbf{P}_j^{(1)}(k)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(1)}(k) \mathbf{P}_j^{T(1)}(k)}$ $\mathbf{w}_j^{21}(k+1) = \mathbf{w}_j^{21}(k) + 2\mu_{21} \mathbf{v}_1(n) \frac{\mathbf{P}_j^{(2)}(k)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(2)}(k) \mathbf{P}_j^{T(2)}(k)}$ <p>Fin.</p> <p><i>Cas : NSAD</i></p> <p><i>Pour $j=0, 2, \dots, J$</i></p> $\mathbf{w}_j^{12}(k+1) = \mathbf{w}_j^{12}(k) + 2\mu_{12} \mathbf{v}_1(n) \frac{\mathbf{v}_2(n-m)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(1)}(k) \mathbf{P}_j^{T(1)}(k)}$ $\mathbf{w}_j^{21}(k+1) = \mathbf{w}_j^{21}(k) + 2\mu_{21} \mathbf{v}_2(n) \frac{\mathbf{v}_1(n-m)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(2)}(k) \mathbf{P}_j^{T(2)}(k)}$ <p>Fin.</p>
--	---

3.3 Evaluation des résultats de la simulation

Afin de montrer l'efficacité de l'algorithme proposés WFBSS nous intéressons dans cette section à présenter les signaux utilisés dans la simulation et évaluer les performances des deux algorithmes FBSS et WFBSS. Nous faisons une comparaison basée sur les critères suivants : l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE), SNR segmenté (SegSNR), la distance cepstral (CD) est un critère d'évaluation subjectif MOS. Sachant que, tous les algorithmes ont été simulés sous l'environnement MATLAB 7.9.

3.3.1 Description des signaux d'entrée

a Signaux d'entrée

La Fig 3. 3 montre les signaux entrants dans le système de mélange convolutif ; la Fig 3. 3(A) illustre le signal de la parole original $s(n)$ à gauche, avec son spectrogramme à droite, où il est représenté avec une segmentation délivrée par un détecteur d'activité vocale (VAD). Ce signal correspond à un extrait prononcé par un locuteur masculin. La Fig 3. 3(B), représente le signal du bruit USASI (United State of America Standard Institute) utilisé dans la simulation avec son spectrogramme (les autre types de bruit sont illustrés dans l'annexe B).

Ces deux signaux sont échantillonnés à 16 khz, codés sur 16 bits et représentés avec une longueur de 20000 itérations. Le signal de la parole et celui de bruit sont pris de la base de données AURORA [35]. Ces signaux sont mesurés dans des situations réelles et ils sont souvent utilisés dans le domaine d'annulation de bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

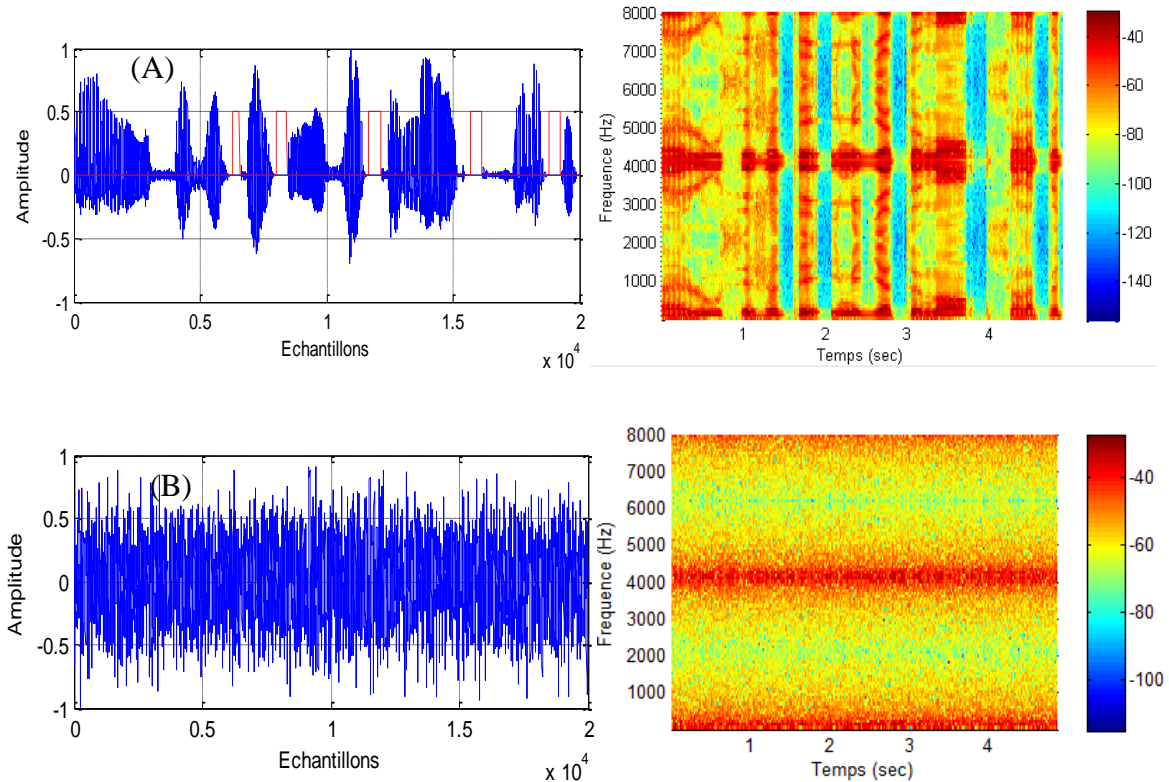


Fig 3. 3[gauche] ; (A) Signal parole original avec segmentation par un détecteur d'activité vocale VAD , (B) exemple d'un bruit USASI. [droite] ; spectrogramme de chaque signal.

Dans la Fig 3. 4 ci-dessous, Nous présentons un exemple des réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$ utilisées dans les simulations. Elles sont représentées par des signaux aléatoires modulés avec une fonction exponentielle d'une taille de $L=64$ échantillons.

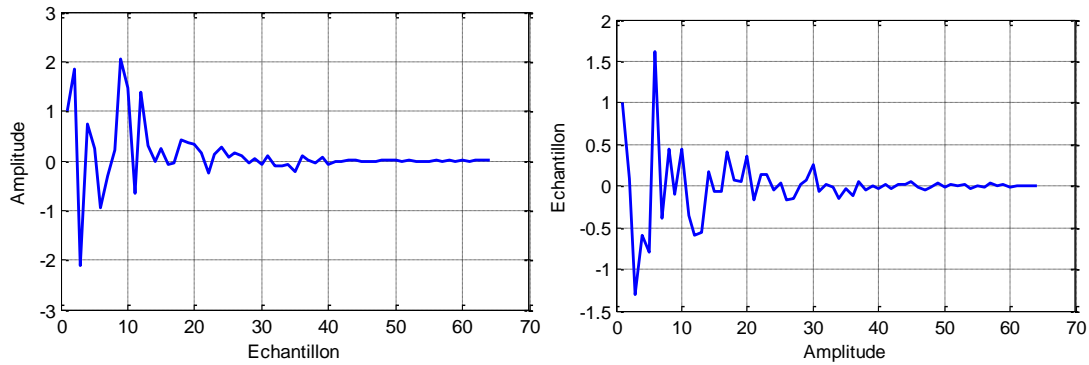


Fig 3. 4, Réponses impulsionnelles : [gauche] : $h_{12}(n)$, [droite]: $h_{21}(n)$

b Signaux de mélange

Nous illustrons dans la Fig 3. 5 les deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sortants d'un modèle de mélange linéaire convolutif à deux capteurs, ils sont les signaux observés à l'entrée des algorithmes FBSS et WFBSS. En effet, les résultats de la transformation en ondelettes discrète, avec trois différents niveaux de décomposition en ondelettes $N=2, 3, 4$, des signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont représentés dans les figures 3.6, 3.7, respectivement. Pour mieux visualisé l'énergie de chaque niveau, il est montré dans la même figure le scalogramme correspond de chaque signal. On a choisi comme ondelette orthogonale, l'ondelette "haar" (*elle est définie dans l'annexe A*).

Les Fig 3. 6, Fig 3. 7 [à gauche] représentent les signaux transformés en ondelettes pour trois différentes décompositions ($N=2,3,4$), et [à droite] les variations d'énergie des coefficients d'ondelettes suivent l'intensité des couleurs de la colonne du scalogramme. Dans le spectrogramme la partie la plus lumineuse correspond aux approximations et les autres parties sont des détails. Dans chaque décomposition, on remarque que l'énergie est minimum dans les parties de détails (hautes fréquences), d'autre part les approximations sont localisées dans le niveau des basses fréquences où l'énergie est maximum.

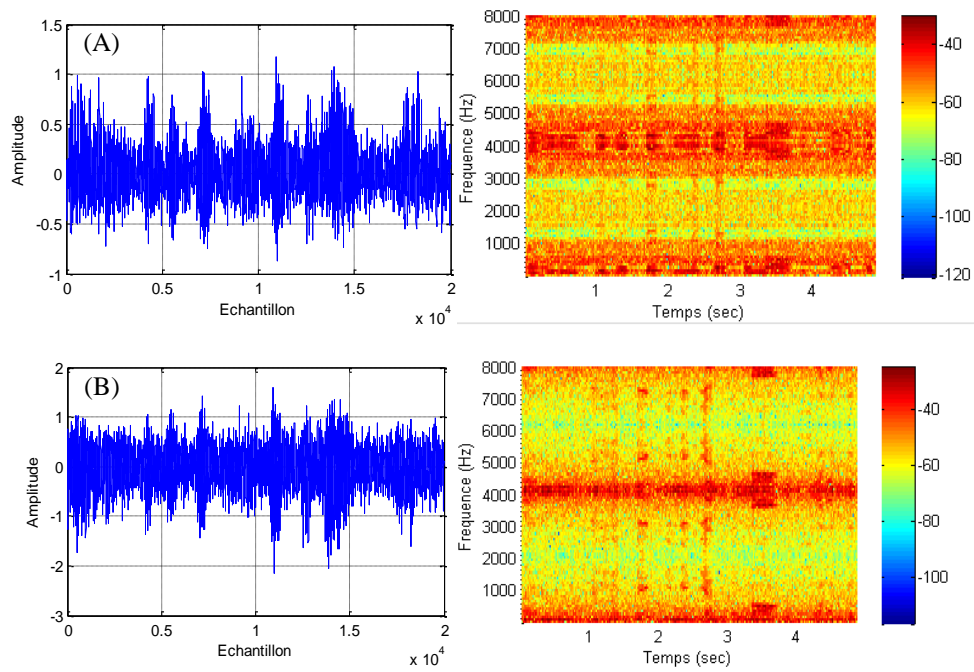


Fig 3. 5 Observations bruitées : (A), $p_1(n)$ [gauche] son spectrogramme[droite] , (B), $p_2(n)$ [gauche] son spectrogramme[droite].SNR d'entrée est 0 dB dans les deux observations

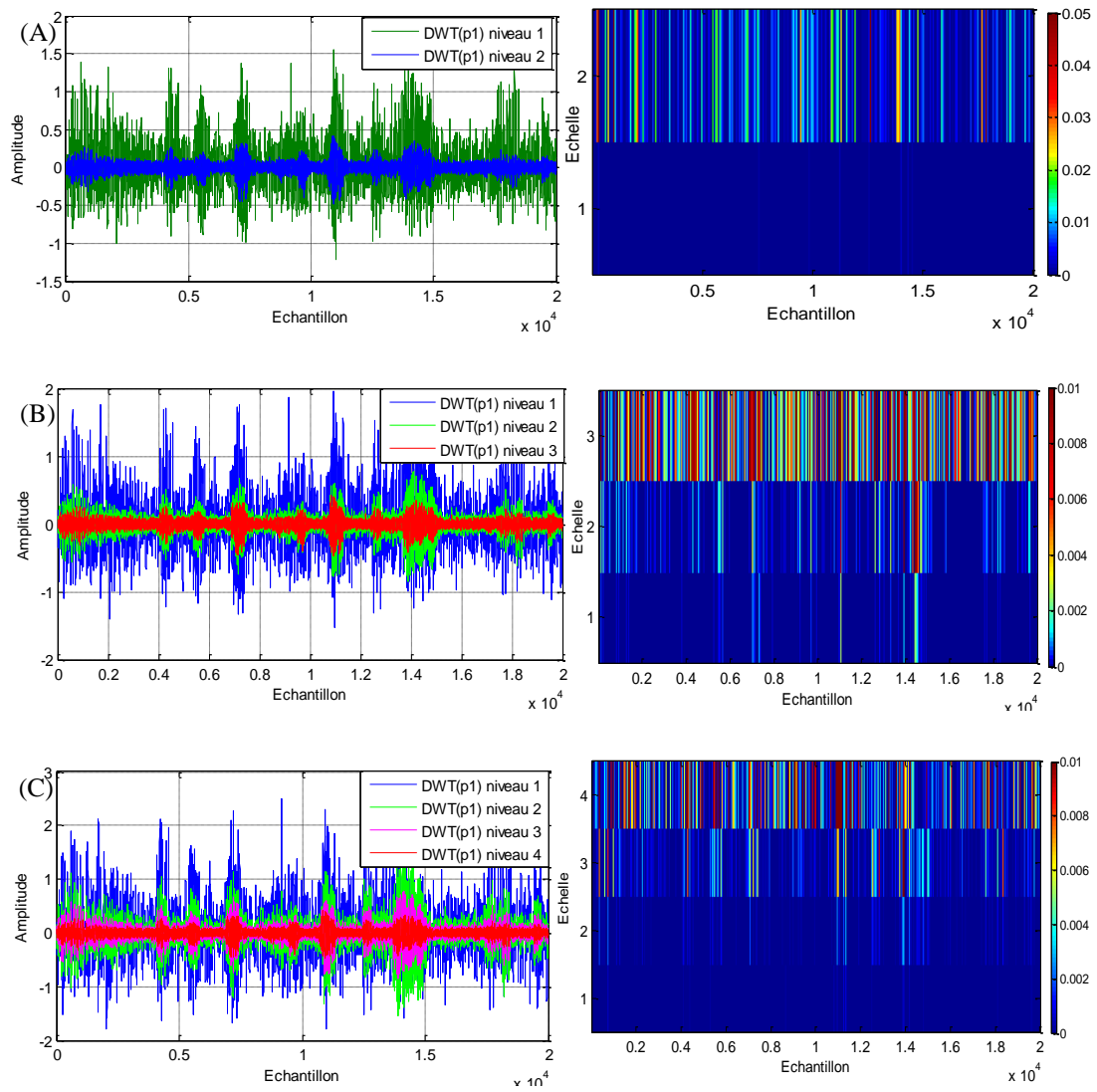


Fig 3. 6 La DWT de signal $p_1(n)$ [Gauche], les scalogrammes correspondants [Droite], (A) une décomposition ($N=2$), (B) deux décompositions ($N=3$), (C) trois décompositions $N=4$, ondelette : haar.

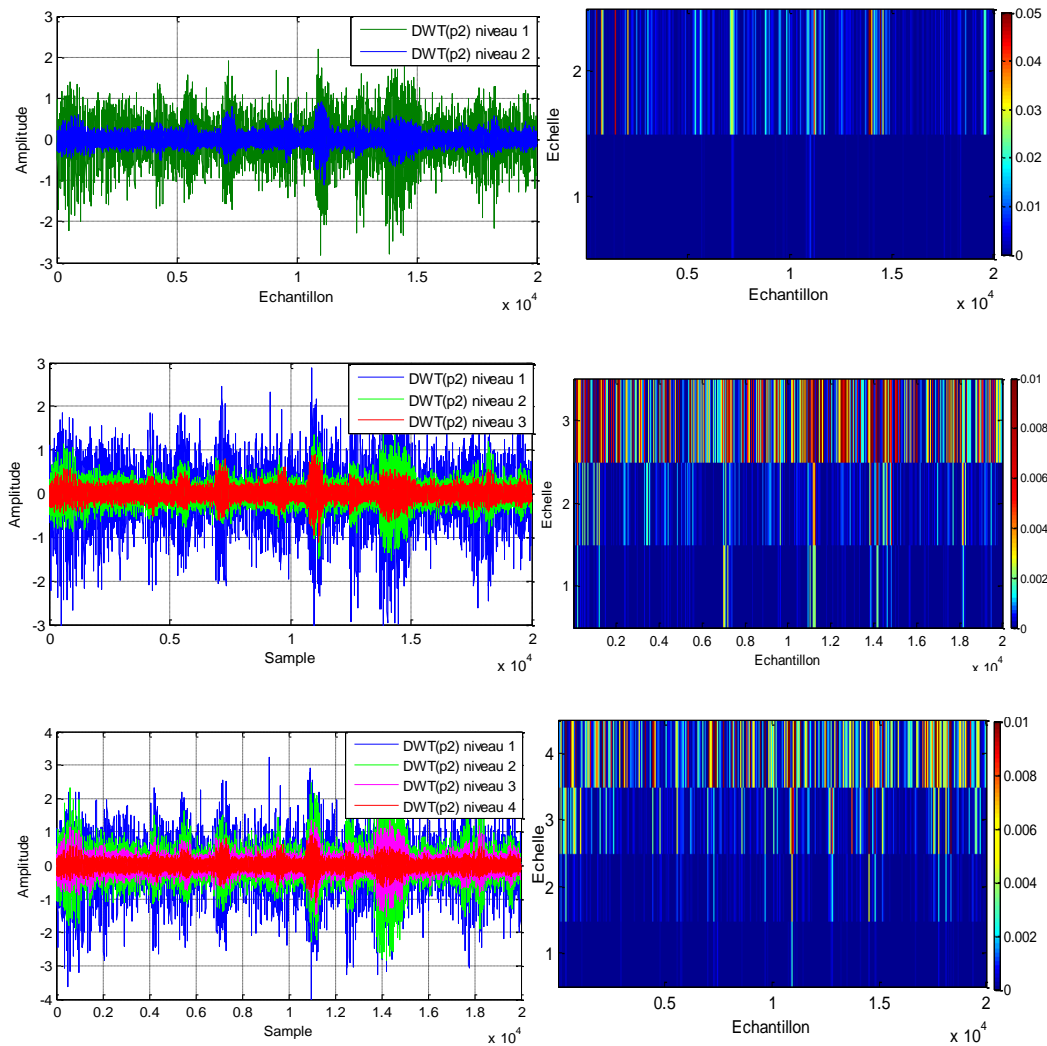


Fig 3. 7 La DWT de signal $p_2(n)$ [Gauche], les scalogrammes correspondants [Droite], (A) une décomposition ($N=2$), (B) deux décompositions ($N=3$), (C) trois décompositions $N=4$, ondelette : haar.

3.3.2 Evolution temporelle du signal de la parole estimé

Cette partie est essentiellement consacrée à la description et l'analyse des résultats de simulation temporels des deux algorithmes WFBSS et FBSS. Comme il est défini précédemment, le signal de la parole est estimé par la première sortie de chaque algorithme. Tous les paramètres de simulation sont donnés dans le tableau 11 .

Tableau 11 Paramètres de simulation de l'algorithme conventionnel FBSS et l'algorithme proposé WFBSS.

Paramètres	
Signaux d'entrée	Signal de parole: phrase prononcée en français par un locuteur masculin. Bruit : le bruit USASI, Fréquence d'échantillonnage : $f_s = 16$ kHz.
Signaux de mélange	La taille des filtres réels : $L_1 = L_2 = L = 64$, SNR ₁ d'entrée= 0 dB, SNR ₂ d'entrée= 0 dB,
L'algorithme FBSS	La taille des filtres adaptatifs: $L_1 = L_2 = 64$, Pas adaptation fixe : $\mu_{12} = 0.2$, $\mu_{21} = 0.2$, $\xi = 10^{-6}$, VAD: voir la Figure (3.3, partie droite).
L'algorithme proposé WFBSS	La taille de filtre adaptatif: $M_1 = M_2 = M = 64$, Pas adaptation fixe: $\mu_{12} = 0.2$, $\mu_{21} = 0.2$, $\xi = 10^{-6}$, Filtres adaptatifs: relation (3.7) et (3.8). Nombre de décomposition en ondelettes J=1,..4, Niveaux de DWT ,N=J+1 VAD: voir la Figure (3.3, partie droite).

La Fig 3. 8 représente l'évolution temporelle des deux premières sorties obtenues par les deux algorithmes (c.à.d. FBSS et le WFBSS proposé) lorsque le SNR d'entrée est nul et avec quatre niveaux différents de décomposition en ondelettes (c.à.d. 2, 3, 4, et 5 niveaux).

D'après ces résultats temporels obtenus, on remarque que le signal de la parole estimé est suffisamment débruité par les deux algorithmes. De plus, on distingue que l'augmentation du nombre des niveaux d'ondelette permet une augmentation de la vitesse de convergence de l'algorithme WFBSS. Selon cette analyse, on peut dire que l'algorithme proposé est plus performant que l'algorithme FBSS avec tous les niveaux d'ondelettes.

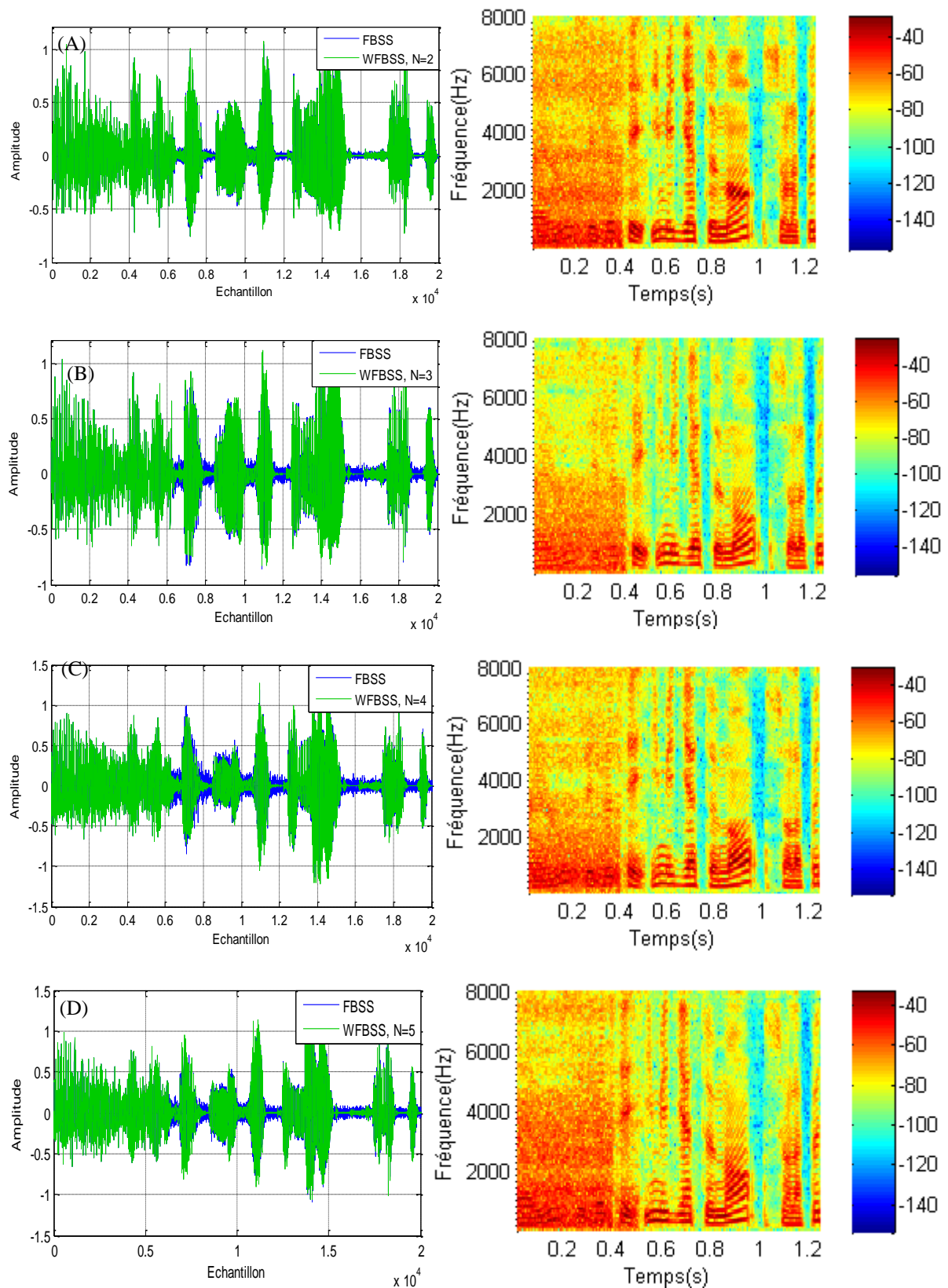


Fig 3. 8 [Gauche] Comparaison entre les deux premières sorties de l’algorithme FBSS et celui proposé WFBSS pour chaque niveau. [Droite] Spectrogramme correspondant à chaque niveau.(A) $N=2$, (B) $N=3$, (C) $N=4$, (D) $N=5$. Type d’ondelette : Haar.

3.3.3 Evaluation du MSE segmenté (SegMSE)

Afin de quantifier la vitesse de convergence des filtres adaptatifs de l'algorithme FBSS et celui proposé WFBSS, nous optons pour le critère de l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE). En effet, comme la sortie du signal de la parole $v_1(n)$ est contrôlée par le filtre adaptatif $w_{21}(n)$, nous calculons le SegMSE sur une longueur 'D' du vecteur moyen de la sortie $v_1(n)$ (qui correspond à ce filtre) par la relation suivante :

$$\text{SegMSE}_{\text{dB}} = 20 \log_{10} \left(\sum_{k=0}^{D-1} v_1(k) \text{VAD}_k \right) \quad (3.9)$$

En outre, la présence du détecteur d'activité vocale (VAD) dans l'équation (3.9) signifie que le SegMSE est estimé seulement dans les périodes du silence, autrement dit, il est estimé seulement en présence du bruit acoustique seul. Cette propriété est possible grâce à la discontinuité du signal de la parole utilisé dans la simulation.

Tous les paramètres de simulation de cette expérience sont résumés dans le tableau 11. Les simulations de la Fig 3. 9 sont appliquées pour cinq types de bruit différents, c.à.d. le bruit blanc, le bruit USASI, Street, babble, et F16 aircraft. Sachant que, pour chaque type de bruit les simulations sont répétées avec chaque niveau d'ondelettes choisi (c.à.d N=2,3 ,4).

D'après les résultats de la figure 3.9, on remarque que l'algorithme WFBSS proposé est plus efficace que l'algorithme FBSS avec tous les types du bruit. En effet, dans la figure 3.9, partie (B, C, D) on observe que la vitesse de convergence de l'algorithme WFBSS augmente proportionnellement avec l'augmentation du niveau d'ondelettes. Par conséquent, cette performance permet d'avoir des bons résultats dans des situations réels où les signaux sont non stationnaires.

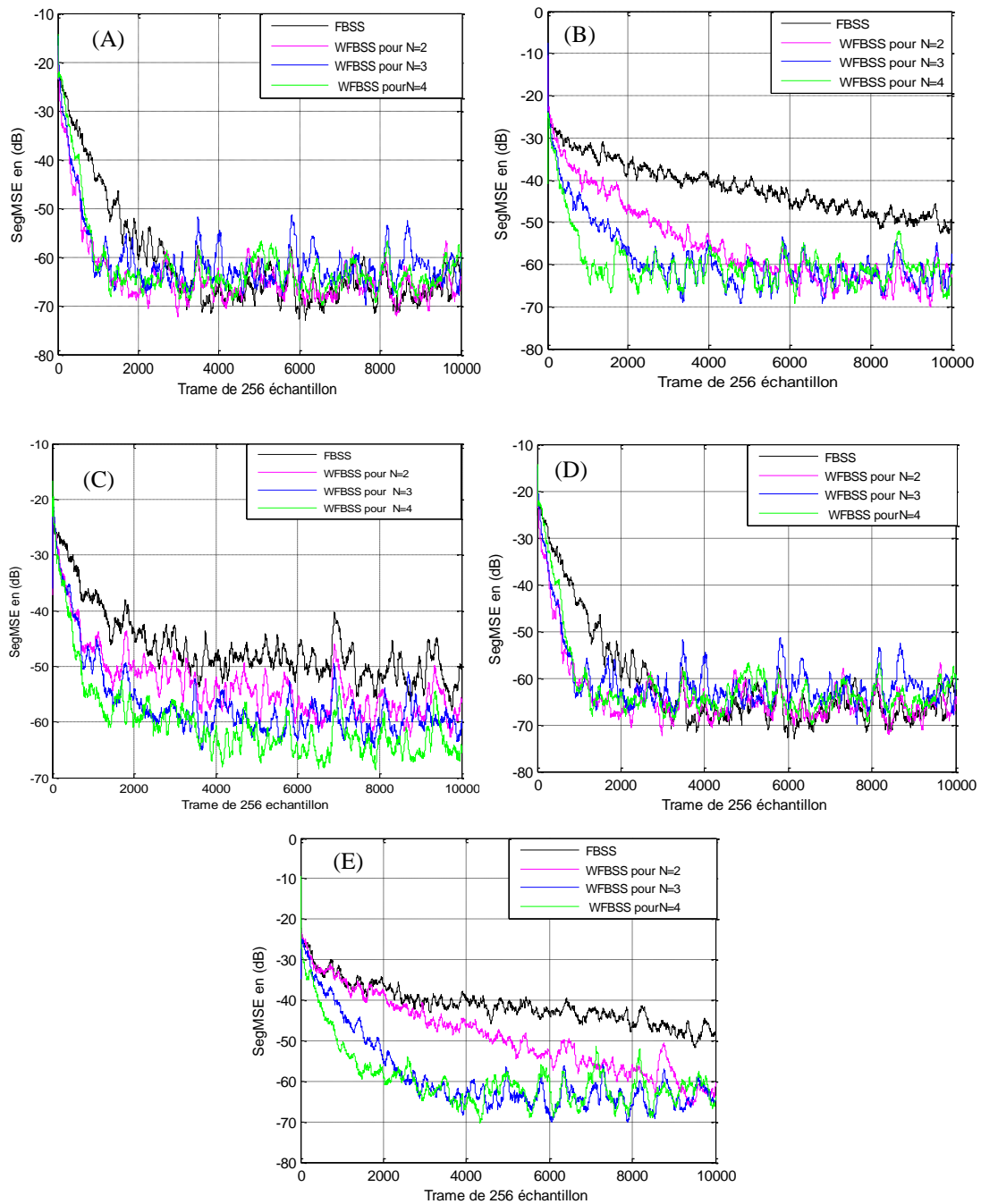


Fig 3. 9 Evaluation de MSE segmenté des deux algorithmes FBSS et WFBSS, avec 2, 3, 4 niveaux d'ondelette, et cinq types du bruits : (A) bruit blanc, (B) BUSASI, (C) Street, (D)babble, (E) bruit de « F16 aircraft ». Dans les deux observations bruitées, le SNR d'entrée = 0dB.

Pour mieux exploiter l'avantage de l'algorithme proposé, nous calculons le SegMSE de cet algorithme en régime transitoire avec une seule décomposition en ondelettes des signaux d'entrée. (Fig 3. 10)

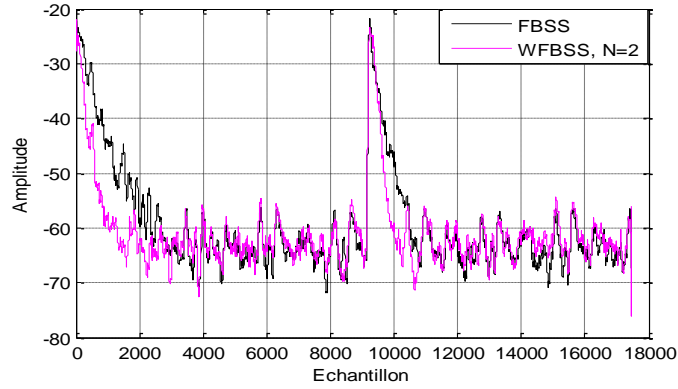


Fig 3. 10 SegMSE de l'algorithme FBSS et WFBSS (N=2), en régime transitoire. Bruit; USASI,

En termes de la vitesse de convergence, l'évaluation de SegMSE a montré l'efficacité de l'algorithme WFBSS proposé en comparaison avec l'algorithme classique FBSS. Ce comportement signifie que l'algorithme WFBSS pourrait être un bon choix dans certaines applications de l'annulation du bruit acoustique.

3.3.4 Evaluation du rapport signal sur bruit (SNR segmenté)

Pour évaluer la capacité de la réduction du bruit de l'algorithme proposé WFBSS et l'algorithme FBSS, on calcule le rapport du signal sur bruit segmenté correspondant à la première sortie (SegSNR). Le SegSNR est donné par la relation suivante:

$$\text{SegSNR}_{\text{dB}} = 10 \log_{10} \left(\frac{\sum_{n=0}^{Q-1} |s(n)|^2}{\sum_{n=0}^{Q-1} |s(n) - v_1(n)|^2} \text{VAD}_k \right) \quad (3.10)$$

Sachant que, $s(n)$ et $v_1(n)$ sont, respectivement, le signal original et le premier signal estimé de la première sortie de l'algorithme WFBSS. Le paramètre Q représente le numéro des échantillons nécessaires pour obtenir la valeur moyenne de SegSNR. L'utilisation de VAD permet d'estimer les valeurs de SegSNR seulement dans les périodes où il y a la parole.

Dans cette expérience, on a exploité les mêmes paramètres du tableau 11, et les mêmes types de bruit utilisés dans le calcul de SegMSE. Et pour mieux tester la qualité du signal de sortie, on a tenu en considération trois différents SNR d'entrée, -3dB, 0dB, et 5dB. En effet, après les simulations, tous les résultats numériques obtenus dans le tableau 12 sont représentés d'une manière graphique dans la Fig 3. 11.

Tableau 12. Evaluation de SegSNR des algorithmes FBSS et WFBSS pour 2, 3, 4 et 5 niveau d'ondelette. La taille de filtre adaptatif $L=64$, le SNR d'entré $=-3, 0, \text{ and } 5 \text{ dB}$.

		Valeurs finales de SegSNR en (dB)					
Type de bruit	SNR D'entrée en (dB)	Le signal bruité	FBSS	WFBSS (N=2)	WFBSS (N=3)	WFBSS (N=4)	WFBSS (N=5)
USASI	-3	-6.74	41.83	43.91	39.48	40.70	32.23
	0	-3.80	44.91	44.85	41.79	38.51	33.71
	5	1.34	46.34	45.28	41.37	40.77	34.11
White	-3	-6.81	50.14	46.42	44.85	41.10	36.46
	0	-3.81	51.66	48.28	47.16	41.44	39.34
	5	1.18	52.34	49.03	45.58	41.41	37.59
Street	-3	-5.78	44.43	46.04	37.20	43.96	33.02
	0	-2.45	45.45	45.94	40.29	40.39	37.56
	5	2.46	46.02	49.42	44.11	41.80	35.08
Babble	-3	-5.48	43.43	43.99	38.75	41.42	31.52
	0	-0.97	44.53	45.09	41.32	36.77	31.67
	5	3.73	45.42	46.76	42.91	38.66	35.84
F16 aircraft	-3	-6.47	39.23	39.94	38.43	38.30	33.32
	0	-3.62	42.26	42.84	45.57	38.12	35.55
	5	1.34	41.77	44.81	44.91	43.28	37.52

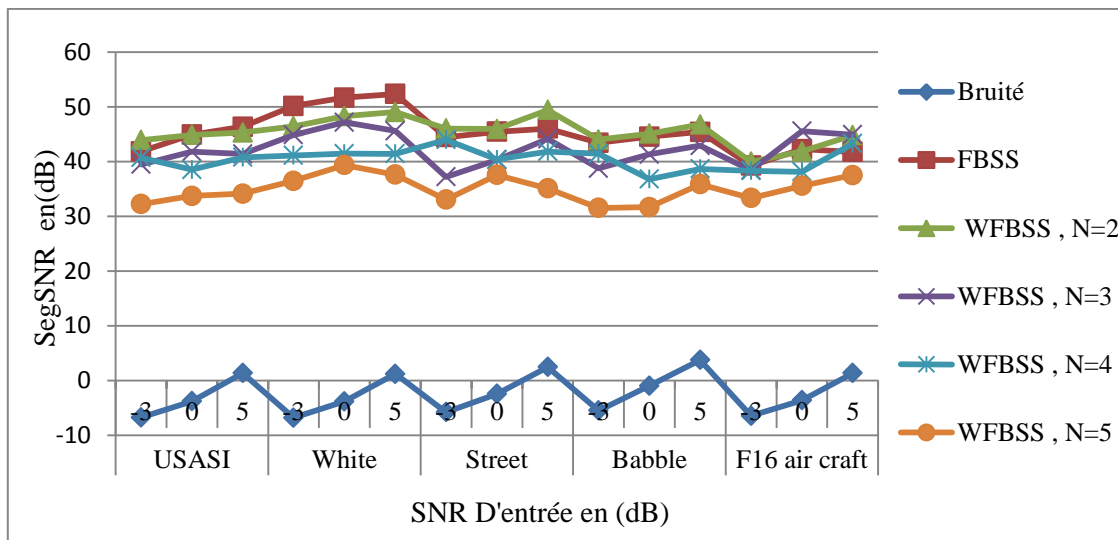


Fig 3. 11 Evaluation de SegSNR de l'algorithme FBSS et l'algorithme proposé WFBSS. $N=2,3,4,5$. $L=64$, le nom de l'ondelette orthogonale : Haar, dB2, SNR= $-3,0,5$.

A partir de ces résultats, d'abord, avec le bruit blanc et USASI, on remarque que l'algorithme classique FBSS à une légère supériorité de SegSNR en comparaison avec celui proposé. Contrairement pour les autres types de bruit ; les meilleurs valeurs SegSNR obtenus par l'algorithme proposé WFBSS dans le cas d'une seule décomposition en ondelettes $N=2$. Cependant, on observe que les valeurs de SegSNR ont diminués avec l'augmentation du nombre de sous bandes c. à dire qu'il existe un compromis entre la vitesse de convergence et le SNR de signal de la sortie.

En revanche, on remarque que le SNR de sortie de tous les algorithmes augmente proportionnellement avec le SNR d'entrée choisi. En effet, puisque l'ordre général de toutes les évaluations est supérieur à 33 dB, on peut dire, dans ce cas, que les signaux sortants des deux algorithmes ont une bonne qualité.

3.3.5 Evaluation de la distance cepstral (CD)

Nous choisissons de calculer la distance cepstral (DC) pour confirmer la qualité de signal de la parole estimé à la première sortie $v_1(n)$ de chaque algorithme (FBSS, WFBSS). Le principe de ce critère est d'estimer la distance log-spectre entre le signal original $s(n)$ et le signal de sortie $v_1(n)$ par la fonction suivante [52] :

$$CD_{dB} = \sum_{\xi=0}^{T-1} IFFT \left[\log(S(\omega, \xi)) - \log(V_1(\omega, \xi)) \right]^2 \quad (3.11)$$

Sachant que, IFFT représente la transformée de Fourier inverse. $S(\omega)$ et $V_1(\omega)$ sont, respectivement, la transformée de Fourier à court terme (SFT) du signal original $s(n)$ et du signal estimé $v_1(n)$ de chaque algorithme. T désigne la moyenne de la DC pour chaque trame de fréquence ξ .

Pour évaluer la distance cepstral de chaque algorithme, on utilise, dans les simulations, les mêmes types de bruit utilisés dans la section précédente (SegSNR) ainsi que les mêmes paramètres du tableau 11. Pour chaque simulation, on a choisi trois valeurs différentes de SNR d'entrée (-7dB, 0dB, 7dB). Tous les résultats des moyennes finales de la CD sont résumés dans le tableau 13 et représentés graphiquement dans la Fig 3. 12.

Les résultats montrent que les deux algorithmes (FBSS et WFBSS) ont bien éliminé le bruit. Cependant, dans le cas d'un bruit USASI et avec deux décompositions en ondelettes, l'algorithme proposé à une distance cepstral minimal par rapport à celle de FBSS. Bien que pour les autres types de bruit on observe que la CD augmente proportionnellement avec

l'augmentation du nombre de décomposition en ondelette choisi. D'autre part, cette distance diminue lorsque le SNR d'entrée augmente.

Tableau 13 .Evaluation de la distance cepstral (CD) de l'algorithme FBSS et WFBSS

Types de Bruit	SNR d'entré en (dB)	Moyenne finale de la (DC) en (dB)					
		Signal bruité	FBSS	WFBSS (N=2)	WFBSS (N=3)	WFBSS (N=4)	WFBSS (N=5)
USASI	-7	-1.9665	-5.1414	-6.6750	-5.9564	-5.2051	-4.8315
	0	-5.4617	-5.4617	-5.5224	-6.0629	-6.0532	-5.5280
	7	-3.8562	-5.8750	-7.0530	-6.4670	-6.9469	-5.8231
White	-7	-0.6359	-5.7178	-5.7039	-5.4643	-7.6633	-6.0320
	0	-1.2352	-6.3408	-6.5527	-6.4254	-7.9090	-6.1816
	7	-2.2192	-6.6957	-6.8069	-6.6189	-6.2838	-6.2898
Street	-7	-0.6399	-4.4810	-5.1179	-5.8995	-4.8105	-4.7373
	0	-1.6818	-5.0580	-5.8949	-5.9407	-5.5788	-6.0739
	7	-3.2002	-6.3017	-6.5697	-6.5427	5.9566	-6.6187
Babble	-7	-1.2394	-3.5271	-4.5389	-4.4516	-5.4893	-5.6334
	0	-2.2032	-4.2519	-5.1420	-4.8416	-5.7785	-6.2048
	7	-4.2987	-6.8842	-7.1122	-7.6636	-6.8867	-6.1342
F16 aircraft	-7	-1.3438	-3.0525	-3.6427	-5.1307	-5.8933	-7.6107
	0	-2.2597	-5.4250	-6.2207	-8.6379	-6.7753	-6.7197
	7	-3.9305	-6.2001	-6.5031	-5.7271	-6.1392	-7.1633

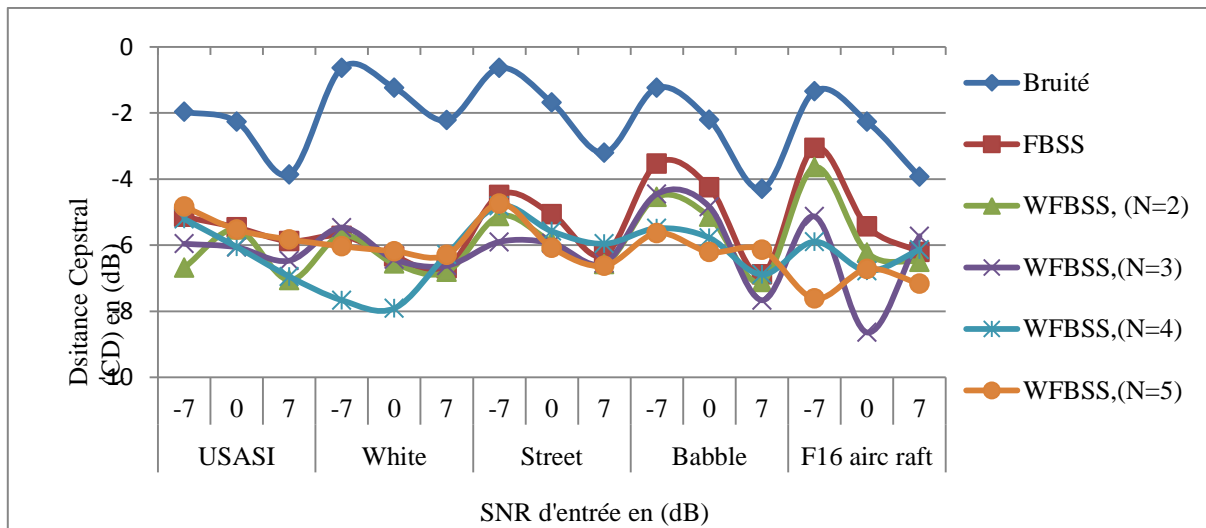


Fig 3. 12 Evaluation de la distance cepstral (CD) pour N=2,3,4,5, L=64, SNR d'entré -7,0,7.

3.3.6 Mesures subjective : évaluation de MOS

La mesure de MOS (Mean Opinion Score) est un outil permettant d'évaluer les caractéristiques subjectives des signaux acoustiques. Dans cette section, nous intéressons à quantifier les performances subjectives de l'algorithme proposé WFBSS en comparaison avec l'algorithme FBSS.

Dans les applications acoustiques, la qualité subjective d'un signal donne une idée sur l'expérience; si elle est bonne ou mauvaise. Pour cela, l'évaluation par MOS donne des valeurs numériques à l'aide d'un test d'écoute. Ces valeurs sont considérées comme une estimation de la qualité de signal de la sortie. Après chaque écoute, l'auditeur donne une note sur la qualité qu'il a perçue. Comme il est montré dans le tableau 14, la note peut varier entre '1' (mauvaise qualité) à '5' (excellente qualité)[56] [57] [58] [59] . Ce critère est donné par la moyenne des scores numérique pour un nombre suffisant des sujets ou des personnes testées.

Tableau 14. Les niveaux de distorsions de MOS

Evaluation	Catégories de la qualité	Degré de distorsion
5	Excellente	Imperceptible
4	Bonne	Juste perceptible, mais pas ennuyeux
3	Moyenne	Perceptible et légèrement ennuyeux
2	Mauvaise	Mauvais, mais pas répréhensible
1	Très mauvaise	Très mauvais et répréhensible

Dans cette expérience, douze sujets (âgés entre 24 et 27 ans) ont participé à faire ce test. Ces sujets écoutent les enregistrements du signal de la parole estimé par les deux algorithmes FBSS et WFBSS, afin de noter sur un formulaire spécial (voir annexe C).

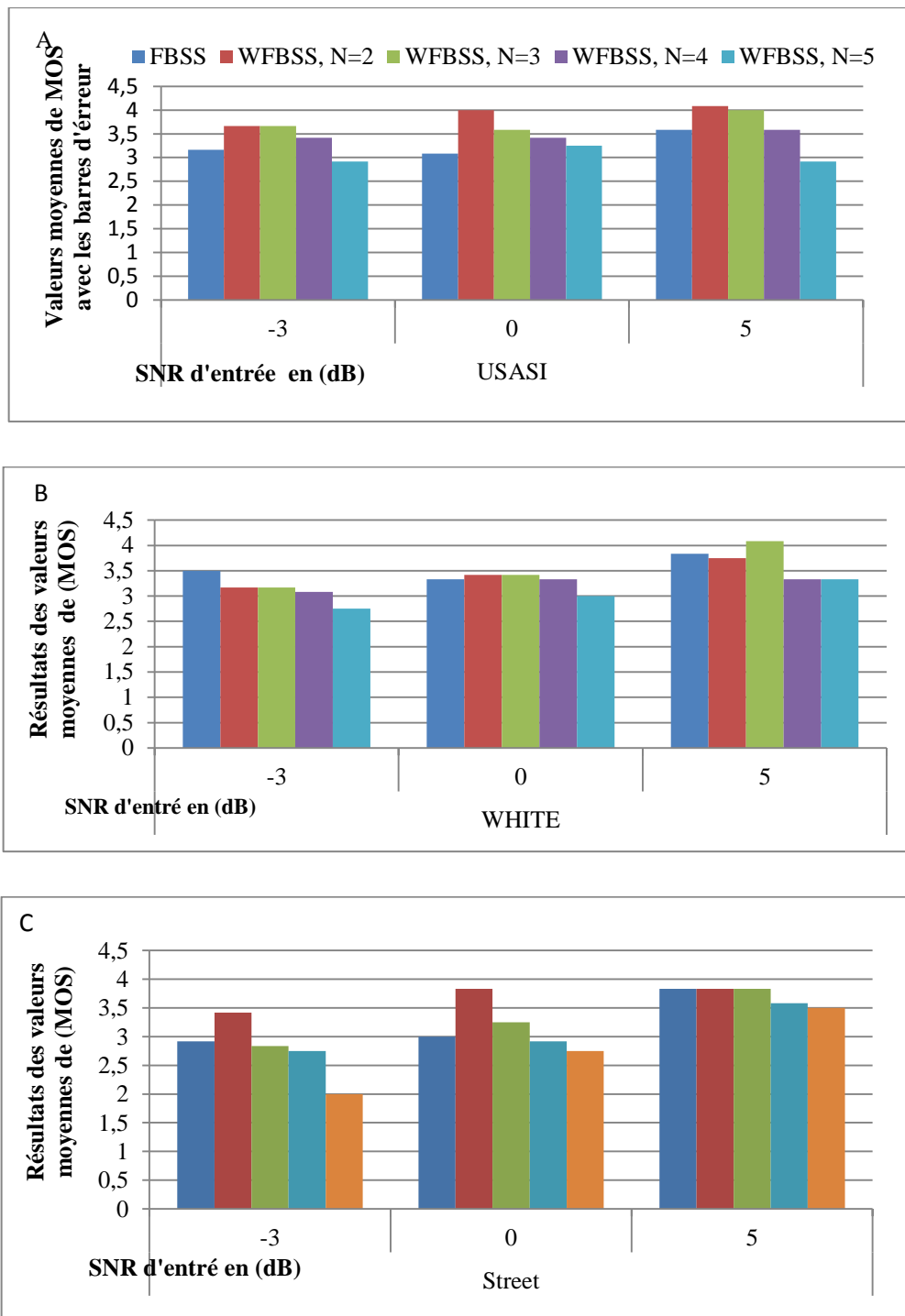


Fig 3. 13 Valeurs moyenne de résultats de MOS de douze sujets. Trois types de bruit sont utilisés ((A): USASI, (B):White, et (C):Street) et trois SNRs d'entrée (-3 dB, 0 dB and 5 dB).

En effet, dans cette simulation nous avons choisi un SNR d'entrée varié entre -3, 0, et 5 dB pour les deux observations, avec trois différents niveaux d'ondelettes (N=2,3,4) et trois types du bruit : bruit blanc, USASI et Street. A la fin, les valeurs moyennes des résultats de la simulation du MOS pour les deux algorithmes (FBSS et WFBSS) sont

représentées dans la Fig 3. 13. Les résultats de douze sujets donnent un comportement similaire des deux algorithmes avec une légère supériorité pour l'algorithme WFBSS.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé un algorithme de séparation aveugle des sources implémenté dans une structure directe à deux capteurs. Il est basé sur la transformation en ondelettes discrètes des signaux observés à l'entrée dans le but d'annuler le bruit et améliorer la parole. L'algorithme proposé (WFBSS) offre l'avantage de la décomposition en sous bandes des signaux d'entrées. Cette propriété permet d'avoir une petite distance entre les valeurs propres des deux matrices d'autocorrélation des signaux d'entrée, par conséquent ; l'amélioration de la vitesse de convergence des deux filtres adaptatif symétrique LMS.

Dans les simulations, les résultats obtenus par l'algorithme proposé ont été comparés avec celles de l'algorithme classique FBSS. En effet, l'évaluation des performances, montre l'avantage de l'algorithme proposé par rapport à l'algorithme FBSS, en tenant compte des différents critères nécessaires connus dans le domaine d'annulation de bruit et l'amélioration de la parole.

CHAPITRE. 4

L'ALGORITHME TWFBSS

4.1 Introduction

Nous avons montré dans le chapitre précédent l'efficacité de l'algorithme WFBSS dans le débruitage de la parole, cependant, l'utilisation de tous les coefficients d'ondelettes (approximations et détails) rend-le complexe. Afin de minimiser cette complexité, nous proposons un deuxième algorithme appelé TWFBSS (Thresholding based WFBSS algorithm). Il est basé sur la minimisation de nombre de calcul vu dans chacun des filtres adaptatifs W_{21} , W_{12} de l'algorithme WFBSS en appliquant une condition de seuillage. La Fig 4. 1 représente le schéma de base de cet algorithme, qui est devisé en trois étapes :

- L'estimation des coefficients de la composante du bruit ;
- Le seuillage des coefficients des deux matrices du filtrage $\mathbf{W}_J^{21}(k)$ et $\mathbf{W}_J^{12}(k)$;
- Le calcul des signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ par l'algorithme WFBSS.

Sachant que les deux matrices d'entrée $\mathbf{P}_J^{(1)}(k)$ et $\mathbf{P}_J^{(2)}(k)$ de l'algorithme WFBSS possèdent une taille de $N \times L$ (N :le nombre de sous bandes, et L :la taille de la réponse impulsionnelle), également, tous les coefficients de détails et d'approximation passent par les deux filtres $\mathbf{W}_J^{21}(k)$ et $\mathbf{W}_J^{12}(k)$.

En effet, le principe de seuillage est d'éliminer le bruit additif [22] et afin d'atteindre cet objectif nous considérons que, $\tilde{\mathbf{W}}_J^{21}(k)$, $\tilde{\mathbf{W}}_J^{12}(k)$ sont les coefficients des matrices des filtres estimés, et $\mathbf{R}_{21}(k)$, $\mathbf{R}_{12}(k)$ sont les matrices des coefficients éliminés dans chaque filtre respectivement. La relation entre ces paramètres est donnée par:

$$\mathbf{W}_J^{21}(k) = \tilde{\mathbf{W}}_J^{21}(k) + \mathbf{R}_{21}(k), \quad (4.1)$$

$$\mathbf{W}_J^{12}(k) = \tilde{\mathbf{W}}_J^{12}(k) + \mathbf{R}_{12}(k) \quad (4.2)$$

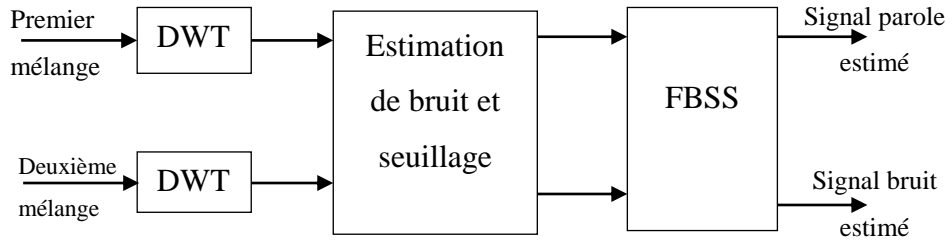


Fig 4. 1 Organigramme de base de la méthode du seuillage TWFBSS proposée

4.2 Description de l'algorithme TWFBSS

4.2.1 Condition de seuillage

Afin de limiter le nombre du calcul dans chaque matrice de filtrage (c.à.d $w_j^{21}(k)$, $w_j^{12}(k)$), on propose d'appliquer un algorithme de seuillage sur les coefficients de chaque filtre. Pour cela, on se concentre sur l'estimation du bruit pendant les segments du silence à l'aide d'un détecteur d'activité vocale (VAD) pour chaque trame de taille L . En effet, la condition de seuillage est appliquée à un facteur appelé RBE (Rapport bruit sur erreur) qui correspond au rapport de l'énergie de bruit estimé sur l'énergie de l'erreur.

En Considérant λ_1, λ_2 les seuils choisis pour chaque filtre w_j^{21} , w_j^{12} respectivement, sachant que :

$$\mathbf{w}_j^{21}(k) = [w_j^{21}(k), w_j^{21}(k-1), \dots, w_j^{21}(k-L+1)],$$

$$\mathbf{w}_j^{12}(k) = [w_j^{12}(k), w_j^{12}(k-1), \dots, w_j^{12}(k-L+1)].$$

Supposons que les coefficients des filtres estimés $\tilde{\mathbf{w}}_j^{21}, \tilde{\mathbf{w}}_j^{12}$ des vecteurs $\tilde{\mathbf{w}}_j^{21}(k) = [\tilde{w}_j^{21}(k), \tilde{w}_j^{21}(k-1), \dots, \tilde{w}_j^{21}(k-L+1)]$, $\tilde{\mathbf{w}}_j^{12}(k) = [\tilde{w}_j^{12}(k), \tilde{w}_j^{12}(k-1), \dots, \tilde{w}_j^{12}(k-L+1)]$ sont calculés par un algorithme de seuillage suivant l'adaptation des deux filtres adaptatifs pour chaque sous bande (niveau de la transformée en ondelette DWT), elle est donnée par :

$$\tilde{w}_j^{21} = \begin{cases} w_j^{21} & \text{RBE}(m) \leq \lambda_1 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, L-1, j = 0, 1, \dots, J \quad (4.3)$$

$$\tilde{w}_j^{12} = \begin{cases} w_j^{12} & \text{RBE}(m) \leq \lambda_2 \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, L-1, j = 0, 1, \dots, J \quad (4.4)$$

RBE désigne le rapport de bruit sur erreur pour une moyenne de L valeur, $m = 1, 2, \dots, M-1$, $M = \text{Itération}/L$ représente la taille de vecteur $\mathbf{RBE}(m) = [\text{RBE}(m), \text{RBE}(m-1), \dots, \text{RBE}(m-1+M)]$.

4.2.2 Calcul de rapport bruit sur erreur RBE

Notant que $\tilde{\mathbf{b}}(n)$ le signal du bruit estimé de la première sortie $v_1(n)$ de l'équation 3.3, il est calculé par :

$$\tilde{\mathbf{b}}(n) = \sum_j \mathbf{w}_j^{21}(k-1) \mathbf{p}_j^{(1)}(k) \quad k = 1, 2, \dots, L-1 \quad j = 0, 1, \dots, J \quad (4.5)$$

Considérons $\mathbf{E}_b(m) = [E_b(m), E_b(m-1), \dots, E_b(m-M+1)]$ le vecteur de l'énergie moyenne de signal $\tilde{\mathbf{b}}(n) = [\tilde{b}(n), \tilde{b}(n-1), \dots, \tilde{b}(n-L+1)]$ ils ont donné par:

$$E_b(m) = \sum_{n=1}^{L-1} (\tilde{\mathbf{b}}(n))^2 \quad (4.6)$$

D'autre part $\mathbf{E}_e(m) = [E_e(m), E_e(m-1), \dots, E_e(m-M+1)]$, correspond au vecteur de l'énergie moyenne de signal $v_1(n)$ au période du silence :

$$E_e(m) = \sum_{n=1}^{L-1} (v_1(n) \times \text{VAD})^2 \quad (4.7)$$

Nous calculons ces énergies sur une moyenne de 'L' échantillon pour estimer le vecteur $\mathbf{RBE}(m) = [\text{RBE}(m), \text{RBE}(m-1), \dots, \text{RBE}(m-1+M)]$ qui correspond au rapport de l'énergie de signal du bruit sur l'énergie de l'erreur $v_1(n)$, il est donné par :

$$\text{RBE}(m) = 10 \log_{10} \left(\frac{E_b(m)}{E_e(m)} \right) \quad (4.8)$$

On représente le schéma détaillé de l'algorithme TWFBSS dans la Fig 4. 2, également toutes les formules mathématiques sont mentionnées dans le tableau 15.

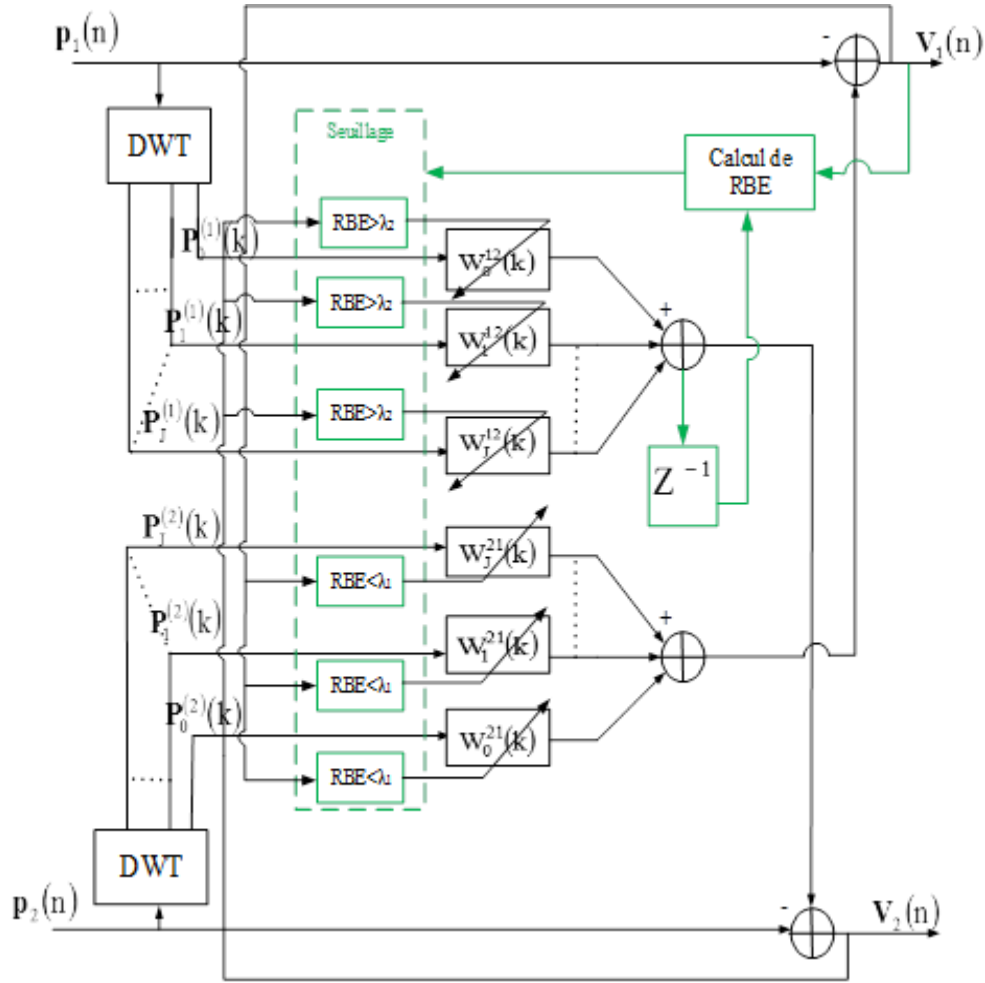


Fig 4. 2 Schéma détaillé de l'algorithme proposé (TWFBSS).

Tableau 15. L'algorithme proposé (TWFBSS).

Variables	
$\mathbf{p}_1(n) = [p_1(n), p_1(n-1), \dots, p_1(n-L+1)]$	Paramètres de l'algorithme TWFBSS: L : la taille des filtres adaptatifs \mathbf{W}_{12} and \mathbf{W}_{21} J : nombre de scalaire ou de décomposition ondelette M : nombre des itérations divisé par la taille de filtre L Deux pas d'adaptation, $0 < \mu_{12} < 1$ et $0 < \mu_{21} < 1$. λ_1, λ_2 sont les valeurs de seuil fixes
$\mathbf{p}_2(n) = [p_2(n), p_2(n-1), \dots, p_2(n-L+1)]$	
$\mathbf{P}_j^{(1)}(k) = [p_j^{(1)}(k), p_j^{(1)}(k-1), \dots, p_j^{(1)}(k-L+1)]$	
$\mathbf{P}_j^{(2)}(k) = [p_j^{(2)}(k), p_j^{(2)}(k-1), \dots, p_j^{(2)}(k-L+1)]$	
$\mathbf{W}_j^{12}(k) = [w_j^{12}(k), w_j^{12}(k-1), \dots, w_j^{12}(k-L+1)]$	
$\mathbf{W}_j^{21}(k) = [w_j^{21}(k), w_j^{21}(k-1), \dots, w_j^{21}(k-L+1)]$	
$\tilde{\mathbf{b}}(n) = [\tilde{b}(n), \tilde{b}(n-1), \dots, \tilde{b}(n-L+1)]$	
$\mathbf{e}_1(n) = [v_1(n), v_1(n-1), \dots, v_1(n-M+1)]$	
$\mathbf{E}_b(m) = [E_b(m), E_b(m-1), \dots, E_b(m-M+1)]$	
$\mathbf{E}_c(m) = [E_{v_1}(m), E_{v_1}(m-1), \dots, E_{v_1}(m-M+1)]$	

<p>Calcul</p> <p><i>Pour $n=0,1, \dots L-1$</i></p> <p><i>La transformé en ondelettes discrète des deux entrées:</i></p> $\mathbf{P}_j^{(1)}(k) = \text{DWT}_{j,k}(\mathbf{p}_1(n))$ $\mathbf{P}_j^{(2)}(k) = \text{DWT}_{j,k}(\mathbf{p}_2(n))$ <p><i>Estimation des signaux de sorties :</i></p> $v_1(n) = p_1(n) - \sum_j \mathbf{w}_j^{21}(k-1) \mathbf{P}_j^{(1)}(k),$ $v_2(n) = p_2(n) - \sum_j \mathbf{w}_j^{12}(k-1) \mathbf{P}_j^{(2)}(k),$ <p><i>Estimation de bruit :</i></p> $\tilde{\mathbf{b}}(n) = \sum_j \mathbf{w}_j^{21}(k-1) \mathbf{P}_j^{(1)}(k)$ <p><i>Calcul de l'énergie</i></p> $E_b(m) = \sum_{n=1}^{L-1} (\tilde{\mathbf{b}}(n))^2$	<p><i>Calcul de RBE</i></p> $E_e(m) = \sum_{n=1}^{L-1} (\mathbf{v}_1(n) \times \text{VAD})^2$ $\mathbf{RBE}(m) = 10 \log_{10} \left(\frac{E_b(m)}{E_e(m)} \right)$ <p><i>La mise à jour des poids des filtres croisés:</i></p> <p><i>Seuillage des coefficients de filtre</i></p> <p><i>Pour $j=0, 2, \dots J$</i></p> <p><i>Si $\mathbf{RBE} > \lambda_1$</i></p> $\mathbf{W}_j^{12}(k+1) = \mathbf{W}_j^{12}(k) + 2\mu_{12} v_2(n) \frac{\mathbf{P}_j^{(1)}(k)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(1)}(k) \mathbf{P}_j^{T(1)}(k)}$ <p><i>Si $\mathbf{RBE} < \lambda_2$</i></p> $\mathbf{W}_j^{21}(k+1) = \mathbf{W}_j^{21}(k) + 2\mu_{21} v_1(n) \frac{\mathbf{P}_j^{(2)}(k)}{\xi + \mathbf{P}_j^{T(2)}(k) \mathbf{P}_j^{T(2)}(k)}$ <p style="text-align: center;">fin.</p>
--	---

4.3 Evaluation des résultats de simulation

4.3.1 Introduction

Cette section est consacrée à la mise en œuvre de l'algorithme proposé TWFBSS et l'évaluation des résultats de simulation.

En prenant en considération le problème de la complexité du calcul de l'algorithme WFBSS, nous cherchons à montrer l'efficacité de seuillage tout en protégeant la qualité de signal sortie. Dans cette simulation, on utilise les mêmes paramètres du tableau 11 du chapitre 3 et les mêmes signaux d'entrée de l'algorithme WFBSS.

4.3.2 Choix des seuils

La Fig 4. 3 représente l'énergie de bruit estimé et l'énergie de l'erreur (correspond à la première sortie de l'algorithme $v_1(n)$). En effet, les résultats de simulation sont obtenus avec 20000 échantillons et un pas d'adaptation $\mu = 0.2$ pour une seule décomposition en ondelette

(N=2). Nous utilisons le signal de la parole utilisé dans les simulations précédentes, le bruit USASI et les mêmes paramètres du tableau 11.

D'après la figure 4.3 [gauche], on remarque que l'énergie de bruit augmente inversement par rapport à l'énergie de l'erreur. D'autre part, la Fig 4. 3 [droite] illustre qu'au moment de convergence, l'énergie de bruit est inférieure à l'énergie de l'erreur. En effet, la zone d'intersection représentée dans la même figure, montre qu'il est possible de contrôler le nombre des échantillons éliminés en variant le rapport de bruit sur erreur (RBE).

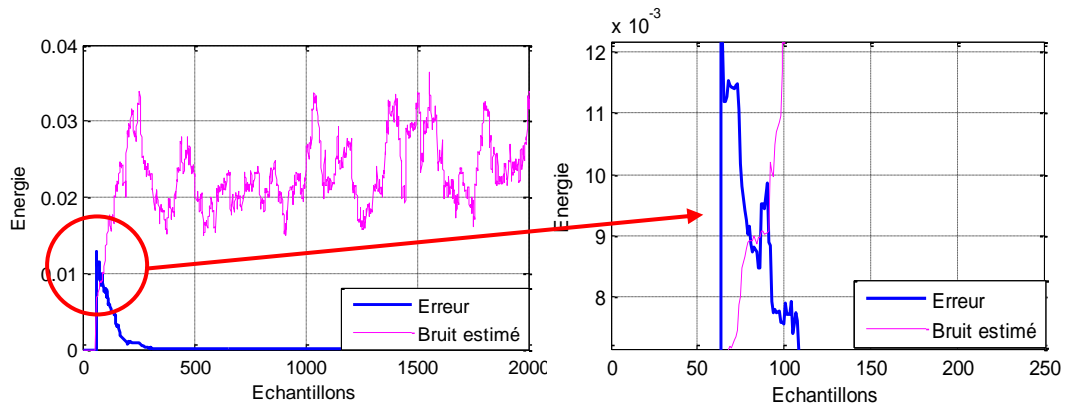


Fig 4. 3. Visualisation de bruit estimé et l'erreur (Sortie 1 pendant le silence) [Gauche], agrandissement de la zone d'intesection [Droite]

En effet, pour bien choisir les seuils λ_1 , λ_2 qui correspondent aux meilleurs résultats, on montre dans la figure 4.4 [gauche] le tracé de la courbe de RBE en fonction des itérations pour les valeurs suivantes $\lambda_1 = \lambda_2 = 20, 30, 40$ (dB). Egalement, dans la même Fig 4. 4[droite], afin d'évaluer la vitesse de convergence, nous affichons les courbes de SegMSE (équation 3.9) de chaque valeurs de seuil. En effet, pour chaque simulation, nous calculons le taux de coefficients éliminés où le taux de réduction par la formule suivante :

$$T(\%) = \frac{N_e}{N_T} \times 100 \quad (4.9)$$

Sachant que N_e : est le nombre des itérations éliminées, et N_T ; le nombre des itérations totale, (dans ce cas $N_T = 20000$ échantillon)

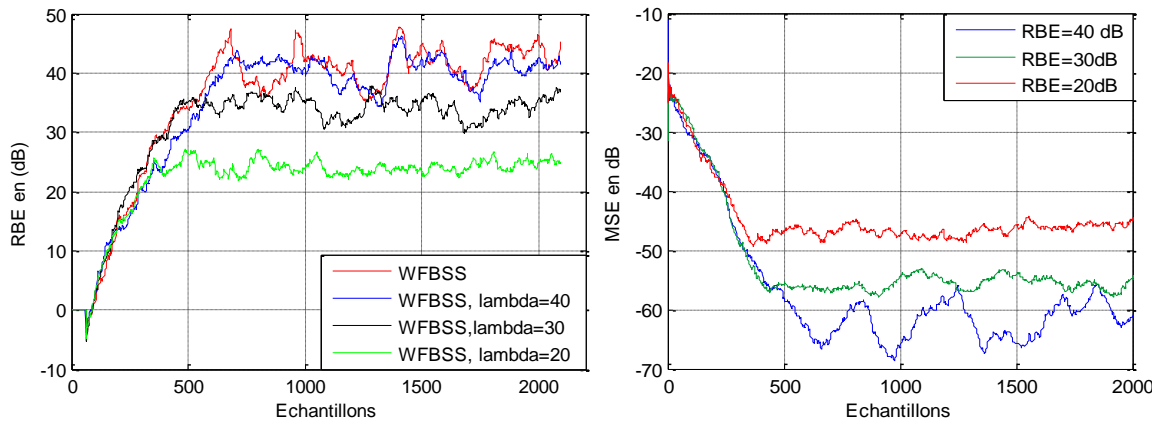


Fig 4. 4 [droite] Variation du RBE de l’algorithme WFBSS avec les différents seuils $\lambda_1 = \lambda_2 = 20, 30, 40$ (dB), [gauche] SegMSE qui correspond à chaque valeur du seuil,

On remarque, d’après les résultats de la Fig 4. 4 si $\lambda_1 = \lambda_2 = 20$ dB, que le taux de coefficients éliminés est égale à 47.54%. D’autre part, on arrive à un taux de réduction de 46.91% si $\lambda_1 = \lambda_2 = 30$ et pour $\lambda_1 = \lambda_2 = 40$ dB le taux est égale à 45.22%. De cette analyse, on peut dire que lorsque la valeur de seuil (moyenne de finale de RBE) est réduite, la qualité de signal diminue, et le taux de réduction augmente.

Afin d’exploiter les résultats de la figure 4.4, on a calculé le taux de réduction en fonction des échantillons pour chaque filtre adaptatif $\mathbf{w}_j^{21}(k)$ (figure 4.5 [Droite]) $\mathbf{w}_j^{12}(k)$ (figure 4.5 [gauche]) et pour chaque valeur du seuil (c.à.d $\lambda_1 = \lambda_2 = 20, 30, 40$ (dB)).

Comme il est représenté dans la Fig 4. 5 on remarque que le nombre des échantillons éliminés dans le filtre $\mathbf{w}_j^{21}(k)$, est inversement proportionnel à la valeur moyenne finale de RBE c.à.d la valeur de seuil. D’autre part, le taux de réduction dans le filtre $\mathbf{w}_j^{12}(k)$ augmente proportionnellement avec l’augmentation du seuil choisi. Enfin, d’après l’analyse de tous ces résultats obtenus et pour avoir un meilleur compromis entre la qualité de signal et le taux de réduction nous choisissons dans les prochaines simulations $\lambda_1 = 40$ dB (RBE maximal) et $\lambda_2 = 20$ dB (RBE minimal) comme valeurs de seuil.

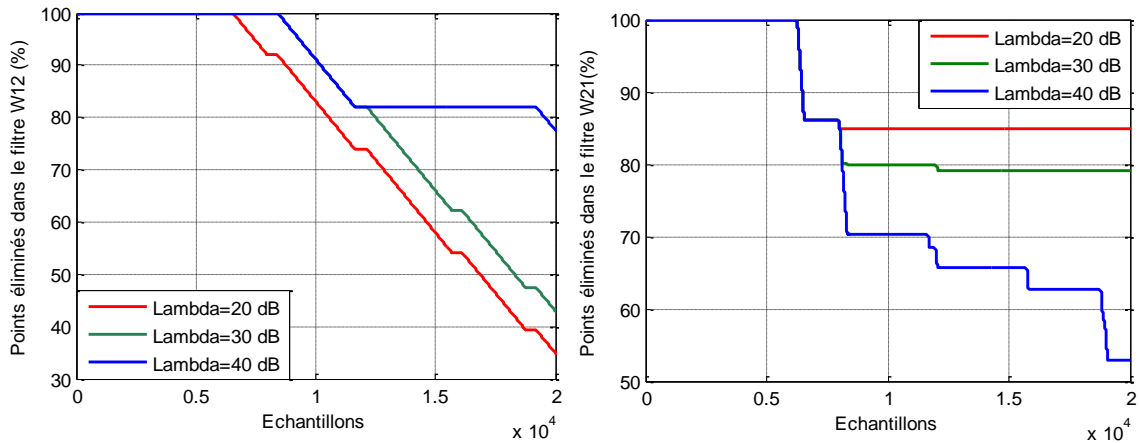


Fig 4. 5 Taux de réduction de l’algorithme TWFBSS, [droite] de filtre $\mathbf{w}_j^{21}(\mathbf{k})$, [gauche] de filtre $\mathbf{w}_j^{12}(\mathbf{k})$

4.3.3 Evolution temporelle du signal de la parole estimé

On s’intéresse dans cette section à analyser les résultats temporels de signal de la parole estimé de la première sortie $v_1(n)$ de l’algorithme TWFBSS. Egalement, tous les paramètres de simulation sont donnés dans le tableau 11 (chapitre 3).

La Fig 4. 6 [Droite] montre une comparaison entre les deux premières sorties des algorithmes FBSS et TWFBSS. En effet, nous avons utilisé quatre niveaux différents de décomposition en ondelettes c.à.d, $N=2,3,4,5$, avec $\lambda_1 = 40\text{dB}$, $\lambda_2 = 20\text{dB}$. D’ailleurs chaque signal est représenté par son spectrogramme qui convient (Fig 4. 6 [Gauche]). D’après les résultats obtenus, on remarque que le signal de la parole est suffisamment débruité par l’algorithme TWFBSS avec tous les niveaux, de plus, il garde les mêmes performances temporelles que l’algorithme WFBS.

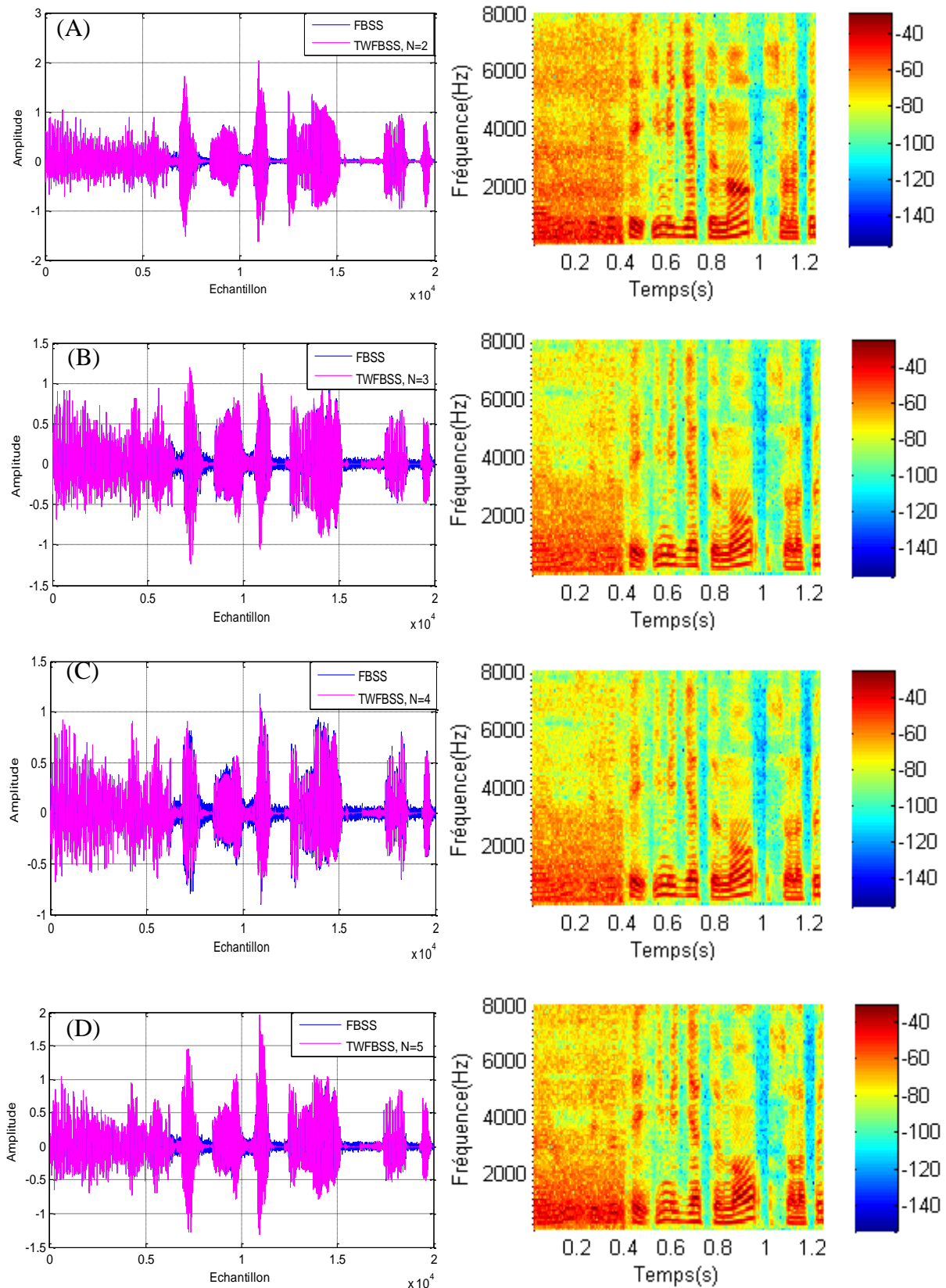


Fig 4. 6. [Gauche] Comparaison entre les deux premières sorties de l’algorithme FBSS et TWFBSS. [Droite] Spectrogramme de chaque sortie de l’algorithme TWFBSS (A) : N=2, (B) : N=3, (C) : N=4, (D) : N=5, $\lambda_1 = 40\text{dB}$, $\lambda_2 = 20\text{dB}$

4.3.1 Le MSE segmenté

Dans cette section, nous intéressons à évaluer la vitesse de convergence des deux filtres adaptatifs $w_j^{12}(n)$ et $w_j^{21}(n)$ de l'algorithme proposé TWFBSS par le critère de l'erreur quadratique moyenne segmentée (SegMSE) (équation 3.9). Comme on a vu précédemment (chapitre 3), le SegMSE calculé correspond à la première sortie de l'algorithme WFBSS $v_1(n)$.

La Fig 4. 7 représente les résultats de simulation de SegMSE pour chacun des algorithmes ;FBSS, WFBSS , TWFBSS. Le but de cette simulation est de permettre de voir ; si le seuillage influe sur la vitesse de convergence pour chaque décomposition en ondelettes (c.à.d $N=2,3,4$) . Comme il est montré dans les parties ; (A),(B),(C), de la Fig 4. 7, l'algorithme TWFBSS garde la même vitesse de convergence de l'algorithme WFBSS pour chaque niveau d'ondelettes choisi.

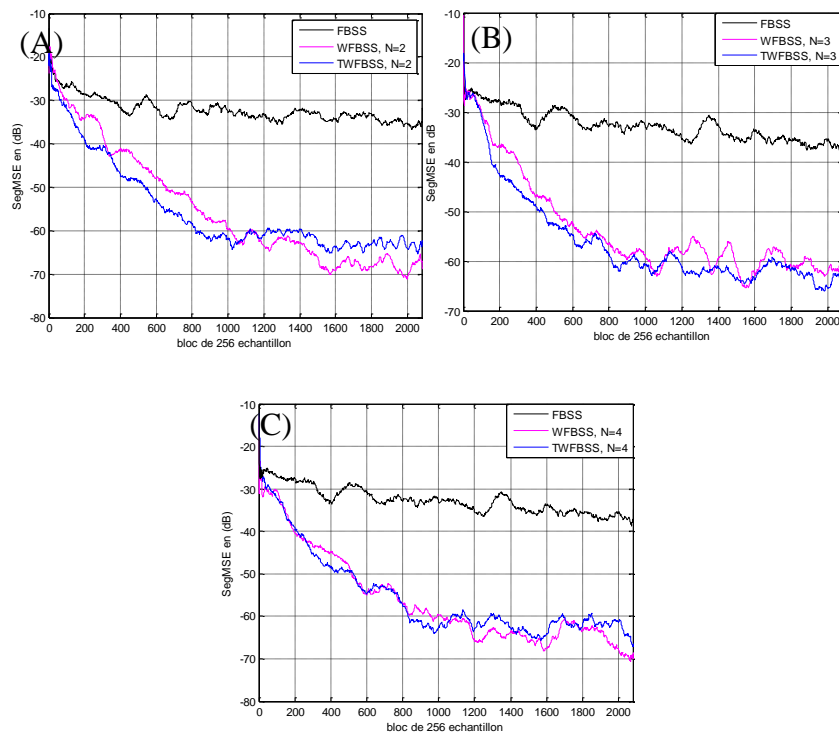


Fig 4. 7 Représentation de MSE segmenté (SegMSE) des algorithmes ; FBSS, WFBSS , TWFBSS ; (A) : $N=2$, (B) : $N=3$, (C) ; $N=4$. Bruit ; USASI, $\lambda_1 = 40$, $\lambda_2 = 20$.

4.3.2 Evaluation du taux de réduction de calcul

Afin de quantifier la quantité des coefficients éliminés dans les deux filtres adaptatifs $w_j^{21}(k)$, $w_j^{12}(k)$ de l'algorithme TWFBSS, nous proposons de calculer le taux de réduction dans chacun (équation 4.7).

Le tableau 16 montre le nombre des coefficient utilisé dans chaque filtre et le taux de réduction global pour cinq types de bruit différents (c.à.d : le bruit blanc, le bruit USASI, Street ,babble et F16 aircraft), et en fonction de quatre décomposition en ondelettes (N=2,3,4,5). D'après les résultats obtenus dans chaque simulation, on remarque que le nombre des échantillons éliminés est important, ainsi que les taux de réduction dans chaque niveau sont très proches, c.à.d ; la quantité des coefficients éliminés ne varie pas en fonction de nombre de décomposition en ondelette choisi.

Tableau 16. Résultats du nombre des échantillons utilisés dans chaque filtre et le taux de réduction correspondant

Niveau	Filtre	WFBSS	TWFBSS				
		Tous les bruit	BBLANC	BUSASI	BUBBLE	STREET	F16 AIRCRAFT
N=2	W ₂₁ (échantillon)	4186	3772	3086	4186	4186	4184
	W ₁₂ (échantillon)	35814	20400	20400	13942	20400	20400
	T(%)	100	40	39,57	54,73	38,36	38,36
N=3	W ₂₁ (échantillon)	6279	3468	3757	6279	6279	6279
	W ₁₂ (échantillon)	53721	30600	30600	20913	30600	30600
	T(%)	100	43,22	39,46	55,78	38,36	38,36
N=4	W ₂₁ (échantillon)	8372	5436	4852	8372	8372	7900
	W ₁₂ (échantillon)	71628	40800	40800	27884	40800	40800
	T(%)	100	42,21	42,94	54,68	61,46	38,54
N=5	W ₂₁ (échantillon)	10465	7535	6865	10465	10465	9905
	W ₁₂ (échantillon)	89535	51000	51000	34255	51000	51000
	T(%)	100	41,47	42,14	55,28	38,44	39,10

Pour confirmer les résultats de tableau 16 obtenus, nous présentons dans la Fig 4. 8 le pourcentage des échantillons éliminés dans chaque filtre adaptatif en fonction des itérations. D'ailleurs, nous supposons que le signal d'entrée est altéré par le bruit USASI, et les simulations sont faites pour quatre niveaux de décomposition en ondelettes (N=2,3,4,5).

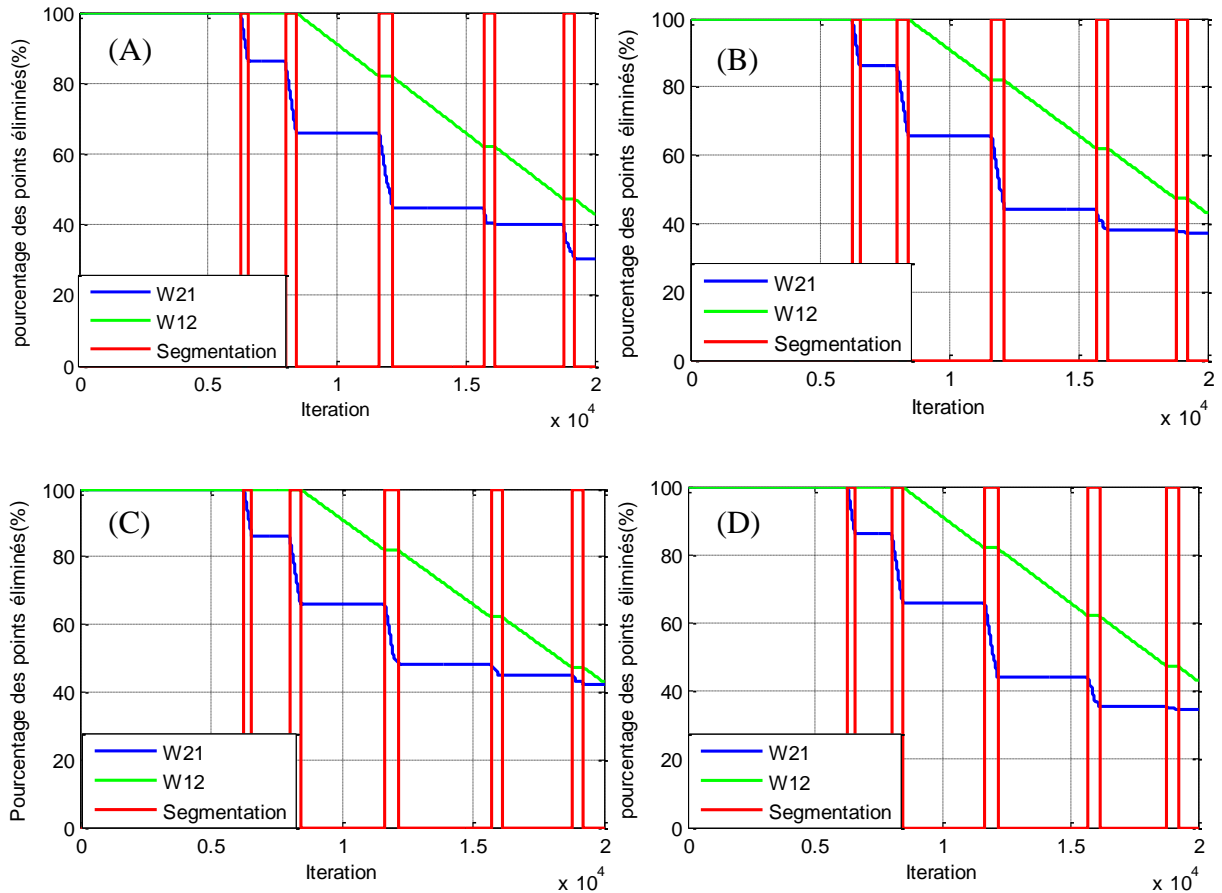


Fig 4. 8 Evaluation de taux de réduction en fonction des itérations pour chaque filtre $\mathbf{w}_j^{21}(\mathbf{k})$, $\mathbf{w}_j^{12}(\mathbf{k})$ de l'algorithme proposé TWFBSS, $L=64$, le nom de l'ondelette choisi: Haar ,SNR=0 dB, (A) : $N=2$, (B) : $N=3$, (C) ; $N=4$, (D) : $N=5$.

4.3.3 Rapport signal sur bruit (SNR)

Dans le but d'évaluer la quantité de réduction de bruit et la qualité objective de signal estimé par l'algorithme proposé TWFBSS, nous avons choisi à calculer le SNR segmenté (SegSNR) de signal estimé dans la première sortie $v_1(n)$ (équation 3.10). L'objectif principal est de savoir l'influence de seuillage sur la qualité de signal. Les résultats de SegSNR sont comparés avec celles des algorithmes FBSS et WFBSS.

Expérimentalement, les simulations sont faites en utilisant les mêmes paramètres de tableau 11(de chapitre 3) et avec deux niveaux d'ondelettes ($N=2$). Nous appliquons cinq types de bruit (USASI, Blanc, Street, Babble, F16 aircraft) avec trois différents SNR d'entrée -6dB, 0dB, et 12dB. Les résultats de SegSNR de chaque algorithme (FBSS, WFBSS, TWFBSS) sont donnés dans le tableau 17 et représentés graphiquement dans la Fig 4. 9.

Ces résultats montrent que si le signal de la parole original est altéré par un bruit blanc; le signal de la parole estimé par l'algorithme TWFBSS est un peu distordu par rapport à celui de l'algorithme FBSS et WFBSS. En revanche, pour les autres types de bruit, les résultats de SegSNR obtenus par l'algorithme proposé TWFBSS sont meilleurs par rapport à l'algorithme WFBSS. D'autre part, on remarque que le taux de compression est inversement proportionnel au SNR d'entrée et le SegSNR sortie. Autrement dit, tant que l'énergie de bruit d'entrée est faible, le taux réduction de filtrage diminue.

En effet, d'après cette analyse, on peut dire que ; le seuillage n'a pas dégradé les performances de débruitage de l'algorithme WFBSS. Par contre, la qualité de signal estimé est améliorée dans certaines simulations.

Tableau 17. Evaluation de SegSNR de l'algorithme TWFBSS pour 2 niveaux d'ondelette. La taille de chaque filtre adaptatif $L=64$, le SNR d'entrée = -6, 0, et 12dB

Bruit d'entrée		FBSS (dB)	WFBSS (dB)	TWFBSS (dB)	Taux de réduction (%)
Blanc	-6	39.95	38.71	35.59	45.81
	0	44.11	41.57	40.09	37.33
	12	45.71	43.24	43.49	31.31
USASI	-6	10.87	32.71	32.27	43.77
	0	22.65	34.00	38.95	43.47
	12	30.56	37.69	39.64	38.53
Babble	-6	16.88	19.98	22.18	48.51
	0	22.45	31.88	30.16	54.68
	12	35.77	41.05	42.22	31.32
Street	-6	16.64	25.78	32.72	41.08
	0	28.59	32.31	37.43	40.70
	12	41.30	41.44	40.24	38.53
F16 aircraft	-6	12.37	13.30	26.01	39.75
	0	15.10	28.00	31.00	38.53
	12	24.26	33.05	35.70	54.68

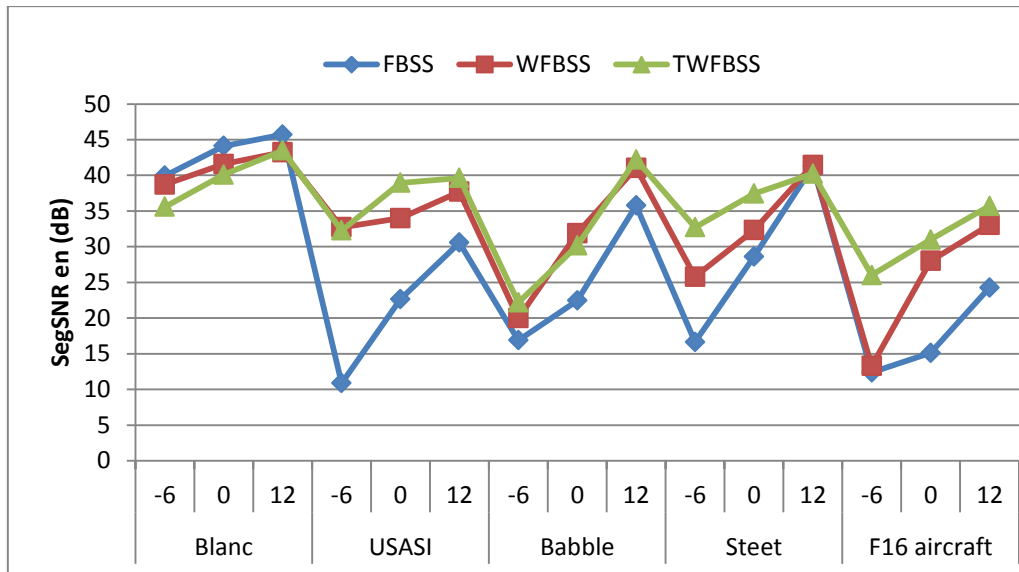


Fig 4. 9 Evaluation de SegSNR de l’algorithme proposé TWBSS. $N=2$, $L=64$, le nom de l’ondelette: Haar, $N=2$, $SNR=-6,0,12$

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons proposé l’algorithme TWFBSS pour minimiser la complexité de calcul vue au niveau des deux filtres adaptatifs de l’algorithme WFBSS. En effet, l’estimation du bruit a permis de donner une meilleure détection des coefficients éliminés.

L’évaluation des résultats de simulation montre l’avantage de cet algorithme, en tenant compte de nombre des coefficients éliminés des deux matrices de filtrage où nous avons proposé de calculer le taux de réduction. Afin de voir l’influence du seuillage sur la vitesse de convergence et la qualité de signal estimé à la sortie de l’algorithme TWFBSS, nous avons calculé le SegMSE et le SegSNR des trois algorithmes (FBSS, WFBSS, TWFBSS).

D’après tous les résultats obtenus, on constate que, l’algorithme TWFBSS a les mêmes performances de débruitage que l’algorithme WFBSS avec une complexité de calcul réduite (taux de réduction important).

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale

Pour atteindre l'objectif de séparation des sources et de réduction du bruit acoustique, nous avons commencé par l'application de l'algorithme NLMS dans la structure FBSS. Ensuite, nous avons implémenté l'algorithme WFBSS en partant de la transformée en ondelettes des signaux de mélange, puis en appliquant la structure FBSS sur les deux signaux transformés. Autrement dit, nous avons implémenté l'algorithme adaptatif WNLMS dans une structure FBSS. La décomposition en ondelettes offre une bonne localisation en temps-fréquence. De plus, dans l'analyse multirésolution, l'utilisation d'une ondelette orthogonale (comme Haar et Daubeshies...) dans les traitements basés sur l'algorithme LMS permet d'avoir une vitesse de convergence plus rapide.

L'évaluation de la vitesse de convergence de l'algorithme classique FBSS et l'algorithme proposé WFBSS s'est faite par l'erreur quadratique moyenne segmenté SegMSE (estimation de l'erreur dans les périodes de silence). Les résultats de simulation pour quatre niveaux différents de la transformée en ondelettes discrète et cinq types de bruit ont montré une amélioration très importante dans la vitesse de convergence de l'algorithme proposé WFBSS par rapport à la méthode FBSS.

Pour quantifier la qualité objective du signal, nous avons étudié le rapport signal sur bruit SNR de la méthode proposée en comparaison avec la méthode FBSS. Les résultats obtenus ont montré que pour $N=2$, le SNR de l'algorithme WFBSS est légèrement mieux que l'algorithme FBSS, et cela diffère pour chaque type de bruit. Afin de mesurer la qualité subjective des signaux estimés à la sortie des algorithmes FBSS, et WFBSS, nous avons calculé la moyenne finale de MOS de douze personnes. L'analyse des résultats de simulation montre une distorsion de la qualité du signal pour un grand nombre de décompositions en ondelettes.

Parmi les inconvénients de l'algorithme WFBSS ; une complexité de calcul rencontrée dans les deux matrices de filtrage adaptatif W_j^{12} et W_j^{21} . Nous avons essayé de minimiser cette

complexité par un seuillage appliqué sur les coefficients de chaque filtre. Le choix de la valeur de seuil a reposé sur le principe de l'estimation de bruit, afin d'éliminer les coefficients qui correspondents au bruit plutôt que le signal utile. L'évaluation par le taux de réduction, le SegMSE et SegSNR des trois algorithmes FBSS, WFBSS, TWFBSS avec différents décomposition en ondelettes et cinq types de bruit a montré que l'algorithme TWFBSS à un taux de réduction important avec une efficacité de débruitage.

A la fin, on constate que l'analyse en ondelette est un axe de recherche très important dans la séparation des sources. Et comme perspectives, nous chercherons à régler le problème de compromis entre la vitesse de convergence et le SegSNR de l'algorithme WFBSS par l'application d'un pas d'adaptation variable, ou par modification du type de la transformée en ondelettes utilisé. Comme il est possible de trouver une solution pour appliquer la TWD dans la structure inverse BBSS, en tenant compte de la complexité de l'algorithme.

BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

- [1] Berouti M, Schwartz M, Makhoul J. Enhancement of speech corrupted by acoustic noise. In: Proc. IEEE internat. conf. acoust. speech signal process; 1979. p. 208–11.
- [2] Al-Kindi MJ, Dunlop J. ‘‘Improved adaptive noise cancellation in the presence of signal leakage on the noise reference channel’’. Signal Process 1989;vol 17. N.3. p. 241–50.
- [3] Bernard W , Samuel D. Stearns: ‘‘Adaptive Signal Processing’’, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ, 1985.
- [4] M. Bellanger. « Analyse des signaux et filtrage numérique Adaptatif ». Masson éd. Paris.p.400.1989.
- [5] Hakim Boumaraf, ‘‘ Séparation Aveugle de Mélanges Convolutifs de Sources’’, thèse, Traitement du signal et de l’image. Université Joseph-Fourier - Grenoble I; Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2005. Français
- [6] Djendi M, Bendoumia R. A new adaptive filtering subband algorithm for two channel acoustic noise reduction and speech enhancement. Comput Elect Eng 2013;39(8):2531-50.
- [7] Van Gerven S, Van Compernelle D. Feed forward and feedback in symmetric adaptive noise canceller: stability analysis in a simplified case. In: European signal processing conf. Brussels. Belgium. August 1992. p. 1081–4.
- [8] Djendi M, Zoulikha M. New automatic forward and backward blind sources separation algorithms for noise reduction and speech enhancement. Comput Electr Eng 2014;40(7):2072–88.
- [9] Beaufays .F, ‘‘Transform-Domain Adaptive Filters: An Analytical Approach’’, IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 43, N. 3, Feb. 1995. p. 422-431,
- [10] Misiti Y., Oppenheim G. , Poggi J. M., «Les ondelettes et leurs applications», Hermès, Paris, 2003
- [11] Loizou PC. Speech enhancement: theory and practice. Boca Raton (FL): Taylor and Francis; 2007. p. 589–99.
- [12] Scalart P, Filho J. Speech enhancement based on a priori signal to noise estimation. In: Proc. int. conf. acoust., speech, signal process., 1996. p. 629–32.
- [13] Gillian M. Davis, ‘‘Noise Reduction in Speech Applications’’, by CRC, 18April, 2002 . Press 432 Pages.
- [14] Norbert Wiener, *Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series*, New

York, Wiley, 1949

- [15] Kalman, R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Trans. ASME J. Basic Eng. 1960, 82,p. 35-45.
- [16] Simon Haykin: “Adaptive Filter Theory”, Third Edition, Prentice-Hall, Inc., Upper Saddle River, NJ,1996.
- [17] Boll SF. Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction. IEEE Trans Acoust Speech Signal Process 1979;ASSP-27(2):113–20.
- [18] Maccone . C, “Advantages of the Karhunen—Loève Transform over Fast Fourier Transform for Planetary Radar and Space Debris Detection,” *Acta Astronautica*, 60 (2007), p:775–779.
- [19] Patrick Van Fleet,” Discrete Wavelet Transformations: An Elementary Approach with Applications”, Wiley-Interscience,2008,p:571 pages.
- [20] D.L. Donoho . De-noising by soft thresholding. IEEE Trans.Information Theory, Vol 41;1995. p.613 -627.
- [21] Y.H. Peng,”De-noising by modified soft-thresholding” Conference on circuits and Systems, 2000. IEEE APCCAS 2000. The 2000 IEEE Asia-Pacific, 06 August 2002, Tianjin, China.
- [22] Tahsina .F S. Celia. S “Noisy speech enhancement based on an adaptive threshold and a modified hard thresholding function in wavelet packet domain”, Digital Signal Processing Volume 23, N 3, May 2013, Pages 941-951
- [23] Ghanbari .Y, Karami-Mollaei. M. R. " New approach for wavelet speech enhancement based on the adaptive thresholding of the wavelet packets". In: Eurospeech. Aalborg, Denmark; 2001. p.1937–1940.
- [24] Bahoura. M ,Jean Rouat ,”Wavelet speech enhancement based on time–scale adaptation” Speech Communication Vol.48 .2006. p.1620–1637.
- [25] Shirin B, Richard C. R.”A wavelet-based thresholding approach to reconstructing unreliable spectrogram components”Speech Communication ,Vol.67. 2015.p.129–142.
- [26] Shima.T,Ahmad.A et Babak .N “Speech enhancement using a wavelet thresholding method based on symmetric Kullback-Leibler divergence” Signal Processing Vol 106 Issue C. January 2015 .p. 184-197.
- [27] Preety D. S, et Rupali S, Alok J, Dhirendra K. S.” Speech enhancement by noise driven adaptation of perceptual scales and thresholds of continuous wavelet transform coefficients” Speech Communication Vol.70 .2015. p:1–12.
- [28] Allen. J. B., “Application of the short-time Fourier transform to speech processing and spectral analysis," *Proc. IEEE ICASSP-82*, 1982, p. 1012-1015
- [29] Rioul O, Duhamel P. Fast algorithms for discrete and continuous wavelet transforms. IEEE Trans Inform Theory 1992;38(2).p :569–85.
- [30] Mallat .S, “A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: The Wavelet Representation,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 11, 1989, p. 674-693.
- [31] Rosas-Orea, M.C.E., Hernandez-Diaz, M., Alarcon-Aquino, V. and Guerrero-Ojeda, L.G., 2005, A comparative simulation study of wavelet based denoising algorithm. Proceedings of the 15th International Conference of the IEEE on Electronics, Communications and Computers,

- CONIELECOMP, 28–02 February 2005, pp. 125– 130.
- [32] Herrmann . F, Nandi A.K. ,’’Blind separation of linear instantaneous mixtures using closed-form estimators’’, , Volume 81, Issue 7,July 2001, p 1537–1556.
- [33] Van . Compernelle D, S. Van Gerven, Signal separation in a symmetric adaptive noise canceller by output decorrelation, in: Proceedings of the ICASSP, vol. 16, 1992, p. 221–224.
- [34] Weinstein E, Feder M, Oppenheim AV. Multi-channel signal separation by decorrelation. IEEE Trans Speech Audio Process 1993;1(4):405–13
- [35] Monson H. Hayes, *Statistical Digital Signal Processing and Modeling*, New York, Wiley, chap. 9.4 (« Recursive Least Squares »), p. 541
- [36] Mohammed. J. R. , Gurnam Singh, “ An Efficient RLS Algorithm For Output-Error Adaptive IIR Filtering And Its Application To Acoustic Echo Cancellation”. IEEE international Symposium. Computational Intelligence in Image and Signal Processing, Honolulu, HI. 1-5 April 2007. p. 139 - 145.
- [37] Widrow B, Goodlin RC, et al. Adaptive noise cancelling: principles and applications. Proc IEEE;63,December 1975,p.1692–716.
- [38] Stanciu, C. ; CiochinaS. “ A robust dual-path DCD-RLS algorithm for stereophonic acoustic echo cancellation” ,IEEE International Symposium on Digital Object. 11-12 July 2013.p.1-4.
- [39] Simon S. Haykin, Bernard Widrow (Editor): *Least-Mean-Square Adaptive Filters*, Wiley, 2003
- [40] Lee KA, Gan WS. Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates. IEEE Sig Process Lett 2004;11(9).p. 736–9.
- [41] Duttweiler .D.L., “Proportionate normalized least mean square adaptation in echo cancelers”, IEEE Trans. Speech Audio Processing, vol. 8, N°5, September 2000. p.508-518,
- [42] Govind M, Ravinder N, ’ Convergence Performance Comparison of Transform Domain LMS Adaptive Filters for Correlated Signal’ , International Conference on Devices and Communications (ICDeCom), Feb. 2011.p. 24-25.
- [43] Rafaely B, Elliot SJ. A computationally efficient frequency-domain LMS algorithm with constraints on the adaptive filter. IEEE Trans Signal Process 2000;48(6).p :1649–55
- [44] Lu J, Qiu X, Zou H. A modified frequency-domain block LMS algorithm with guaranteed optimal steady-state performance. Signal Process 2014;104 (November):p.27–32.
- [45] Kim DI, De Wilde P. Performance analysis of the DCT–LMS adaptive filtering algorithm. Signal Process 2000;80(7).p.1629–54.
- [46] Mayyas K. A note on performance analysis of the DCT–LMS adaptive filtering algorithm. Signal Process; vol, 85 N.7. 2005.p:1465–7.
- [47] Attallah S. The wavelet transform-domain LMS algorithm: a more practical approach. IEEE Trans Circ Syst-II: Analog Digit Signal Process 2000;47 (3):209–13.
- [48] Erdol N, Basbug F. ‘Wavelet transform based adaptive filters’. IEEE Trans Signal Process Anal New Res 1996. Vol.44. N.9.p. 2163–71.

- [49] Van den Bogaert T¹, Doclo S, Wouters J, Moonen M. Speech enhancement with multichannel Wiener filter techniques in multimicrophone binaural hearing aids. *J Acoust Soc Am*. 2009 Jan;125(1):360-71.
- [50] Craig A. Anderson, Paul D. Teal, Mark A. Poletti, "Multichannel Wiener filter estimation using source location knowledge for speech enhancement", 2014 IEEE Workshop on Statistical Signal Processing (SSP), 29 June-2 July 2014, Gold Coast, VIC, Australia.
- [51] Barry Van Veen and Kevin M. Buckley, "Beamforming: a versatile approach to spatial filtering" *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 5, pp. 4–24, 1988.
- [52] Djendi M, Bendoumia R. A new efficient two-channel backward algorithm for speech intelligibility enhancement: a subband approach. *Appl Acoust* 2014;76:209–22.
- [53] Bendoumia R, Djendi M. Two-channel variable-step-size forward-and backward adaptive algorithms for acoustic noise reduction and speech enhancement. *Signal Process* 2015;108(March):226–44.
- [54] Djendi M, Scalart P, Gilloire A. "Analysis of two-sensor forward BSS structure with post-filters in the presence of coherent and incoherent noise". *Speech Commun* 2013;vol. 55.N. 10. P.975–87.
- [55] Van Gerven S, Van Compernelle D. Signal separation by symmetric adaptive decorrelation: stability, convergence, and uniqueness. *IEEE Transactions on Signal Processing* 1995;Vol 74.No 3.1602–12.
- [56] Ben Aicha A, Ben Jebara S. Perceptual speech quality measures separating speech distortion and additive noise degradations. *Speech Commun* 2012;54 (4):517–28.
- [57] Hirsch H, Pearce D. "The aurora experimental framework for the performance evaluation of speech recognition systems under noisy conditions." In: *ISCA ITRW ASR 2000*, Paris,
- [58] Ma J, Hu Y, Loizou PC. Objective measures for predicting speech intelligibility in noisy conditions based on new band-importance functions. *J Acoust Soc Am* 2009;125(5).p. 3387–405.
- [59] Mahesh V, Madhubalan V. Measuring speech quality for text-to-speech systems: development and assessment of a modified mean opinion score (MOS) scale. *Comput Speech Lang* 2005;19(1):55–83.

ANNEXES

ANNEXE A : L'ONDELETTE DE HAAR

A partir de la base de V_j définie précédemment dans la section 1.2.2 de chapitre 1, la fonction scalaire $\phi_{j,k}(t)$ et la fonction d'ondelette $\varphi_{j,k}(t)$ de Haar sont construites de telle façon que la base $(\varphi_{j,k}, \phi_{j,k})$ est orthonormée. La forme de ces deux fonctions permet de garder une grande partie des variations fréquentielles du signal.

Considérant $a_j(k)$ les coefficients scalaires, on prend un exemple de la fonction scalaire Haar illustré dans la figure (1) $a_j(0) = 1/\sqrt{2}, a_j(1) = 1/\sqrt{2}$

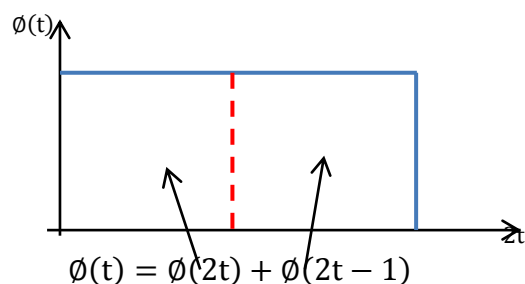


Figure 1. La fonction scalaire de type Haar

L'exemple de la figure (2) présente la fonction d'ondelette Haar $\varphi_{j,k}(t)$. Les coefficients de cette ondelette $d_j(k)$ sont simples à définir: $d_j(0) = 1/\sqrt{2}, d_j(1) = -1/\sqrt{2}$;

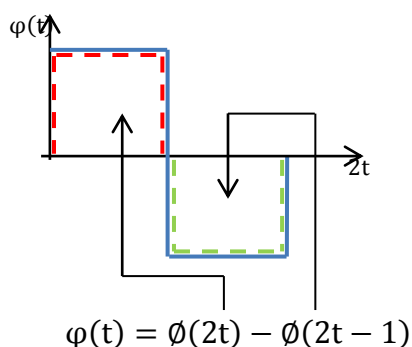


Figure 2. La fonction ondelette de type Haar

ANNEXE B : EVOLUTION TEMPORELLE AVEC LES AUTRES TYPE DE BRUIT

La figure 3 représente les bruits utilisés dans les simulations. Ils sont pris de la base de données AURORA. Ils ont échantillonnés à 16 khz et codés sur 16 bits, chaque type de bruit à ses propres caractéristiques temporelles et fréquentielles.

Le projet Aurora a été produit à l'origine pour établir un standard international pour les logiciels d'extraction de caractéristiques qui forment le noyau d'un système de reconnaissance de la parole distribuée. Le but principal de la base de données Aurora est l'étude de l'influence de bruit sur la performance de la reconnaissance automatique de la parole pour des entrées de parole en mode mains-libres dans des environnements bruyants.

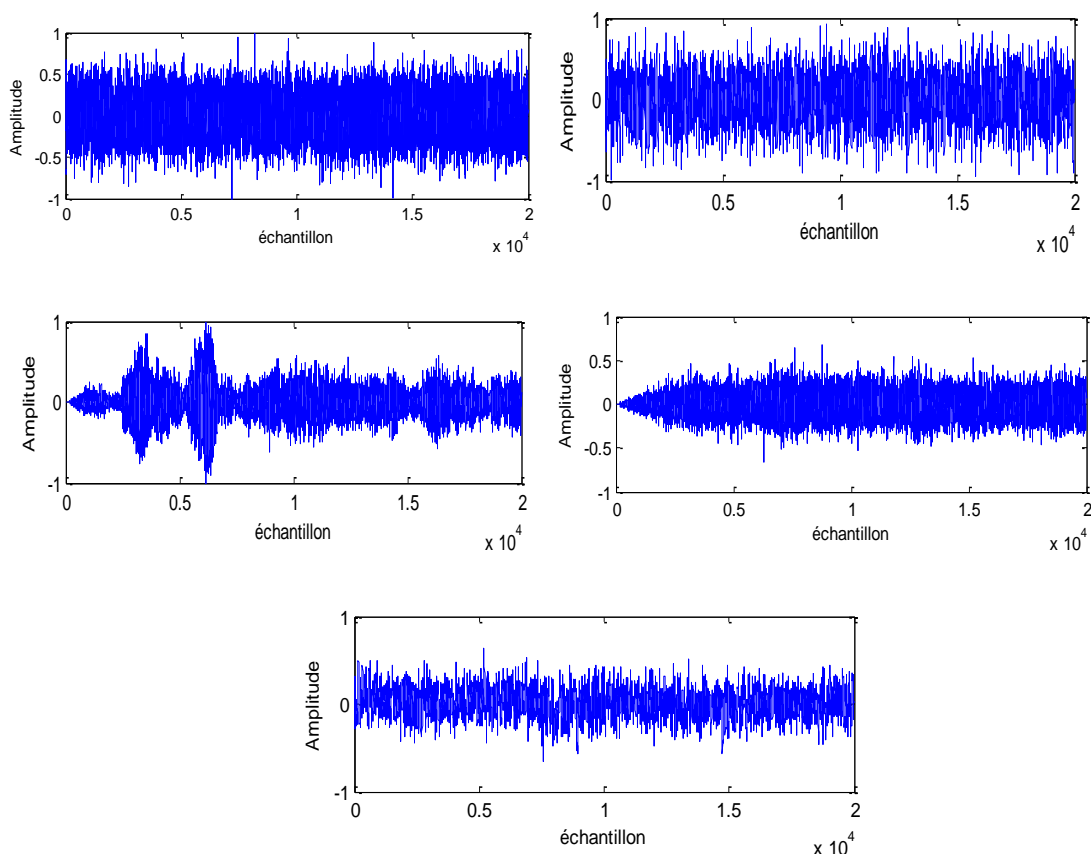


Figure 3. Les différents bruits utilisés dans les simulations: (A) bruit blanc, (B) USASI, (C) Babble, (D) Street, (E) F16 aircraft.

*

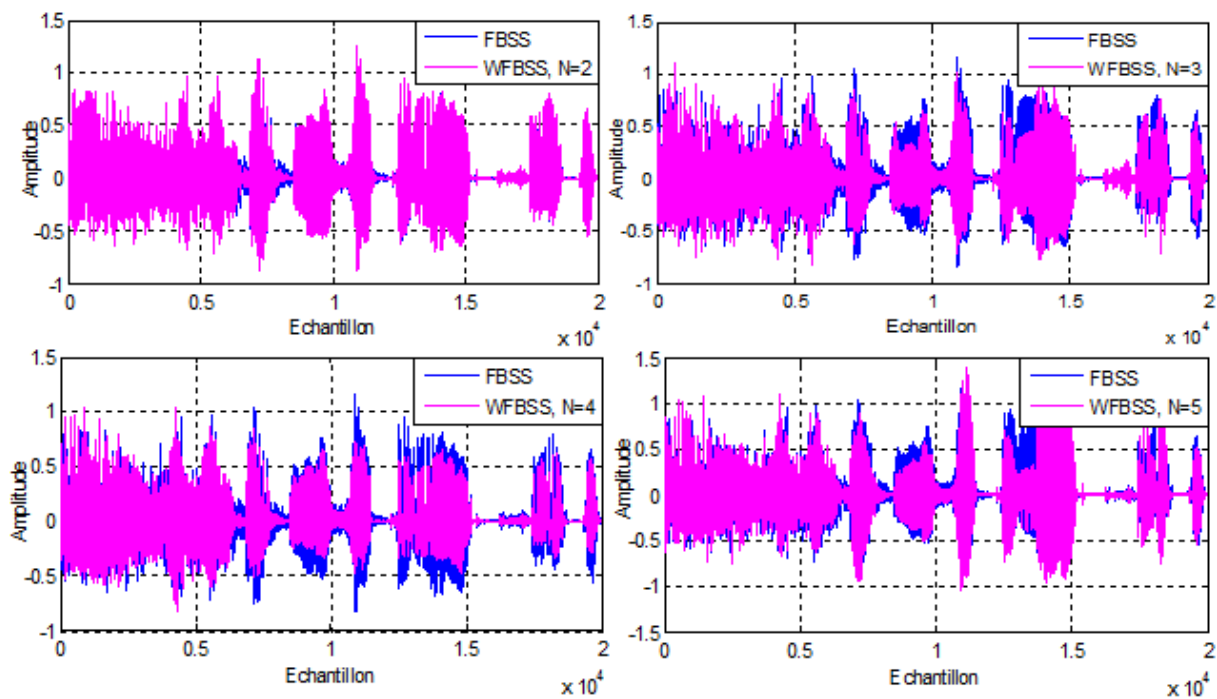


Figure.4. Comparaison entre les deux premières sorties de l'algorithme FBSS et celui proposé WFBSS pour chaque niveau. Type d'ondelette : Haar. Bruit Blanc.

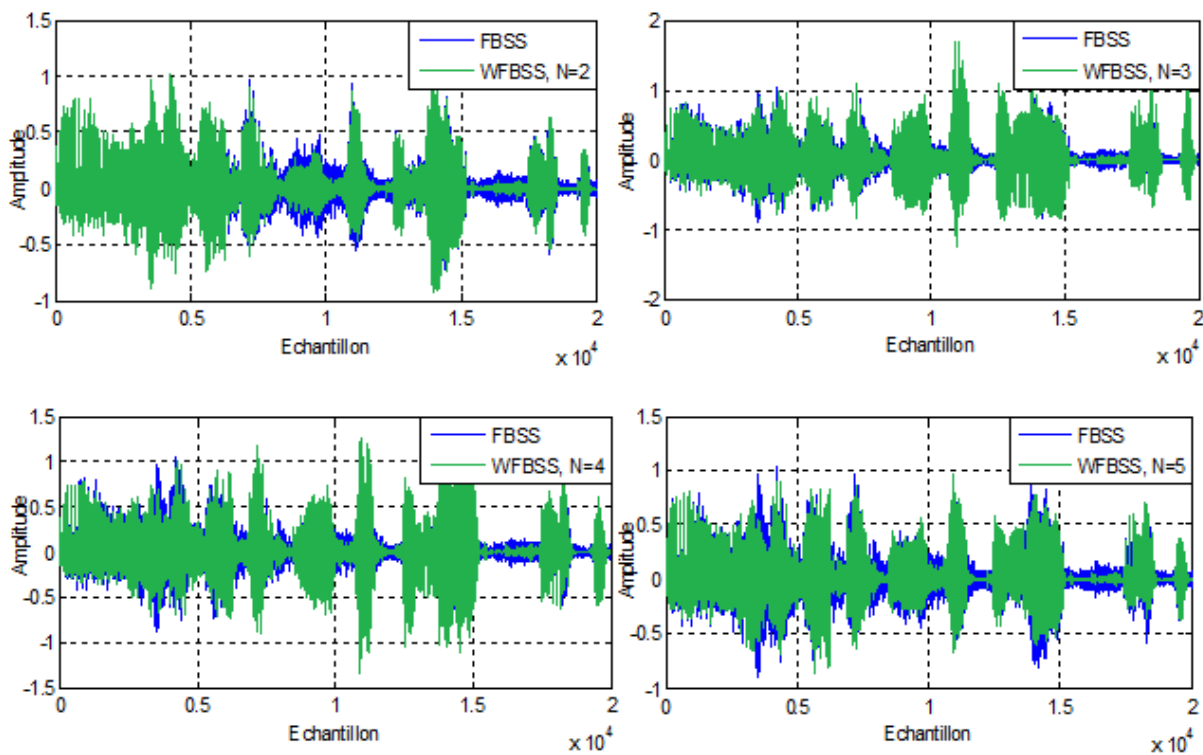


Figure.5. Comparaison entre les deux premières sorties de l'algorithme FBSS et celui proposé WFBSS pour chaque niveau. Type d'ondelette : Haar. Bubble.

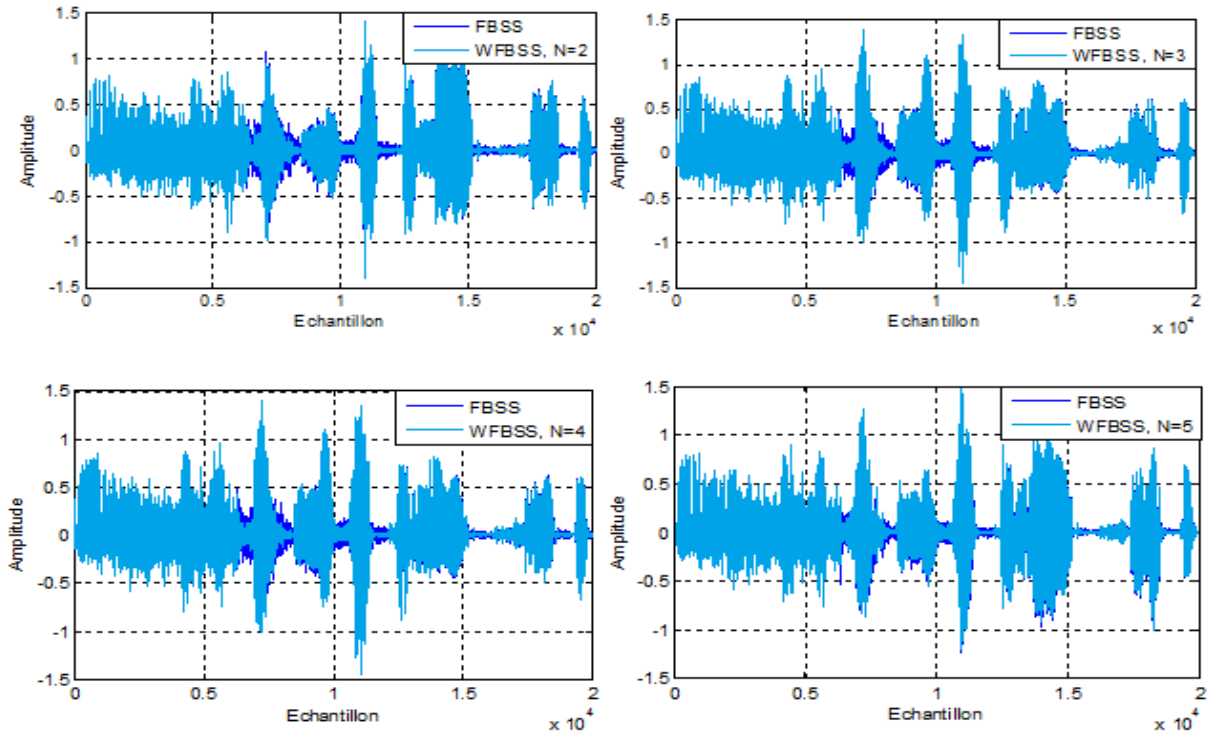


Figure.6. Comparaison entre les deux premières sorties de l’algorithme FBSS et celui proposé WFBSS pour chaque niveau. Type d’ondelette : Haar. Street.

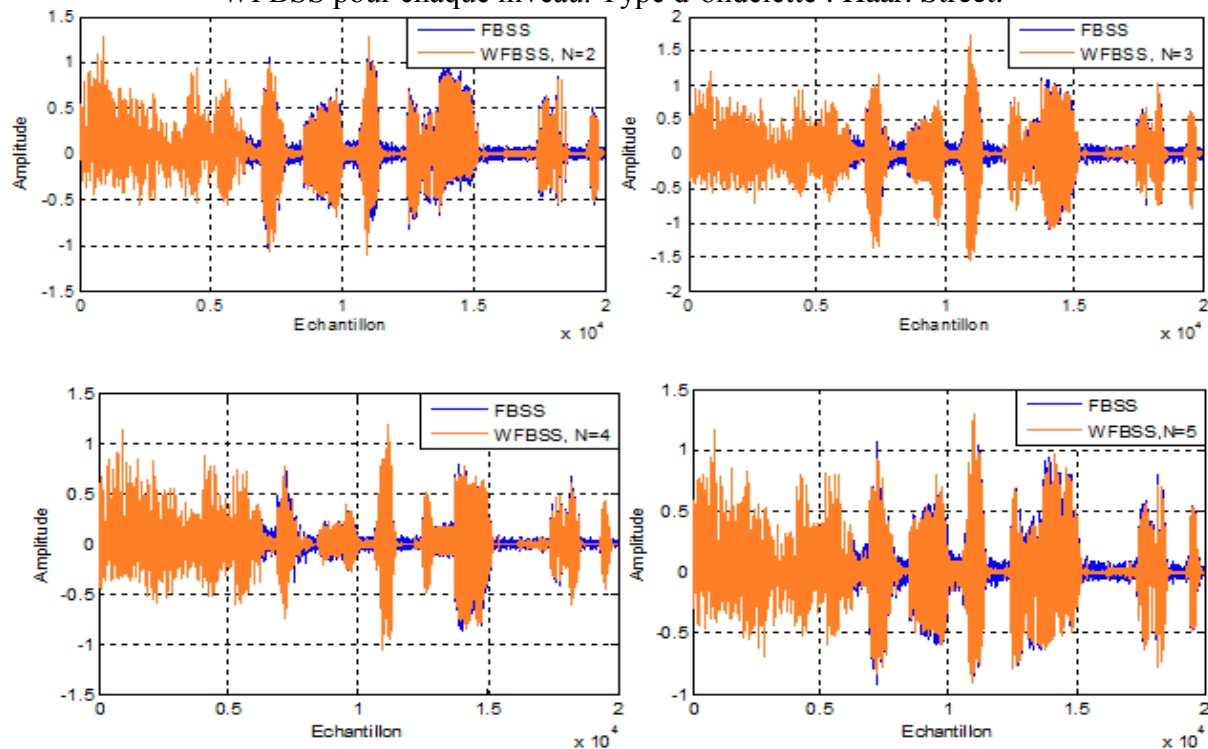


Figure.7. Comparaison entre les deux premières sorties de l’algorithme FBSS et celui proposé WFBSS pour chaque niveau. Type d’ondelette : Haar. F16 Aircraft

ANNEXE C: TAUX DE REDUCTION DE CALCUL POUR LES AUTRES BRUIT

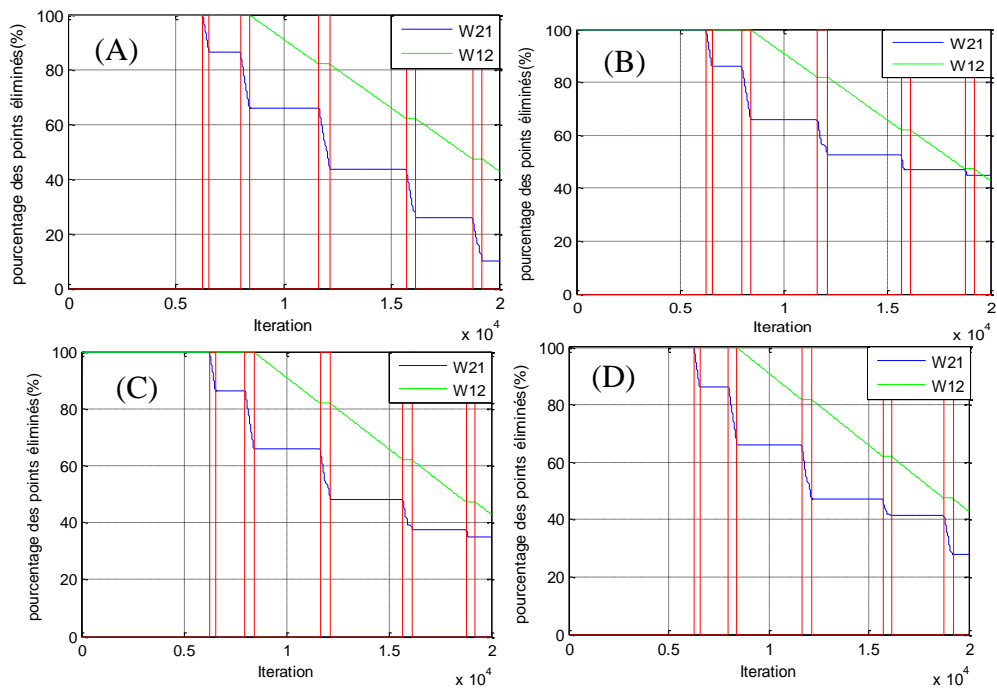


Figure 8. Evaluation de taux de réduction de calcul, (A) : N=2, (B) : N=3, (C) ;N=4, (D) : N=5. Bruit : Blanc

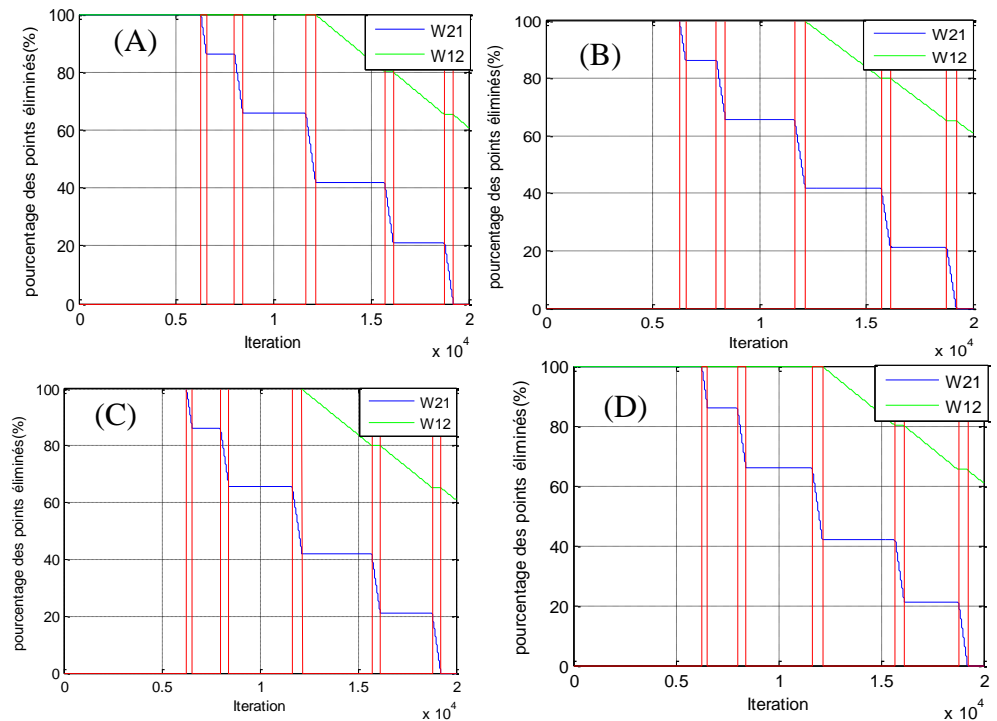


Figure 9. Evaluation de taux de réduction de calcul, (A) : N=2, (B) : N=3, (C) ;N=4, (D) : N=5. Bruit : Bubble

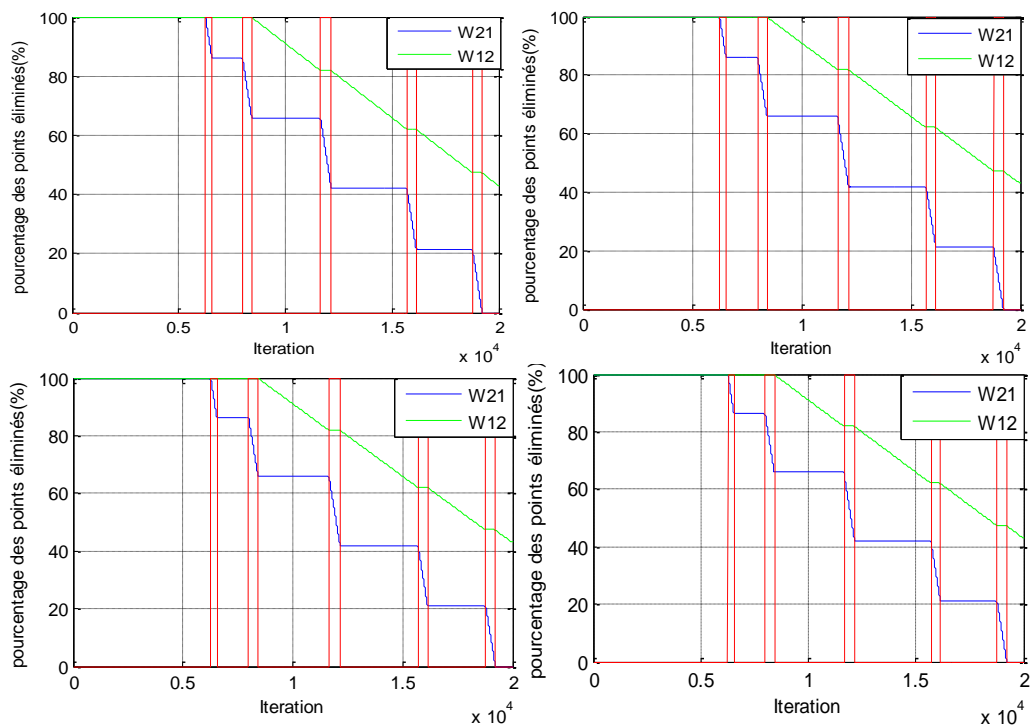


Figure 10. Evaluation de taux de réduction de calcul, (A) : N=2, (B) : N=3, (C) ;N=4, (D) : N=5. Bruit : Street

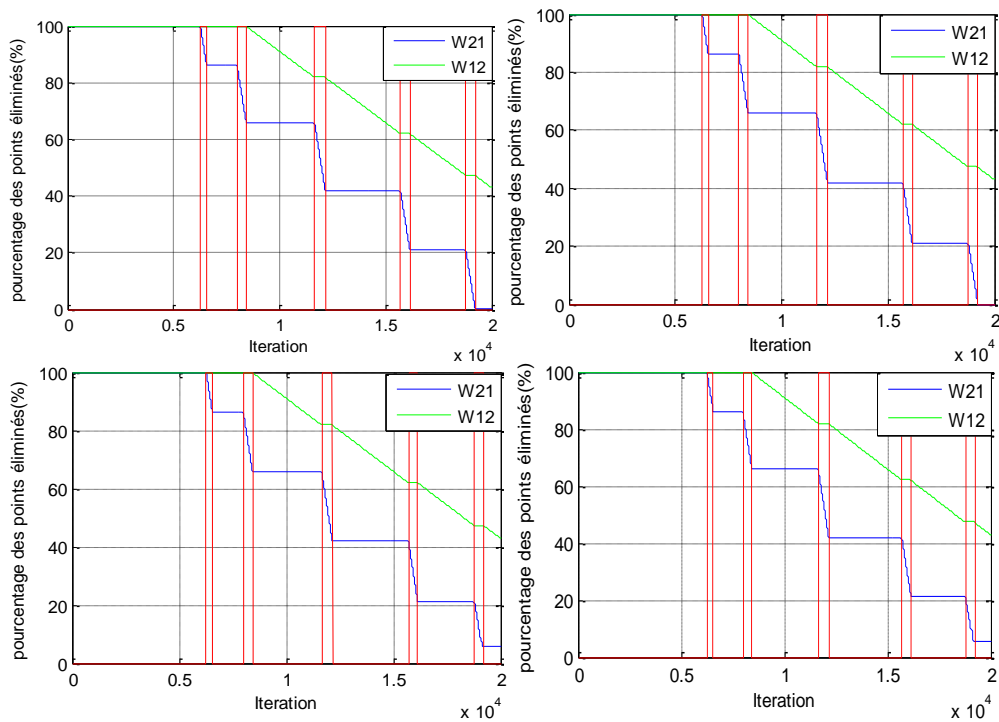


Figure 11. Evaluation de taux de réduction de calcul, (A) : N=2, (B) : N=3, (C) ;N=4, (D) : N=5. Bruit : F16 aircraft

ANNEXE C : EVALUATION DE MOS POUR CHAQUE SUJET

Table5. Mean opinion score for each subject and noise.

Sujets	Bruit	SNR d'entrée	FSAD	WFBSS N=2	WFBSS N=3	WFBSS N=4	WFBSS N=5
1	USASI	-3	4	5	3	2	1
		0	4	5	3	2	1
		5	5	5	4	3	2
	WHITE	-3	4	4	2	2	1
		0	4	4	5	3	2
		5	4	4	4	3	3
	STREET	-3	3	4	2	2	1
		0	4	4	5	3	2
		5	4	4	4	3	3
2	USASI	-3	2	3	4	3	4
		0	3	5	4	4	4
		5	3	4	4	3	3
	WHITE	-3	4	3	3	2	4
		0	3	3	3	3	2
		5	3	3	4	4	3
	STREET	-3	2	3	2	3	1
		0	3	3	2	3	2
		5	3	3	3	3	2
3	USASI	-3	3	4	4	4	3
		0	3	4	3	3	3
		5	3	5	5	3	3
	WHITE	-3	3	3	3	2	2
		0	4	4	4	3	3
		5	4	4	4	3	3
	STREET	-3	3	4	3	3	2
		0	3	4	3	3	3
		5	4	5	4	3	3
4	USASI	-3	3	3	3	3	3
		0	3	4	3	3	2
		5	4	4	4	3	3
	WHITE	-3	3	3	3	3	4
		0	3	4	4	4	3
		5	3	3	4	4	4
	STREET	-3	3	3	2	2	2
		0	3	4	3	3	3
		5	4	4	3	4	3

5	USASI	-3 0 5	3 4 3	3 4 4	3 4 4	3 3 3	2 2 3
	WHITE	-3 0 5	2 4 5	3 3 4	3 3 3	3 3 3	3 3 3
	STREET	-3 0 5	3 4 4	3 4 4	3 4 5	3 2 4	2 3 3
6	USASI	-3 0 5	3 4 4	3 4 4	3 4 3	3 3 4	2 2 1
	WHITE	-3 0 5	4 4 4	2 3 4	2 3 4	2 3 3	1 1 3
	STREET	-3 0 5	3 4 5	3 5 4	3 3 4	2 3 4	1 2 3
7	USASI	-3 0 5	2 2 3	5 4 5	4 5 4	4 5 4	4 4 3
	WHITE	-3 0 5	4 3 4	3 3 3	3 2 5	5 3 3	3 3 3
	STREET	-3 0 5	3 2 3	2 4 4	3 3 5	3 2 4	2 2 5
8	USASI	-3 0 5	3 4 5	4 4 4	3 3 4	4 4 4	3 3 3
	WHITE	-3 0 5	4 4 5	4 4 4	4 3 5	5 4 3	4 4 4
	STREET	-3 0 5	3 3 4	4 4 3	3 3 3	3 2 3	3 3 4
9	USASI	-3 0 5	4 1 3	3 2 3	4 3 4	3 3 4	2 4 4
	WHITE	-3 0 5	3 2 3	4 3 4	3 4 4	4 4 2	3 3 1
	STREET	-3 0 5	3 2 4	2 3 4	2 3 3	1 4 3	2 2 3
10	USASI	-3 0 5	4 3 2	4 4 3	4 4 4	5 4 4	4 5 3
	WHITE	-3 0 5	3 2 4	3 2 4	4 3 3	4 3 4	4 4 5
	STREET	-3 0 5	3 2 3	4 3 4	4 3 4	3 4 4	3 4 4

11	USASI	-3	4	3	4	3	2
		0	3	4	3	3	4
		5	4	3	4	3	4
	WHITE	-3	4	3	4	3	2
		0	3	4	3	3	4
		5	3	3	4	4	4
	STREET	-3	3	4	3	4	3
		0	4	3	3	3	3
		5	4	4	4	4	4
12	USASI	-3	3	4	5	4	5
		0	3	4	4	4	5
		5	4	5	4	5	3
	WHITE	-3	4	3	4	2	2
		0	4	4	4	4	4
		5	4	5	5	4	4
	STREET	-3	3	5	4	4	2
		0	2	5	4	3	4
		5	4	3	4	4	5