

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne démocratique et populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

جامعة سعد دحلب البليدة
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Mention télécommunications
Spécialité Télécommunications et Réseaux

présenté par

KERKAR Mohammed

&

BOUZEKKAR Sohib Abderrahim

REDUCTION DU BRUIT ACOUSTIQUE PAR NOUVELLE APPROCHE DE DECORRELATION SYMETRIQUE ADAPTATIVE EN SOUS-BANDES

Proposé par : Mr.BENDOUMIA Redha

Année Universitaire 2017-2018

Remerciements

Nous remercions Allah tout puissant qui nous a donné la force et la volonté pour pouvoir finir ce mémoire.

Nous tenons à remercier profondément notre encadreur : Mr.BENDOUMIA REDHA pour la confiance qu'il nous a accordée, ses encouragements, et ses précieux conseils.

Nous exprimons notre gratitude envers monsieur le président et les membres de jury d'avoir accepté de juger ce travail.

Nous tenons à remercier, tous ceux qui nous ont enseigné durant toutes nos études et en particulier nos enseignants à l'université de SAAD DAHLEB de Blida.

ملخص :

في الاتصالات اللاسلكية (الهاتف المحمول) داخل السيارة, الإشارة الصوتية المرسلّة تتأثر بعدة عوامل منتجة للضوضاء توجد عدة تقنيات لنزع الضوضاء مثل تقنية تفرقة المنابع و هي تقنية حديثة في ميدان معالجة الإشارة هذه الاخيرة تركز على اشارة الصوت و الضوضاء المستقبلين من حيث المنبع و الممزوجين خطيا. مشروعنا يهدف الى تحسين اشارة الصوت بواسطة الطرق التكيفية, نحن نعتمد على هياكل إلغاء الضوضاء ثنائية الحساس وعلى ما يسمى الهيكل الأمامي ، فإننا نستخدم خوارزمية الربط المتزامن المتوازي التكيفية ، خوارزمية الارتباط الأمامي المتوازي إلى الأمام. النطاقات الفرعية مع عدة مرشحات ومع مرشح واحد.

Résumé :

Dans la téléphonie mains-libres en voiture, le signal de parole à transmettre est fortement perturbé par la présence du bruit de la voiture. Il existe plusieurs techniques d'annulation du bruit comme la séparation de sources qui est une technique relativement récente dans le domaine du traitement du signal. Cette dernière est basée sur l'indépendance de la parole et le bruit qui linéairement mélangés et indépendants. Notre projet a pour but de rehausser un signal de parole par les méthodes adaptatives. Nous basons sur les structures d'annulation du bruit bi-capteurs et sur une structure dite Forward, nous utilisons l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward en sous-bandes, l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward normalisée en sous-bandes avec N sous-filtres et avec un seul filtre.

Abstract :

In hands-free telephony in the car, the speech signal to be transmitted is strongly disturbed by the presence of the noise of the car. There are several noise cancellation techniques such as source separation which is a relatively new technique in the field of signal processing. The latter is based on speech independence and noise that linearly mixed and independent. Our project aims to enhance a speech signal through adaptive methods. Based on the bi-sensor noise cancellation structures and on a so-called Forward structure, we use the sub-bands Forward symmetric Adaptive Decorrelation algorithm, the sub-bands Forward Symmetric adaptive Decorrelation algorithm with N Filters and with a single filter.

Liste des abréviations

GSM: Global System for Mobile.

HDTV: High Definition Television.

ADSL: Asymmetric Digital Subscriber Line.

EQM: Erreur Quadratique Moyenne.

MMSE: Minimum Mean Square Erreur.

RIF : Réponse Impulsionnelle Finie.

RII : Réponse Impulsionnelle Infinie.

LMS: Least-Mean Square.

NLMS: Normalized Least-Mean Square.

NSAF: Normalized Subband Adaptive Filtering.

SAS : Séparation Aveugle de Sources.

FBSS: Forward Blind Source Separation.

BBSS: Backward Blind Source Separation.

2CLMS: Two-Channel Least-Mean Square.

2CFLMS: Two-Channel Forward Least-Mean Square.

2CBLMS: Two-Channel Backward Least-Mean Square.

2CNLMS: Two-Channel Normalized Least-Mean Square.

2CFNLMS: Two-Channel Forward Normalized Least-Mean Square.

2CBNLMS: Two-Channel Backward Normalized Least-Mean Square.

SAD: Symmetric Adaptive Decorrelation.

AD: adaptatif decorrelation.

F-SAD: Forward Symmetric Adaptive Decorrelation.

SF-SAD: Subband Forward Symmetric Adaptive Decorrelation.

SNF-SAD_N: Subband Normalized Forward Symmetric Adaptive Decorrelation N Filter.

SNF-SAD₁: Subband Normalized Forward Symmetric Adaptive Decorrelation 1 Filter.

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre1: Filtrage adaptatif en pleine bande et en sous-bande	
1.1 Introduction.....	3
1.2 Filtre adaptatif.....	3
1.3 Pourquoi le filtrage adaptatif ?.....	4
1.4 Critères d'évaluation de performance d'un filtre adaptatif.....	4
1.4.1 Taux de convergence.....	4
1.4.2 Erreur quadratique moyenne minimale (Minimum Mean Square Error, MMSE).....	5
1.4.3 Erreur d'ajustement (misadjustement).....	5
1.4.4 Précision de l'estimation des paramètres du filtre.....	5
1.4.5 Charge de calcul.....	5
1.4.6 Stabilité.....	5
1.4.7 Robustesse.....	5
1.4.8 Ordre du filtre.....	5
1.5 Applications du filtrage adaptatif.....	6
1.6 Choix de l'algorithme.....	6
1.7 filtre de Wiener.....	6
1.7.1 Principe général.....	7
1.7.2 Principe d'orthogonalité.....	8
1.7.3 Equation de Wiener-Wopt.....	9
1.8 Algorithme du gradient stochastique LMS.....	10
1.8.1 Convergence et stabilité de l'algorithme LMS.....	10
1.9 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS.....	11
1.10 L'écho dans le système des télécommunications.....	11
1.10.1 Principe d'annulation d'écho acoustique.....	12
1.11 Filtrage adaptatif en sous-bande.....	13
1.11.1 Traitement en sous-bande.....	13

a.	Décimation.....	13
b.	Interpolation.....	14
c.	Banc de filtres.....	15
1.11.2	Identification en sous-bande par des filtres séparés	16
1.11.3	Identification en sous-bande par un seul filtre.....	17
1.12	Conclusion.....	19

Chapitre 2: Méthode de séparation aveugle de source

2.1	Introduction.....	20
2.2	Applications.....	20
2.3	Séparation aveugle de sources.....	21
2.3.1	Problème du mélange.....	21
2.3.2	Modélisation mathématique.....	22
2.3.3	Principe générale de séparation aveugle de source.....	22
2.4	Nature des Mélanges.....	23
2.4.1	Mélange linéaire instantané.....	24
2.4.2	Mélange linéaire convolutif.....	25
2.5	Séparation de sources dans le cas d'un mélange convolutif bi-capteurs.....	26
2.5.1	Mélange convolutif bi-capteurs.....	26
2.5.2	Structures de séparation aveugle de sources.....	27
a.	Structure directe (Forward).....	27
b.	Structure récursive (Backward).....	29
2.6	Algorithmes adaptatifs bi-capteurs.....	30
2.6.1	Algorithme de gradient stochastique double (2CLMS).....	30
2.6.2	Algorithme de gradient stochastique normalisé double (2CNLMS).....	32
a.	Algorithme 2CFNLMS.....	32
b.	Algorithme 2CBNLMS.....	33
2.7	Conclusion.....	34

Chapitre3: Algorithmes proposés

3.1	Introduction.....	35
3.2	Algorithme de decorrelation adaptatif symétrique(SAD).....	35
3.2.1	Algorithme de decorrelation adaptatif (AD).....	35
3.2.2	Algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward (F-SAD).....	37
3.3	Algorithme F-SAD en sous-bandes (SF-SAD).....	38
3.4	Algorithme F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD _N).....	42
3.5	Algorithme F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD ₁).....	45
3.6	Conclusion.....	48

Chapitre 4 : Résultats de simulations

4.1	Introduction.....	49
4.2	Description des signaux des simulations.....	49
4.3	Détecteur d'activité vocale(DAV).....	51
4.4	Filtres d'analyse et de synthèse.....	51
4.5	Mesure de performance.....	52
	a. Le critère de l'évolution temporelle de l'EQM	52
	b. Rapport signal à bruit (RSB).....	53
4.6	Simulations des résultats	53
4.6.1	Evolution des signaux estimés.....	54
	a. Comparaison avec le signal bruité $p_1(n)$	54
	b. Comparaison avec le signal estimé en pleine bande.....	55
4.6.2	Evaluation de La vitesse de convergence.....	57
4.6.3	Effet des paramètres μ et M sur les algorithmes proposé.....	58
	a. Effet de la taille du filtre.....	58
	b. Effet du pas.....	60

4.6.4	Comparaison entre SNF-SAD _N et SNF-SAD ₁	61
4.6.5	Evaluation du rapport de Signal à Bruit de sortie.....	62
	a. Comparaison entre RSB de l'algorithme NF-SAD et de SNF-SAD ₁	62
	b. Effet du pas.....	63
	c. Effet de la taille de filtre M.....	64
4.7	Conclusion.....	64
	Conclusion générale	66
	Bibliographié	67

Liste des figures

Figure 1.1	Principe d'un filtre adaptatif.....	04
Figure 1.2	Schéma principal du filtrage de Wiener.....	07
Figure 1.3	Structure complète d'un système d'annulation d'écho.....	12
Figure 1.4	Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes.....	13
Figure 1.5	Opération de décimation par un facteur D.....	14
Figure 1.6	Opération d'interpolation par un facteur I.....	15
Figure 1.7	Banc de filtres.....	15
Figure 1.8	Principe du filtrage adaptatif en sous bande.....	17
Figure 1.9	Structure du filtrage adaptatif en sous bande, réponses désirées sous bandes, sorties du filtre sous bandes et signaux d'erreurs sous bandes.....	18
Figure 2.1	Représentation de problème du mélange.....	21
Figure 2.2	Phénomène de mélanges de signaux.....	22
Figure 2.3	Modèle générale de la SAS.....	23
Figure 2.4	Modèle du mélange linéaire instantané avec L sources et K observations.....	24
Figure 2.5	Schéma du mélange linéaire convolutif avec L sources K Observations.....	25
Figure 2.6	Structure du mélange convolutif complète.....	26
Figure 2.7	Structure du mélange convolutif simplifié.....	27
Figure 2.8	Structure symétrique directe « Forward BSS ».....	28
Figure 2.9	Structure symétrique récursive « Backward BSS ».....	29
Figure 2.10	Structure complète d'un mélange convolutif et la structure Forward.....	31
Figure 2.11	Structure complète d'un mélange convolutif et la structure Backward.....	32
Figure 3.1	Structure de l'algorithme de decorrelation adaptatif.....	36
Figure 3.2	Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward (F-SAD).....	37
Figure 3.3	Structure de l'algorithme proposé SF-SAD.....	40
Figure 3.4	Structure de l'algorithme proposé SNF-SAD _N	43
Figure 3.5	Structure de l'algorithme proposé SNF-SAD ₁	46
Figure 4.1	Description temporel des signaux originaux, à gauche : le signal de parole $s(n)$, à droite : le signal de bruit USASI $b(n)$	50

Figure 4.2 Exemple des réponses impulsionnelles, $M=128$, (a): $h_{21}(n)$, (b): $h_{12}(n)$	50
Figure 4.3 Description temporel des signaux bruités, à gauche : le signal $p_1(n)$, à droite : le signal $p_2(n)$	50
Figure 4.4 Signal de parole original avec une segmentation manuelle.....	51
Figure 4.5 Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes.....	51
Figure 4.6 Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour quatre sous bandes.....	52
Figure 4.7 Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour huit sous-bandes.....	52
Figure 4.8 Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.005$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$ (4SB).....	54
Figure 4.9 Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$ (4SB).....	54
Figure 4.10 Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$ avec $\mu_{21}=\mu_{12}=0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$ (4SB).....	55
Figure 4.11 Comparaison entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et l'algorithme SF-SAD (2,4 et 08 sous-bandes).....	56
Figure 4.12 Comparaison entre l'algorithme NF-SAD (pleine bande) et l'algorithme SNF-SAD _N (2,4 et 08 sous bandes).....	56
Figure 4.13 Comparaison entre l'algorithme NF-SAD (pleine bande) et l'algorithme SNF-SAD ₁ (2,4 et 08 sous-bandes).....	56
Figure 4.14 Comparaison de l'EQM entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et le SF-SAD (2,4 et 8 sous bandes), excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.005$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$	57
Figure 4.15 Comparaison de l'EQM entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et le SNF-SAD _N (2,4 et 8 sous bandes), excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$	57
Figure 4.16 Comparaison de l'EQM entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et le SNF-SAD ₁ (2,4 et 8 sous bandes), excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21}=\mu_{12}=0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$	58

Figure 4.17 Influence de la taille de filtre dans l'algorithme SF-SAD (pour quatre sous-bandes).....	59
Figure 4.18 Influence de la taille de filtre dans l'algorithme SNF-SAD _N (pour quatre sous-bandes).....	59
Figure 4.19 Influence de la taille de filtre dans l'algorithme SNF-SAD ₁ (pour quatre sous bandes).....	60
Figure 4.20 Influence du pas d'adaptation dans l'algorithme SF-SAD (pour quatre sous bandes).....	60
Figure 4.21 Influence du pas d'adaptation dans l'algorithme SNF-SAD _N (pour quatre sous bandes).....	61
Figure 4.22 Influence du pas d'adaptation dans l'algorithme SNF-SAD ₁ (pour quatre sous bandes).....	61
Figure 4.23 Comparaison de l'EQM entre l'algorithme SNF-SAD _N et le SNF-, excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21} = \mu_{12} = 0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$	62
Figure 4.24 Evaluation du Rapport signal à bruit à la sortie obtenu par les deux algorithmes, NF-SAD et SNF-SAD ₁	63
Figure 4.25 Effet du pas d'adaptation sur le rapport signal à bruit estimé à la sortie de l'algorithme SNF-SAD ₁	63
Figure 4.26 Effet de la taille du filtre sur le rapport signal à bruit estimé à la sortie de l'algorithme SNF-SAD ₁	64

Liste des tableaux

Tableau 2.1	Algorithmes de gradient stochastique double (2CLMS).....	33
Tableau 2.2	Algorithmes de gradient stochastique normalisé double (2CNLMS).....	34
Tableau 3.1	Algorithmes F-SAD en sous-bandes (SF-SAD).....	41
Tableau 3.2	Algorithmes F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD _N).....	44
Tableau 3.3	Algorithmes F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD ₁).....	47
Tableau 4.1	Paramètres utilisés dans simulations.....	53

Introduction générale

Plusieurs algorithmes appliqués dans des applications en temps-réel comme la téléphonie se base sur l'estimation du bruit lors des périodes de silence. Le rehaussement de la parole est un domaine de la télécommunication dont les recherches prennent de plus en plus d'ampleur. En effet, dans un monde où la télécommunication connaît un véritable essor, les technologies se doivent d'être de plus en plus performantes afin de plaire au plus grand nombre.

Les applications qui nécessitent un rehaussement de la parole sont très nombreuses, la plus évidente étant sans doute celle de la téléphonie mobile. En effet il n'est pas rare qu'un locuteur se retrouve dans un environnement bruyant et hostile à sa communication. Les techniques de rehaussement de la parole vont alors lui être utiles afin d'améliorer la clarté et l'intelligibilité de sa voix [1].

La téléphonie mains-libres en voiture est un équipement qui devient de plus en plus standard dans les véhicules actuels. Ces accessoires répondent à un besoin de communiquer tout en conduisant, pour des raisons professionnelles ou personnelles. Or, la voiture s'avère un environnement acoustique particulièrement difficile. En effet, un habitacle de voiture présente une forte réverbération, du fait de la présence de nombreuses surfaces vitrées, et il est aussi très bruyant. Ce bruit vient de multiples sources, comme le moteur, le roulement de pneu sur la route, le vent, la circulation environnante...et ces sources varient fortement d'une condition de conduite à l'autre.

La réduction du bruit ambiant au niveau de la prise de son dans l'habitacle constitue donc un élément majeur dans le confort des utilisateurs de ce type d'équipement. La séparation de sources par les méthodes bi-capteurs est une technique relativement récente dans le

domaine de réduction du bruit. Elle vise à extraire des sources statistiquement indépendantes à partir d'un mélange linéaire convolutif. L'objectif essentiel des travaux effectués dans le cadre de ce mémoire est la proposition des solutions efficaces de réduction de bruit, basant sur l'algorithme de séparation de sources qui s'appelle l'algorithme de décorrélation symétrique adaptatif (SAD).

Nous présentons ci-après les différents chapitres de ce mémoire :

Chapitre 1 Nous avons parlé en première partie de filtrage adaptatif en pleine bande et les différents algorithmes de gradient stochastique (LMS et NLMS), et dans la deuxième partie nous présentons le principe de filtrage adaptatif en sous-bandes et l'algorithme NSAF.

Chapitre 2 Nous avons définis le mélange de signaux et ses différents types, après on a présenté les structures de séparation aveugle de sources et les algorithmes adaptatifs bi-capteurs.

Chapitre 3 Nous avons proposés une nouvelle approche de décorrélation adaptatif symétrique SAD pour la réduction de bruit et le rehaussement de la parole.

Chapitre 4 Nous illustrons les résultats de simulations de nos algorithmes SAD proposés pour la réduction du bruit et le rehaussement de la parole.

Ce présent document sera terminé par une conclusion générale.

Chapitre 1 Filtrage adaptatif en pleine bande et en sous bande

1.1. Introduction

Les méthodes adaptatives en traitement du signal visent l'adaptation automatique des opérateurs de traitement aux propriétés des signaux et des systèmes, ainsi que l'adaptation à leurs variations dans le temps.

Dans ce chapitre, nous allons présenter le principe du filtrage adaptatif et ses applications, comme nous allons présenter aussi les algorithmes adaptatifs du gradient stochastique en pleine bande et en sous-bandes.

1.2. Filtre adaptatif

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire [2].

Les différents signaux qui sont utilisés dans le filtre adaptatif qui est représenté à la figure 1.1 sont :

- $x(n)$ est le signal de l'entrée du filtre,
- $w(n)$ sont les coefficients du filtre,
- $y(n)$ est le signal de la sortie du filtre,
- $d(n)$ est le signal de référence,
- $e(n)$ est le signal d'erreur (c'est la différence entre $d(n)$ et $y(n)$).

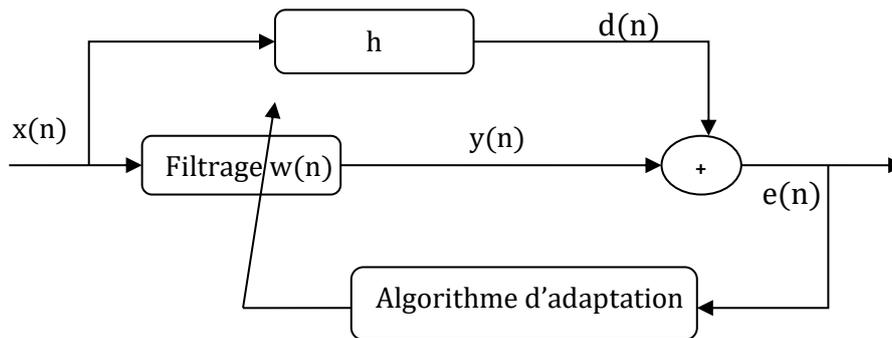


Figure 1.1 : Principe d'un filtre adaptatif

Les filtres adaptatifs peuvent être classés en fonction des choix qui sont faits sur les points suivants [3]:

- Critère d'optimisation.
- Algorithme de mise à jour des coefficients.
- Structure du filtre adaptatif.
- Type de signal traité, mono ou multidimensionnel.

1.3. Pourquoi le filtrage adaptatif ?

Le rôle primordial du filtrage adaptatif est d'ajuster le paramètre w pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM : erreur quadratique moyenne).

La technique de filtrage adaptatif se décompose classiquement en deux étapes:

- Une étape de filtrage qui permet d'obtenir une estimation du signal inconnu en convolant le signal d'entrée $x(n)$ avec les coefficients du filtre adaptatif w . L'erreur d'estimation $e(n) = d(n) - y(n)$ est ensuite utilisée dans la partie adaptation.
- Une étape d'adaptation qui permet d'ajuster les coefficients du filtre adaptatif w suivant un algorithme donné.

1.4. Critères d'évaluation de performance d'un filtre adaptatif

1.4.1. Taux de convergence

Dans un système adaptatif, une convergence rapide vers la solution optimale est un critère désiré. Cependant, une convergence ne peut être considéré seul mais en conjonction avec d'autre critère. Par conséquent, il faut retenir que la convergence rapide :

- ne veut pas forcément dire meilleure solution.
- est un critère important pour évaluer la performance d'un algorithme.

1.4.2. Erreur quadratique moyenne minimale

Indique dans quelle mesure le système est apte à exécuter sa tâche de filtrage. Une MMSE faible indique que le système adaptatif a «*précisément*» convergé vers la solution désirée. L'erreur quadratique moyenne excédante est définie comme étant la différence entre l'erreur quadratique moyenne (MSE) réelle à la sortie du filtre adaptatif et ce qu'elle devrait être si les coefficients du filtre adaptatif étaient maintenus à leurs valeurs optimales.

1.4.3. Erreur d'ajustement (misadjustment)

Dépend essentiellement de :

- Bruit du gradient.
- Sensibilité des coefficients à l'effet de quantification (distorsion).
- Ordre du filtre adaptatif.
- Amplitude (grandeur) du bruit de la mesure.

1.4.4. Précision de l'estimation des paramètres du filtre

La précision de l'estimation des coefficients du filtre est plutôt importante dans la mesure où elle permet des conditions acceptables de l'erreur d'ajustement.

1.4.5. Charge de calcul

Une faible charge de calcul est particulièrement intéressante pour une implémentation matérielle en temps réel (DSP) et les applications où une faible consommation d'énergie est exigée.

1.4.6. Stabilité

Les filtres RIF sont intrinsèquement stables aussi longtemps que le facteur de convergence et constantes de gain sont appropriés. La stabilité devient un problème majeur lorsqu'il s'agit de filtres RII.

1.4.7. Robustesse

Il est difficile de mesurer quantitativement ce critère tant robustesse est directement reliée avec la stabilité du système adaptatif. Elle indique à quelle mesure le système peut résister aussi bien aux aléas du signal d'entrée qu'aux effets de quantification.

1.4.8. Ordre du filtre

L'ordre du filtre, désigné par M , est intrinsèquement relié aux autres critères d'évaluation de la performance. Il indique à quel degré de précision le filtre adaptatif peut modéliser le système. Pour les systèmes surdéterminés, (l'ordre du filtre est supérieur à l'ordre du système), ou autrement, quand il y a trop de pôles/zéros dans le modèle du système, l'erreur quadratique moyenne aura la possibilité de converger vers zéro mais au prix d'une charge de calcul excessive. De la même manière, lorsque le système est sous déterminé, (l'ordre du filtre est inférieur à l'ordre du système), peu de calculs seront nécessaires. Par contre, l'erreur quadratique moyenne va converger vers un constant non nul.

1.5. Applications du filtrage adaptatif

Les applications du filtrage adaptatif diffèrent par la manière dont est extraite la réponse désirée. Dans ce contexte, on peut distinguer trois classes fondamentales utilisant le filtrage adaptatif [4]:

- L'identification de systèmes ; dans ce cas, on souhaite trouver la réponse impulsionnelle $w(n)$ représentant au mieux le processus inconnu.
- La modélisation inverse avec laquelle on tente de reconstruire le signal.
- L'annulation d'interférences.
- La prédiction

1.6. Choix de l'algorithme

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [3]:

- La rapidité de convergence qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger "assez près" de la solution optimale,
- La mesure de cette "proximité" entre cette solution optimale et la solution obtenue,
- La capacité de poursuite (tracking) des variations (non-stationnarités) du système,
- La robustesse au bruit,
- La complexité,
- La structure (modularité, parallélisme, ...),
- Les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre.

1.7. Filtre de Wiener

La figure suivante schématise le principe d'un filtre dit de Wiener :

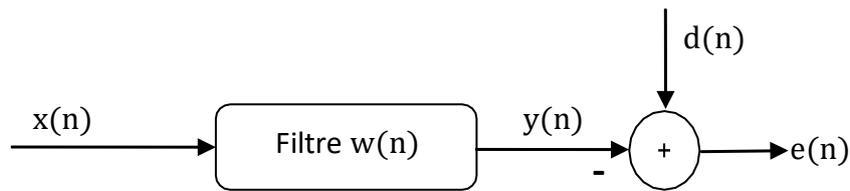


Figure 1.2: Schéma principal du filtrage de Wiener

1.7.1. Principe général

Le principe du filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque l'entrée $x(n)$ est perturbée par un bruit.

On note $e(n) = d(n) - y(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$; $w(n)$ le vecteur des coefficients ajustables du filtre.

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

De nombreux choix sont possibles en ce qui concerne la fonction coût ; par exemple :

- erreur quadratique moyenne,
- erreur L_1 ,
- erreur L_K ,
- erreur L_∞ ,

Parmi celles-ci, l'erreur quadratique moyenne est la plus utilisée, car elle conduit à des développements mathématiques complets et simples, fournit la solution en fonction des caractéristiques au second ordre des variables aléatoires, caractéristiques qui sont les plus simples à estimer, et enfin fournit une solution unique. C'est sur l'estimation linéaire en moyenne quadratique que repose le filtrage de Wiener [2].

On définit la sortie du filtre comme suit:

$$y(n) = \sum_{m=0}^{M-1} w_m(n) x(n - m) \quad (1.1)$$

C'est plus pratique d'utiliser une notation matricielle pour la sortie du filtre:

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

$$\text{Avec : } \mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{M-1}(n)]^T$$

Est un vecteur de longueur M contenant les coefficients du filtre RIF

$$\mathbf{x}(n) = [x(n), x(n-1) \dots x(n-M+1)]^T \quad (1.3)$$

Est le vecteur des M données d'entrée les plus récentes.

Le signal d'erreur est :

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

À partir des coefficients du filtre $\{w_0(n), w_1(n), w_2(n), \dots, w_{M-1}(n)\}$ on peut minimiser l'erreur quadratique moyenne « EQM »

$$J = E[e(n)e^*(n)] = E[e(n)^2] \quad (1.5)$$

$$\text{D'où : } J = E[(d(n) - \mathbf{w}^H(n)\mathbf{x}(n))(d^*(n) - \mathbf{w}^H(n)\mathbf{x}(n)^*)]$$

$$J = \sigma_d^2 - \mathbf{w}^H(n)\mathbf{r} - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{r}^* + \mathbf{w}^H(n)\mathbf{R}\mathbf{w}(n) \quad (1.6)$$

Avec :

\mathbf{r} : Le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

\mathbf{R} : La matrice d'auto-corrélation de l'entrée $x(n)$. Cette matrice est définie positive de Toeplitz et à symétrie hermitienne ($\mathbf{R} = \mathbf{R}^H$).

1.7.2. Principe d'orthogonalité

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

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

On a :

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\}$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2E \{ e(n)\mathbf{x}(n) \} \quad (1.8)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a:

$$E\{e_{\text{min}}(n)\mathbf{x}(n)\} = 0_{M \times 1} \quad (1.9)$$

Avec : $e_{\min}(n)$ est l'erreur pour laquelle J est minimisée (c`ad pour le filtre optimal). C'est le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $x(n - m)$, $0 \leq m \leq M - 1$ sont décorrélés de l'erreur $e_{\min}(n)$. En d'autres termes, le critère J atteint son minimum si et seulement si l'erreur $e(n)$ est orthogonale aux échantillons du signal d'entrée $x(n - m)$.

À l'optimum, on a aussi:

$$E\{e_{\min}(n)y(n)\} = E\{e_{\min}(n) \sum_{M=0}^{M-1} w_{\text{opt},m}x(n - m)\}$$

$$E\{e_{\min}(n)y(n)\} = \sum_{M=0}^{M-1} w_{\text{opt},m}E\{e_{\min}(n)x(n - m)\}$$

$$E\{e_{\min}(n)y(n)\} = 0 \tag{1.10}$$

C'est le corollaire du principe d'orthogonalité. \mathbf{w}_{opt} sont les coefficients du filtre optimal

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} : \mathbf{w}_{\text{opt}} = [w_{\text{opt},0} w_{\text{opt},1} \dots w_{\text{opt},M-1}]^T$$

En d'autres termes, quand le critère J atteindrent son minimum alors l'erreur $e_{\min}(n)$ est orthogonale à la sortie du filtre $y(n)$.

1.7.3. Equation de Wiener-opt

Nous savons que pour le filtre optimum \mathbf{w}_{opt} , nous avons $E\{e_{\min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{M \times 1}$. En développant cette équation, nous obtenons:

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

Soit :

$$E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{\text{opt}} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \tag{1.11}$$

Ou encore :

$$\mathbf{R} \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{r} \text{ avec } \mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r} \tag{1.12}$$

$\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$ est la matrice d'auto-corrélation du signal d'entrée $x(n)$. Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.

$\mathbf{r} = E\{\mathbf{x}(n) \mathbf{d}(n)\}$ est le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$. La dernière équation $\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}$ est appelée l'équation de Weiner-Hopt.

1.8. Algorithme du gradient stochastique LMS

L'algorithme LMS (Least Mean Squares) est un choix populaire dans beaucoup d'applications exigeant le filtrage adaptatif. Deux raisons principales de sa popularité : (i) la simplicité et (ii) complexité informatique réduite [5]. En outre, il y a plusieurs variantes de l'algorithme qui peuvent être employées spécifiquement afin de résoudre différents types de problèmes qui sont inhérents à certaines applications. La version de base du LMS est un cas spécial du filtre adaptatif du gradient descendant bien connu [6].

Puisque $\mathbf{R} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}(n)\}$ et $\mathbf{r} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\}$ sont inconnus, on approchera ces grandeurs déterministes par des estimées $\tilde{\mathbf{R}}(n)$ et $\tilde{\mathbf{r}}(n)$ à l'instant n . Dans le cas du LMS, on choisit les estimées les plus simples possibles, à savoir [5]:

$$\tilde{\mathbf{R}}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (1.13)$$

$$\tilde{\mathbf{r}}(n) = \mathbf{x}(n)d(n) \quad (1.14)$$

Ce sont simplement les estimées instantanées des corrélations.

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu [\tilde{\mathbf{r}}(n) - \tilde{\mathbf{R}}(n)\mathbf{w}(n)]$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) [d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n)]$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mu \mathbf{x}(n) e(n) \quad (1.15)$$

Qui est l'algorithme LMS. On remarquera que $\mathbf{w}(n)$ est maintenant une variable aléatoire [puisque à chaque nouvelle itération n , $\mathbf{w}(n)$ dépend des processus aléatoires $\mathbf{x}(n)$ et $d(n)$].

$$\text{Avec : } e(n) = d(n) - y(n)$$

$$\text{Et : } y(n) = \mathbf{w}^T(n) \mathbf{x}(n)$$

μ est le pas d'adaptation de l'algorithme qui démarre avec une initialisation quelconque $\mathbf{w}(0)$. L'algorithme LMS est très simple: il nécessite seulement $2M + 1$ multiplications et $2M$ additions par itération, et M est le nombre de coefficients du filtre [5].

1.8.1. Convergence et stabilité de l'algorithme LMS

L'algorithme LMS engagé avec certaines valeurs arbitraires pour le poids est perçu comme vecteur de convergence :

Si μ est choisie pour être très faible alors l'algorithme converge très lentement. Une grande valeur de μ peut conduire à une accélération de convergence, mais peut-être moins stable, autour de la valeur minimale. Habituellement μ est choisie dans la marge :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \quad (1.16)$$

Où λ_{\max} représente la valeur propre maximale de la matrice d'auto-corrélation \mathbf{R} .

La convergence de l'algorithme est inversement proportionnelle à la propagation des valeurs propres de la matrice d'auto-corrélation . Pour des valeurs propres de \mathbf{R} qui sont très répandues, la convergence peut être lente.

1.9. Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

L'algorithme NLMS (Normalized Least Mean Square) consiste à normaliser le pas d'adaptation μ dans l'algorithme LMS par rapport à l'énergie du signal d'entrée pour réduire au minimum l'effet de variation de la puissance du signal d'entrée et de rendre ainsi la convergence plus ou moins uniforme en passant d'une étape d'adaptation a une autre [8].

Dans l'équation qui va suivre, le pas d'adaptation μ est alors remplacé par un pas d'adaptation défini à chaque itération par [6]:

$$\mu_n = \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (1.17)$$

La convergence de cet algorithme est garantie pour un pas d'adaptation $0 < \mu_n \leq 2$ La mise à jour des coefficients du filtre adaptatif par l'algorithme NLMS est alors donnée par:

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n - 1) + \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \beta} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.18)$$

Où β est un facteur permettant de suivre plus ou moins rapidement les variations d'énergie dans le signal d'entrée $\{x\}$.

1.10. L'écho dans le système des télécommunications

L'écho acoustique est un problème rencontré en télécommunication, notamment dans les applications de téléconférence. L'écho provient du passage du signal envoyé à travers un

canal, par exemple une salle, pour le cas de la téléphonie mains libres. Il est donc désirable de pouvoir éliminer cet écho à la réception du signal [7].

L'annulation de l'écho requiert la connaissance d'un modèle pour le canal à égaliser. Toutefois, la réponse impulsionnelle du canal en question peut varier en fonction du temps. Le filtrage adaptatif est l'approche la plus appropriée dans ce cas pour estimer les paramètres variables du canal. L'algorithme adaptatif LMS (ou aussi NLMS), basé sur le gradient de fonction de coût, est un algorithme très utilisé dans le domaine, surtout pour sa simplicité d'implantation.

1.10.1. Principe d'annulation d'écho acoustique

L'annulation d'écho acoustique est un des axes d'évolution récents les plus importants dans le domaine des communications. Il s'agit d'une application des techniques d'identification des systèmes, le système à étudier étant le chemin d'écho acoustique. En télécommunications, il est souvent nécessaire d'éliminer des échos gênants. C'est notamment le cas pour la transmission de données en mode bidirectionnel simultané pour la transmission téléphonique mains-libres ou vidéo-conférence.

Nous notons que le DAV c'est le détecteur d'activité vocale, on va le voir en détail dans la suite de ce mémoire.

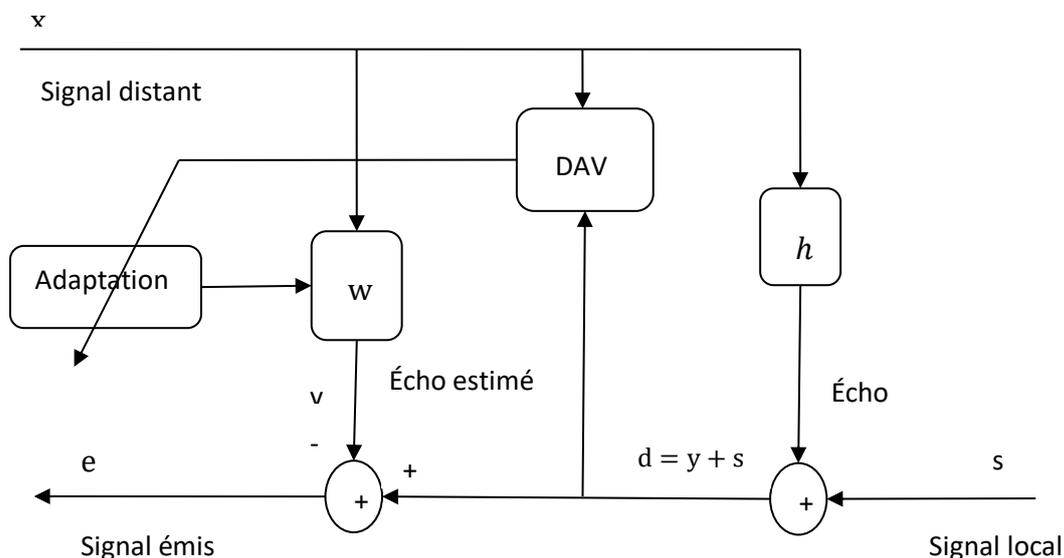


Figure 1.3: Structure complète d'un système d'annulation d'écho

1.11. Filtrage adaptatif en sous-bande

La structure de la figure 1.3 est valide pour l'identification de « h » dans le cas de l'adaptation dans toute la bande de fréquences. L'adaptation peut alors se faire à l'aide de l'algorithme NLMS par exemple.

Toutefois, l'annulation totale de l'écho acoustique requiert un filtre transverse « w » très long. Comme le taux de convergence de NLMS diminue en augmentant la longueur du filtre, l'annulation de l'écho acoustique en temps réel peut devenir difficile. L'adaptation des poids dans plusieurs sous-bandes parallèles suggère un meilleur taux de convergence.

1.11.1. Traitement en sous-bande

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

L'idée de base est d'obtenir une série de signaux représentatifs d'une bande de fréquence du signal original. En simplifiant et en supposant que le filtre idéal existe, le signal est filtré par un ensemble de N filtres passe-bande à supports disjoints (exemple avec 4 bandes, voir la figure 1.4), ce qui permet d'obtenir N sous-signaux correspondant chacun à une partie du spectre du signal original [8].

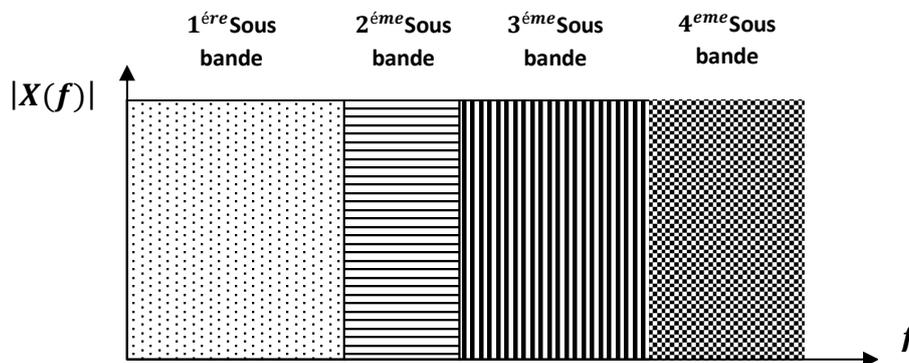


Figure 1.4 : Exemple de découpage d'un signal en quatre sous-bandes.

a. Décimation

Il s'agit de l'opérateur de sous-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret. Un décimateur, comme le montre la figure 1.5, ne retient que les échantillons de $s(n)$ qui se

produisent à des instants aux des multiples de D. La sortie de décimation peut être exprimée

$$\text{par : } s_D(k) = s(kD) \quad (1.19)$$

Où : D est le facteur de décimation, et k représente l'indice de temps décimé.

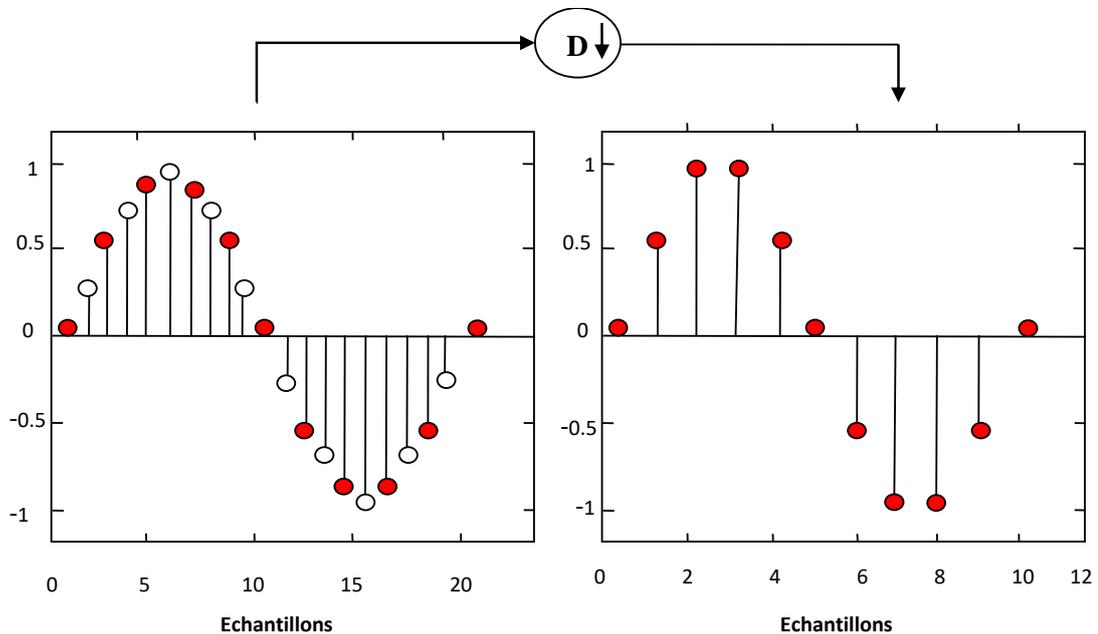


Figure 1.5 : Opération de décimation par un facteur D.

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

$$s_D(z) = \frac{1}{D} \sum_{l=0}^{D-1} s(z^{1/D} e^{-j l 2 \pi / D})$$

b. Interpolation

Il s'agit de l'opérateur de sur-échantillonnage entier pour les signaux à temps discret (voir la figure 1.6). L'interpolateur augmente le taux d'échantillonnage du signal d'entrée $s(n)$, par l'insertion de $(I-1)$ échantillons nuls entre chaque paire adjacente d'échantillons d'entrée selon la relation suivante :

$$s_I = \begin{cases} s\left(\frac{n}{I}\right), & n = 0, \pm I, \pm 2I, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.20)$$

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

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

$$s_I(z) = s(z^I) \quad (1.21)$$

Graphiquement, cet opérateur représenté comme suite :

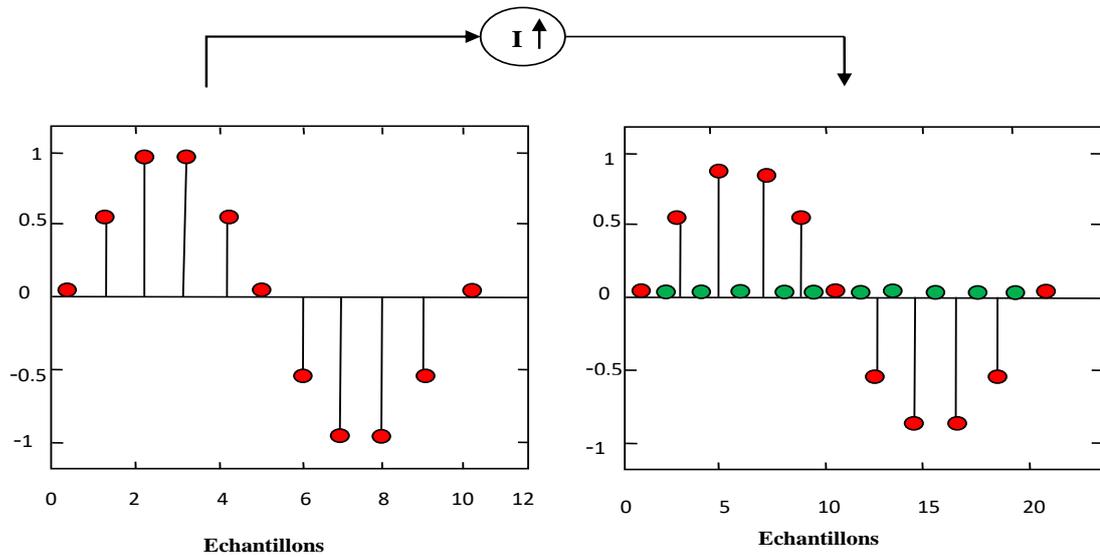


Figure 1.6 : Opération d'interpolation par un facteur I.

c. Banc de filtres

Un banc de filtres est un ensemble de filtres numériques travaillant en parallèle et découpant la bande de fréquence en N sous-bandes (figure 1.7). Parmi les applications, on a par exemple, l'analyse en sous-bandes ou encore le codage en sous-bandes de signaux en vue de leur transmission ou de leur stockage, ou encore le filtrage adaptatif en sous bande.

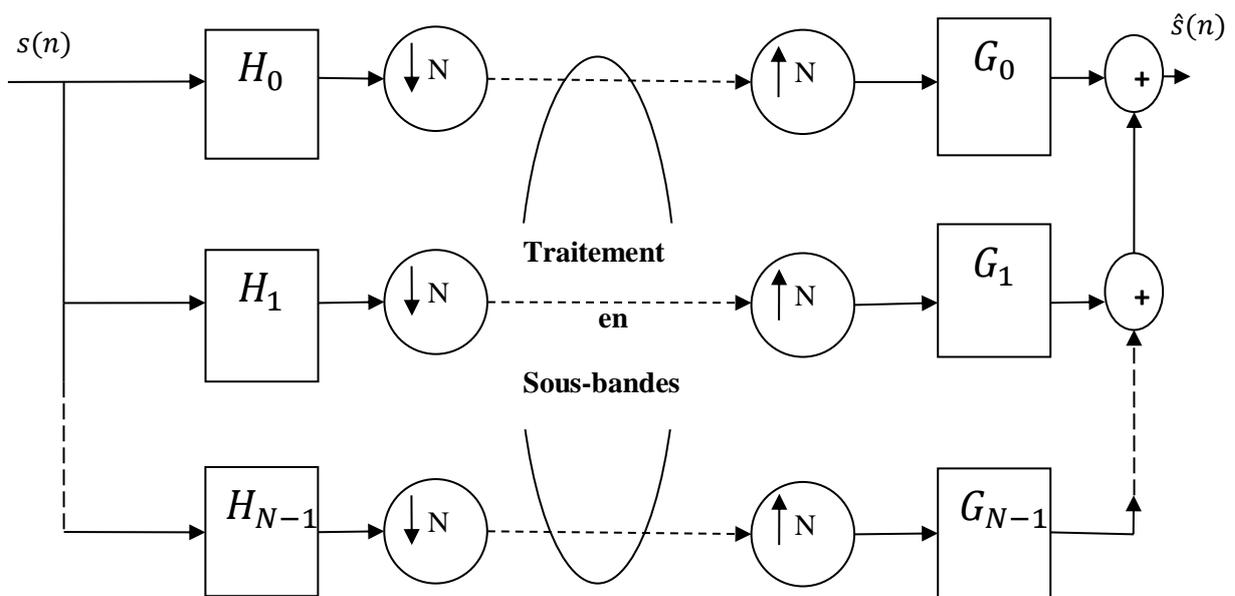


Figure 1.7 : Banc de filtres.

La figure 1.7 illustre une analyse/synthèse en sous-bande par banc de filtres, où les filtres H_i suivis de décimateurs par facteur entier D , sont les éléments du banc de filtre d'analyse, tandis que les filtres G_i précédés par interpolateurs par facteur entier I , sont les éléments du banc de filtre de synthèse.

1.11.2. Identification en sous-bande par des filtres séparés

Le filtrage adaptatif en sous-bande a été proposé pour augmenter la vitesse de convergence en gardant presque la même complexité des calculs par rapport aux algorithmes en pleine bande.

Récemment, plusieurs algorithmes du filtrage adaptatif en sous-bande ont été proposés pour l'annulation de l'écho acoustique, rehaussement de la parole, beamforming et d'autres algorithmes ont été proposés pour la séparation aveugle de sources. Son principe est de partitionner le signal d'entrée en ensemble des sous-signaux préalables pour simplifier le traitement. La décomposition d'un signal en pleine bande à différentes sous-bandes facilite la manipulation de l'information contenue dans chaque sous-bande [8].

Le principe du filtrage adaptatif en sous-bande est schématisé par la figure 1.8. L'idée principale de l'identification d'une réponse impulsionnelle par le filtrage adaptatif en sous-bande est de décomposer le signal désiré $d(n)$ en sous-bandes par le filtre d'analyse et la même chose pour le signal d'entrée $x(n)$, la mise à jour de chaque filtre adaptatif $w_i(k)$ se fait par l'ensemble d'erreurs $e_{i,D}(k)$.

L'équations de la mise à jour des filtres $w_i(k)$ [8]:

$$\mathbf{w}_i(k) = \mathbf{w}_i(k-1) + \mu_i e_{i,D}(k) \mathbf{x}_{i,D}(k) , \quad (1.22)$$

Où $i = 1, 2, \dots, N$ et $0 < \mu_i < \frac{2}{\lambda_{\max}}$

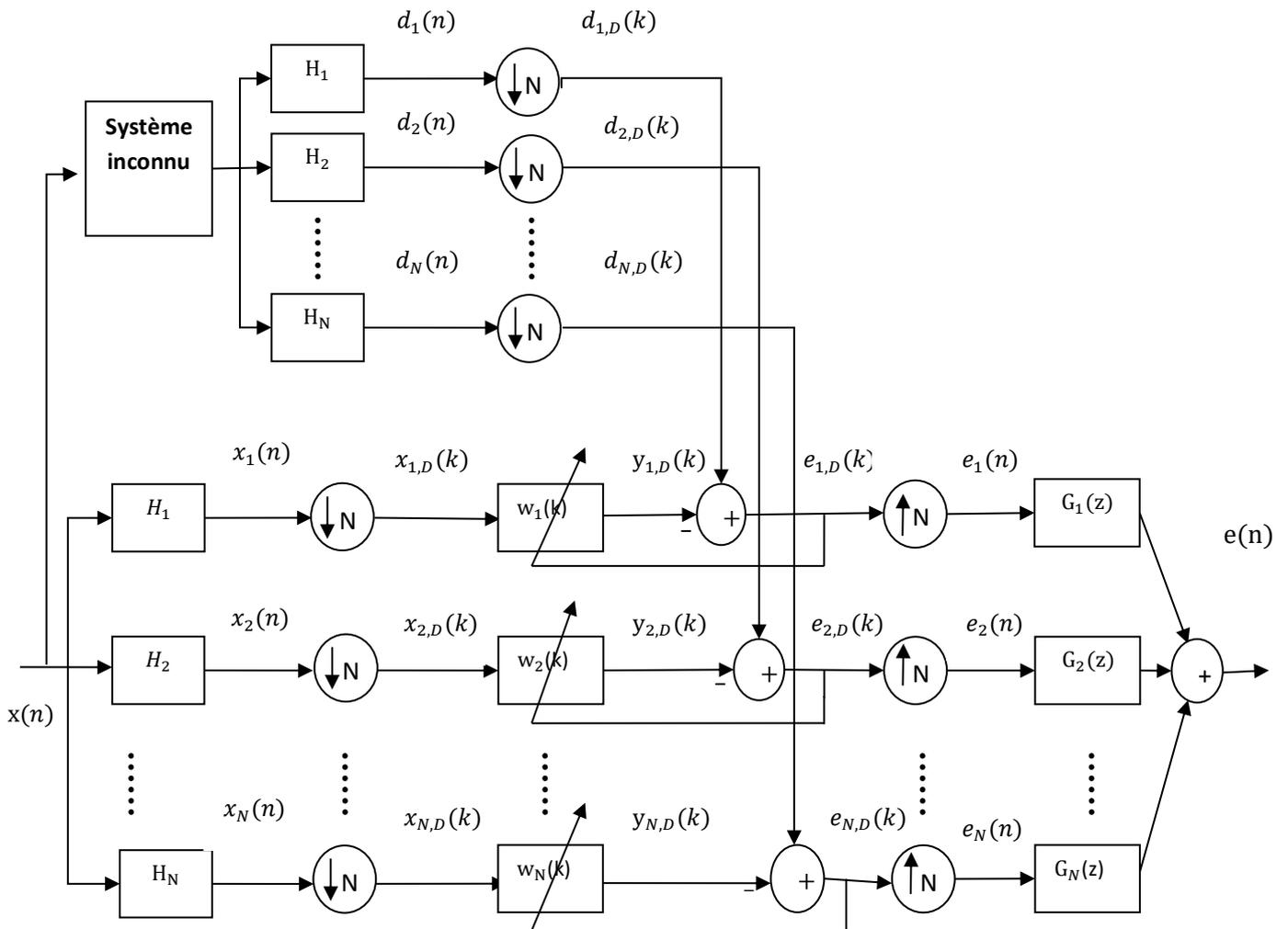


Figure 1.8 : Principe du filtrage adaptatif en sous bande.

1.11.3. Identification en sous-bande par un seul filtre

La figure 1.9 représente la structure du filtrage adaptatif en sous-bandes, la réponse désiré $d(n)$ et le signal de la sortie du filtre $y(n)$, sont partitionnés a N sous bandes par le filtre d'analyse $H_1(z), \dots, H_N(z)$. Les signaux sous bandes $d_i(n)$ et $y_i(n)$ pour $i = 1, \dots, N$, sont décimé par le facteur D [8]. donc on obtient les nouveaux signaux $d_{i,D}(n)$ et $y_{i,D}(n)$.

Le signal de la sortie du filtre pour chaque sous bande est donné par :

$$y_{i,D}(k) = \mathbf{w}^T(k) \mathbf{x}_i(k) \quad (1.23)$$

Avec $\mathbf{x}_i(k) = [x_i(kN), x_i(kN - M), \dots, x_i(kN - M + 1)]$

$x_i(k)$ est l'entrée de $i^{\text{ème}}$ sous bande.

Maintenant, on définit le signal d'erreur décimé de chaque sous bande $e_{i,D}(k)$ comme la différence entre la réponse désiré de sous bande décimé $d_{i,D}(k)$ et le signal décimé de la sortie du filtre $y_{i,D}(k)$

$$e_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}_i(k) \quad i = 0, \dots, N \quad (1.24)$$

En minimisant la fonction cout suivante :

$$f[\mathbf{w}^T(k+1)] = \|\mathbf{w}^T(k+1) - \mathbf{w}^T(k)\|^2$$

Pour l'ensemble des bandes, on peut écrire donc :

$$\mathbf{w}^T(k)\mathbf{x}_i(k) = d_{i,D}(k) \quad i = 0, \dots, N-1$$

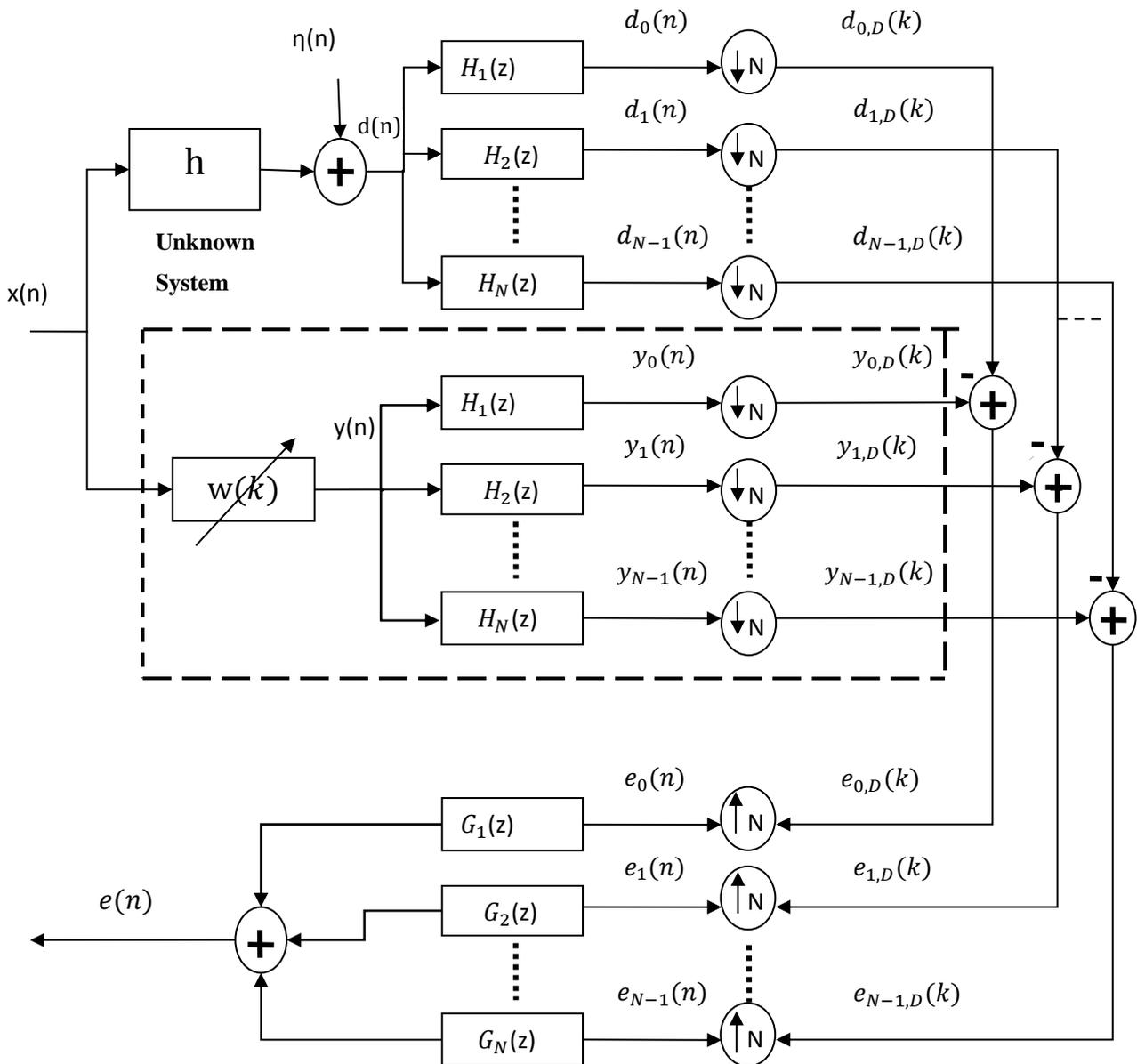


Figure 1.9 : Structure du filtrage adaptatif en sous bande, réponses désirées sous bandes, sorties du filtre sous bandes et signaux d'erreurs sous bandes.

L'équation de mise à jour des coefficients du filtre adaptatif en fonction des signaux d'entrées de toutes les sous bandes de l'algorithme NSAF (Normalised Subband Adaptive Filtering) est donnée par :

$$\mathbf{w}(k) = \mathbf{w}(k - 1) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{x}_i(k)}{\delta + \|\mathbf{x}_i(k)\|^2} e_{i,D}(k) \quad (1.25)$$

Cette dernière équation de mise à jour (NSAF) de la même forme que l'équation de l'algorithme NLMS.

La condition nécessaire et suffisante pour la convergence de l'équation de NSAF est :

$0 < \mu < 2$, Avec μ est le pas d'adaptation.

1.12. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans une première partie le principe du filtrage adaptatif en pleine bande et les algorithmes du gradient stochastique LMS et NLMS. Dans la deuxième partie, nous avons présenté deux types du filtrage adaptatif en sous-bande (en utilisant N sous filtres et un seul filtre).

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter les techniques de séparation aveugle de source.

Chapitre 2 Méthode de séparation aveugle de sources

2.1. Introduction

Le plus souvent dans notre environnement, plusieurs sources de signal (point de départ) émettent dans cet environnement des signaux qui se propageant vers un point d'arrivée, subissent une transformation par le milieu de propagation et s'associent pour composer des mélanges complexes.

Un des exemples concrets où l'on rencontre ce phénomène, est celui qui se passe quotidiennement chez l'être humain quand il reçoit à son oreille, les différents sons (signaux) qui se trouvent dans son environnement. En réalité, l'être humain reçoit un mélange des sources de l'environnement. Il est capable, par ses organes, de séparer la source d'intérêt des mélanges.

Typiquement, on retrouve ce problème en traitement de signal sous le thème de séparation aveugle de sources. La **séparation aveugle de source (SAS)** consiste à estimer les signaux de sources inconnues à partir des signaux d'observations. Ces observations sont des mélanges de ces sources et proviennent de capteurs (par exemple : antennes, microphones, caméras, ...). Le mélange entre ces sources, qui s'effectue pendant leur propagation jusqu'aux capteurs, est inconnu.

Dans ce chapitre, nous avons choisi de présenter les problèmes liés à la séparation aveugle de sources. Nous allons présenter les différents types de mélanges et les deux méthodes (structures) de séparation les plus utilisées pour résoudre ce problème dans le cas d'un mélange convolutif bi-capteurs.

2.2. Applications

Depuis sa naissance jusqu'à aujourd'hui [9], la séparation aveugle de sources est l'objet de développements accrus étant donné l'intérêt qu'elle présente dans plusieurs situations et dans différentes applications.

La séparation aveugle de sources possède de nombreuses applications, nous citons par exemples:

- Domaine de l'audio et le traitement de la parole,
- Systèmes de radiocommunication,
- Domaine biomédical,
- Séparation des signaux sismiques.

2.3. Séparation aveugle de sources :

2.3.1. Problème du mélange :

Les techniques du traitement du signal trouvent des applications dans pratiquement tous les domaines de la technologie, particulièrement en audio. Une bonne partie des signaux audio sont des mélanges auxquels contribuent plusieurs sources.

L'étude des mélanges audio a de nombreuses applications dont la plus populaire est le problème du mélange (voir Figure. 2.1). Ce nom provient de la situation rencontrée par exemple lors d'un joyeux déjeuner familial. Comment comprendre ce que dit notre voisin parmi les autres voix ? Un tel exploit est facilement réalisable par les couches supérieures du cortex. Ce type de comportement peut être aussi copié par un système artificiel. Ainsi, le terme "mélange" est devenu le surnom de la séparation aveugle de sources dans le domaine audio [10].

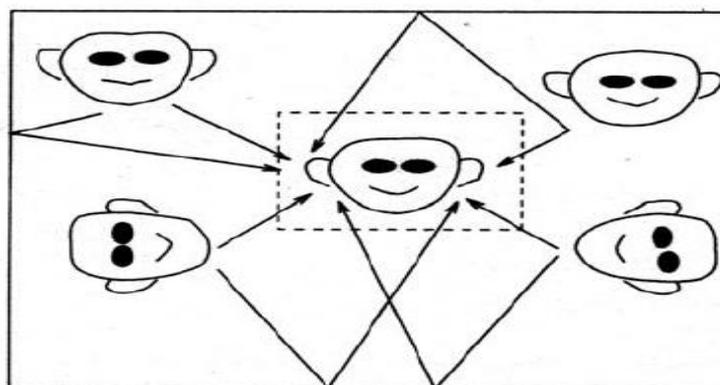


Figure 2.1 : Représentation de problème du mélange

2.3.2. Modélisation mathématique :

Dans un environnement (voir la figure 2.2). Ce dernier implique une transformation des signaux qui est supposée linéaire, possédant les caractéristiques d'additivité et d'homogénéité, et aussi invariante dans le temps. Dans cet environnement les sources seront transformées puis superposées, construisant ainsi les mélanges que nous recevons sur les capteurs [11].

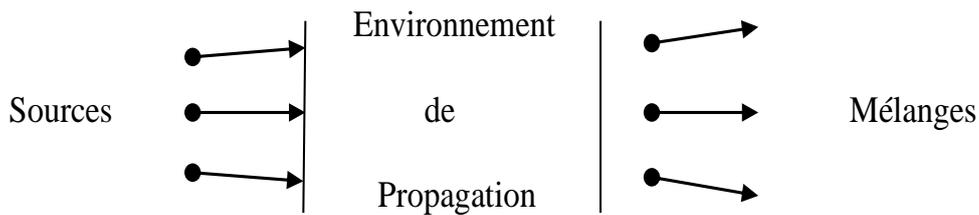


Figure 2.2 : Phénomène de mélanges de signaux.

Dans un contexte tout à fait général, la séparation de sources consiste à restaurer \mathbf{S} signaux sources inconnus \mathbf{s}_j à partir de \mathbf{K} observations \mathbf{p}_i . Ces observations sont des mélanges des signaux sources et proviennent généralement de capteurs, tels que des microphones, des antennes radiofréquences, des capteurs, ... Le mélange entre les signaux sources est dû à la propagation de ces derniers jusqu'aux capteurs. La relation liant les sources et les observations est donnée par :

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

Où :

$\mathbf{p}(n) = [p_1(n), p_2(n) \dots \dots, p_K(n)]$ représente les \mathbf{K} signaux du mélange.

$\mathbf{s}(n) = [s_1(n), s_2(n) \dots \dots, s_L(n)]$ représente les \mathbf{S} signaux du sources.

et $\mathbf{H}\{.\}$ c'est le système de mélange (transfert).

2.3.3. Principe générale de séparation aveugle de sources

Le but principal de la séparation aveugle de sources est d'estimer les signaux de sources en utilisant un système de séparation \mathbf{W} (voir la Figure 2.3). Si nous disposons d'au moins

autant de capteurs que de sources ($S = K$) et si nous connaissons la structure du mélange, le problème est équivalent à l'identification du système de mélange \mathbf{H} .

La seule information que nous avons a priori est l'indépendance statistique des sources par conséquent la matrice séparant \mathbf{W} va être estimée de façon à rendre les composantes du vecteur $\mathbf{u}(n)$ indépendantes. La forme de la matrice \mathbf{W} diffère suivant le type de modèle : pour un mélange linéaire instantané c'est une matrice à coefficients réels, pour un mélange linéaire convolutif les coefficients sont des filtres [11].

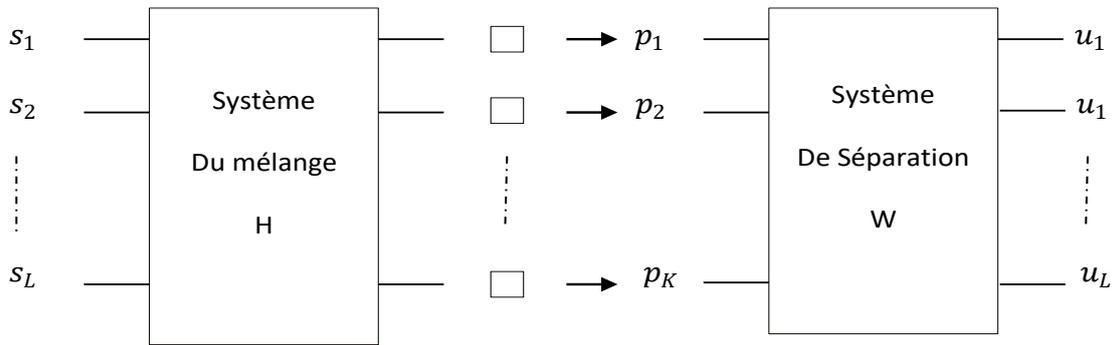


Figure 2.3 : Modèle générale de la SAS

L'originalité de la SAS réside dans le fait qu'on se place dans un contexte aveugle, c'est-à-dire que l'opérateur de mélange ainsi que les signaux sources sont inconnus. L'objectif ambitieux de la SAS est de construire un système capable de fournir des sorties \mathbf{u}_j égales aux signaux sources \mathbf{s}_j . La reconstruction des signaux sources est réalisée grâce au modèle :

$$\mathbf{u}(n) = \mathbf{W}\{\mathbf{s}(n)\} \tag{2.2}$$

Où : $\mathbf{u}(n) = [u_1(n), u_2(n) \dots \dots, u_K(n)]$ représente le vecteur des K signaux du sortie, et $\mathbf{W}\{\cdot\}$ c'est le système d'estimation.

2.4. Nature des Mélanges

Pour le type de mélange, on trouve dans la littérature plusieurs types. Une première catégorie, largement étudiée, concerne les mélanges "linéaires", c'est-à-dire le cas où les observations sont des mélanges linéaires des signaux sources. Cette catégorie est elle-même divisée en 02 sous-catégories:

2.4.1. Mélange linéaire instantané

On parle de mélanges "linéaires instantanés" lorsque les observations s'écrivent comme des combinaisons linéaires des sources. C'est à dire que les signaux sources arrivent en même temps sur tous les capteurs mais avec des intensités différentes.

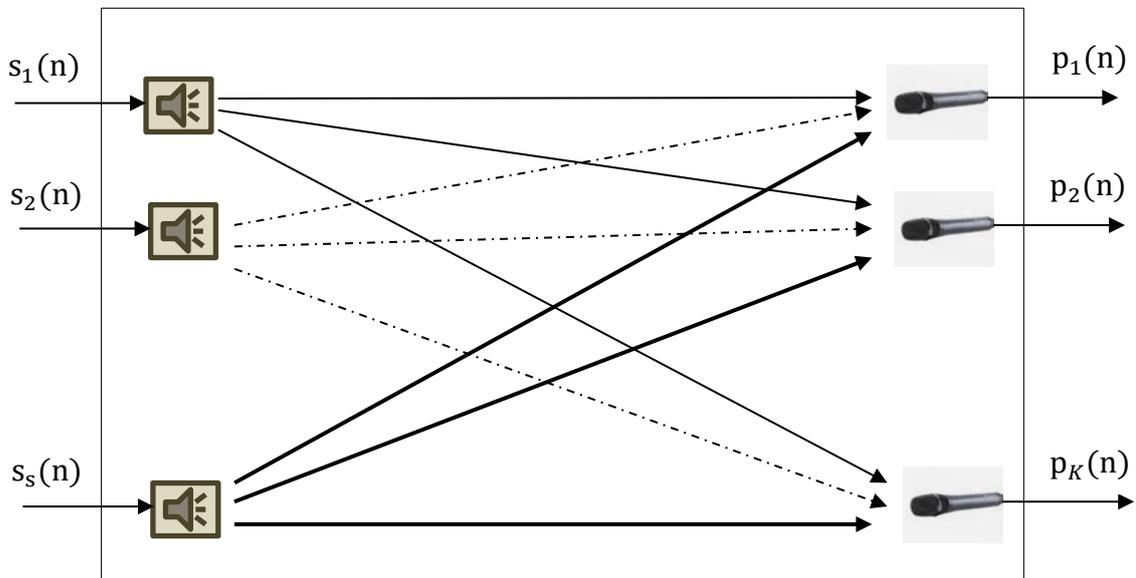


Figure 2.4 : Modèle du mélange linéaire instantané avec S sources et K observations

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^L h_{ji} s_j(n) \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (2.3)$$

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

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^L h_{ji} s_j(n - \tau_{ij}) \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (2.4)$$

Où τ_{ij} représentent les retards entre les sources et les capteurs.

2.4.2. Mélange linéaire convolutif :

On parle de mélange convolutif lorsque les sources s'écrivent comme la somme de sources convoluées par un filtre de propagation.

Ce type de mélange est le plus général puisque le capteur reçoit plusieurs ondes issues d'une même source qui sont toutes identiques à une atténuation et un retard.

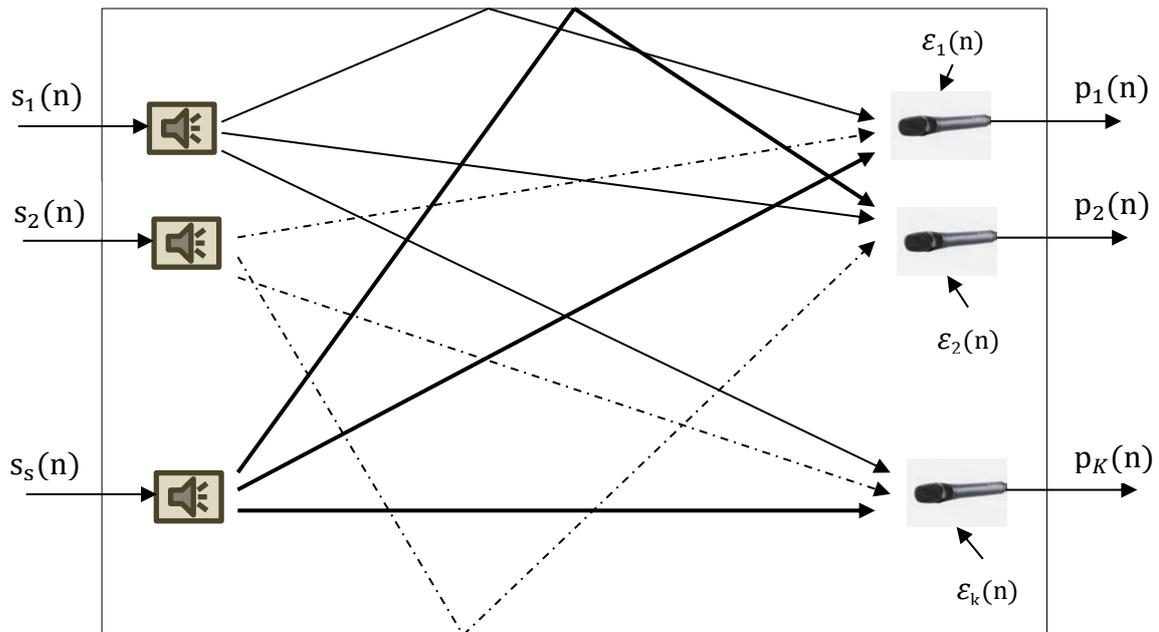


Figure 2.5 : Modèle du mélange linéaire convolutif avec S sources K observations.

Dans ce type de mélange, on ne considère pas seulement les délais de transmission entre les sources et les capteurs, mais aussi les multiples réflexions des signaux de sources sur les parois d'un milieu fermé par exemple. Les différents chemins dépendent des points d'émission, les capteurs et aussi de géométrie de la pièce.

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

$$p_i(n) = \sum_{j=1}^L h_{ji}(n) * s_j(n) + \varepsilon_i(n) \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (2.5)$$

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

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

Dans cette partie, nous allons définir le modèle de mélange convolutif bi-capteurs puis nous répertorions les différents types de critères d'abord utilisés pour la séparation de mélange linéaire convolutif.

2.5.1. Mélange convolutif bi-capteurs

La classe générale de mélange convolutif tient compte de la déformation du signal propagé et la modélise par un filtrage entre la source et l'observation, ce qui s'écrit mathématiquement sous la forme d'une convolution.

On prend comme exemple le cas le plus simple, deux microphones et deux sources. A la sortie des microphones, on observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu. En général, c'est un mélange convolutif des signaux à large bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones et des sources, et des caractéristiques de la salle. Les équations de ce mélange s'écrivent donc :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.6)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.7)$$

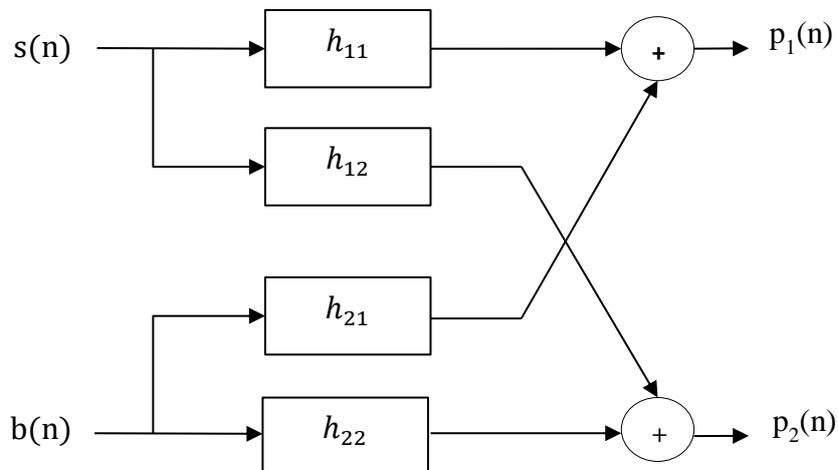


Figure 2.6 : Structure du mélange convolutif complète

Où : $h_{11}(n)$ et $h_{22}(n)$ représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage, $h_{21}(n)$ et $h_{12}(n)$ représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux, $s(n)$ est le signal parole, $b(n)$ est le signal du bruit, $p_1(n)$ et $p_2(n)$ représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

On suppose que la source $s(n)$ plus proche de la sortie $p_2(n)$ c.à.d. que h_{11} c'est une impulsion $\delta(n)$, pour h_{22} c'est la même chose ($h_{22} = h_{11} = \delta(n)$) [12], [13]. donc la structure devient comme suite figure 2.7.

Les équations de ce mélange s'écrivent donc :

$$p_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2.8)$$

$$p_2(n) = b(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2.9)$$

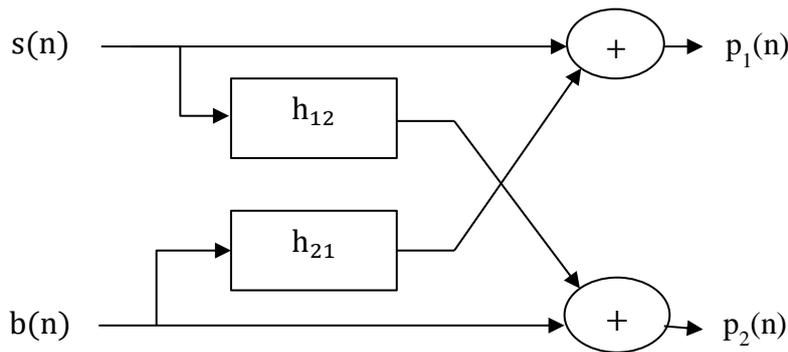


Figure 2.7 : Structure du mélange convolutif simplifié [14]

2.5.2. Structures de séparation aveugle de sources

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

- **Structure directe (Forward)**

La structure la plus utilisée est la structure directe (FBSS : Forward Blind Source Separation) qu'est donnée par la figure 2.8. Nous utilisons cette structure pour estimer les deux signaux originaux (avec $u_1(n)$ est le signal de parole estimé) à partir seulement des signaux observés sans aucune information ni sur le mélange ni sur les signaux sources, en se basant sur l'indépendance de ces derniers [15].

Dans la structure directe, nous utilisons deux filtres adaptatifs symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ pour identifier respectivement les deux réponses impulsionnelles $h_{12}(n)$ et $h_{21}(n)$. La solution théorique est donnée par $w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$ [16].

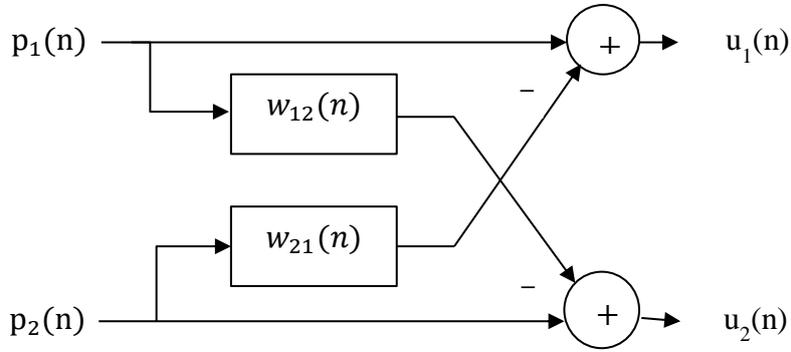


Figure 2.8 : Structure symétrique directe « Forward BSS »

Les sorties et de la structure de séparation de sources directe qui s'est présenté par la figure (2.8) sont données par les équations (2.10) et (3.11):

$$u_1(n) = p_1(n) - p_2(n) * w_{21}(n) \quad (2.10)$$

$$u_2(n) = p_2(n) - p_1(n) * w_{12}(n) \quad (2.11)$$

En remplaçant les expressions de $p_1(n)$ et $p_2(n)$ qui sont données par les équations (2.8) et (2.9) respectivement dans les expressions de $u_1(n)$ et $u_2(n)$, nous trouvons :

$$u_1(n) = b(n) * [h_{21}(n) - w_{21}(n)] + s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.12)$$

$$u_2(n) = s(n) * [h_{12}(n) - w_{12}(n)] + b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.13)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs ($w_{12}^{opt}(n) = h_{12}(n)$ et $w_{21}^{opt}(n) = h_{21}(n)$), on obtient les sorties $u_1(n)$ et $u_2(n)$ selon les deux expressions suivantes :

$$u_1(n) = s(n) * [\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n)] \quad (2.14)$$

$$u_2(n) = b(n) * [\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n)] \quad (2.15)$$

Nous notons que les solutions optimales des filtres adaptatifs sont obtenues en utilisant les critères du minimum de l'erreur quadratique moyenne (EQMM).

- **Structure réursive (Backward)**

La deuxième technique de séparation aveugle de sources est la structure backward (BBSS : Backward Blind Source Séparation) qu'est donnée par la Figure 2.9. Cette extension peut être considérée comme une structure très efficace pour le débruitage et le rehaussement de la parole [17].

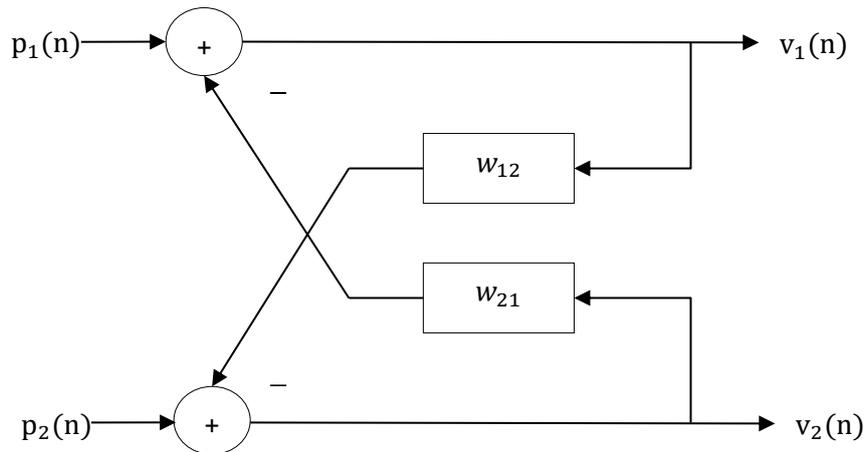


Figure 2.9: Structure symétrique réursive « Backward BSS »

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

Donc, les deux signaux de sortie $v_1(n)$ et $v_2(n)$ de la structure backward sont donnés par les deux équations suivantes:

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

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

En remplaçant les expressions de $p_1(n)$ et $p_2(n)$ dans les expressions de $v_1(n)$ et $v_2(n)$, nous trouvons :

$$v_1(n) = [b(n) * (h_{21}(n) - w_{21}(n)) + s(n) * (\delta(n) - h_{12}(n) * w_{21}(n))] * (\delta(n) - w_{12}(n) * w_{21}(n))^{-1} \quad (2.18)$$

$$v_2(n) = [s(n) * (h_{12}(n) - w_{12}(n)) + b(n) * (\delta(n) - h_{21}(n) * w_{12}(n))] * (\delta(n) - w_{21}(n) * w_{12}(n))^{-1} \quad (2.19)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs ($w_{12}^{\text{opt}}(n) = h_{12}(n)$) et $w_{21}^{\text{opt}}(n) = h_{21}(n)$, on obtient les sorties $v_1(n)$ et $v_2(n)$ selon les deux expressions suivantes :

$$v_1(n) = s(n) \quad (2.20)$$

$$v_2(n) = b(n) \quad (2.21)$$

2.6. Algorithmes adaptatifs bi-capteurs

Pour l'objectif de l'annulation du bruit acoustique et le rehaussement de parole, plusieurs travaux de séparation aveugle de sources bi-capteurs ont été réalisés, en utilisant les algorithmes de filtrage adaptatif. L'idée est de mettre deux microphones pour observer les deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$, puis nous allons filtrer ces deux signaux en utilisant deux filtres adaptatifs et symétriques $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$.

A la sortie de chaque structure de séparation bi-capteurs (direct et récursif) en estimant les deux signaux originaux ($s(n)$ et $b(n)$).

Maintenant, nous allons présenter l'application de quelques algorithmes de filtrage adaptatif aux ces deux structures de séparations bi-capteurs (Forward et Backward).

2.6.1. Algorithme de gradient stochastique double (2CLMS) :

Grâce à sa simplicité d'application dans la structure Forward, l'algorithme LMS est le plus utilisé dans le domaine du filtrage adaptatif, ce dernier est parmi les premiers algorithmes de filtrage adaptatifs implémentés sur les structures de séparation aveugle de sources [18].

En utilisant l'algorithme de gradient stochastique double (2CLMS) pour mettre à jour les deux filtres adaptatifs symétrique $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$. Dans la figure 2.10 nous présentons le modèle du mélange et l'adaptation des deux filtres de séparations de sources Forward.

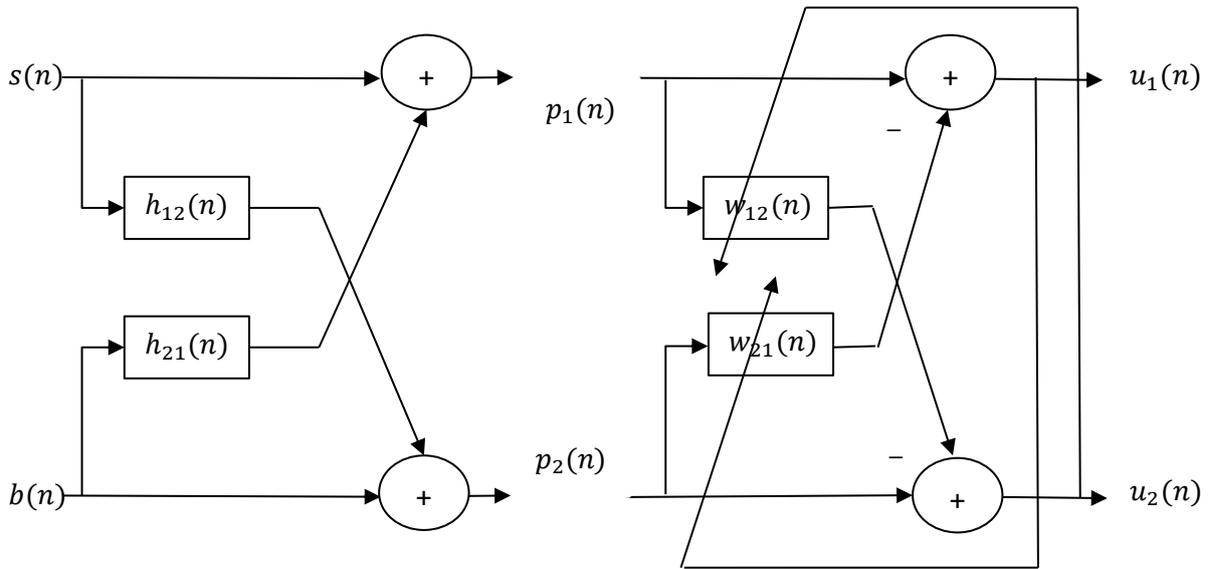


Figure 2.10 : Structure complète d'un mélange convolutif et la structure Forward.

En adaptant l'équation de mise à jour de l'algorithme LMS aux deux filtres adaptatifs de la structure Forward bi-capteurs, nous obtenons l'algorithme Forward de gradient stochastique double (2CFLMS : Two-Channel Forward LMS).

Les deux équations de mise à jour des deux filtres $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$ par l'algorithme 2CFLMS sont données par :

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n - 1) + \mu_{12} \mathbf{p}_1(n) u_2(n) \quad (2.22)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n - 1) + \mu_{21} \mathbf{p}_2(n) u_1(n) \quad (2.23)$$

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

La figure 2.11 représente le modèle du mélange convolutif et l'implémentation de l'adaptation des deux filtres de la structure Backward.

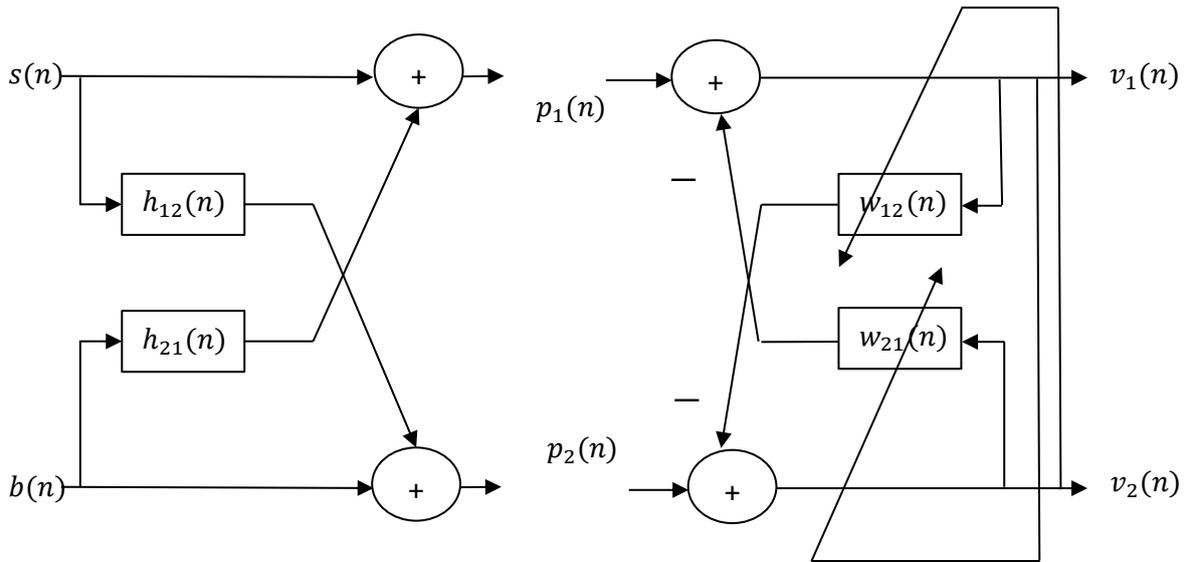


Figure 2.11 : Structure complète d'un mélange convolutif et la structure Backward

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

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12} \mathbf{v}_1(n) v_2(n) \quad (2.24)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} \mathbf{v}_2(n) v_1(n) \quad (2.25)$$

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

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

L'algorithme NLMS consiste à normaliser le pas d'adaptation μ de l'algorithme LMS. Donc, dans l'algorithme de gradient stochastique normalisé double (2CNLMS : Two-Channel NLMS), les deux pas d'adaptations μ_{12} et μ_{21} sont normalisés par l'énergie des signaux d'entrée $p_1(n)$ et $p_2(n)$, respectivement. Pour l'implémentation de l'algorithme 2CNLMS, en utilisant les deux structures représentées dans les deux figures 2.10 et 2.11. En utilisant l'algorithme NLMS pour mettre à jour les coefficients des deux filtres adaptatifs qui sont donnés par:

A- Algorithme 2CFNLMS (Two-Channel Forward NLMS)

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \frac{\mu_{12,n}}{\|\mathbf{p}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{p}_1(n)u_2(n) \quad (2.26)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \frac{\mu_{21,n}}{\|\mathbf{p}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{p}_2(n)p_1(n) \quad (2.27)$$

B- Algorithme 2CBNLMS (Two-Channel Backward NLMS) :

$$w_{12}(n) = w_{12}(n-1) + \frac{\mu_{12,n}}{\|\mathbf{v}_1(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_1(n)v_2(n) \quad (2.28)$$

$$w_{21}(n) = w_{21}(n-1) + \frac{\mu_{21,n}}{\|\mathbf{v}_2(n)\|^2 + \varepsilon} \mathbf{v}_2(n)v_1(n) \quad (2.29)$$

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

Les équations des algorithmes 2CLMS et 2CNLMS pour les deux structures Forward et Backward sont donnés par les tableaux suivants :

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

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

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

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

2.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons donné une vue générale sur le problème de la séparation aveugle de sources, les applications, les modèles mathématiques, les types de mélanges des signaux (instantané, anéchoïque et convolutif). Nous nous sommes intéressés au cas du mélange convolutif bi-capteurs entre le signal de parole et le bruit.

Dans le cadre de l'annulation du bruit par les méthodes de séparation aveugle de sources bi-capteurs, nous avons présenté deux grandes structures, la structure directe (Forward) et l'autre récursive (Backward). Comme nous avons vu quelques algorithmes de séparation de sources proposés dans la littérature (cas de mélange linéaire convolutif bi-capteurs).

Chapitre 3 Algorithmes proposés

3.1. Introduction

La performance des systèmes de réduction du bruit par le filtrage adaptatif est fortement liée aux signaux de parole et du bruit. Plusieurs techniques ont été proposées dans le domaine de traitement de la parole pour la réduction du bruit acoustique, comme la séparation aveugle de sources.

Récemment, plusieurs algorithmes adaptatifs ont été appliqués aux structures de séparation aveugle de sources (Forward et Backward). Parmi ces algorithmes, nous citons l'algorithme de décorrelation symétrique adaptatif (SAD).

Dans ce chapitre on discute sur une approche symétrique basée sur le principe de décorrelation et ceci pour un structure appelée Forward en sous-bandes.

3.2. Algorithme de decorrelation adaptatif symétrique (SAD)

3.2.1. Algorithme de decorrelation adaptatif (AD)

Considérant le problème de débruitage bi-capteurs donné dans la figure 3.1 [18]. Ils ont proposé l'algorithme de decorrelation adaptatif (AD : adaptative decorrelation) pour l'annulation du bruit acoustique. Supposons que les deux signaux $s(n)$ et $b(n)$ sont statiquement indépendants, donc les valeurs du produit de l'intercorrélation entre les deux signaux sont nulles, ce dernière exigé pour le fonctionnement de l'algorithme AD.

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

Le fonctionnement de l'algorithme AD est basé sur la minimisation de l'énergie d'erreur, cette minimisation d'erreur est équivalente à l'intercorrélation entre le signal estimé $u_1(n)$ et le signal du mélange estimé $p_2(n)$ [19].

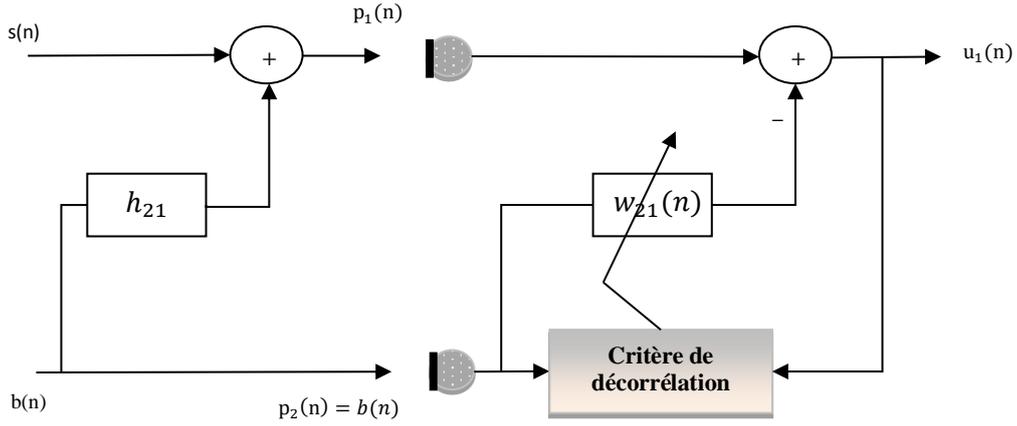


Figure 3.1: Structure de l'algorithme de decorrelation adaptatif.

$$\frac{\partial \mathcal{E}_1(n)}{\partial \mathbf{w}_{21}(m)} = -2\mathbf{C}_{u_1 p_1}(m), \quad m = 0, 1, \dots, M-1 \quad (3.1)$$

Où : $\mathcal{E}_1(n) = E[u_1^2(n)]$ est l'erreur quadratique moyenne.

$$\frac{\partial \mathcal{E}_1(n)}{\partial \mathbf{w}_{21}(m)} = 0 \quad (3.2)$$

$$\mathbf{C}_{u_1 p_2}(m) = 0$$

L'intercorrélation entre les deux signaux, le signal estimé $u_1(n)$ et le signal du mélange estimé $p_2(n)$ est donnée par [18] :

$$\mathbf{C}_{u_1 p_2}(m) = (h_{21}(m) - w_{21}(m))\sigma_b^2 \quad (3.3)$$

$$\nabla_m = \frac{\partial \mathbf{C}_{u_1 p_2}(m)}{\partial w_{21}(m)} = -\sigma_b^2 \quad (3.4)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) - \gamma_{21} \frac{\mathbf{C}_{u_1 p_2}(m)}{\nabla_m} \quad (3.5)$$

L'idée de cet algorithme est de remplacer le terme de l'intercorrélation par ses valeurs instantanées et par un choix approprié de γ_{21} , où $0 < \gamma_{21} < 2$, ce dernier implique que $0 < \mu_{21} < 2/\sigma_b^2$.

Nous obtenons la formule de la mise à jour suivante :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} [u_1(n)\mathbf{p}_2(n)] \quad (3.6)$$

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

Donc, on peut dire que l'algorithme de decorrelation adaptatif est identique à l'algorithme LMS.

3.2.2. Algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward (F-SAD)

La decorrelation se fait entre une estimation du signal et une estimation de bruit. Le critère de moindres carrés est remplacé par le critère de decorrelation et en raison de sa symétrie complète, l'algorithme est un séparateur de signal plutôt qu'un annuleur de bruit. Il est désigné sous le nom de l'algorithme de Decorrelation symétrique adaptatif (SAD) [19].

L'idée de cet algorithme est d'ajouter un filtre symétrique $w_{12}(n)$, donc l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward (FSAD) est schématisé par la Figure 3.2. :

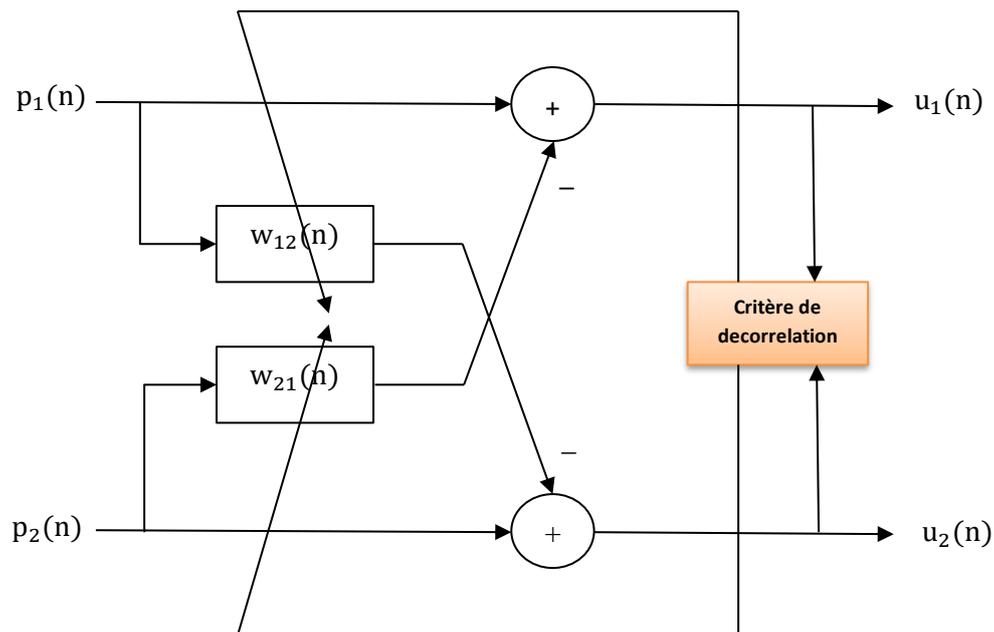


Figure 3.2 : Structure de l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward (F-SAD) [18].

En adaptant la formule (3.6) de mise à jour à la structure Forward bi-capteurs (F-SAD), nous obtenons respectivement les deux équations de mise à jour de deux filtres adaptatifs $w_{12}(n)$ et $w_{21}(n)$:

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n - 1) + \mu_{21} [u_1(n)\mathbf{u}_2(n)] \quad (3.7)$$

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{12}[u_2(n)\mathbf{u}_1(n)] \quad (3.8)$$

Où : $\mathbf{u}_1(n) = [u_1(n), u_1(n-1), \dots, u_1(n-M+1)]^T$

$\mathbf{u}_2(n) = [u_2(n), u_2(n-1), \dots, u_2(n-M+1)]^T$

3.3. Algorithme F-SAD en sous-bandes (SF-SAD)

Dans cette section, nous allons proposer l'algorithme de decorrelation symétrique adaptatif Forward en sous-bandes en utilisant N sous filtres (SF-SAD en anglais Subband Forward Symmetric adaptive Decorrelation). Cet algorithme est proposé pour la réduction de bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

La structure de cet algorithme est donnée par la Figure 3.3. L'idée de cet algorithme est de décomposer les deux signaux bruités $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en N sous bandes par des filtres d'analyse sont généralement des filtres passe-bas et passe-bande, et d'appliquer le critère de decorrelation à chaque sous-bande.

Les deux signaux $p_1(n)$ et $p_2(n)$ sont partitionnés à N sous-bandes par les filtres d'analyse $H_1(z), H_2(z), \dots, H_N(z)$. Après, les signaux de sortie de chaque sous-bande $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$ avec $i = 1, 2, \dots, N$ sont décimer par un facteur de décimation D qui conduit à générer les nouveaux sous-signaux $p_{1i,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$ respectivement.

Après cette étape, nous avons appliqué des banques de filtre synthétisé $G_1(z), G_2(z), \dots, G_N(z)$ à ce signal de sortie avant son utilisation dans un procédure d'interpolation pour obtenir la forme en pleine bande des signaux estimés $u_1(n)$ et $u_2(n)$.

La sortie du filtre décimé à chaque sous-bande peut être écrite comme suit :

$$y_{2i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{21,i}(k) p_{2i}(kN - m) \quad (3.9)$$

$$y_{1i,D}(k) = \sum_{m=0}^{M-1} w_{12,i}(k) p_{1i}(kN - m) \quad (3.10)$$

Plus généralement sous la forme vectorielle :

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad (3.11)$$

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k) \quad (3.12)$$

$$\text{Avec } \mathbf{p}_{1i}(k) = [p_{1i,D}(k), \dots, p_{1i,D}(k - M + 1)]^T$$

$$\mathbf{p}_{2i}(k) = [p_{2i,D}(k), \dots, p_{2i,D}(k - M + 1)]^T$$

Les formules des sous-signaux décimé sont données par :

$$\mathbf{u}_{1i,D}(k) = \mathbf{p}_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) \quad (3.13)$$

$$\mathbf{u}_{2i,D}(k) = \mathbf{p}_{2i,D}(k) - \mathbf{w}_{12i}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k) \quad (3.14)$$

En adaptant l'équation de mise à jour de l'algorithme F-SAD à la structure Forward en sous-bande avec N sous-filtres, nous obtenons les équations de mise à jour des filtres $\mathbf{w}_{12,i}(k)$ et $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ sont données comme suite :

$$\mathbf{w}_{12i}(k) = \mathbf{w}_{12i}(k - 1) + \mu_{12,i} [u_{2i,D}(k) \mathbf{u}_{1i}(k)] \quad \text{Avec } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.15)$$

$$\mathbf{w}_{21i}(k) = \mathbf{w}_{21i}(k - 1) + \mu_{21,i} [u_{1i,D}(k) \mathbf{u}_{2i}(k)] \quad \text{Avec } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.16)$$

Où : $\mathbf{w}_{12,i}(k)$ et $\mathbf{w}_{21,i}(k)$ sont les filtres de la $i^{\text{ème}}$ sous-bande. Et $0 < \mu_{12,i} < 2/\sigma_{1i}^2$ et $0 < \mu_{21,i} < 2/\sigma_{2i}^2$. Avec σ_{1i}^2 et σ_{2i}^2 sont les variances des deux sous-signaux $p_{1i,D}(k)$ et $p_{2i,D}(k)$ respectivement.

$$\text{Avec : } \mathbf{u}_{1i}(k) = [u_{1i,D}(k), \dots, u_{1i,D}(k - M + 1)]^T$$

$$\mathbf{u}_{2i}(k) = [u_{2i,D}(k), \dots, u_{2i,D}(k - M + 1)]^T$$

En utilisant les deux étages, l'interpolation avec un facteur I et le banc de filtres de synthèse $G_1(z), G_2(z), \dots, G_N(z)$ pour reconstruire les deux signaux estimés en pleine bande qui sont donnés par les deux équations suivantes :

$$\mathbf{u}_1(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{1i}(n) \quad (3.17)$$

$$\text{Où } \mathbf{u}_{1i}(n) = \begin{cases} \mathbf{u}_{1i,D}(n/N), & n = 0, \pm N, \pm 2N, \dots \\ 0, & \text{ailleurs} \end{cases}$$

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

$$\mathbf{u}_2(n) = \sum_{i=0}^{N-1} \mathbf{g}_i^T \mathbf{u}_{2i}(n) \quad (3.18)$$

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

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

Avec L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse.

La structure de l'algorithme SF-SAD est donnée par la Figure 3.3 :

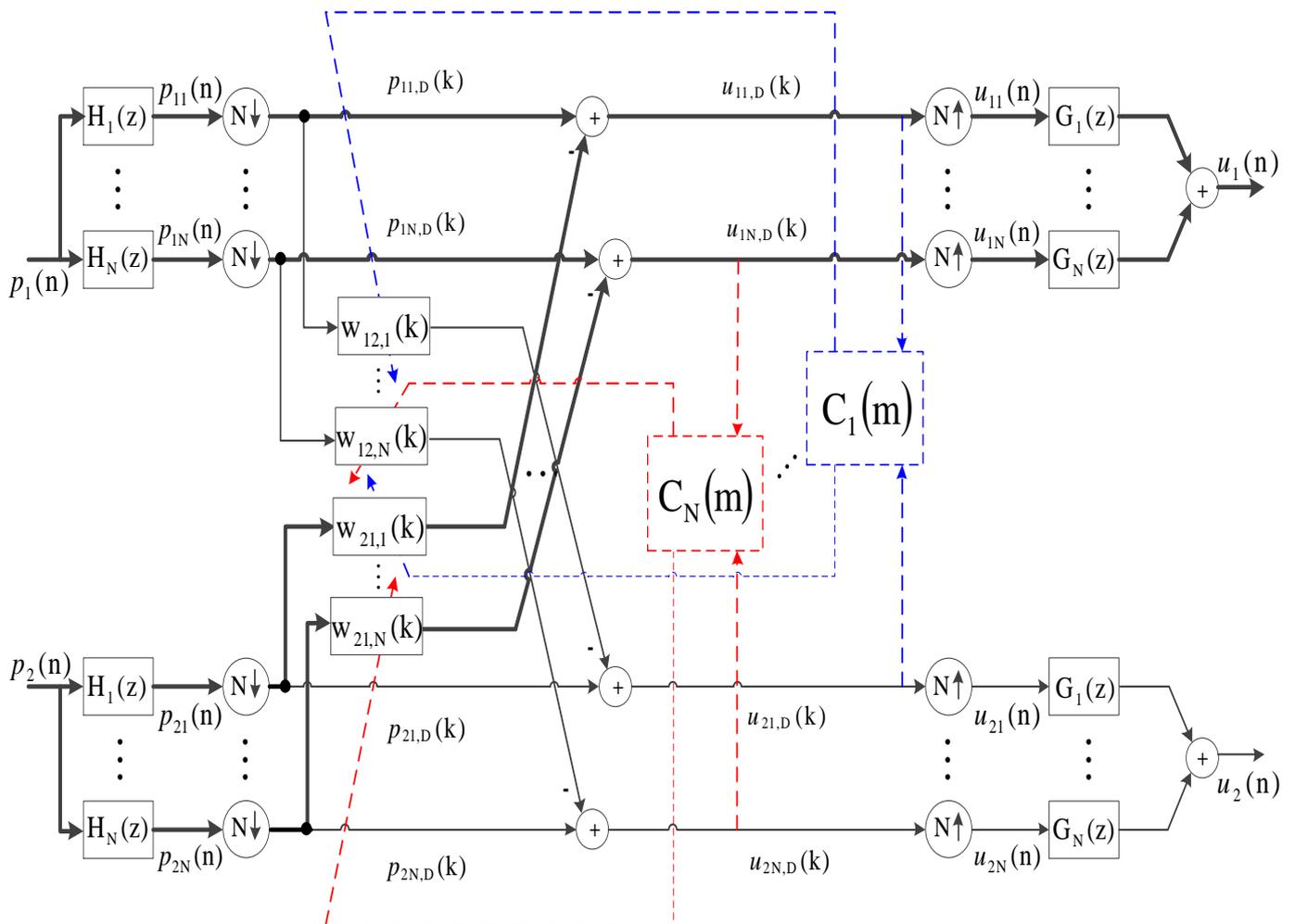


Figure 3.3 : Structure de l'algorithme proposé SF-SAD, où $C(m)$ est le block de critère de décorrélation

Algorithme F-SAD en sous-bandes (SF-SAD)

$$\mathbf{u}_{1i}(k) = [u_{1i,D}(k), u_{1i,D}(k-1), \dots, u_{1i,D}(k-M+1)]$$

$$\mathbf{u}_{2i}(k) = [u_{2i,D}(k), u_{2i,D}(k-1), \dots, u_{2i,D}(k-M+1)]$$

$$0 < \mu_{12,i} < 2/\sigma_{1i}^2$$

$$0 < \mu_{21,i} < 2/\sigma_{2i}^2$$

Signaux de l'entrée Décimé :

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

$$\mathbf{p}_{2i}(k) = [p_{2i,D}(k), \dots, p_{2i,D}(k-M+1)]^T$$

Signaux de sortie du filtres:

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k)$$

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k)$$

Estimation des signaux décimé de sortie :

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

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

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12i}(k) = \mathbf{w}_{12i}(k-1) + \mu_{12,i} [u_{2i,D}(k) \mathbf{u}_{1i}(k)]$$

$$\mathbf{w}_{21i}(k) = \mathbf{w}_{21i}(k-1) + \mu_{21,i} [u_{1i,D}(k) \mathbf{u}_{2i}(k)]$$

FIN

Table 3.1 : Algorithmes F-SAD en sous-bandes (SF-SAD)

3.4. Algorithme F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD_N)

Dans cette section, nous allons proposer la deuxième version normalisée en sous-bande de l'algorithme F-SAD avec N sous-filtres (noté : SNF-SAD_N pour Subband Normalized F-SAD avec N signifie N filtres) qui est utilisé toujours pour l'annulation de bruit et le rehaussement de la parole en sous-bandes.

A la sortie de l'annuleur du bruit, nous définissons les sous-signaux estimés $u_{1i,D}(k)$ et les sous-signaux d'erreur a posteriori $e_{1i,D}(k)$ par :

$$u_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21i}^T(k-1)\mathbf{p}_{2i}(k) \quad (3.19)$$

$$e_{1i,D}(k) = p_{1i,D}(k) - \mathbf{w}_{21i}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k) \quad (3.20)$$

L'équation (3.6) peut être s'écrire :

$$\mathbf{w}_{21i}(k) = \mathbf{w}_{21i}(k-1) + \mu_{21,i} [u_{1i,D}(k)\mathbf{p}_{2i}(k)] \quad (3.21)$$

Où : $\mathbf{p}_{2i}(k) = [p_{2i,D}(k), p_{2i,D}(k-1), \dots, p_{2i,D}(k-M+1)]^T$

Et $\mathbf{w}_{21,i}(k) = [w_{21,i}(k), w_{21,i}(k-1), \dots, w_{21,i}(k-M+1)]^T$

Nous utilisons l'équation (3.19), et par l'insertion de l'équation (3.21) dans (3.20) avec la condition $e_{1i,D}(k) = 0$ seulement dans les périodes de silence, nous obtenons l'équation suivante :

$$e_{1i,D}(k) = u_{1i,D}(k) + \mathbf{p}_{2i}^T(n)\mathbf{w}_{21,i}(k-1) - \mathbf{p}_{2i}^T(k)[\mathbf{w}_{21,i}(k-1) + \mu_{21,i}u_{1i,D}(n)\mathbf{p}_{2i}(n)] = 0$$

$$u_{1i,D}(k)[1 - \mu_{21,i}\mathbf{p}_{2i}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k)] = 0 \quad (3.22)$$

Donc le pas d'adaptation normalisé de chaque sous-filtre est donnée par :

$$\mu_{21,i} = \frac{1}{\mathbf{p}_{2i}^T(k)\mathbf{p}_{2i}(k)} \quad (3.23)$$

En appliquant le pas d'adaptation normalisé sur toutes les équations (3.15) et (3.16) de l'algorithme SF-SAD et nous insérons les nouveaux pas d'adaptations. Donc les équations de mise à jour de filtres adaptatifs de l'algorithme proposé (SNF-SAD_N) sont données par :

$$\mathbf{w}_{12i}(k) = \mathbf{w}_{12i}(k-1) + \mu_{12n,i} u_{2i,D}(k) \frac{\mathbf{u}_{1i}(k)}{\mathbf{p}_{21}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) + \xi} \quad (3.24)$$

$$\mathbf{w}_{21i}(k) = \mathbf{w}_{21i}(k-1) + \mu_{21n,i} u_{1i,D}(k) \frac{\mathbf{u}_{2i}(k)}{\mathbf{p}_{11}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k) + \xi} \quad (3.25)$$

Où : ξ est une constante positive utilisée pour éviter la division sur zéro , $\mu_{12n,i}$ et $\mu_{21n,i}$ sont les pas d'adaptation des filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12i}(k)$ et $\mathbf{w}_{21i}(k)$ de l'algorithme SNF-SAD_N respectivement. Les conditions nécessaires pour assurer la convergence de l'algorithme proposé sont $0 < \mu_{12n,i} < 2$ et $0 < \mu_{21n,i} < 2$.

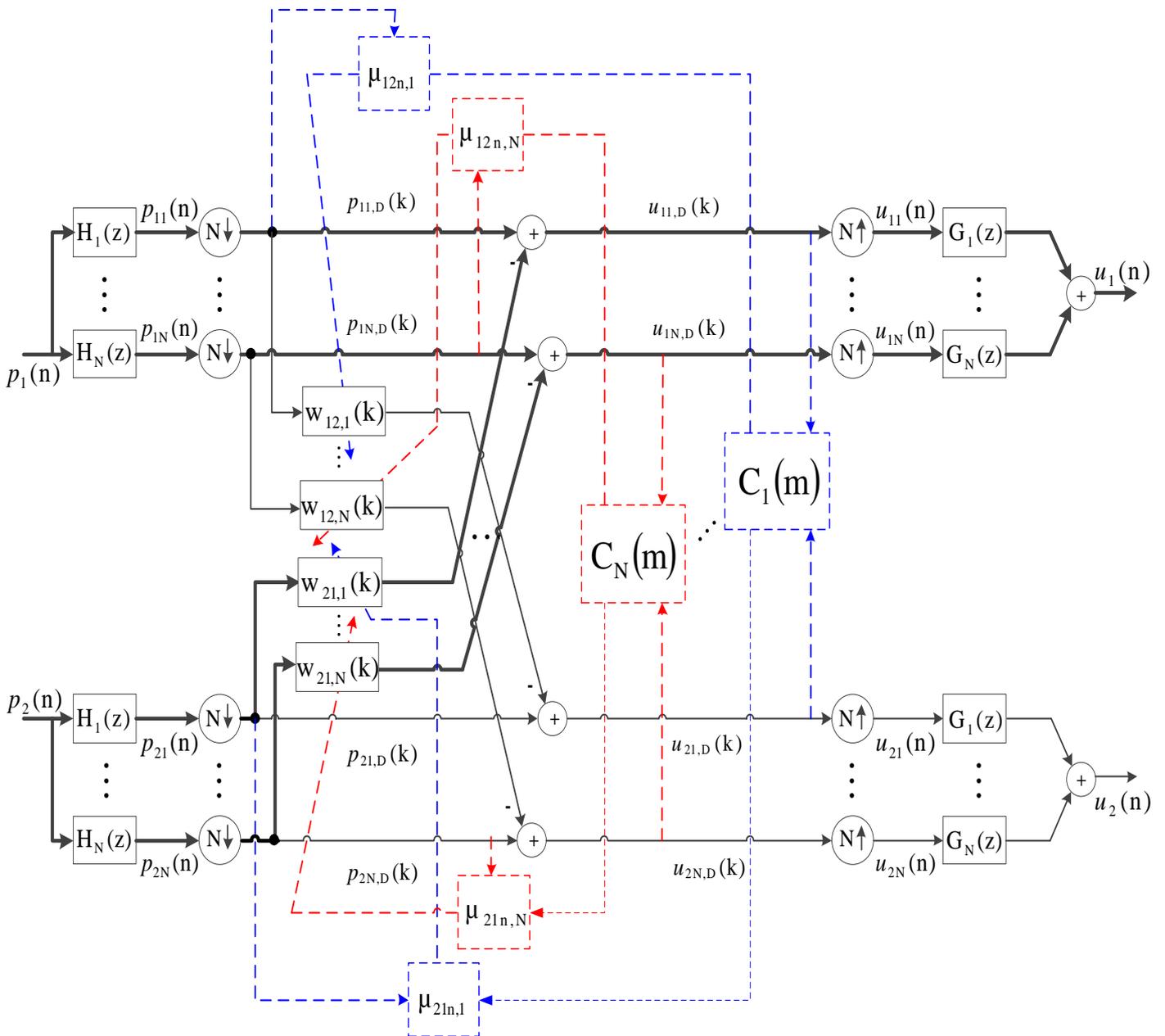


Figure 3.4 : Structure de l'algorithme proposé SNF-SAD_N

Algorithme F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD_N)

$$\mathbf{u}_{1i}(k) = [u_{1i,D}(k), u_{1i,D}(k-1), \dots, u_{1i,D}(k-M+1)]$$

$$\mathbf{u}_{2i}(k) = [u_{2i,D}(k), u_{2i,D}(k-1), \dots, u_{2i,D}(k-M+1)]$$

$$0 < \mu_{12n,i} < 2$$

$$0 < \mu_{21n,i} < 2$$

Signaux de l'entrée Décimé :

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

$$\mathbf{p}_{2i}(k) = [p_{2i,D}(k), \dots, p_{2i,D}(k-M+1)]^T$$

Signaux de sortie du filtres:

$$y_{1i,D}(k) = \mathbf{w}_{12,i}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k)$$

$$y_{2i,D}(k) = \mathbf{w}_{21,i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k)$$

Estimation des signaux décimé de sortie :

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

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

Equations de mise à jour des filtres :

$$\mathbf{w}_{12i}(k) = \mathbf{w}_{12i}(k-1) + \mu_{12n,i} u_{2i,D}(k) \frac{\mathbf{u}_{1i}(k)}{\mathbf{p}_{2i}^T(k) \mathbf{p}_{2i}(k) + \xi}$$

$$\mathbf{w}_{21i}(k) = \mathbf{w}_{21i}(k-1) + \mu_{21n,i} u_{1i,D}(k) \frac{\mathbf{u}_{2i}(k)}{\mathbf{p}_{1i}^T(k) \mathbf{p}_{1i}(k) + \xi}$$

FIN

Table 3.2 : Algorithmes F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD_N)

3.5. Algorithme F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD₁) :

Dans cette section, nous allons présenter au début l'analyse de l'algorithme F-SAD normalisé, après nous allons proposer la troisième version normalisé en sous-bande de l'algorithme F-SAD en utilisant un seul filtre (noté : SNF-SAD₁, où ₁ signifié un seul filtre).

A la sortie du modèle de l'annuleur du bruit donnée par la figure 3.2, nous définissons le signal de parole estimé $u_1(n)$ et l'erreur a posteriori $e_1(n)$ par :

$$u_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n-1)\mathbf{p}_2(n) \quad (3.26)$$

$$e_1(n) = p_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n)\mathbf{p}_2(n) \quad (3.27)$$

L'équation (3.6) peut être s'écrire :

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21} [u_1(n)\mathbf{p}_2(n)] \quad (3.28)$$

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

$$\mathbf{w}_{21}(n) = [\mathbf{w}_{21}(n), \mathbf{w}_{21}(n-1), \dots, \mathbf{w}_{21}(n-M+1)]^T$$

Nous utilisons l'équation (3.26), et par l'insertion de l'équation (3.28) dans (3.27) avec la condition $e_1(n) = 0$ seulement dans les périodes de silence, nous obtenons l'équation suivante :

$$e_1(n) = u_1(n) + \mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n-1) - \mathbf{p}_2^T(n)[\mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21}u_1(n)\mathbf{p}_2(n)] = 0 \quad (3.29)$$

$$u_1(n)[1 - \mu_{21}\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)] = 0 \quad (3.30)$$

Donc le pas d'adaptation normalisé est donnée par :

$$\mu_{21,i} = \frac{1}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)} \quad (3.31)$$

En appliquant le pas d'adaptation normalisé sur les deux équations (3.15) et (3.16) de l'algorithme F-SAD et nous insérons les nouveaux pas d'adaptations. Donc les équations de mise à jour de filtres adaptatifs de l'algorithme NF-SAD sont données par :

$$\mathbf{w}_{12}(n) = \mathbf{w}_{12}(n-1) + \mu_{12,n} \frac{\mathbf{u}_1(n)}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n) + \xi} \quad (3.32)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n) = \mathbf{w}_{21}(n-1) + \mu_{21,n} \frac{\mathbf{u}_2(n)}{\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n) + \xi} \quad (3.33)$$

Où : ξ est une constante positive utilisée pour éviter la division sur zéro, $\mu_{12,n}$ et $\mu_{21,n}$ sont les pas d'adaptation de deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(n)$ et $\mathbf{w}_{21}(n)$ de l'algorithme NF-SAD respectivement.

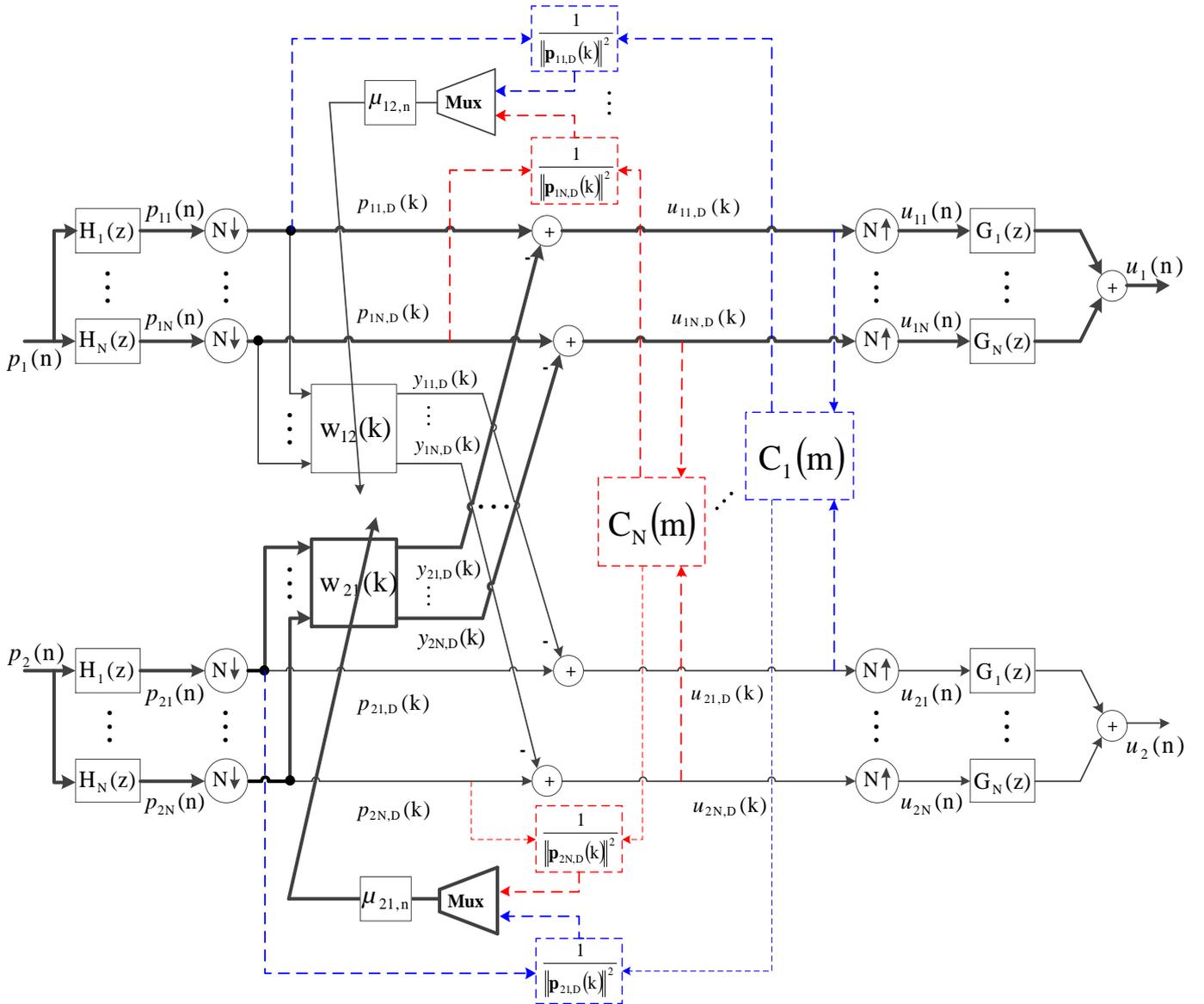


Figure 3.5 : Structure de l'algorithme proposé SNF-SAD₁

Pour l'algorithme proposé (SNF-SAD₁) avec un seul filtre, nous proposons d'adapter les équations de mise à jour de l'algorithme NF-SAD données par les deux équations (3.32) et (3.33) dans l'équation de mise à jour de l'algorithme NSAF donnée par l'équation (1.25),

(voir le chapitre 1). Les équations de mise à jours des deux filtres adaptatifs $\mathbf{w}_{12}(k)$ et $\mathbf{w}_{21}(k)$ de l'algorithme proposé SNF-SAD₁ sont donnés par :

$$\mathbf{w}_{12}(k) = \mathbf{w}_{12}(k-1) + \mu_{12,n} \sum_{i=1}^N \frac{[u_{2i,D}(k) \mathbf{u}_{1i}(k)]}{\xi + \|\mathbf{p}_{1i}(k)\|^2} \quad (3.34)$$

$$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21,n} \sum_{i=1}^N \frac{[u_{1i,D}(k) \mathbf{u}_{2i}(k)]}{\xi + \|\mathbf{p}_{2i}(k)\|^2} \quad (3.35)$$

Algorithme F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD₁)

$$\mathbf{u}_{1i}(k) = [u_{1i,D}(k), u_{1i,D}(k-1), \dots, u_{1i,D}(k-M+1)]$$

$$\mathbf{u}_{2i}(k) = [u_{2i,D}(k), u_{2i,D}(k-1), \dots, u_{2i,D}(k-M+1)]$$

$$0 < \mu_{12,n} < 2$$

$$0 < \mu_{21,n} < 2$$

Signaux de l'entrée Décimé :

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

$$\mathbf{p}_{2i}(k) = [p_{2i,D}(k), \dots, p_{2i,D}(k-M+1)]^T$$

Estimation des signaux décimé de sortie :

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

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

Equations de mise à jour des filtres :

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

$\mathbf{w}_{21}(k) = \mathbf{w}_{21}(k-1) + \mu_{21,n} \sum_{i=1}^N u_{1i,D}(k) \frac{\mathbf{u}_{2i}(k)}{\xi + \ \mathbf{p}_{2i}(k)\ ^2}$	FIN
---	------------

Table 3.3 : Algorithmes F-SAD normalisé en sous-bandes (SNF-SAD₁)

3.5. Conclusion

Dans ce chapitre, Nous avons présenté les trois algorithmes de décorrélation symétrique proposés (SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁) qui sont utilisés pour la réduction de bruit et le rehaussement de la parole. Comme nous avons présenté leurs structures, leurs modèles mathématiques et les équations de mise à jour des filtres.

Dans le prochain chapitre, Nous allons valider la performance des algorithmes proposés (Decorrelation en sous bandes) en terme de vitesse de convergence et qualité de signal estimé.

Chapitre 4 Résultats de simulations

4.1. Introduction

Dans ce chapitre nous présentons les résultats de réduction du bruit par les techniques de séparation de sources en utilisant les algorithmes de decorrélation en sous-bandes avec la structure Forward.

Nous commençons par la présentation des différentes sources des signaux (parole et bruit) qui sont utilisés dans les simulations, et les réponses impulsionnelles. Puis nous présentons les résultats de la simulation des trois algorithmes avec la structure Forward.

Nous présentons également l'influence des paramètres (La taille du filtre M , le pas d'adaptation μ et le Rapport Signal à Bruit RSB) sur ces algorithmes proposés.

4.2. Description des signaux de simulations

Nous avons utilisé dans toutes les simulations le mélange convolutif bi-capteurs entre les deux signaux suivants :

- ✓ La première source est de parole prononcée par un locuteur masculin, sa durée presque de 4 secondes et de fréquence d'échantillonnage égale à 8 kHz.
- ✓ La deuxième source correspond à un bruit stationnaire qui a un spectre similaire au spectre moyen de la parole (bruit USASI). Il est souvent utilisé comme signal de test dans les applications d'annulation d'écho acoustique pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs et leur capacité de poursuite.

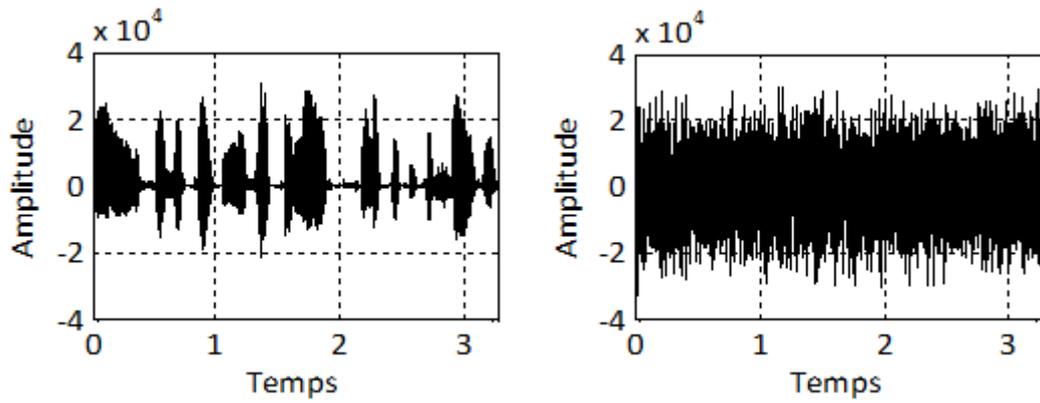


Figure 4.1 : Description temporel des signaux originaux, à gauche : le signal de parole $s(n)$, à droite : le signal de bruit USASI $b(n)$

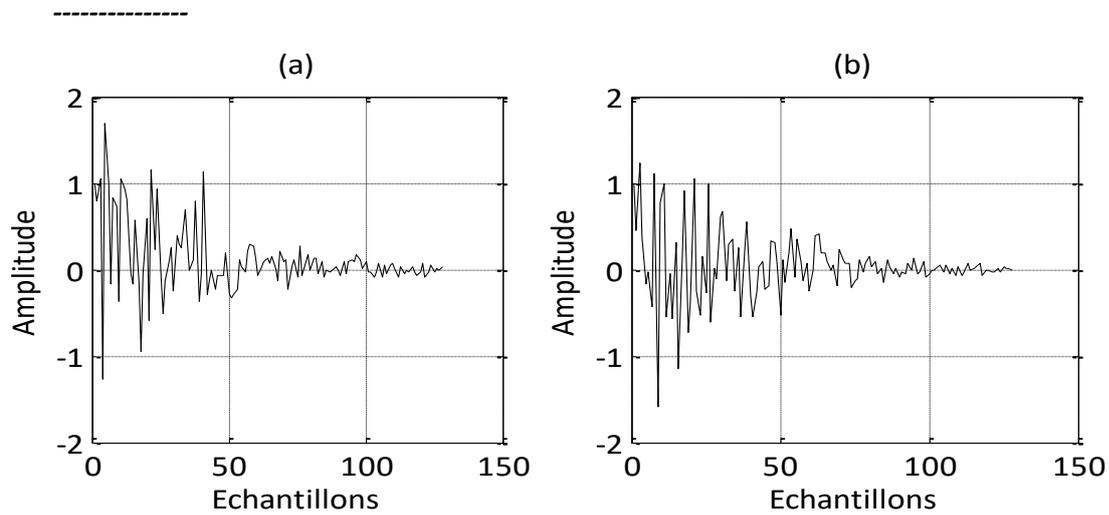


Figure 4.2 : Exemple des réponses impulsionnelles, $M=128$, (a): $h_{21}(n)$, (b): $h_{12}(n)$

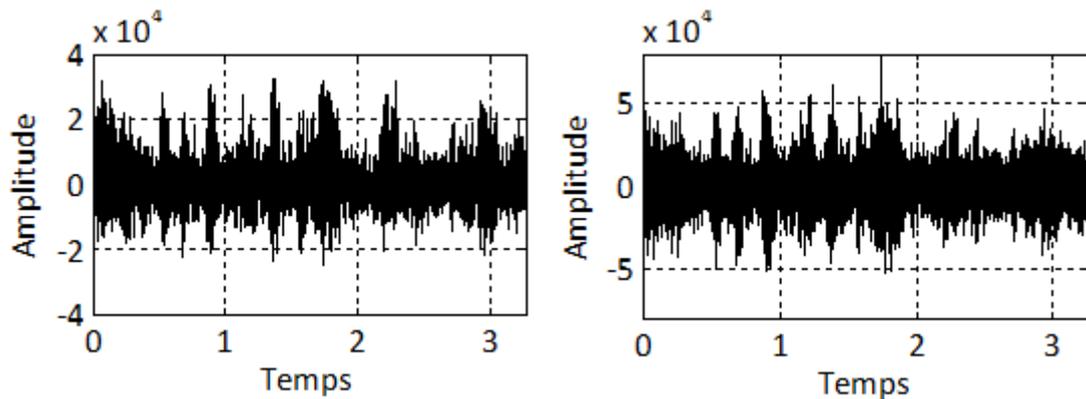


Figure 4.3 : Description temporel des signaux bruités, à gauche : le signal $p_1(n)$, à droite : le signal $p_2(n)$

4.3. Détecteur d'activité vocale (DAV)

Pour nos trois algorithmes proposés, nous avons utilisé un mécanisme de détection d'activité vocale manuel (DAV) pour contrôler l'adaptation des filtres adaptatifs. La figure 4.4 représente un exemple de DAV manuel sur le même signal de parole que celui décrit précédemment dans la figure 4.1. Nous utilisons un DAV pour adapter le deuxième filtre adaptatif $w_{21}(k)$ seulement dans les périodes du bruit seul.

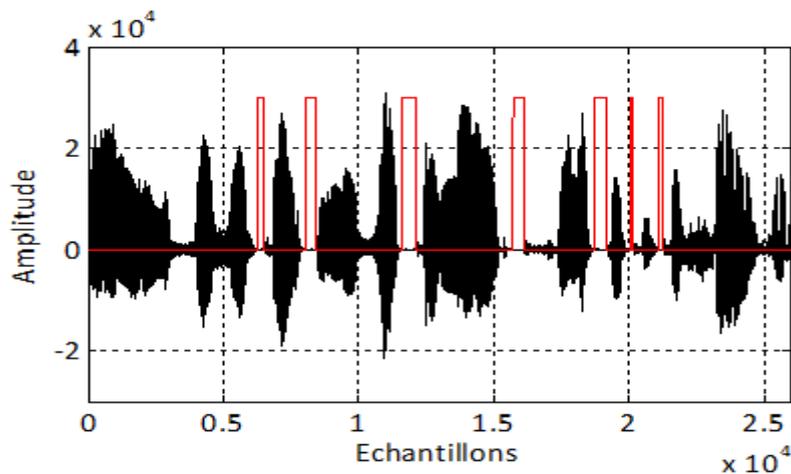


Figure 4.4 : signal de parole original avec une segmentation manuelle

4.4. Filtrés d'analyse et de synthèse

Dans cette section, nous présentons les bancs de filtres de synthèse utilisé pour la décomposition des deux signaux du mélange $p_1(n)$ et $p_2(n)$ en deux ensembles de sous-signaux $p_{1i}(n)$ et $p_{2i}(n)$.

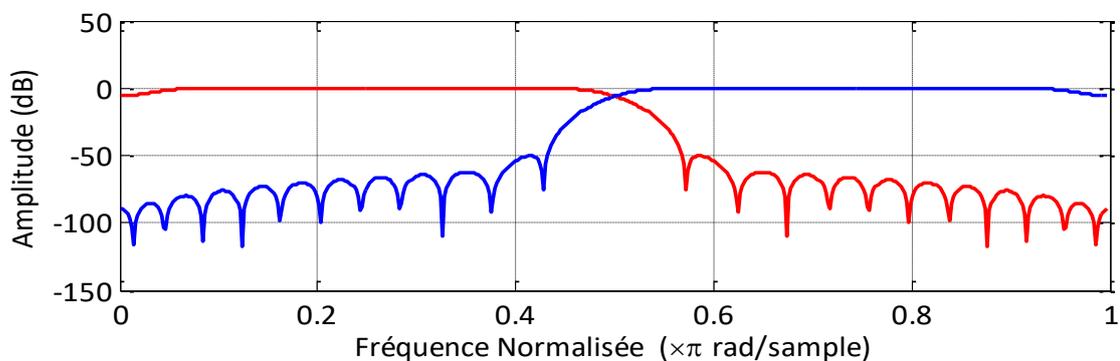


Figure 4.5 : Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d'analyse et de synthèse pour deux sous-bandes.

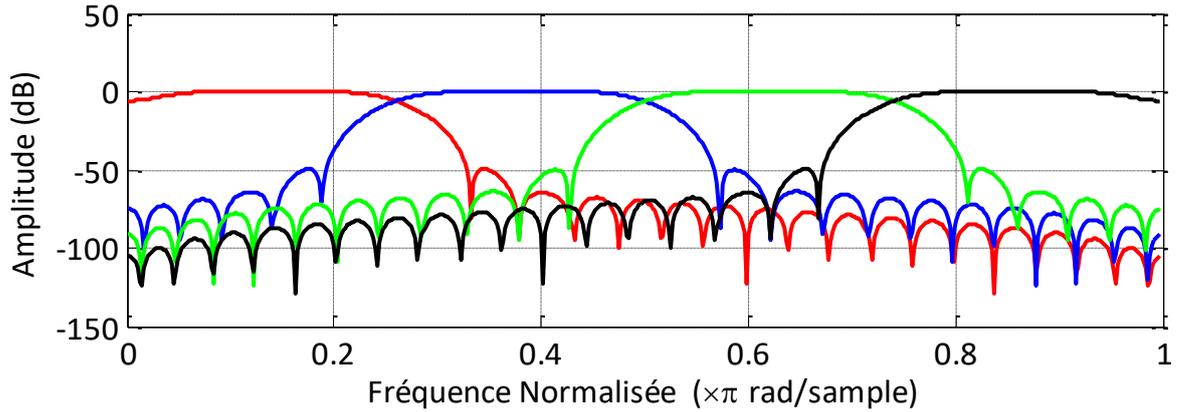


Figure 4.6 : Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d’analyse et de synthèse pour quatre sous-bandes.

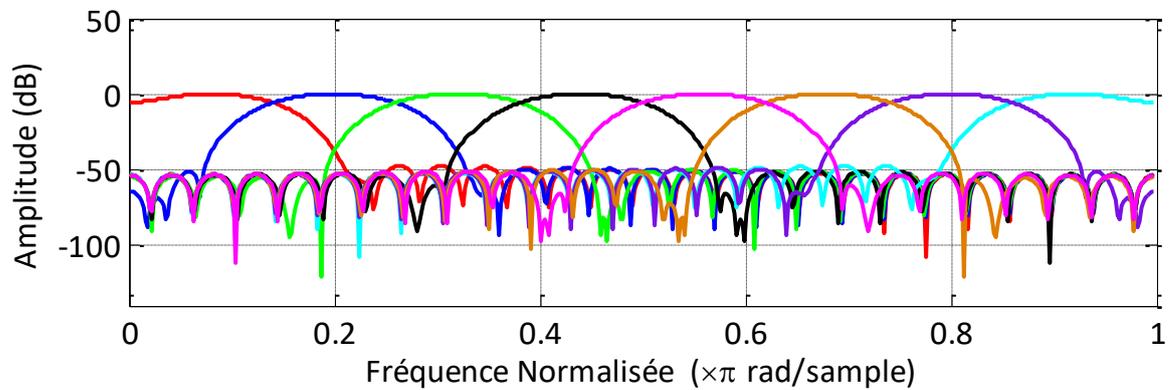


Figure 4.7 : Caractéristiques des réponses fréquentielles des filtres d’analyse et de synthèse pour huit sous-bandes.

Dans les figures 4.5, 4.6 et 4.7, Nous avons présenté respectivement les différentes sous-bandes utilisées dans les simulations des algorithmes proposés (deux, quatre et huit sous-bandes)

4.5. Mesure de performance

Pour valider la performance des algorithmes adaptatifs pour la réduction de bruit et le rehaussement de la parole, plusieurs critères ont été proposés.

Dans notre travail, nous utilisons :

a) Le critère de l’évolution temporelle de l’EQM

Ce critère est donné par:

$$EQM(n) = 10\log(\sigma_e^2)$$

Où σ_e symbolise une moyenne temporelle de M échantillons consécutifs, et $\log(\cdot)$ représente le logarithme à base 10, avec :

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M e^2(N) \quad (4.1)$$

Où $e(n)$ représente l'erreur de filtrage à priori calculé avant la mise à jour du filtre.

b) Rapport signal à bruit (RSB)

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

$$RSB_{dB} = 10\log_{10} \left[\frac{\sum_{n=1}^T [s(n,t)]^2}{\sum_{n=1}^T [s(n,t) - u_1(n,t)]^2} \right] \quad (4.2)$$

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

4.6. Résultats des simulations comparatives:

Dans cette partie, nous allons tester les quatre algorithmes (F-SAD et SF-SAD, SNF-SAD_N, SNF-SAD₁ respectivement pour 2, 4 et 8 sous-bandes) en utilisons le bruit USASI.

Les simulations sont réalisées avec les paramètres suivants :

Paramètres
M : Taille du filtre transverse
μ_{12} μ_{21} : Pas d'adaptation
RSB ₁ et RSB ₂ : Rapport Signal sur Bruit
N : Nombre de sous-bandes
L : Taille des filtres d'analyse et de synthèse

Table 4.1 : Paramètres utilisés dans simulations

4.6.1. Evolution des signaux estimés

Dans cette partie, nous allons présenter le signal de sortie $u_1(n)$ obtenu après la convergence des algorithmes Forward bi-capteurs proposés (avec quatre sous-bandes).

Nous notons que ces signaux estimés sont obtenus par une combinaison de ces algorithmes avec un détecteur d'activité vocale manuel (DAV) présenté par la figure 4.4.

a) Comparaison avec le signal bruité $p_1(n)$

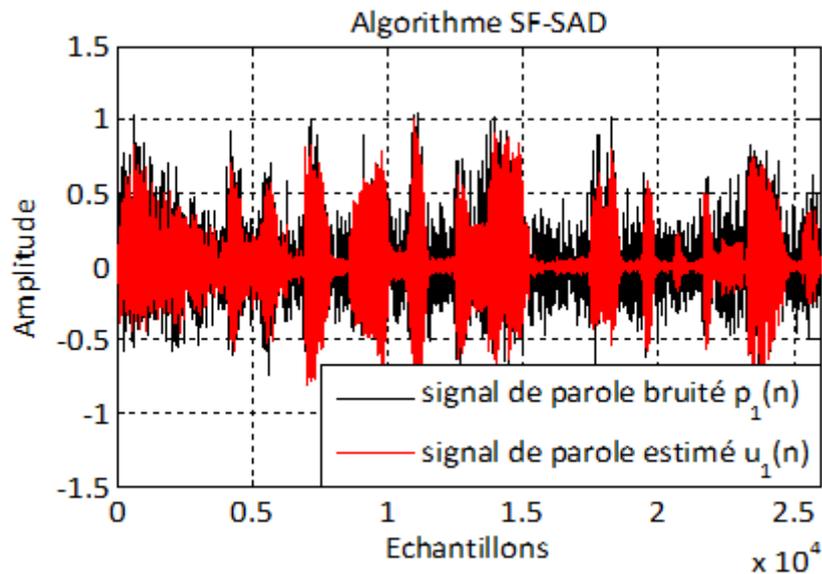


Figure 4.8: Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$

Avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}0.005$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$ (4SB).

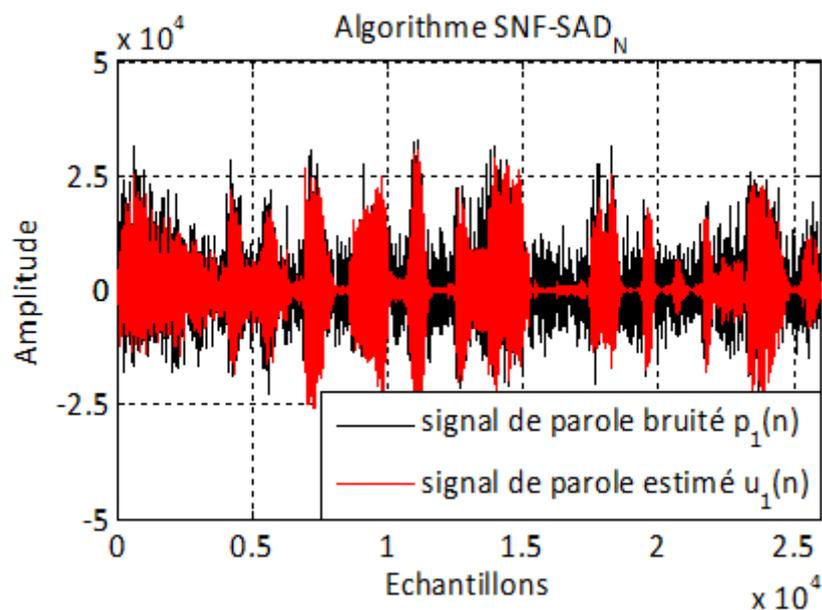


Figure 4.9: Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$

Avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$ (4SB).

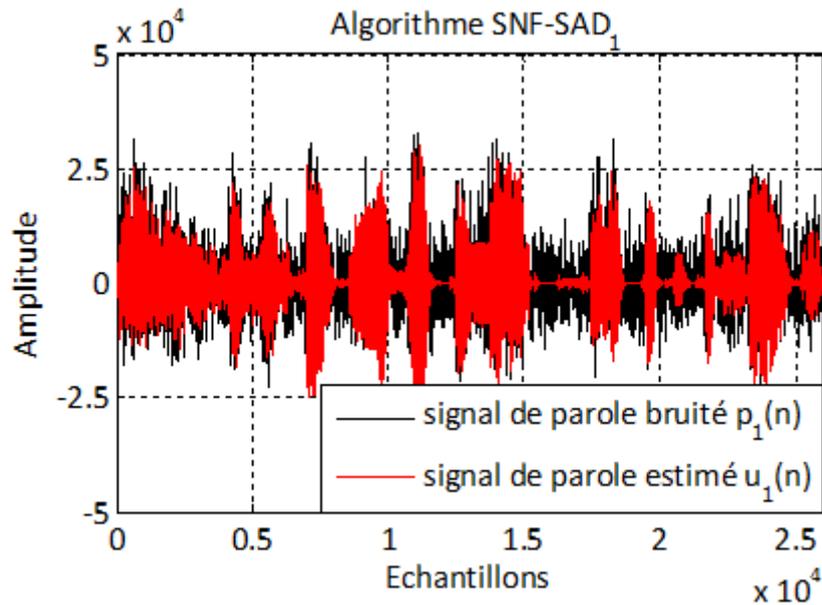


Figure 4.10 : Signal de parole estimé $u_1(n)$ en fonction du signal bruité estimé $p_1(n)$
 Avec $\mu_{21}=\mu_{12}0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$ (4SB).

Pour les simulations ci-dessus, nous avons comparé les signaux estimés pour les algorithmes SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁ respectivement avec le signal bruité $p_1(n)$ (pour quatre sous-bandes)

D'après les résultats obtenus par les figures (4.8, 4.9 et 4.10), le signal de parole estimé $u_1(n)$ à la sortie de chaque algorithme de decorrélation en sous-bandes (SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁) converge vers le signal de parole original $s(n)$ et en remarquant que le bruit acoustique est suffisamment annulé.

Donc, les trois algorithmes Forward bi-capteurs de séparation de sources sont très efficaces pour l'annulation de bruit acoustique et le rehaussement de la parole.

b) Comparaison avec le signal estimé en pleine bande

Pour les simulations ci-dessous, nous avons comparé les signaux estimés pour les algorithmes SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁ respectivement pour deux, quatre et huit sous-bandes avec le signal estimés pour les algorithmes en pleine bande F-SAD et NF-SAD respectivement :

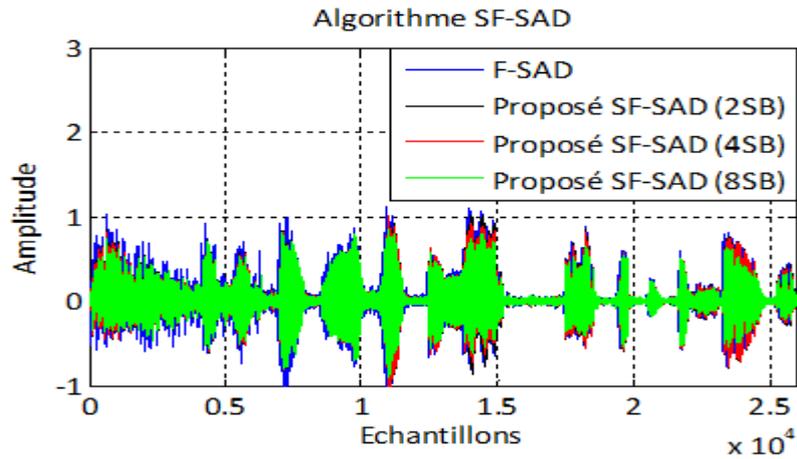


Figure 4.11 : Comparaison entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et l'algorithme SF-SAD (2,4 et 08 sous-bandes)

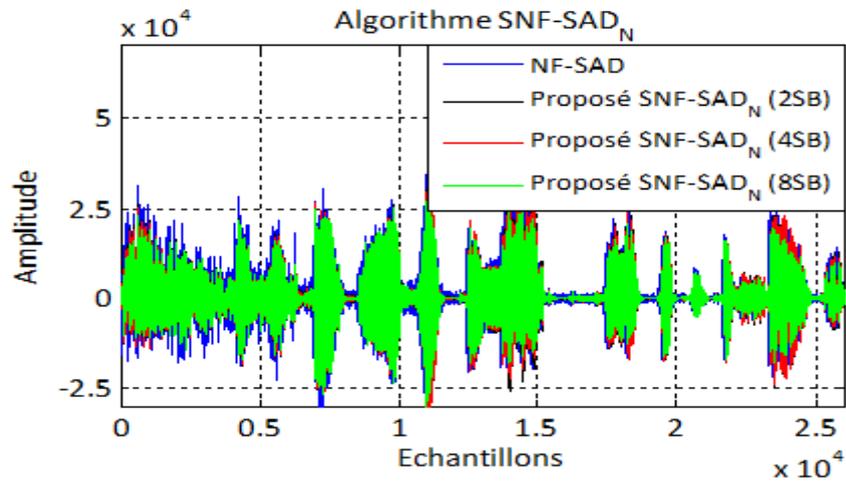


Figure 4.12: Comparaison entre l'algorithme NF-SAD (pleine bande) et l'algorithme SNF-SAD_N (2,4 et 08 sous-bandes)

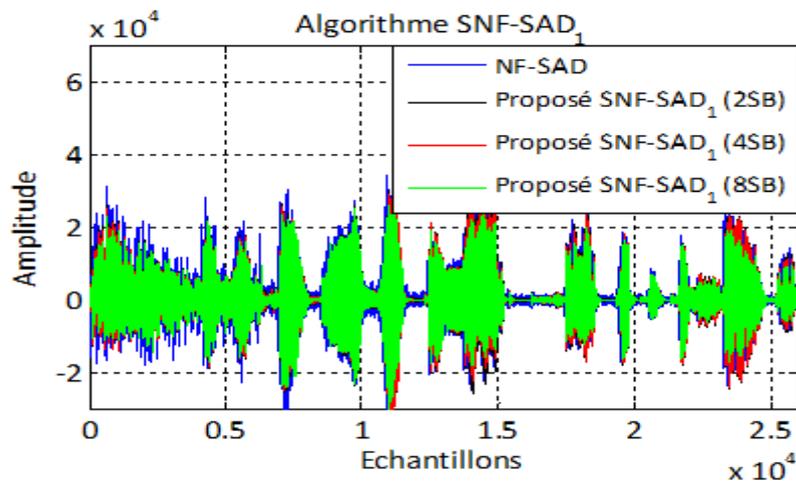


Figure 4.13 : Comparaison entre l'algorithme NF-SAD (pleine bande) et l'algorithme SNF-SAD₁ (2,4 et 08 sous-bandes)

Avec les résultats obtenus par les figures (4.11, 4.12 et 4.13), on a montré la supériorité des algorithmes proposés en sous-bandes à celles en pleine bande.

4.6.2. Evaluation de La vitesse de convergence :

Nous avons fait une comparaison entre les algorithmes de décorrélation en pleine bande F-SAD, NF-SAD et les algorithmes de décorrélation en sous-bandes proposés SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁ en utilisant le critère de l'EQM.

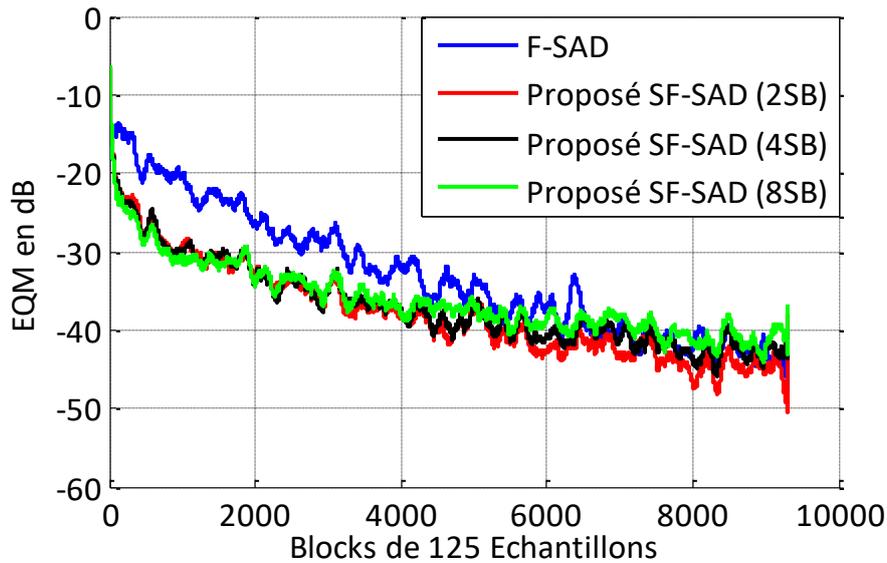


Figure 4.14 : Comparaison de l'EQM entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et le SF-SAD (2,4 et 8 sous bandes), excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.005$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$.

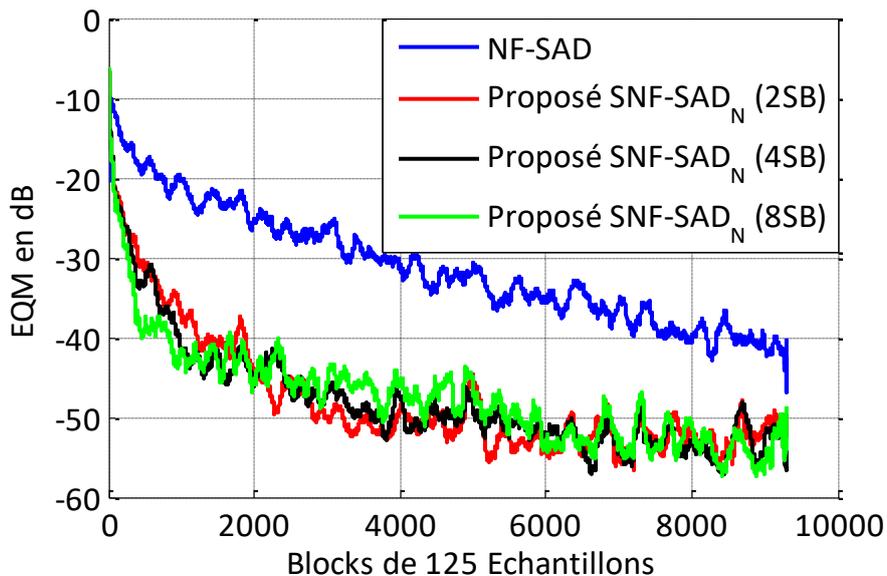


Figure 4.15 : Comparaison de l'EQM entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et le SNF-SAD_N (2,4 et 8 sous bandes), excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$.

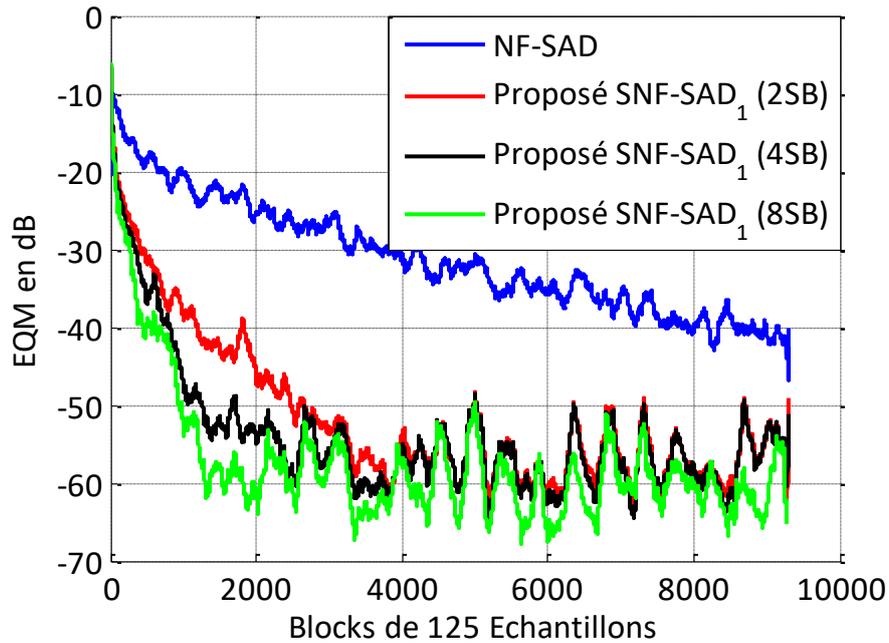


Figure 4.16 : Comparaison de l'EQM entre l'algorithme F-SAD (pleine bande) et le SNF-SAD₁ (2,4 et 8 sous bandes), excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21}=\mu_{12}=0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$.

D'après les résultats que nous avons obtenus dans les simulations (figure 4.14, 4.15 et 4.16) on remarque bien que les algorithmes proposés SF-SAD, SNF-SAD₁ et SNF-SAD_N convergent plus rapidement que l'algorithme F-SAD (pleine bande). Comme, nous notons que cette vitesse est proportionnelle aux nombres des sous-bandes utilisées pour les trois algorithmes proposés.

4.6.3. Effet des paramètres μ et M sur les algorithmes proposés

Dans cette partie, nous allons voir l'influence de la taille de filtre M et le pas d'adaptation μ sur les algorithmes SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁ (nous allons faire les simulations avec quatre sous-bandes).

a) Effet de la taille du filtre

Dans les simulations suivantes, nous avons fait plusieurs expériences en variant dans la taille du filtre transversal avec un pas d'adaptation fixe ($\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.005$ pour l'algorithme SF-SAD, et $\mu_{21,i}=\mu_{12,i}=0.5$ pour l'algorithme SNF-SAD_N et $\mu_{21}=\mu_{12}=0.5$ pour l'algorithme SNF-SAD₁).

Les résultats obtenus sont données par les figures suivantes (nous avons fait ces simulations avec quatre sous-bandes):

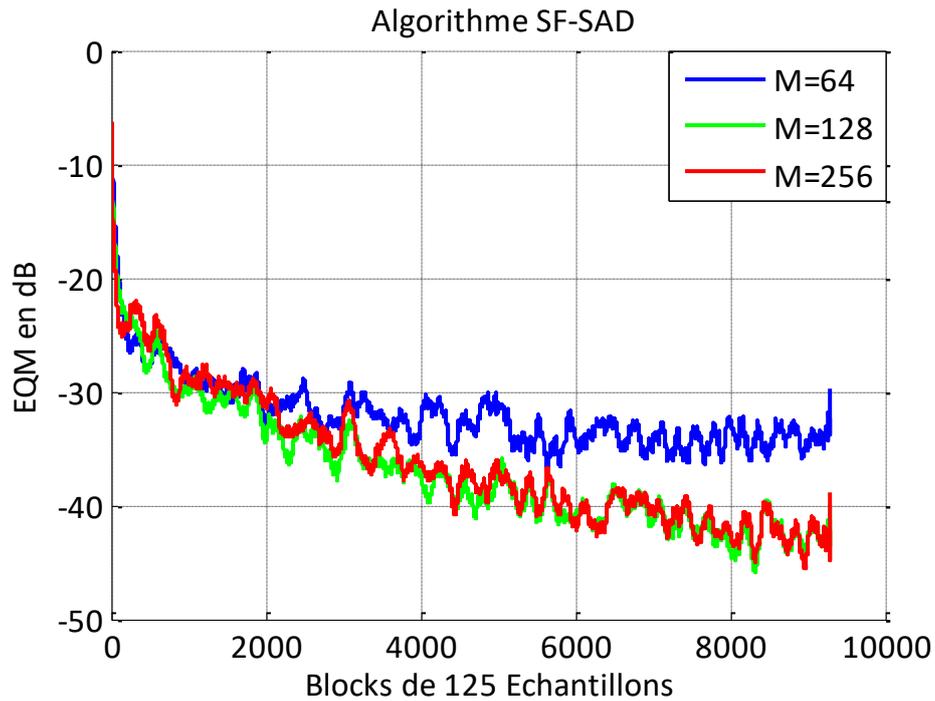


Figure 4.17 : Influence de la taille de filtre dans l'algorithme SF-SAD (pour quatre sous-bandes)

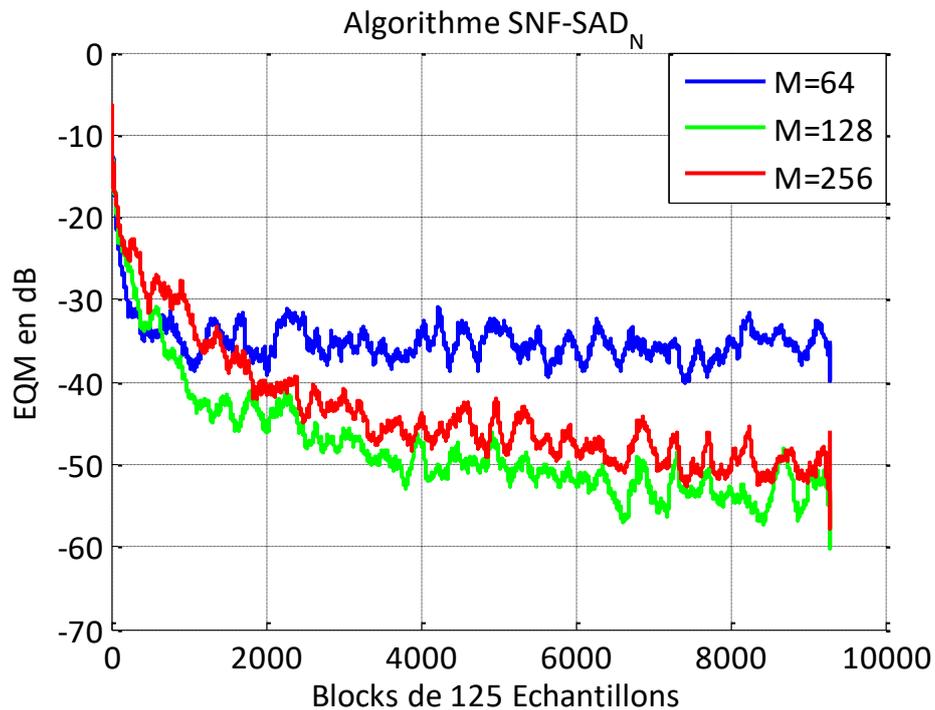


Figure 4.18 : Influence de la taille de filtre dans l'algorithme SNF-SAD_N (pour quatre sous-bandes)

Les figures (4.17, 4.18) représentent les variations de la vitesse de convergence pour les algorithmes proposés SF-SAD, SNF-SAD_N respectivement (quatre sous-bandes) en fonction de la taille du filtre transversal M , avec $RSB_1=RSB_2=0$.

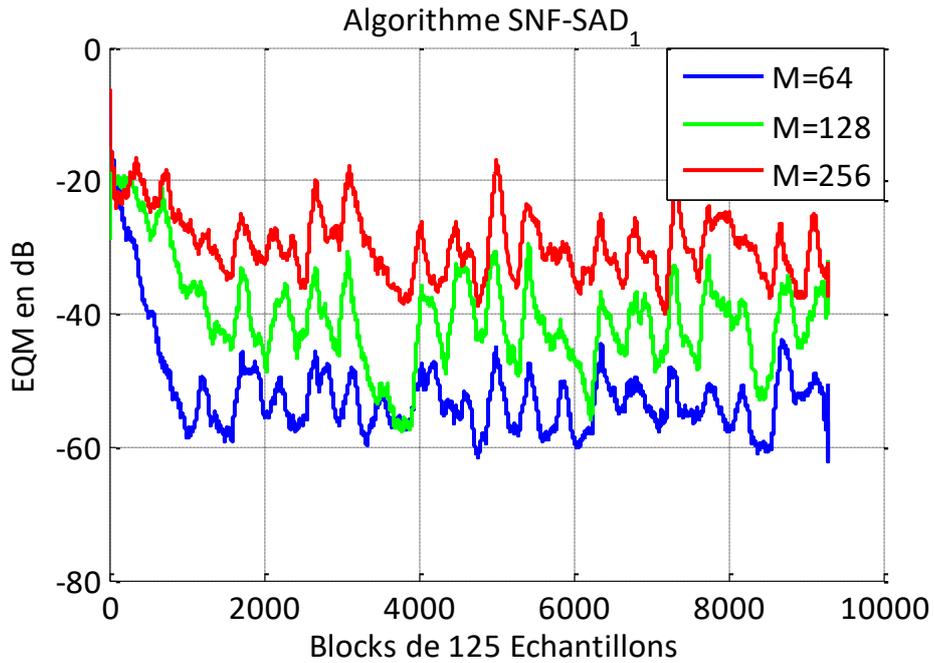


Figure 4.19 : Influence de la taille de filtre dans l’algorithme SNF-SAD₁ (pour quatre sous-bandes)

La figure 4.17 représentent les variations de la vitesse de convergence pour l’algorithme proposé SNF-SAD₁ (quatre sous-bandes) en fonction de la taille du filtre transversal M, avec $RSB_1=RSB_2=0$.

Nous remarquons d’après les figures précédentes que la vitesse de convergence pour les 03 algorithmes est inversement proportionnelle à la variation de la taille du filtre M.

b) Effet du pas

Nous avons fixé la taille du filtre à M=128 et nous avons varié le pas d’adaptation $\mu_{21,i}$.

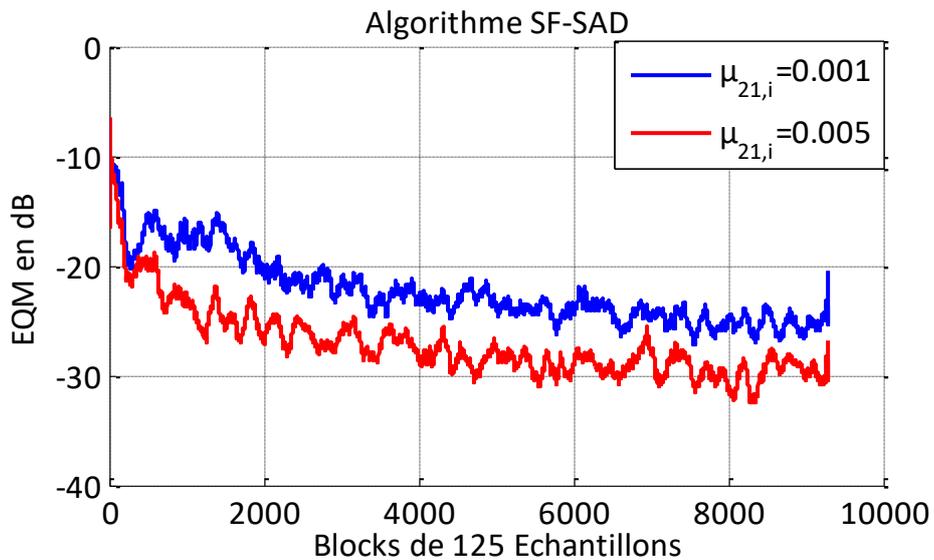


Figure 4.20 : Influence du pas d’adaptation dans l’algorithme SF-SAD (pour quatre sous-bandes)

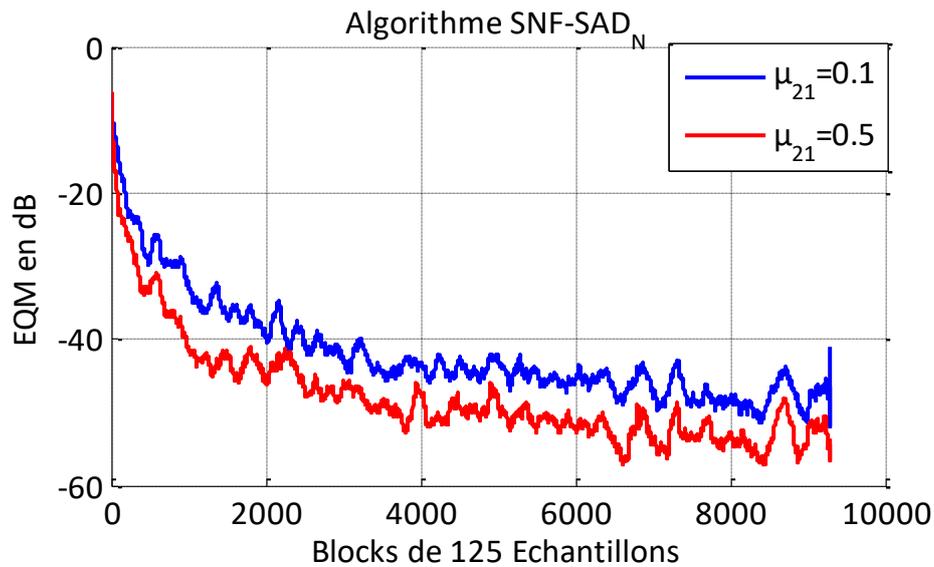


Figure 4.21 : Influence du pas d'adaptation dans l'algorithme SNF-SAD_N (pour quatre sous-bandes)

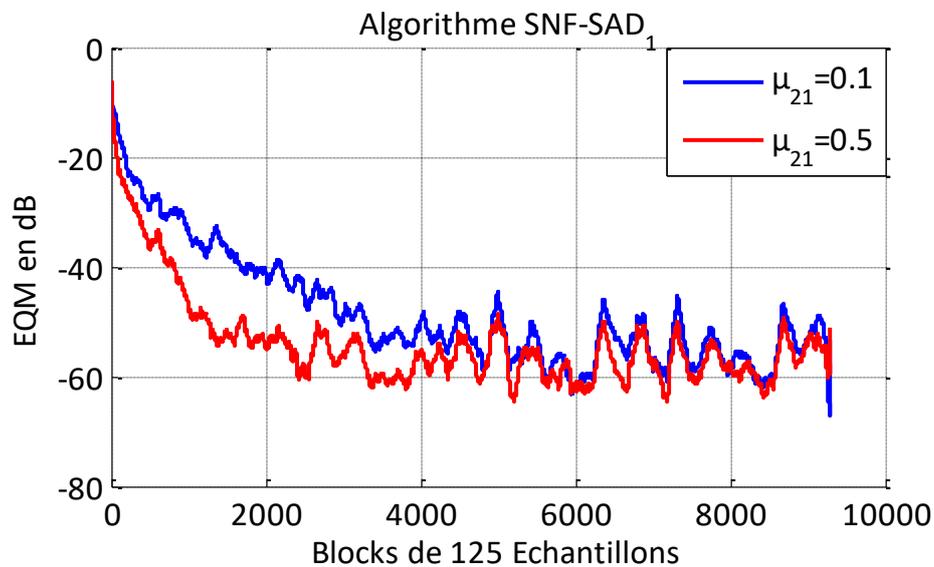


Figure 4.22 : Influence du pas d'adaptation dans l'algorithme SNF-SAD₁ (pour quatre sous-bandes)

D'après les résultats de simulations illustrés dans les figures (4.20, 4.21, 4.22), nous remarquons que les algorithmes proposés convergent mieux lorsque le pas d'adaptation est choisi grand.

4.6.4. Comparaison entre SNF-SAD_N et SNF-SAD₁

Dans cette simulation, nous avons fixé la taille du filtre à $M=128$ et le pas d'adaptation $\mu_{21}=0.5$ et (pour quatre sous-bandes)

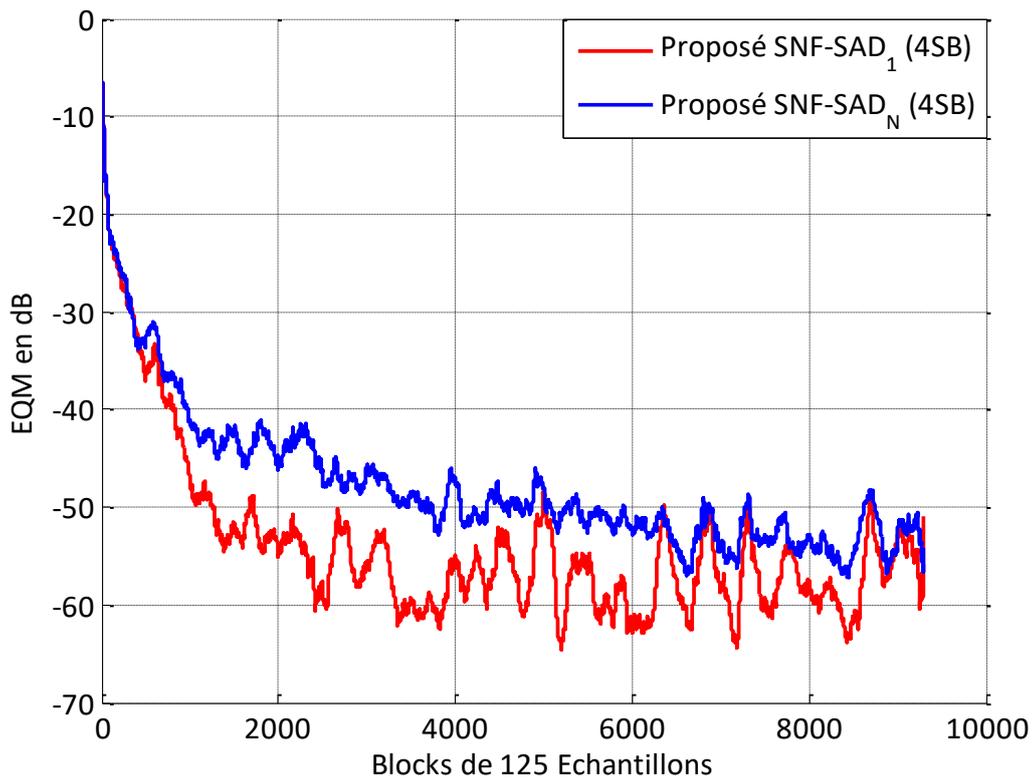


Figure 4.23 : Comparaison de l'EQM entre l'algorithme SNF-SAD_N et le SNF-, excitation (Bruit USASI) et avec $\mu_{21} = \mu_{12} = 0.5$, $M=128$ et $RSB_1=RSB_2=0$.

D'après les résultats de simulation précédentes, nous avons remarqué la supériorité de l'algorithme SNF-SAD₁ par rapport aux les deux autres algorithmes. Pour cela, dans les prochaines simulations on va utiliser seulement l'algorithme SNF-SAD₁.

4.6.5. Evaluation du Rapport de Signal à Bruit de sortie

Dans cette section, nous présentons les résultats du rapport signal à bruit (RSB) de sortie obtenu par l'algorithme SNF-SAD₁ et l'algorithme NF-SAD.

On note que pour toutes les simulations, ce critère est calculé seulement dans les périodes de la parole en utilisant le mécanisme de détection d'activité vocale manuel (DAV).

On va diviser cette section en 03 parties :

a) Comparaison entre RSB de l'algorithme NF-SAD et de SNF-SAD₁

Pour cette partie, Nous avons utilisé $\mu_{21} = \mu_{12} = 0.5$, La taille de filtre $M=128$ et le rapport signal à Bruit $RSB_1 = RSB_2 = 0$.

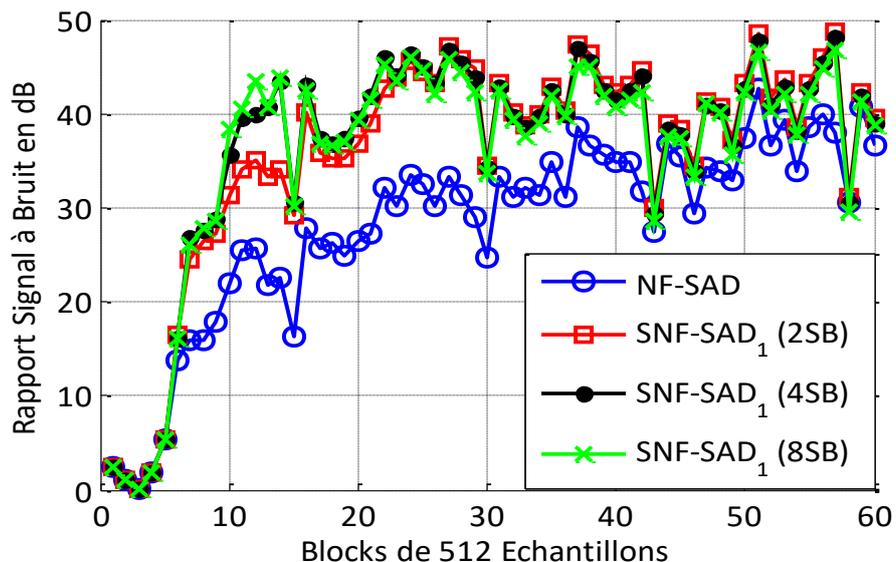


Figure 4.24 : Evaluation du Rapport signal à bruit à la sortie obtenu par les deux algorithmes, NF-SAD et SNF-SAD₁

A partir des résultats de simulation obtenus par la figure 4.23, nous avons prouvé la supériorité de l’algorithme proposé pour l’annulation de bruit et le rehaussement de la parole. Nous remarquons aussi que le RSB calculé à la sortie de l’algorithme proposé est meilleur que le RSB estimé à la sortie de l’algorithme pleine bande NF-SAD.

b) Effet du pas

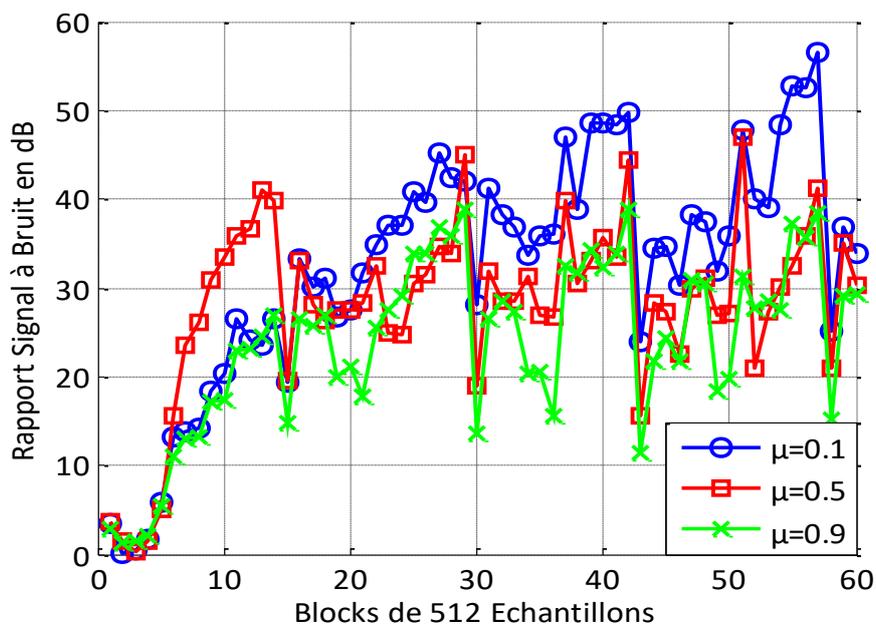


Figure 4.25 : Effet du pas d’adaptation sur le rapport signal à bruit estimé à la sortie de l’algorithme SNF-SAD₁

Pour cette partie, nous avons fixé la taille du filtre à $M=128$ et le rapport signal à bruit de l'entrée $RSB=0$, et nous avons varié le pas d'adaptation μ .

A partir des résultats de simulation obtenus par la figure 4.24, nous avons remarqué que le rapport signal à bruit estimé à la sortie de l'algorithme SNF-SAD₁ est inversement proportionnel à la variation du pas d'adaptation μ .

c) Effet de la taille du filtre M

Pour cette partie, nous avons fixé le pas d'adaptation $\mu=0.5$ et le rapport signal à bruit de l'entrée $RSB=0$, et nous avons varié la taille du filtre à M .

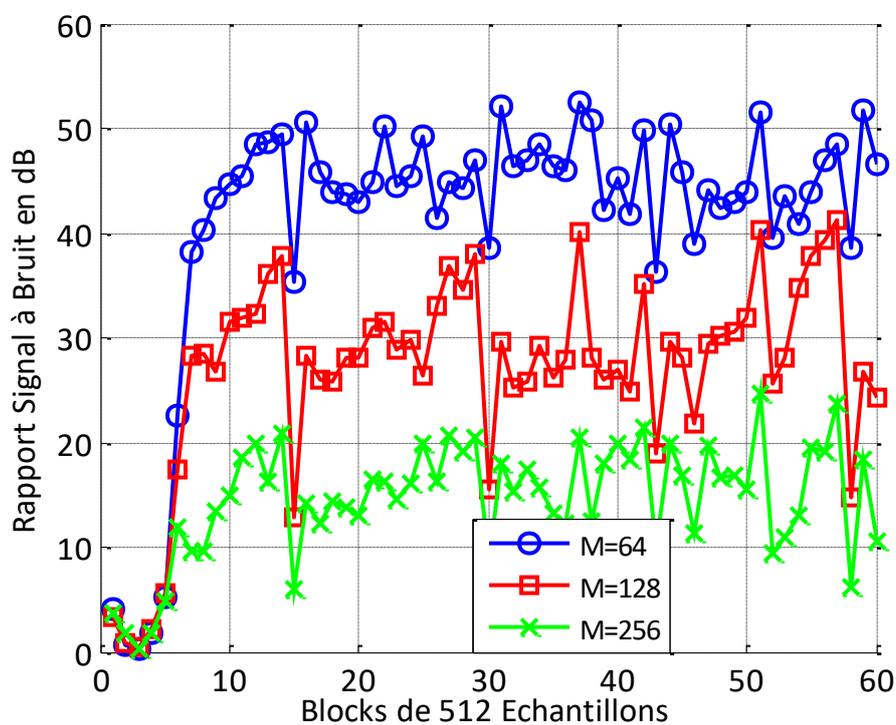


Figure 4.26 : Effet de la taille du filtre sur le rapport signal à bruit estimé à la sortie de l'algorithme SNF-SAD₁

A partir des résultats de simulation obtenus par la figure 4.25, nous avons remarqué que le rapport signal à bruit estimé à la sortie de l'algorithme SNF-SAD₁ est inversement proportionnel à la taille du filtre M .

4.7. Conclusion

D'après les résultats de simulations des algorithmes de décorrélation adaptative symétrique proposées, on peut conclure que les trois algorithmes donnent des bons

résultats pour la séparation de sources et la réduction du bruit. Nous notons qu'on a utilisé un facteur de décimation $D=1$ (sans décimation).

Nous avons aussi remarqué après plusieurs simulations comparatives la supériorité des algorithmes proposés en sous bandes à celles-ci en pleine bande soit en fonction de la rapidité de convergence ou la qualité de signal estimé, cela prouve que ces algorithmes mieux que les algorithmes F-SAD et NF-SAD.

Conclusion générale

Dans la première partie de ce mémoire, Nous avons décrit le filtrage adaptatif en pleine bande et en sous-bandes. Ensuite nous avons présenté les différentes méthodes de réduction du bruit et le rehaussement du signal de parole par les algorithmes du filtrage adaptatif. Nous nous sommes basés en particulier sur la structure de séparation de sources bi-capteurs.

Dans la suite de ce document, nous avons étudié des algorithmes de decorrelation en pleine bande et en sous-bandes spécifique adaptés à la structure de séparation de sources Forward, pour cela, nous avons proposé trois nouveaux algorithmes de séparation de source aveugle en sous-bandes (SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁).

Tous les résultats de simulation ont montré la bonne performance de ces nouveaux algorithmes et leur supériorité par rapport à sa version classique en pleine bande, si le nombre de sous-bandes est élevé. Nous avons remarqué aussi l'évolution de la vitesse de convergence des algorithmes est inversement proportionnelle à la taille du filtre et elle augmente aussi lorsque le pas d'adaptation est choisi grand.

Une étude comparative entre les algorithmes de séparation de source en pleine bande(F-SAD et NF-SAD) et en sous-bandes(SF-SAD, SNF-SAD_N et SNF-SAD₁) a été effectuée, nous avons remarqué que nos trois nouveaux algorithmes ont permis d'obtenir des performances supérieure en terme de rapidité de convergence, de qualité de signal estimé, de rapport signal sur bruit (SNR) en sortie de traitement par rapport aux algorithmes classique.

Bibliographie

- [1] André GIRARD, « Réduction de bruit de signaux de parole mono-capteurs basée sur la modélisation par EMD », Mémoire de maîtrise, Université de SHERBROOKE Canada.
- [2] Bendoumia Redha, Deba Abdellah, « Rehaussement du signal de parole par l'algorithme de decorrelation symétrique », Mémoire de Master, USDB, Juillet 2011.
- [3] J.Benesty «traitement de signal numérique II, Filtrage Wiener» <http://externe.inrsem.t.quebec.ca/users/benesty/>,2005.
- [4] B. Widrow, S.D. Stearns : *Adaptive Signal Processing Algorithms*, Prentice Hall, 1985.
- [5] J.Benesty. Notes de cours : Algorithme du gradient stochastique (Least-mean-square-LMS).INRS-EMT Canada.
- [6] Meriem ZOULIKHA, « Méthodes améliorées pour la réduction du bruit acoustique et le rehaussement du signal de parole », Mémoire de Magister, USDB, Avril 2014.
- [7] H.Alaeddine « Application de la transformée en nombres entiers à la conception d'algorithmes de faible complexité pour l'annulation d'échos acoustiques » thèse de Doctorat, l'université de Bretagne occidentale. 12 Juillet 2007.
- [8] Kong-Aik Lee, Woon-Seng Gan, Sen M. Kuo "Subband Adaptive Filtering: Theory and Implementation", Livre, 2009, John Wiley & Sons.
- [9] Herault, J., Jutten, C., Ans, B., "Détection de grandeurs primitives dans un message composite par une architecture de calcul neuro mimétique en apprentissage non supervisé", GRETSI 85, Dixième colloque sur le Traitement du Signal et des Images, Nice, France, (1985), 1017–1022.
- [10] Moussa Sofiane Karoui. Méthodes de séparation aveugle de sources et application à la télédétection spatiale. Traitement du signal et de l'image. Université Paul Sabatier - Toulouse III, 2012. Français.<tel-00790655>

- [11] Hakim Boumaraf. Séparation Aveugle de Mélanges Convolutifs de Sources. Traitement du signal et de l'image. Université Joseph-Fourier - Grenoble I; Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2005. Français. <tel-00011643>.
- [12] Djendi, M., Gilloire, A., Scalart, P., "Noise cancellation using two closely spaced microphones: experimental study with a specific model and two adaptive algorithms", IEEE Int. Conf. ICASSP, Toulouse, France, V.3, (May 2006), 744-748.
- [13] Djendi, M., "Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications", Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [14] Alkindi, M.J., Dunlop, J., "Improved adaptive noise cancellation in the presence of signal leakage on the noise reference channel", Signal Processing, V.17, (1989), 241-250.
- [15] Van Gerven, S., "Adaptive noise cancellation and signal separation with applications to speech enhancement", Ph.D dissertation, University catholic of Leuven, (Mar. 1996).
- [16] Djendi, M., "Advanced techniques for two-microphone noise reduction in mobile communications", Thèse de Doctorat, Université de Rennes 1, France, (Jan. 2010).
- [17] Nguyen Thi, H.L., Jutten, Ch., Caelen, J., "Séparation aveugle de parole et de bruit dans un mélange convolutif", Treizième colloque Gretsï– Juan-lespins, (Sep. 1991).
- [18] D. Van Compernelle, S. Van Gerven, Signal separation in a symmetric adaptive noise canceller by output decorrelation, in: Proceedings of the ICASSP, vol. IV, 1992, pp. 221–224.
- [19] Gerven, S.V., Compernelle, D.V., "Signal separation by symmetric adaptive decorrelation: Stability, convergence and uniqueness", IEEE Transactions on Signal Processing, V.43, n° 7, (Jul. 1995), 1602-1612.