

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

Filière Électronique

Spécialité Système de télécommunication

Présenté par

BENSOUDA Mohamed Yacine

&

Zereg Abderrazak

Algorithme NLMS optimisé (OPNLMS) en sous-bandes

Proposé par : Prof Benallal Ahmed & Mr Ramdane Mohamed Amine

Année Universitaire 2020-2021

Remerciements

Nous tenons, avant tout, à remercier ALLAH le tout puissant de nous avoir donné la volonté et de m'avoir procuré la force, la santé et la patience et de nous avoir aidé à surmonter toutes les dures épreuves et les moments difficiles pour aboutir à ce travail.

*Je tiens tous d'abord à exprimer ma profonde reconnaissance et mes plus vifs remerciements à notre encadreur monsieur le professeur **Benallal Ahmed**, professeur à l'université de Blida 1, pour accepter d'être notre promoteur, on le remercie pour la qualité de son encadrement professionnel et exceptionnelle, et pour nous avoir dirigés pendant cette année avec sa constante disponibilité et son suivi durant toute la période de travail, et pour sa gentillesse, sa bienveillance et ses encouragements et ses conseils, c'est un honneur de travailler avec une précieuse assistance et nous espérons avoir encore l'occasion de travailler avec lui dans le futur inshallah. Merci beaucoup monsieur.*

*Je tiens à exprimer ma gratitude et mes sincères remerciements à notre co-promoteur **Mr Ramdane** pour ses encouragements et ses précieux conseils, son aide et ses dirigés du début à la fin et à tous les périodes de ce mémoire.*

Nous remercions très vivement les membres du jury pour l'honneur et l'intérêt qu'ils nous ont accordé en acceptant d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

En fin, nous tenons à remercier tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire.

Avec un énorme plaisir, un cœur ouvert et une joie immense, je dédie ce modeste travail tout d'abord :

À ma mère, qui m'a donné la vie, qui s'est sacrifiée pour mon bonheur et qui a tout fait pour me voir réussir aujourd'hui.

*À mon père **Ahmed**, qui a été toujours présent et soutenu tout ma durée d'études financièrement et moralement.*

*À mes petits frères **Oussama, nihad** et **doaa**, surtout mon frère **RIYADH** qui m'a beaucoup aidé, et à toute la famille **BENSOUDA**.*

À tous mes enseignants qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études.

*À mon binôme **Abderrazak**, et tous mes collègues de promotions que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période de formation.*

*À tous mes amis qui m'ont aidé et encouragé, qui étaient toujours à mes côtés et qui m'ont accompagné durant tout mon parcours d'études supérieures et spécialement **Trad Houssam** et **Maachi Mohamed**.*

Yacine

Je dédie ce modeste travail :

À mes parents. Aucun hommage ne pourrait être à la hauteur de l'amour Dont ils ne cessent de me combler. Que dieu leur procure bonne santé et long vie inchalâ.

*À tous ma famille **Zereg**, et mes frères **djebari**, **Kamel** et **Hanna**, sans oublier mes grand mères et mes beaux-parents qui j'aime.*

À tous mes enseignants, qui ont contribué à ma formation tout au long de mes années d'études.

*À mon binôme **Mohamed Yacine** et toutes mes collègues de promotions que j'ai eu le plaisir de côtoyer pendant cette période de formation, surtout les personnes qui sont motivée **Boucelha**, **Maachi Mohamed**.*

Et à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin pour que ce projet soit possible, je vous dis merci.

Abderrazak

ملخص: في هذه الرسالة، تناولنا مشكلة إلغاء الصدى الصوتي عن طريق الترشيح التكيفي في النطاقات الفرعية، وقدمنا الترشيح متعدد المعدلات، ودرسنا تقنيات القطع والتصفية التكيفية في النطاقات الفرعية باستخدام خوارزمية OPNLMS. قدمنا عمليات محاكاة على MATLAB لخوارزميات OPNLMS الكلاسيكي و OPNLMS ضمن نطاقات، ونتائج مقارنة بين نطاقات NLMS الفرعية ونطاقات OPNLMS الفرعية. تؤكد نتائج المحاكاة المقدمة تفوق خوارزميات OPNLMS في النطاقات الفرعية مقارنة بـ OPNLMS الكلاسيكي من حيث سرعة التقارب.

كلمات المفاتيح : إلغاء الصدى الصوتي، ترشيح النطاق الفرعي التكيفي، NLMS, OP-NLMS,

Résumé : Dans ce mémoire, on a traité le problème d'annulation d'écho acoustique par le filtrage adaptatif en sous-bandes, nous avons présenté le filtrage multi cadence, et nous avons étudié les techniques de découpage et de filtrage adaptatif en sous-bandes en utilisant l'algorithme OPNLMS.

Nous avons présenté des Simulations sur MATLAB des algorithmes OPNLMS et OPNLMS sous-bandes, et des résultats comparatives entre les sous-bandes NLMS et les sous-bandes OPNLMS. Les résultats de simulations présentés, confirmer la supériorité des algorithmes OPNLMS en sous- bandes par rapport le OPNLMS classique en termes de la vitesse de convergence.

Mots clés : annulation d'écho acoustique, filtrage adaptatif en sous-bandes, NLMS, OP-NLMS

Abstract: In this thesis, we dealt with the problem of acoustic echo cancellation by adaptive filtering in subbands, we presented multi-rate filtering, and we studied the techniques of cutting and adaptive filtering in sub-band using l 'OPNLMS algorithm.

We presented Simulations on MATLAB of the OPNLMS and OPNLMS algorithms under bands, and comparative results between the NLMS subbands and the OPNLMS subbands.

The simulation results presented, confirm the superiority of the subband OPNLMS algorithms over the classical OPNLMS in terms of convergence speed.

Keywords: acoustic echo cancellation, Subband adaptive filtering, NLMS, OP-NLMS

Listes des acronymes et Abréviations

❖ Notation

- ✓ $[.]^T$: Opération de transposition.
- ✓ $[.]^{-1}$: Opération de matrice inverse.
- ✓ $|\cdot|$: Opération valeur d'absolue.
- ✓ $E(\cdot)$: Espérance mathématique.
- ✓ \log_{10} : Logarithme à base 10.
- ✓ $trace(\cdot)$: Trace d'une matrice.
- ✓ $\|\cdot\|$: La norme l_2 .
- ✓ ∇ : Vecteur de gradient.
- ✓ $\partial(\cdot)$: Dérivé partiel.

❖ Abréviations

- ✓ **AEC** : Annulation d'Echo Acoustique.
- ✓ **LMS** : Least Mean Square
- ✓ **NLMS** : Normalised LMS.
- ✓ **RIF** : Réponse Impulsionnelle finie.
- ✓ **RI** : Réponse Impulsionnelle.
- ✓ **SNR** : Signal to Noise Ratio.
- ✓ **USASI** : USA Standard Institute.
- ✓ **DFT** : Discrete Fourier transform.
- ✓ **QMF** : Quadrature Mirror Filter Banks.
- ✓ **PQMF** : pseudo Quadrature Mirror Filter Banks.
- ✓ **SAF** : subband adaptive filter.
- ✓ **NSAF** : Normalized subband adaptive filter.
- ✓ **MSE** : Mean Square Error.
- ✓ **MSD** : Mean Square Deviation.
- ✓ **OP-NLMS** : Optimized Normalized LMS.

Table des matières

Sommaire

Introduction générale.....	1
Chapitre1 : Le filtrage adaptatif et l'annulation d'écho acoustique.....	3
1-1 Introduction.....	3
1-2 L'écho dans les systèmes des télécommunications.....	3
1-2-1 L'écho	4
1-2-2 L'écho électrique	4
1-2-3 L'écho acoustique	4
1-2-4 L'annulation d'écho acoustique	6
1-3 Filtrage adaptatif	7
1-3-1 Un filtre adaptatif RIF	7
1-3-2 Filtre adaptatif	8
1-3-3 Filtrage linéaire optimal-filtrage de Wiener	9
1-4 Les algorithmes adaptatifs	11
1-4-1 Algorithme du gradient déterministe	12
1-4-2 Algorithmes du gradient stochastique	13
1-4-2-1 Algorithme de moindre carrée LMS (Least-Mean-Square)	13
1-4-2-2 Algorithme LMS normalisé (NLMS "Normalised LMS")	14
1-4-2-3 Algorithme NLMS-optimisé (OP-NLMS "optimised NLMS")	15
1-4-3 Choix de l'algorithme adaptatif	18
1-5 Conclusion	19
Chapitre2 : Le Filtrage adaptatif en sous-bandes	20
2-1 Introduction	20
2-2 Le filtrage multi cadence	20
2-2-1 Décimation	21
2-2-2 Interpolation.....	22
2-3 Les méthodes de découpage en sous-bandes.....	23

2-3-1-Banc de filtres	23
2-3-2 Les Relations entrée-sortie du Banc de filtres	24
2-3-3 Représentation polyphasée	25
2-3-4 Bancs de filtres à modulation cosinusoidale.....	26
2-3-5 Banques de filtres DFT	27
2-3-6 Bancs de filtres à miroir en quadrature (QMF)	28
2-3-7 Bancs de filtres à miroir en pseudo-quadrature (PQMF)	31
2-4 Filtrage adaptatif en sous-bandes	31
2-4 -1 Les structures de sous-bandes adaptatives.....	31
2-4 -2 Filtrage adaptatif par sous-bandes SAF (classique)	32
2-4 -3 Filtres croisés adaptatifs.....	34
2-4 -4 Filtres adaptatifs en sous-bandes sans délai	36
2-4 -5 Filtre adaptatif à sous-bandes normalisé (NSAF).....	38
2-5 Algorithme NLMS en sous-bandes NSAF.....	39
2-6 Algorithme OPNLMS en sous-bandes NSAF.....	41
2-6-1 Le schéma d'optimisation conjointe de l'algorithmes OPNLMS-NSAF.....	43
2-5 Conclusion	44
Chapitre3 : Résultats de simulation	45
3-1 Introduction	45
3-2 Présentation des signaux de simulations.....	45
3-3 Description des critères de performance.....	48
3-4 Représentation des signaux de découpage en sous-bandes (les filtres d'analyse et de synthèse).....	48
3-5 Résultats de simulation des Algorithmes NLMS et ONLMS en pleine bande et en sous-bandes.....	51
3-6 Comparaison des algorithmes pour NLMS, OPNLMS pleine bande et les sous-bandes.....	62
3-7 Conclusion.....	69

Conclusion générale.....	70
Bibliographies.....	71

Listes des figures :

Figure 1.1 :Exemple de communication bi-directionnelle avec écho acoustique.....	5
Figure 1.2 :Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique.....	6
Figure 1.3 :Principe de l'annulation d'écho acoustique.....	7
Figure 1.4 :schéma général d'annulation d'écho acoustique.....	8
Figure 2.1 :Représentation d'un système de décimation.....	21
Figure 2.2 :Effets de la décimation.....	22
Figure 2.3 :Représentation d'un système d'interpolation	22
Figure 2.4 : Effets de l'interpolation	23
Figure 2.5 :Un banc de filtres à décimation critique à N sous-bandes.....	24
Figure 2.6 :Représentation polyphasée d'un filtre de banc de filtres décimé maximum à canaux N.....	26
Figure 2.7 :Modulation cosinus : (a) réponse en fréquence d'un prototype de filtre passe-bas typique et (b) réponses en fréquence des filtres d'analyse modulés en cosinus.....	27
Figure 2.8 :Modulation cosinus : (a) réponse en fréquence d'un filtre passe-bas prototype typique et (b) réponses en fréquence des filtres d'analyse modulés en cosinus.....	28
Figure 2.9 :Schéma fonctionnel généralisé d'un banc de filtres à deux canaux.....	29
Figure 2.10 :Structure QMF de filtres uniformes à deux étages.....	30
Figure 2.11 :structure de SAF en boucle ouverte.....	33
Figure 2.12 :Structure de SAF en boucle fermé.....	34
Figure 2.13 :Exemple de la méthode des Filtres croisés adaptatifs avec des banques QMF.....	35
Figure 2.14 :Structure de SAF avec des filtres croisés adaptatifs pour les sous-bandes adjacentes.....	36
Figure 2.15 :Structure SAF sans délai en boucle fermé.....	37
Figure 2.16 :Structure SAF sans délai en boucle ouverte.....	37
Figure 2.17 :Diagramme de la structure NSAF.....	38
Figure 3.1 :Signal USASI.....	45
Figure 3.2 :Signal bbg1AR20.....	46
Figure 3.3 : signal parole <i>SPMX1</i>	46
Figure 3.4a :Réponse impulsionnelle mesurée ,M= 256.....	47
Figure 3.4b :Réponse impulsionnelle mesurée ,M= 512.....	47

Figure 3.5 : Variation linéaire du canal.....	47
Figure 3.6 : Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour 2 sous-bandes et L = 32.....	49
Figure 3.7 : Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour 4 sous-bandes et L = 64.....	49
Figure 3.8 :Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour 8 sous-bandes et L = 128.....	50
Figure 3.9 :Critère de MSE : USASI, SNR=15, M=512.....	51
Figure 3.10 : Critère de MSE : USASI, SNR=30, M=512.....	51
Figure 3.11 :Critère de MSE : USASI, SNR=50, M=512.....	52
Figure 3.12 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=15, M=512.....	52
Figure 3.13 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=30, M=512.....	52
Figure 3.14 :Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50, M=512.....	53
Figure 3.15 :Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=30, M=256.....	53
Figure 3.16 :Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=50, M=256.....	53
Figure 3.17 : Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=30, M=512.....	54
Figure 3.18 : Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=50, M=512.....	54
Figure 3.19 : Critère de MSE : USASI, SNR=30, Saut_Simple, M=512.....	55
Figure 3.20 : Critère de MSE : USASI, SNR=50, Saut_Variable, M=512.....	55
Figure 3.21 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50, Saut_Simple, M=512.....	55
Figure 3.22 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50, Saut_Variable, M=512.....	55
Figure 3.23 : Critère de MSD : USASI, SNR=15, M=256.....	56
Figure 3.24 : Critère de MSD : USASI, SNR=30, M=256.....	56
Figure 3.25 : Critère de MSD : USASI, SNR=50, M=256.....	57
Figure 3.26 : Critère de MSD : USASI, SNR=15, M=512.....	57
Figure 3.27 : Critère de MSD : USASI, SNR=30, M=512.....	57
Figure 3.28 : Critère de MSD : USASI, SNR=50, M=512.....	58
Figure 3.29 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=15, M=256.....	58
Figure 3.30 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=30, M=256.....	58
Figure 3.31 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50, M=256.....	59

Figure 3.32 : Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=30, M=256.....	59
Figure 3.33 : Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=50, M=256.....	59
Figure 3.34 : Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=30, M =512.....	60
Figure 3.35 : Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=50, M=512.....	60
Figure 3.36 : Critère de MSD : USASI, SNR=50, Saut_ simple, M=512.....	61
Figure 3.37 : Critère de MSD : USASI, SNR=50, Saut_ Variable, M=512.....	61
Figure 3.38 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50, Saut_ simple, M=512.....	61
Figure 3.39 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50, Saut_ Variable, M =512.....	61
Figure 3.40 : Critère de MSD : signale parole, SNR=30, Saut_Simple, M =512.....	62
Figure 3.41 : Critère de MSD : signale parole, SNR=50, Saut_Simple, M =512.....	62
Figure 3.42 : Critère de MSE : USASI, SNR=15, M =256.....	63
Figure 3.43 : Critère de MSE : USASI, SNR=50, M=256.....	63
Figure 3.44 : Critère de MSE : USASI, SNR=15, M=512.....	63
Figure 3.45 : Critère de MSE : USASI, SNR=50, M=512.....	63
Figure 3.46 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=15, M=256.....	64
Figure 3.47 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50, M=256.....	64
Figure 3.48 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=15, M =512.....	64
Figure 3.49 : Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50, M=512.....	64
Figure 3.50 : Critère de MSE : signale parole, SNR=30, M =256.....	65
Figure 3.51 : Critère de MSE : signale parole, SNR=50, M=256.....	65
Figure 3.52 : Critère de MSE : signale parole, SNR=30, L=512.....	65
Figure 3.53 : Critère de MSE : signale parole, SNR=50, M=512.....	65
Figure 3.54 : Critère de MSD : USASI, SNR=15, M =256.....	66
Figure 3.55 : Critère de MSD : USASI, SNR=50, M =256.....	66
Figure 3.56 : Critère de MSD : USASI, SNR=15, M =512.....	66
Figure 3.57 : Critère de MSD : USASI, SNR=50, M=512.....	66
Figure 3.58 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=15, M=256.....	67
Figure 3.59 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50, M=256.....	67
Figure 3.60 : Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=15, M=512.....	67

Figure 3.61 :Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50, M=512.....	67
Figure 3.62 : Critère de MSD : signale parole, SNR=30, M=256.....	68
Figure 3.63 : Critère de MSD : signale parole, SNR=50, M=256.....	68
Figure 3.64 :Critère de MSD : signale parole, SNR=30, M=512.....	68
Figure 3.65 : Critère de MSD : signale parole, SNR=50, M=512.....	68

Liste des tableaux

Tableau1.1 : Algorithme du gradient déterministe.....	13
Tableau1.2 : Algorithme de LMS.....	14
Tableau1.3 : Algorithme de NLMS.....	15
Tableau1.4 : Algorithme de l'OP-NLMS	18
Tableau2.1 : L'algorithme de NLMS-NSAF.....	41
Tableau2.2 : L'algorithme de OPNLMS-NSAF.....	44

Introduction générale

La télécommunication dans ses diverses formes est devenue un moyen et un outil de développement indispensable, comme le téléphone et les réseaux informatiques. En effet, la conversation téléphonique permet déjà, un haut niveau de communication par le choix des mots et le ton de la voix.

Le canal acoustique, composé essentiellement en première approximation de retards et d'atténuation, est généralement modélisé par un filtre de réponse impulsionnelle finie (RIF) de taille L . L'annulation d'écho acoustique est un problème d'identification d'un système linéaire (le canal acoustique).

L'annulation d'écho acoustique consiste à identifier le chemin d'écho entre le haut-parleur et le microphone. Ceci permet une évaluation de l'écho qui est alors soustraite du signal à envoyer. Cette méthode apparaît bien adaptée à la résolution du problème d'écho puisqu'elle permet une communication bidirectionnelle simultanée.

L'idée principale du filtrage adaptatif par sous-bandes est de décomposer une tâche de filtrage adaptatif d'ordre supérieur en utilisant un ensemble de sous-filtres adaptatifs d'ordre inférieur, les sous-bandes sont principalement utilisées lorsque le système doit identifier des réponses impulsionnelles très longues.

Le but de ce projet de fin d'études est l'étude de techniques de découpage et de filtrage adaptatif en sous-bandes en utilisant l'algorithme OPNLMS.

Ce mémoire est constitué de trois chapitres comme suit :

Dans le chapitre 1 : Dans le premier chapitre, nous présentons en premier lieu, l'écho acoustiques avec ces types et l'annulation d'écho acoustique par le filtrage de Wiener. En deuxième lieu, nous présentons les différents algorithmes adaptatifs comme le LMS, le NLMS et l'OP-NLMS.

Le chapitre 2 : nous allons définir le filtrage multi cadence et nous allons présenter l'état de l'art sur les techniques de découpage et de filtrage en sous-bandes.

Dans le chapitre 3 : nous présentons des résultats de la comparaison des algorithmes OPNLMS classique et OPNLMS en sous-bandes (2, 4 et 8 bandes), et les résultats comparatifs des algorithmes NLMS et OPNLMS en sous-bandes.

Nous terminons notre travaille par une conclusion générale.

Chapitre 1 : le filtrage adaptatif et l'annulation d'écho acoustique

1-1 Introduction

Dans la téléphonie mains libres et dans les systèmes de téléconférence, l'objectif principal est de garantir une bonne qualité de voix (ou communication) lors de contact entre deux personnes ou plus. Mais le problème qui se pose souvent lors de la conversation est la création d'un écho acoustique, en raison de couplage acoustique entre le haut-parleur et le microphone. À cet effet un filtre adaptatif est utilisé pour identifier le chemin de l'écho acoustique entre le haut-parleur et le microphone, c'est-à-dire la réponse impulsionnelle acoustique de la pièce. Donc le développement d'algorithmes d'annulation d'écho à la base d'un filtre adaptatifs s'est avéré indispensable pour ce genre de problème. Dans cette partie nous allons discuter des différents algorithmes adaptatifs tel que l'algorithme de moindre carrée LMS (least-Mean-Square) ; le LMS normalisé NLMS (normalized LMS) et le NLMS optimisé OPNLMS (optimized NLMS).

Nous allons voir dans ce chapitre, au début des généralités sur l'écho acoustique et l'annulation d'écho acoustique, ensuite nous décrivons le filtrage de Wiener puis le filtrage adaptatif. Après nous décrivons les algorithmes adaptatifs les plus utilisé comme le LMS, le NLMS et l'OP-NLMS.

1-2 L'écho dans les systèmes des télécommunications

Quelque soit le type d'écho électrique ou acoustique, a des origines différentes qu'il est nécessaire de clarifier et de souligner. L'écho peut être caractérisé par sa rapidité de variation d'un instant à un autre mais selon le type d'écho, où peut être caractérisé par la réponse impulsionnelle associée à son trajet entre le point d'émission et d'observation. Cette réponse est très sensible et peut varier d'un instant à un autre en fonction du type d'écho.

1-2-1 L'écho

Les échos proviennent de réflexions d'ondes acoustiques. Les réflexions acoustiques peuvent aussi être gênants dans les terminaux téléphoniques à mains-libres pour les salles d'audio ou vidéoconférence [1,3].

Dans les systèmes des télécommunications nous avons deux types d'écho :

- ✓ Électrique.
- ✓ Acoustique.

1-2-2 L'écho électrique

Le réseau de télécommunications longue distance, international par exemple est constitué de deux types de liaison téléphonique, liaison téléphonique "à deux fils" et liaison téléphonique "à quatre fils". Le passage d'une liaison deux fils à une liaison quatre fils a pour effet de générer un écho dit électrique. Ceci est dû à la désadaptation entre l'impédance présentée par le combiné téléphonique et l'impédance du canal de transmission. Nous retiendrons en outre que le problème de l'écho électrique est classiquement résolu à l'aide d'un annulateur d'écho utilisant des algorithmes du type gradient stochastique plus spécifiques [3].

1-2-3 L'écho acoustique

L'origine de l'écho acoustique provient de l'utilisation de nouveaux systèmes de télécommunications dits "mains libres". Au début des télécommunications, l'utilisateur était obligé de coller son oreille à un combiné pour entendre son interlocuteur distant. Aujourd'hui, les nouveaux systèmes de télécommunications permettent la liberté de mouvement du locuteur en restituant le son de l'interlocuteur sur un haut-parleur **Figure 1.1**.

Le couplage acoustique, généré par l'utilisation de tels systèmes de télécommunications mains libres, provoque certains effets indésirables comme le phénomène de l'écho acoustique ou encore l'instabilité de la boucle de communication [4].

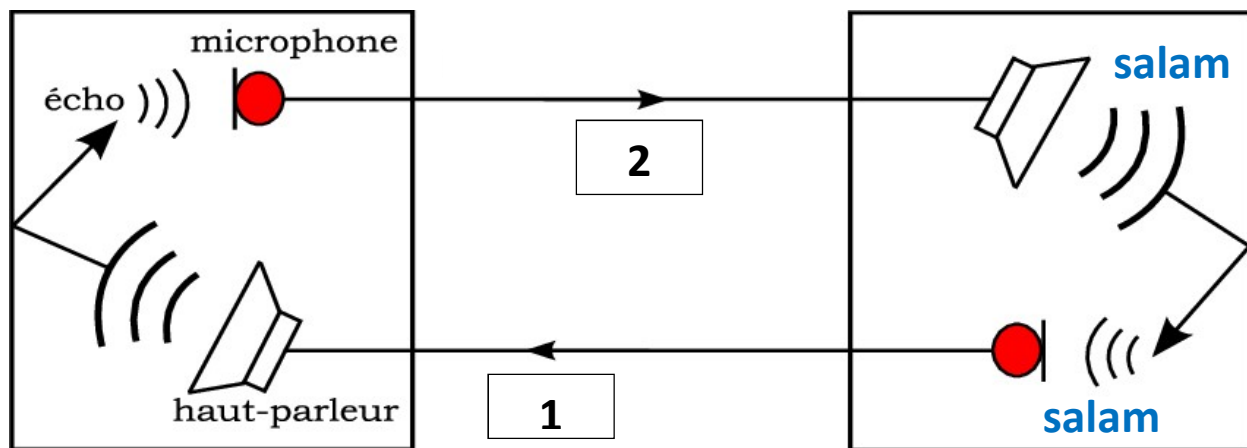


Figure 1.1 Exemple de communication bi-directionnelle avec écho acoustique.

Le canal acoustique est défini par le trajet d'une onde sonore qui est constitué de trois choses importantes qui sont le milieu de propagation (en l'occurrence de l'air), l'espace clos (ses propriétés acoustiques, sa géométrie), la source (dans le cas de l'écho, le haut-parleur), et le récepteur (dans le cas de l'écho, le microphone). Les caractéristiques de la réponse impulsionnelle associée au trajet d'écho acoustique dépendent directement de ces différents paramètres. La représentation de la réponse impulsionnelle d'un canal acoustique est sous la forme d'une onde directe et d'une succession d'ondes réfléchies par les parois d'une salle particulière. Un exemple d'une réponse impulsionnelle mesurée dans une salle est représenté par la **figure 1.2**.

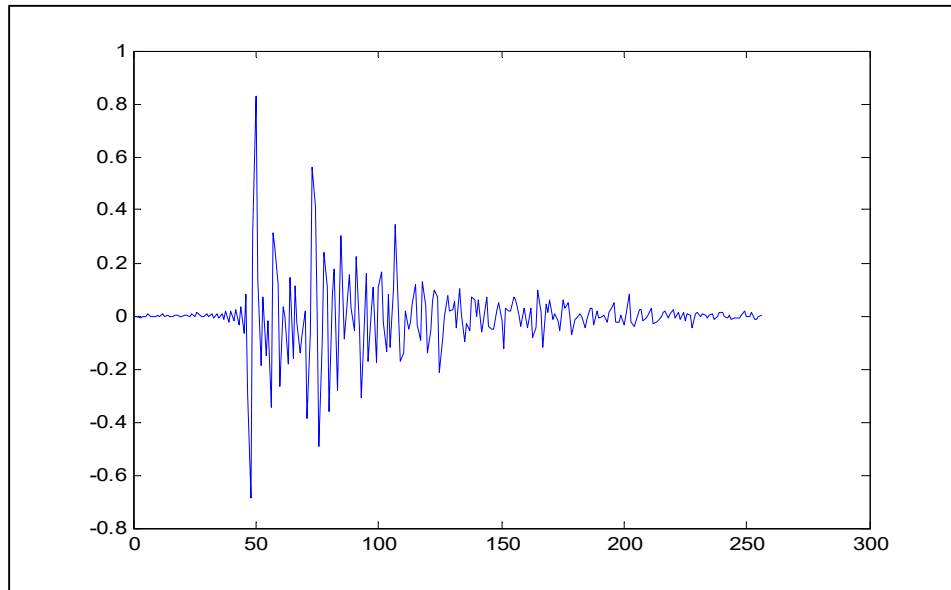


Figure 1.2 Exemple de réponse impulsionnelle du canal acoustique.

1-2-4 L'annulation d'écho acoustique

L'objectif principal de l'annulation d'écho consiste à éliminer l'écho dans une communication vocale de façon à améliorer la qualité de l'appel.

L'opération de l'annulation d'écho est basée sur le principe de l'estimation de signal d'origine et du signal renvoyé (retransmis) qui reparait avec un peu de délai, et en le supprimant du signal transmis. De plus que l'annulation d'écho améliore la qualité de la communication. Généralement, l'annulation d'écho se fait à l'aide des algorithmes basés sur des filtres à coefficients adaptatifs qui fonctionnent assez bien. Cependant, la façon d'adapter les coefficients influence fortement les performances.

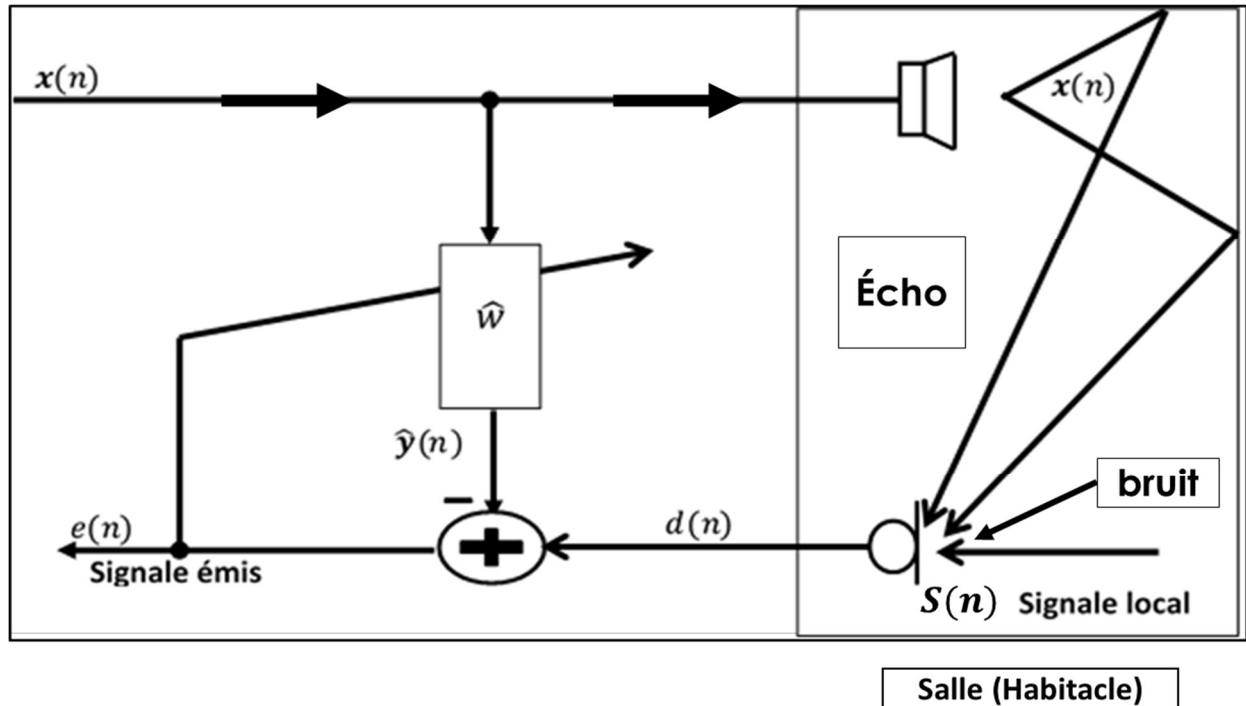


Figure 1.3 Principe de l'annulation d'écho acoustique.

Dans la **figure 1.3**, Nous allons présenter un exemple explicatif de l'annulation d'écho lors d'une application téléphonique ou téléconférence, tous d'abord nous envoyons un signal arrivé du haut-parleur (signal éloigné), ensuite le microphone reçoit un signal $d(n)$ contient un écho $y(n)$ du signal éloigné $x(n)$ et un signal proche $s(n)$. Cet écho peut être modélisé comme le passage du signal $x(n)$ à travers la fonction de transfert du local dans lequel se trouvent le haut-parleur et le micro. On Ajout de bruit sur l'écho qui devient bruité et sera renvoyé par le microphone. Le chemin d'écho est la matérialisation de toutes les réflexions subies par le signal éloigné avant d'atteindre le microphone.

1-3 Filtrage adaptatif

1-3-1 Un filtre adaptatif RIF

C'est un filtre dont les coefficients sont modifiés en fonction des signaux extérieurs (signal lointain $x(n)$ par exemple). Ce filtre permettra, à l'aide d'un algorithme du type des moindres carrés, une modélisation progressive de la réponse impulsionnelle du chemin d'écho [1].

1-3-2 Filtre adaptatif

Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres, les coefficients, sont modifiés selon un critère donné, Ces modifications doivent suivre l'évolution des systèmes dans leur environnement aussi rapidement que possible [1].

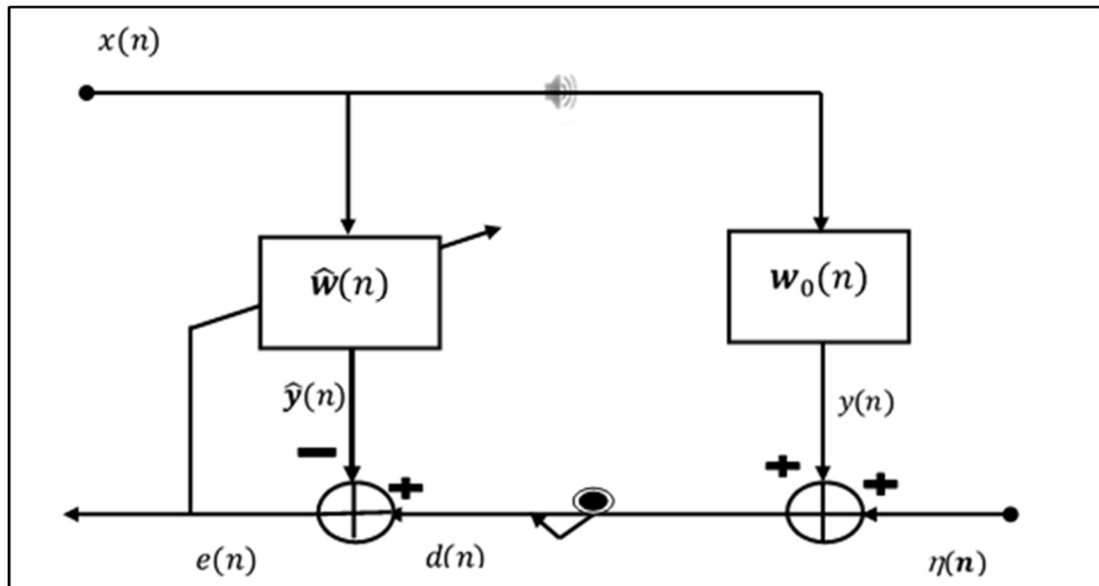


Figure 1.4 schéma général d'annulation d'écho acoustique.

Où :

$x(n)$: C'est le signal d'entrée.

$$x(n) = [x(n)x(n-1) \dots x(n-M+1)]^T \quad (1.1)$$

$\hat{w}(n)$: La réponse impulsionnelle estimée.

$$\hat{w}(n) = [\hat{w}(n)\hat{w}(n-1) \dots \hat{w}(n-M+1)]^T \quad (1.2)$$

Où : M La longueur M du filtre $\hat{w}(n)$

$d(n)$: Le signal désiré.

$$d(n) = y(n) + \eta(n) \quad (1.3)$$

Avec :

$\eta(n)$: C'est le signal de bruit blanc gaussien à moyenne nulle. L'écart-type de ce bruit est donné

par : $\sqrt{\sigma_n^2} = \sqrt{E[\eta^2(n)]}$

Où : σ_n^2 est la variance.

Il existe deux classes importantes de filtres linéaires optimaux :

- **Filtrage de Wiener** : où les signaux considèrent $d(n)$ et $x(n)$ sont stationnaires.
- **Filtrage de kalman** : qui est généralisation du filtrage de Wiener valable aussi dans le cas de processus (ou des signaux non stationnaires) [1].

1-3-3 Filtrage linéaire optimal-filtrage de Wiener

Au début des années 1940, et dans le cadre de très gros efforts de recherche militaires menés au MIT (Massachusetts Institute of Technology), N. Wiener s'intéressa au problème de l'estimation d'un signal à partir d'observations bruitées d'un signal corrélé avec le signal estimé [5]. Le filtrage de Wiener est adéquat pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont stationnaires.

Le filtrage optimal cherche à trouver le bon « meilleur » filtre c'est à dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse $\hat{y}(n)$ la plus « proche » possible d'une réponse désirée $d(n)$ lorsque l'entrée est une certaine séquence $x(n)$ On note :

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (1.4)$$

$e(n)$: L'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $\hat{y}(n)$.

La sortie du filtre s'écrit : $\hat{y}(n) = \hat{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{x}(n)$ (1.5)

Ce qui donne :

$$e(n) = d(n) - \hat{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.6)$$

Le **filtre de Wiener** est celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM ou MSE en anglais) :

$$J = E[e(n)^2] \quad (1.7)$$

$$J = E[(d(n) - \hat{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{x}(n))^2] \quad (1.8)$$

Ainsi que :

J : Fonction de coût.

E : Esperance mathématique.

En développant la fonction J qui donne le critère de l'EQM est donné par :

$$J = E[(d(n) - \hat{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{x}(n))(d(n) - \hat{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{x}(n))] \quad (1.9)$$

$$J = [d^2(n)] - \hat{\mathbf{w}}^T(n)E[\mathbf{x}(n)d(n)] - \hat{\mathbf{w}}^T(n)E[\mathbf{x}(n)d(n)] + \hat{\mathbf{w}}^T(n)E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]\hat{\mathbf{w}}(n) \quad (1.10)$$

$$J = \sigma_d^2 - 2\hat{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{r}_{xd} + \hat{\mathbf{w}}^T(n)\mathbf{R}_{xx}(n)\hat{\mathbf{w}}(n) \quad (1.11)$$

Où :

$\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}$: La matrice d'autocorrélation de l'entrée $\mathbf{x}(n)$.

$\mathbf{r}_{xd} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\}$: le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désiré $d(n)$ et l'entrée $\mathbf{x}(n)$.

L'objectif consiste donc à rechercher le filtre assurant l'erreur la plus faible $e(n)$, au sens d'une certaine fonction de coût.

Le vecteur $\hat{\mathbf{w}}_{opt}$ est celui qui annuler le gradient de critère est donné par :

$$\hat{\mathbf{w}}_{opt} = \mathit{arg\,min} J(e(n)) \quad (1.12)$$

L'équation $\hat{\mathbf{w}}_{opt}$ a une forme quadrature moyenne alors sa solution optimale est quand le dérivé de J est nulle :

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}(n)} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.13)$$

Donc on a :

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}(n)} = 2E\{e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \hat{\mathbf{w}}(n)}\} \quad (1.14)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \hat{\mathbf{w}}(n)} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.15)$$

Par conséquent, à l'optimum nous avons :

$$E(e_{min}\mathbf{x}(n)) = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.16)$$

Avec $e_{min}(n)$ est l'erreur minimale, donc l'optimum est atteint lorsque $e(n)$ est orthogonale à $\mathbf{x}(n)$.

C.-à-d. :

$$E\{\mathbf{x}(n)\{d(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{w}}_{opt}\}\} = \mathbf{0}_{M \times 1} \quad (1.17)$$

En développant :

$$E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\hat{\mathbf{w}}_{opt} = E\{\mathbf{x}(n)d(n)\} \quad (1.18)$$

Ce qui donne :

$$\mathbf{R}_{xx}\hat{\mathbf{w}}_{opt} = \mathbf{r}_{xd} \quad (1.19)$$

Cette relation est appelée Formule de Wiener ou équation de Wiener Hopf. La solution est donne le filtre optimal :

$$\hat{\mathbf{w}}_{opt} = \mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{r}_{xd} \quad (1.20)$$

1-4 Les algorithmes adaptatifs

Les algorithmes adaptatifs ont pour rôle d'ajuster les coefficients du filtre $\hat{\mathbf{w}}(n)$ au sens de minimiser l'erreur quadrature moyenne. Ce qui aide à annuler l'écho acoustique. Les algorithmes les plus utilisée sont les algorithmes de la famille du gradient stochastique.

De manière générale, l'algorithme d'adaptation se présente sous la forme vectorielle suivante :

$$\begin{pmatrix} \text{vecteur des} \\ \text{nouveaux coefficients} \\ \text{du filtre} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{vecteur des} \\ \text{anciens coefficients} \\ \text{du filtre} \end{pmatrix} + (\text{pas d'adaptation}) \cdot \begin{pmatrix} \text{echantillons du} \\ \text{signal d'erreur} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \text{vecteur du} \\ \text{signal} \\ \text{d'entrée} \end{pmatrix}$$

1-4-1 Algorithme du gradient déterministe

L'algorithme du gradient déterministe considéré comme une première solution de l'équation de Wiener-hopf de manière itérative. Le déroulement de cette méthode est commencé par un vecteur nul \mathbf{w}_0 , après l'obtention de vecteur $\hat{\mathbf{w}}(n-1)$ à partir d'un vecteur $\hat{\mathbf{w}}(n)$ par l'incrément dans la direction opposée du gradient de la fonction coût J :

$$\hat{\mathbf{w}}(n-1) = \hat{\mathbf{w}}(n) - \frac{1}{2} \mu \mathbf{g}(n) \quad (1.20)$$

Avec :

μ : est le pas d'adaptation de l'algorithme gradient qui contrôle la convergence du filtre adaptatif.

Et :

$$\mathbf{g}(n) = \frac{\partial J[\hat{\mathbf{w}}(n)]}{\partial \hat{\mathbf{w}}(n)} \quad (1.21)$$

$$\mathbf{g}(n) = -2\mathbf{r}_{xd} + 2\mathbf{R}_{xx}\hat{\mathbf{w}}(n) \quad (1.22)$$

Donc la forme de l'algorithme du gradient déterministe est donnée par :

$$\hat{\mathbf{w}}(n-1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu[\mathbf{r}_{xd} - \mathbf{R}_{xx}\hat{\mathbf{w}}] \quad (1.23)$$

La condition de convergence de l'algorithme du gradient déterministe est donnée par [3] :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.24)$$

Où : λ_{max} désigne la plus grande valeur propre de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée.

La vitesse de convergence de cet algorithme est reliée au pas d'adaptation et à la valeur propre λ_{max} de la façon suivante [3] :

$$\Gamma_n = -\frac{1}{\ln(1-\mu\lambda)} \quad (1.25)$$

Où Γ_n Le temps de convergence Γ_n d'un mode donné λ_n .

Pour de très faibles valeurs du pas d'adaptation, on peut faire l'approximation suivante [3] :

$$\Gamma_n \approx \frac{1}{\mu\lambda_n} \quad (1.26)$$

Ce résultat montre qu'est le temps de convergence inversement proportionnel avec le pas d'adaptation. Tel que Plus le pas d'adaptation faible plus le temps de convergence est long.

Nous avons donné l'algorithme du gradient déterministe en résumer dans **le tableau 1.1** suivant :

Tableau1.1 Algorithme du gradient déterministe.

<p>La matrice d'autocorrélation \mathbf{R}_{xx}.</p> <p>Le vecteur d'interpolation \mathbf{r}_{xd}.</p> <p>Initialisation : $\hat{\mathbf{w}}_0$</p> <p>Itération : 1,2,3 $N - 1$</p> <p>$\hat{\mathbf{w}}(n - 1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu[\mathbf{r}_{xd} - \mathbf{R}_{xx}]$</p> <p>Arrêt si $\mathbf{r}_{xd} - \mathbf{R}_{xx} < \varepsilon$</p>

1-4-2 Algorithmes du gradient stochastique

1-4-2-1 Algorithme de moindre carrée LMS (Least-Mean-Square)

L'algorithme des moindres carrés LMS (Least Mean Square) a été présenté pour la première fois par Widrow et Hoff en 1959, est le plus utilisé des algorithmes adaptatifs. Il est basé sur la méthode du gradient qui calcule et mise à jour les pondérations de façon récursive.

Cette méthode consiste les trois étapes principales :

- ❖ La première étape est calculer la sortie du filtre $\hat{y}(n)$ (s'appelle étape de filtrage).
- ❖ En suit en estimer l'erreur $e(n)$
- ❖ Enfin la mise à jour du filtre (on appelle étape d'adaptation) donne par :

$$\hat{\mathbf{w}}(n - 1) = \hat{\mathbf{w}}(n) + \mu e(n)x(n) \quad (1.27)$$

μ : est le pas d'adaptation de l'algorithme LMS. Dou :

$$0 < \mu < \frac{2}{M\sigma_x^2} = \frac{2}{\text{trace}(R)} \quad (1.28)$$

L'algorithme LMS caractérisé par :

- Sa simplicité.
- Leurs performances qui dépendent des facteurs d'adaptation, s'il est petit la convergence est lente mais l'EQM excédentaire est petite, et s'il est grand la convergence est rapidement mais L'EQM excédentaire est grand.

En donne l'algorithme de LMS dans **le tableau 1.2** suivant :

Tableau1.2 Algorithme de LMS.

<p>Initialisation $\hat{\mathbf{w}}_{M,0} = \mathbf{0}_M$</p> <p>Condition de convergence : $0 < \mu_{LMS} < \frac{2}{\text{trace}(R)} = \frac{2}{M\sigma_x^2}$</p> <p>Pour $n = 1,2,3 \dots N$</p> <p>Signal d'entre : $\mathbf{x}(n) = [x(n)x(n-1) \dots \dots x(n-M+1)]^T$</p> <p>Erreur de filtrage : $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1)$</p> <p>Équation de mise à jour : $\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + 2\mu e(n)\mathbf{x}(n)$.</p> <p>Fin.</p>

1-4-2-2 Algorithme LMS normalisé (NLMS "Normalised LMS")

C'est comme le LMS mais en fonction de la puissance du signal d'entrée $x(n)$ et plus une constante de régularisation δ_{NLMS} :

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mu \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}} \quad (1.29)$$

Avec :

$0 < \mu < 2$: La stabilité du système devient indépendante de la puissance du signal d'entrée.

δ_{NLMS} : Est une constante utilise pour évite la division par des petits valeurs ou des zéros.

La caractérisation de NLMS par rapport à LMS est que le choix de pas d'adaptation de NLMS est indépendance de la variance de signal d'entrée.

En donnant l'algorithme de NLMS résumé dans **le tableau 1.3** suivant :

Tableau1.3 Algorithme de NLMS.

<p>Initialisation : $\hat{\mathbf{w}}_{M,0} = \mathbf{0}_{M \times 1}$.</p> <p>Condition de convergence : $0 < \mu < 2$</p> <p>Erreur de filtrage : $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\hat{\mathbf{w}}(n-1)$</p> <p>Équation de mise à jour : $\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mu \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta_{NLMS}}$</p> <p>Fin.</p>

1-4-2-3 Algorithme NLMS-optimisé (OP-NLMS "optimised NLMS")

Après avoir présenté l'algorithme NLMS, on passe à une autre méthode d'optimisation qui est l'algorithme NLMS-optimisé, elle est proposée pour améliorer les performances globales de l'algorithme normalisé des moindres carrés (NLMS), l'objectif de cette méthode est d'optimiser la taille du pas et les paramètres de régularisation pour minimiser le biais d'estimation du canal en présence de bruit additif sur le signal désiré.

Les résultats de simulations obtenus et la comparaison entre l'algorithme NLMS-optimisé et le NLMS normale va nous dire que l'algorithme optimisé est plus fiable pour les applications AEC, à cause de sa rapidité de convergence mais faible désajustement.

a) Analyse de convergence

Nous faisons l'analyse en supposons que $\hat{\mathbf{w}}(n)$ est un vecteur aléatoire à moyenne nulle, qui suit un modèle de Markov simplifié du premier ordre [6] :

$$\mathbf{w}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{q}(k) \quad (1.30)$$

Avec :

$$\mathbf{q}(k) = \hat{\mathbf{w}}(n) - \hat{\mathbf{w}}(n-1) \quad (1.31)$$

Où $\mathbf{q}(k)$ un vecteur aléatoire à moyenne nulle, ce qui suit un modèle de Markov simplifié du premier ordre. On suppose que la matrice de corrélation de $\mathbf{q}(n)$ soit $\mathbf{R}_q = \sigma_q^2 \mathbf{I}_M$. où \mathbf{I}_M est la matrice identité $M \times M$, σ_q^2 est la variance de $\mathbf{q}(k)$. Les équations (1.30) et (1.31) définissent maintenant un modèle de variable d'état, similaire à la configuration de filtrage de Kalman.

En définissant le désalignement a posteriori comme suit :

$$\mathbf{c}(n) = \mathbf{w}_0(n) - \hat{\mathbf{w}}(n) \quad (1.32)$$

Par développement mathématique on a :

$$\mathbf{c}(n) = \mathbf{c}(n-1) + \mathbf{q}(k) - \mu \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta} \quad (1.33)$$

En suivi nous utilisons l'approximation $\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \approx M\sigma_x^2 = ME[\mathbf{x}^2(n)]$ (ce qui valable pour $M \gg 1$), avec la notation :

$$\beta = \frac{\mu}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) + \delta} \approx \frac{\mu}{M\sigma_x^2 + \delta} \quad (1.34)$$

Par conséquent on a $e(n)$ qui s'écrit :

$$e(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{c}(n-1) + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{q}(k) + \eta(n) \quad (1.35)$$

En prenant la norme euclidienne l_2 dans (1.32) et (1.35) donc on obtient :

$$\begin{aligned} E(\|\mathbf{c}(n)\|_2^2) &= E(\|\mathbf{c}(n-1)\|_2^2) + \beta^2 E[e^2(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)] \\ &\quad - 2\beta E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{c}(n-1)e(n)] \\ &\quad - 2\beta E[\mathbf{x}^T(n)\mathbf{q}(n)e(n)] + M\sigma_q^2. \end{aligned} \quad (1.36)$$

Enfin, en introduisant les équations précédentes et en désignant $m(n) = \|\mathbf{c}(n-1)\|_2^2$

On obtient :

$$\begin{aligned} m(n) &= [1 - 2\beta\sigma_x^2 + (M+2)\beta^2\sigma_x^2]m(n-1) \\ &\quad + L\beta^2\sigma_x^2[\sigma_n^2 + (M+2)\sigma_x^2\sigma_q^2] \\ &\quad - 2M\beta\sigma_x^2\sigma_q^2 + M\sigma_q^2. \end{aligned} \quad (1.37)$$

b) Dérivation de l'algorithme OP-NLMS

Puisque β contient à la fois les paramètres de contrôle (c'est-à-dire μ et α) et étant donné que cela dépend du temps, nous pourrions suivre un problème d'optimisation sur ce terme, c'est-à-dire une optimisation conjointe à la fois sur le pas normalisé et les paramètres de régularisation. Par conséquent, nous pourrions évaluer :

$$\frac{\partial m(n)}{\partial \beta(n)} = 0 \quad (1.38)$$

Alors on obtient après calcul (1.38) :

$$\beta(n) = \frac{m(n-1) + M\sigma_q^2}{(M+2)\sigma_x^2[m(n-1) + M\sigma_q^2] + M\sigma_n^2} \quad (1.39)$$

Aussi, on remplace (1.39) dans l'équation (1.37) et peut introduire $\hat{\mathbf{w}}$ d'après les équations au-dessus, obtenant ainsi :

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\frac{M\sigma_n^2}{m(n-1) + M\sigma_q^2} + \left(1 + \frac{2}{M}\right)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (1.40)$$

Afin de mettre à jour le paramètre $m(n)$ et après plusieurs manipulations simples, il en résulte :

$$m(n) = \left\{ 1 - \frac{\sigma_x^2[m(n-1) + M\sigma_q^2]}{(M+2)\sigma_x^2[m(n-1) + M\sigma_q^2]} \right\} \times [m(n-1) + M\sigma_n^2] \quad (1.41)$$

En résumé, l'algorithme NLMS optimisé (OPNLMS) résultant est défini par les relations qui sont comme suit (**tableau 1.4**). L'initialisation est : $\hat{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{0}$ et $m(0) = \varepsilon$, où ε est une constante positive.

Tableau 1.4 Algorithme de l'OP-NLMS.

Initialisation : M la taille du filtre

$$\hat{\mathbf{w}}(0) = \mathbf{0}_{M \times 1}$$

$$\hat{m}(0) = \varepsilon > 0$$

$$\sigma_q^2(0) = \mathbf{0}$$

Paramètre :

σ_n^2 : puissance de bruit connu ou estime

Pour l'indice de temps : $n = 1, 2, 3, \dots, N$

$$\sigma_x^2(n) = \frac{1}{M} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{x}(n)$$

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

$$p(n) = m(n-1) + M \sigma_q^2(n-1)$$

$$\beta(n) = \frac{p(n)}{M \sigma_n^2 + (M+2)p(n) \hat{\sigma}_x^2(n)}$$

$$\mathbf{u}(n) = \beta(n) \mathbf{x}(n) e(n)$$

$$\hat{\mathbf{w}}(n) = \hat{\mathbf{w}}(n-1) + \mathbf{u}(n)$$

$$\hat{m}(n) = [1 - \beta(n) \sigma_x^2(n)] p(n)$$

$$\hat{\sigma}_q^2(n) = \frac{1}{M} \mathbf{u}^T(n) \mathbf{u}(n)$$

1-4-3 Choix de l'algorithme adaptatif

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

- **La rapidité de convergence** : qui sera le nombre d'itérations nécessaires pour converger « assez près » de la solution optimale de Wiener dans le cas stationnaire.
- **La mesure de cette « proximité »** entre cette solution optimale et la solution obtenue.
- **La capacité de poursuite** (tracking) des variations (non stationnarités) du processus. On examinera quels sont les algorithmes vraiment adaptatifs.

- **La robustesse au bruit.**
- **La complexité des calculs :** c'est le nombre d'opérations arithmétiques.
- **Les propriétés numériques** (stabilité –précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients (problèmes d'implémentation en virgule fixe) [3].

1-5 Conclusion

Dans lors de domaine de télécommunication l'écho acoustique est un problème gênant la transmission des informations donc il est nécessaire d'éliminer cet AEC par l'identification de chemin d'écho en utilisant des filtres adaptatifs. Dans ce chapitre nous avons décrits le principe d'annulation d'écho. En effet, ce dernier est résolu à l'aide des filtres adaptatifs programmable en utilisant des algorithmes de type moindre carré (LMS : Least Mean Squares). Nous avons donnés aussi des généralités sur le filtrage adaptatif et le filtrage de Wiener ainsi leur principe qui a pour rôle de minimise l'erreur entre la sortie de filtre et de système. Nous avons aussi décrits les différents algorithmes tels que l'algorithme du gradient déterministe et stochastique (LMS, NLMS et OP-NLMS en présence de bruit aditif).

Chapitre 2 : le Filtrage adaptatif en sous-bandes.

2-1 Introduction

Dans plusieurs applications du filtrage adaptatif, il est très intéressant de décomposer le signal d'entrée en plusieurs composantes en sous-bandes. Ceci permet en effet de situer la ou les bandes de fréquence où l'on peut trouver l'information [7].

L'intérêt des sous-bandes pour le filtrage adaptatif est réduire la dynamique spectrale, augmenter la vitesse de convergence et réduire la complexité des calculs.

La décomposition d'un signal pleine bande en sous-bandes facilite la manipulation des informations contenues dans chaque sous-bande. Car chaque signal de sous-bande n'occupe qu'une petite partie de la bande de fréquence d'origine, il peut être décimé de manière critique, afin de préserver le nombre total d'échantillons à traiter et maintenir le taux d'échantillonnage effectif. Par conséquent, les techniques de sous-bandes et multi-cadence sont toujours utilisées ensemble pour concevoir un calcul efficace et des systèmes de traitement du signal efficaces. Dans ce chapitre on va présenter le filtrage multi cadence, puis les méthodes de découpage et les méthodes du filtrage en sous-bandes.

2-2 le filtrage multi cadence

Les systèmes de traitement de signaux numériques qui utilisent plus d'une fréquence d'échantillonnage sont mentionnés en tant que systèmes à multi-cadence. Le décimateur et l'interpolateur sont deux éléments de base dispositifs de conversion de fréquence d'échantillonnage utilisés dans un système à plusieurs vitesses pour obtenir différents taux d'échantillonnage utilisés à différentes étapes du système.

Les opérations de base dans le processus de modification de la fréquence d'échantillonnage sont la diminution de la fréquence d'échantillonnage (Décimation) et l'augmentation de la fréquence d'échantillonnage (interpolation). L'utilisation de deux opérateurs permet d'effectuer la modification de la fréquence d'échantillonnage.

2-2-1 Décimation

L'opération de sous-échantillonnage avec un facteur de sous-échantillonnage D , le facteur D est un entier positif, un décimateur, comme le montre la **figure 2.2**, ne retient que les échantillons de $x(n)$ qui se produisent à des instants de temps égaux à des multiples de D . La sortie du décimateur peut être exprimée comme [8] :

$$x_d(k) = x(kd) \quad (2.1)$$

Le D est le facteur de décimation. La variable n est utilisé pour l'index temporel et k est utilisée pour les séquences décimées $x_d(k)$. La vitesse de la séquence décimée est D fois inférieure à celle de la séquence d'entrée $x(n)$. La relation entrée-sortie pour un décimateur D peut être écrite dans le domaine z comme :

$$X_D(z) = \frac{1}{D} \sum_l^{D-1} X \left[z^{1/D} e^{-j2\pi l/D} \right] \quad (2.2)$$

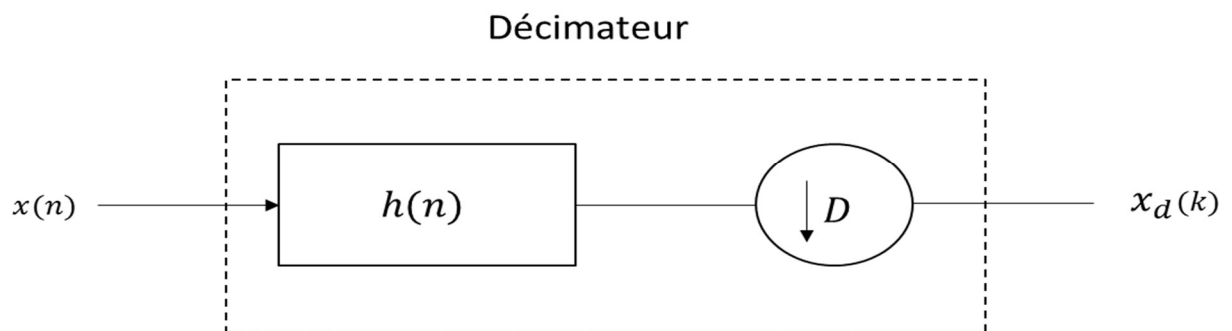


Figure 2.1 Représentation d'un système de décimation.

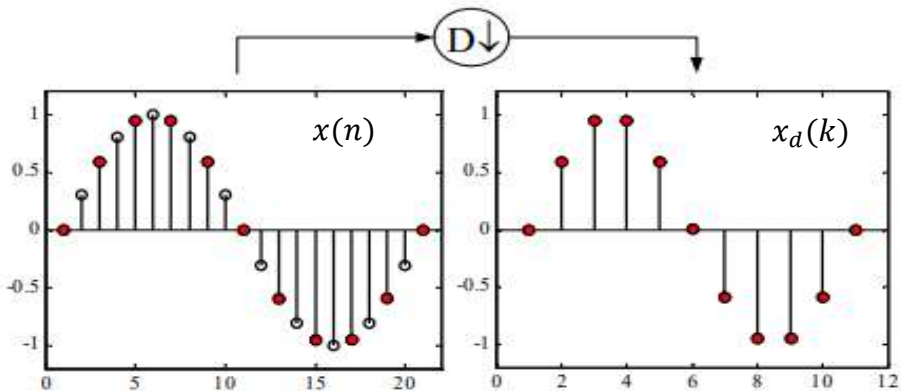


Figure 2.2 Effets de la décimation [7].

2-2-2 Interpolation

L'interpolateur représenté sur la **figure 2.1** augmente le taux d'échantillonnage du signal d'entrée $x(n)$ en insérant $(I - 1)$ zéro échantillon entre chaque paire adjacente d'échantillons d'entrée selon la relation :

$$x_I(k) = \begin{cases} x\left(\frac{k}{I}\right) & k = 0, \pm I, \pm 2I, \dots \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (2.3)$$

où I , est le facteur d'interpolation et k est l'indice de temps de la séquence interpolée

La fonction $x_I(k)$ sont liés dans le domaine z comme :

$$X_I(z) = (X z^I) \quad (2.4)$$

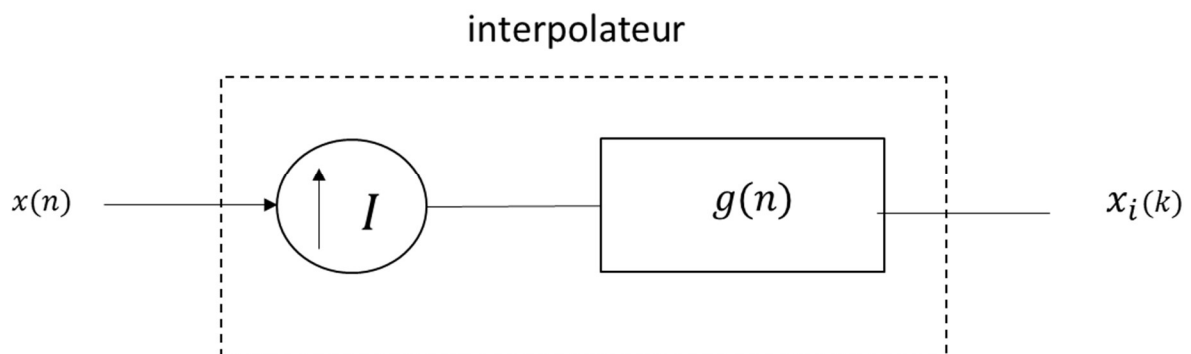


Figure 2.3 Représentation d'un système d'interpolation.

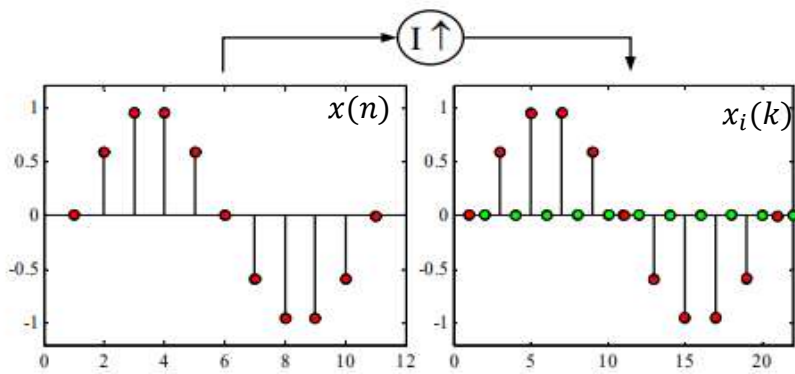


Figure 2.4 Effets de l'interpolation [7].

2-3 les méthodes de découpage en sous-bandes

2-3-1-Banc de filtres

Un banc de filtres est un ensemble des filtres numériques travaillant en parallèle et découpant la bande de fréquence en N sous-bandes. Parmi les applications, on a par exemple, l'analyse en sous-bandes, le codage en sous-bandes de signaux en vue de leur transmission ou de leur stockage [7], une banque de filtres est un ensemble de filtres passe-bande avec une entrée commune pour la banque de filtres d'analyse ou une sortie additionnée pour le banc de filtres de synthèse. Un banc de filtres à N canaux (ou bande N) utilisant la notation de domaine z , où $H_i(z)$ et $G_i(z)$ sont respectivement les filtres d'analyse et de synthèse et la variable $i = 0, 1, \dots, N - 1$, est utilisé comme indice de sous-bandes. Le banc de filtres d'analyse partitionne le signal entrant $X(z)$ en N signaux de sous-bandes $X_i(z)$, chacun occupant une partie de la bande de fréquence d'origine. Le banc de filtres de synthèse reconstruit le signal de sortie $Y(z)$, à partir de N signaux de sous-bandes.

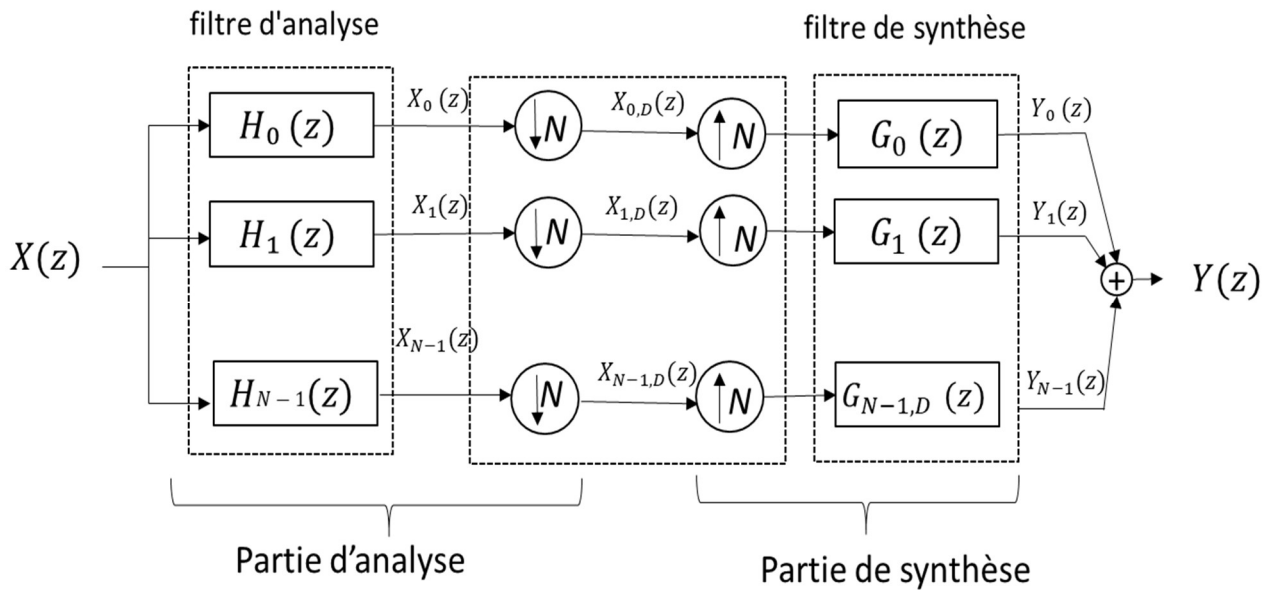


Figure 2.5. Un banc de filtres à décimation critique à N sous-bandes.

2-3-2 Les Relations entrée-sortie du Banc de filtres

Considérons le banc de filtres à N sous-bandes. Les signaux de sous-bandes peuvent être exprimés par $X_i(z) = H_i(z)X(z)$, les signaux de sous-bandes décimés peuvent s'écrire comme suit :

$$\text{Où : } W_N = e^{-j2\pi/N} \quad \text{et} \quad j = -\sqrt{-1}$$

$$X_{i,D}(Z) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} H_i(z^{1/N} W_N^i) \cdot X(z^{1/N} W_N^i), \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.5)$$

Ces signaux de sous-bandes décimés $X_{i,D}$ sont interpolés par le même facteur N avant d'être combinés par le banc de filtres de synthèse pour former la sortie pleine bande $Y(z)$. Selon les équations (2.4) et (2.5), la sortie $Y_i(z)$ du filtre de synthèse $G_i(z)$ est donnée par :

$$Y_i(z) = \frac{G_i(z)}{N} \left[X_i(z) + \sum_{i=1}^{N-1} X_i(z W_N^i) \right] \quad (2.6)$$

La relation entrée-sortie de la banque à N canaux illustrée à la **figure 2.3** peut s'écrire comme suit :

$$Y(z) = \sum_{i=0}^{N-1} Y_i(z) \quad (2.7)$$

$$= \left[\frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} G_i(z) H_i(z W_N^i) \right] X_i(z W_N^i) \quad (2.8)$$

Un système d'analyse/ synthèse est appelé banc de filtre a reconstruction parfaite quand en l'absence de tout traitement dans les sous-bandes. C'est-à-dire, le signal $y(n)$ vaut $x(n - \tau)$, avec τ est un retard.

2-3-3 Représentation polyphasée

La décomposition polyphasée d'une réponse à l'impulsion permet de réaliser une fonction de transfert équivalente avec un système dont la plupart des éléments fonctionnent à une cadence réduite. L'ensemble des N filtres d'analyse dans $\mathbf{h}(z)$ peut être exprimé de manière alternative par une décomposition polyphasée à N bandes de la forme [8] :

$$H_i(z) = \sum_{r=0}^{N-1} E_{i,r}(z^N) z^{-r} \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.9)$$

Où : $E_{i,r}(z)$ est la r -ième composante polyphasée du i ème filtre d'analyse $H_i(z)$

Donnée par :

$$E_{i,r}(z) = \sum_{n=0}^{K-1} h_i(nN + r) z^{-n} \quad (2.10)$$

Une représentation matricielle équivalente de l'ensemble de N équations comme suit :

$$\mathbf{h}(z) = \mathbf{E}(z^N) \mathbf{e}(z) \quad (2.11)$$

Avec : $\mathbf{e}(z) = [1, z^{-1}, \dots, z^{-N+1}]^T$ la matrice des composantes polyphasées de type 1.

Les N filtres de synthèse $\mathbf{G}^T(z)$ peut également être représentée sous-forme polyphasée comme suit :

$$G_i(z) = \sum_{r=0}^{N-1} R_{r,i}(z^N) z^{-(N-1-r)} \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.12)$$

Où : $R_{r,i}(z)$ Sont les composantes polyphasées de type 2.

L'équation (2.12) peut être écrit représentation matricielle comme :

$$\mathbf{G}^T(z) = z^{-N+1} \check{\mathbf{e}}(z) \mathbf{R}(z^N) \quad (2.13)$$

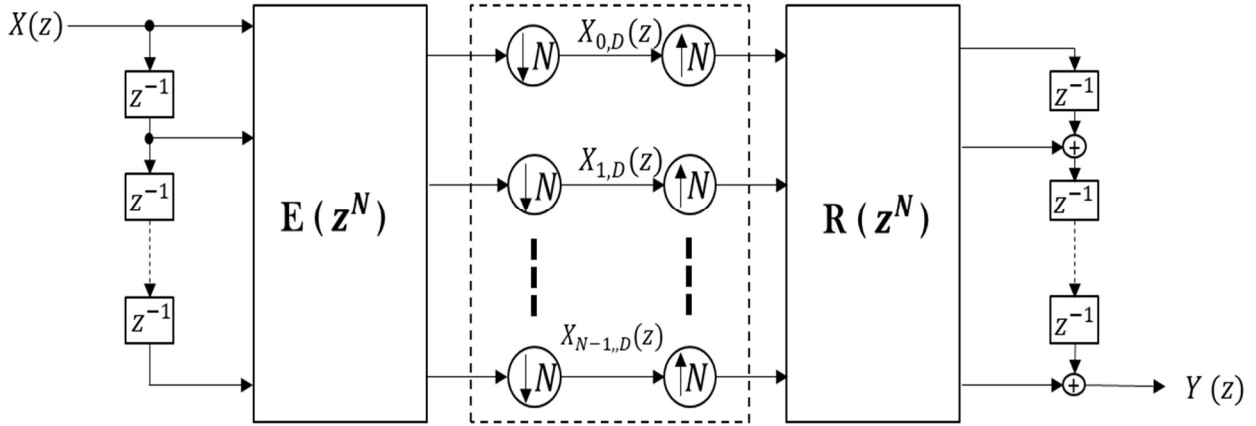


Figure 2.6. Représentation polyphasée d'un filtre de banc de filtres décimé maximum à canaux N.

2-3-4 Bancs de filtres à modulation cosinusoidale

Les bancs de filtres à modulation cosinusoidale sont très populaires parce qu'ils sont faciles à mettre en œuvre et peuvent fournir une reconstruction parfaite (PR), et utilisé dans le codage audio.

Dans un banc de filtres modulés en cosinus à N canaux d'analyse et de synthèse sont des versions modulées en cosinus d'un prototype de filtre passe-bas $P(z)$ avec une fréquence de coupure de $\frac{\pi}{N}$, les filtres d'analyse modulés en cosinus peuvent être obtenus comme suit [8] :

$$H_i(z) = \alpha_i P [zW_{2N}^{(i+0.5)}] + \alpha_i^* P [zW_{2N}^{(i+0.5)*}], \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.14)$$

Avec :

$W_{2N} = e^{\frac{-j\pi}{N}}$ est la $2N$ -ième racine de l'unité.

α_i : est une constante de magnitude unitaire donnée par :

$$\alpha_i = \exp \left\{ j \left[\theta_i - \frac{\pi}{N} (i+0.5) \left(\frac{L-1}{2} \right) \right] \right\}, \quad \theta_i = (-1)^i \frac{\pi}{4}, \quad \text{où } L \text{ est la longueur du filtre prototype.}$$

Les réponses impulsionnelles donnent le filtre d'analyse $H_i(z)$ et le filtre de synthèse $G_i(z)$ correspondants à valeurs réelles, comme suit [8] :

$$h_i(n) = 2p(n) \cos \left[\frac{\pi}{N} (i+0.5) \left(n - \frac{L-1}{2} \right) + \theta_i \right] \quad (2.15)$$

$$g_i(n) = 2p(n) \cos \left[\frac{\pi}{N} (i+0.5) \left(n - \frac{L-1}{2} \right) - \theta_i \right] \quad (2.16)$$

La conception de bancs de filtres complets est donc réduite à la conception du filtre prototype. Une reconstruction parfaite (ou approximativement parfaite) du système global d'analyse-synthèse peut être obtenue en optimisant la conception du filtre prototype pour satisfaire un ensemble de contraintes prédéterminées.

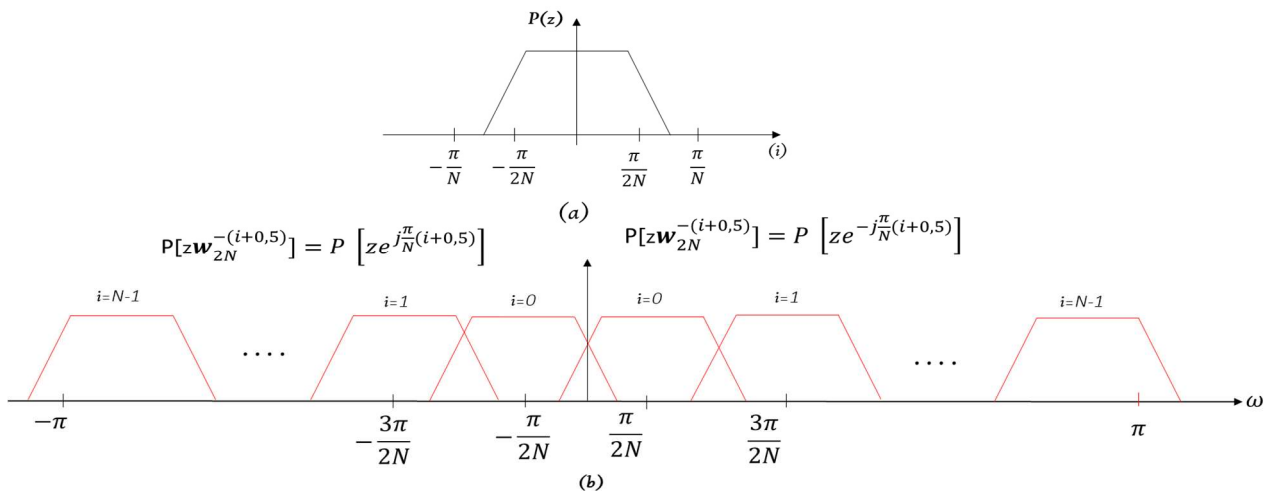


Figure 2.7. Modulation cosinus : (a) réponse en fréquence d'un prototype de filtre passe-bas typique et (b) réponses en fréquence des filtres d'analyse modulés en cosinus.

2-3-5 Banques de filtres DFT

Les banques de filtres à transformée de Fourier discrète (DFT) est une autre banque de filtres populaires, le principe de la DFT est les filtres à modulation complexe $H_i(z)$ sont obtenus en décalant le filtre passe-bas $P(z)$ vers la droite de multiples de $\frac{2\pi}{N}$. Ce décalage de fréquence a pour résultat dans un ensemble de filtres qui divisent également la fréquence normalisée de 0 à 2π en N , la distance entre les filtres adjacents uniformes de $\frac{2\pi}{N}$. Où $P(z)$ est le filtre passe-bas prototype à valeur réelle avec une fréquence de coupure de $\frac{\pi}{N}$, est un meilleur comportement de convergence avec une faible distorsion d'amplitude. Et une méthode de conception efficace pour un banc de filtres DFT uniforme avec la possibilité d'un retard de groupe pré-spécifié, cette méthode minimise l'erreur de repliement en bande et en sortie ainsi que l'écart de phase et d'amplitude de la fonction de transfert globale du banc de filtre, et utilisé dans le codage image et audio.

Les filtres d'analyse d'un banc de filtres DFT à N canaux sont obtenus par modulation complexe sous la forme suivante :

$$H_i(z) = p \left(z e^{-\frac{j2\pi i}{N}} \right), \quad i = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (2.17)$$

La modulation complexe dans le domaine temporel sous la forme suivante :

$$h_i(n) = p(n) e^{j\left(\frac{2\pi i}{N}\right)n} \quad i = 0, 1, \dots, N - 1. \quad (2.18)$$

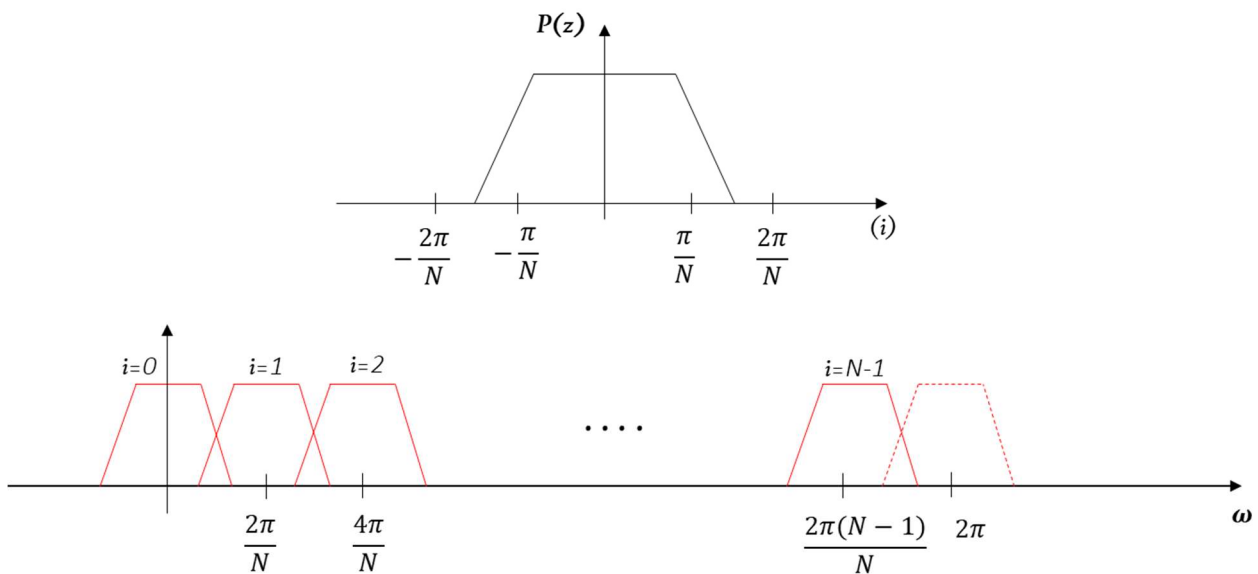


Figure 2.8 Modulation cosinus : (a) réponse en fréquence d'un filtre passe-bas prototype typique et (b) réponses en fréquence des filtres d'analyse modulés en cosinus.

2-3-6 Bancs de filtres à miroir en quadrature (QMF)

Le banc de filtre à miroirs quadrature QMF (Quadrature Mirror Filter Banks) est une structure de filtres numériques à qui se compose de deux décimateurs D dans la section d'analyse du signal et de deux interpolateurs I dans la section de synthèse du signal. Ces bancs de filtres ont d'abord été utilisés dans le codage de sous-bandes, le signal est divisé en deux ou plusieurs sous-bandes dans le domaine des fréquences, de sorte que chaque signal de sous-bandes peut être traité de manière indépendante [9].

Le banc QMF à deux bandes se compose d'un filtre passe-bas d'analyse $h_0(n)$ et d'un filtre passe-haut $h_1(n)$ suivi d'un facteur de décimation de deux à chaque sous-bandes. Ces filtres passe-bas et Passe-haut divisent la gamme de fréquences en une région passe-bas $[0 \rightarrow \pi/2]$ et une région passe-haut. $[\pi/2 \rightarrow \pi]$, respectivement. Les filtres de synthèse $g_0(n)$ et $g_1(n)$ reconstruisent les signaux de sous-bandes en une seule sortie pleine bande. En une seule sortie pleine bande $y(n)$ qui se rapproche de la version retardée du signal d'origine $x(n)$. On notera que $h_0(n)$, $h_1(n)$, $g_0(n)$, et $g_1(n)$, peuvent être reliés à un prototype commun de filtre passe-bas $p(n)$ en utilisant $h_0(n) = p(n)$, et ces filtres peuvent être conçus pour éliminer la distorsion d'image.

Les bancs de QMF trouvent des applications dans divers domaines, tels que, codage d'image, systèmes de modulation multi porteuse, analyse spectrale bidimensionnelle à court terme, systèmes d'antenne, progrès de la théorie de l'échantillonnage, ... [9].

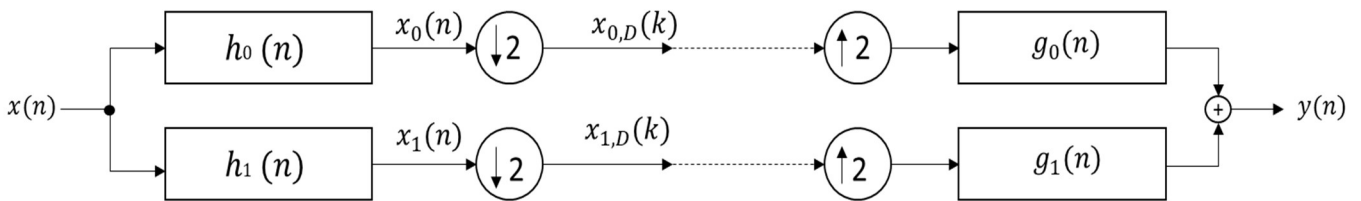


Figure 2.9 Schéma fonctionnel généralisé d'un banc de filtres à deux canaux.

La condition QMF entre les filtres d'analyses et de synthèses donnée par :

$$G_0(z) = \frac{-H_1(-z)G_1(z)}{H_0(-z)} \quad (2.19)$$

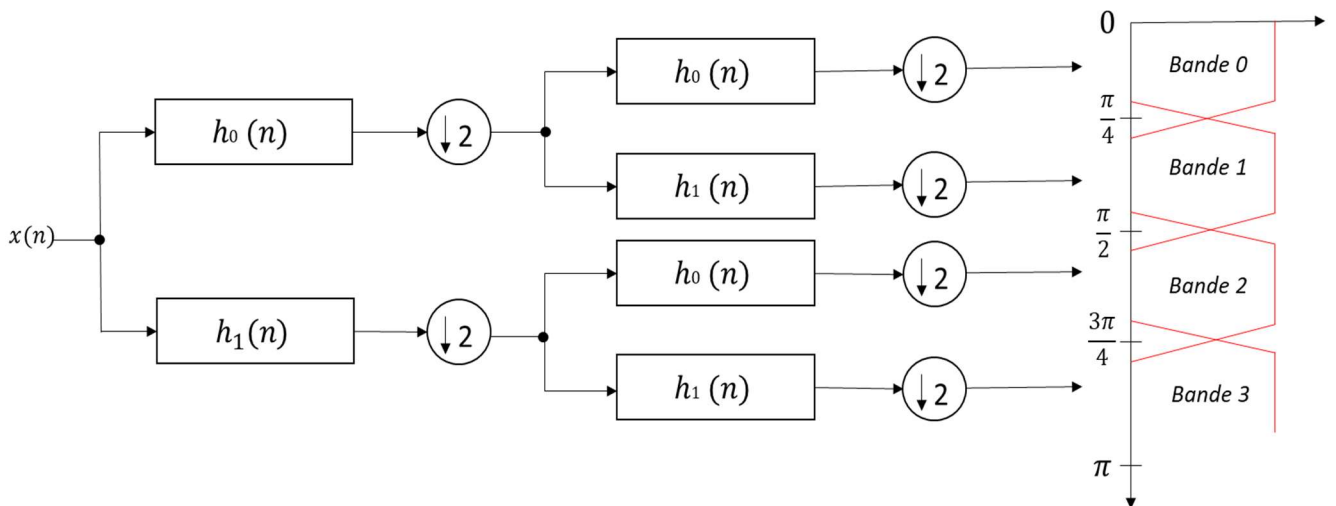


Figure 2.10 Structure QMF de filtres uniformes à deux étages.

Le banc de filtres de reconstruction parfaite à deux canaux illustrés à la **Figure 2.9** peut être décrit de la manière suivante :

$$X_{i,D}(z) = \frac{1}{2} [H_i(z^{1/2})X(z^{1/2}) + H_i(-z^{1/2})X(-z^{1/2})], \quad i = 0,1 \quad (2.20)$$

$$Y(z) = X_{0,D}(z^2)G_0(z) + X_{1,D}(z^2)G_1(z) \quad (2.21)$$

En substituant l'équation (2.20) dans l'équation (2.21), on obtient :

$$Y(z) = \frac{1}{2} [H_0(z) F_0(z) + H_1(z) F_1(z)] U(z) + \frac{1}{2} [H_0(-z) F_0(z) + H_1(-z) F_1(z)] U(-z) \quad (2.22).$$

Par conséquent, la relation entrée-sortie du banc de filtres est obtenue comme suit :

$$Y(z) = [H_0^2(z) - H_0^2(-z)] X(z) \quad (2.23)$$

Ainsi, la réponse en fréquence de la sortie du banc de filtres est donnée comme suit :

$$Y(e^{j\omega}) = [H_0^2(e^{j\omega}) - H_0^2(-e^{(j\omega+\pi)})] X(z). \quad (2.24)$$

Dans le banc QMF, en raison de la relation de quadrature entre les filtres d'analyse et de synthèse, le problème de conception se réduit simplement à la conception de filtres

prototypes solitaires, et l'un des principaux atouts des QMF est la réduction de la charge de calcul.

2-3-7 Bancs de filtres à miroir en pseudo-quadature (PQMF)

Un banc de pseudo-QMF (PQMF) est une catégorie de bancs de filtres à modulation cosinusoidale, ne nécessite pas de structure en cascade pour diviser le spectre de fréquences en N sous-bandes. Un prototype de filtre passe-bas $p(n)$ est d'abord conçu et les autres filtres des $N - 1$ filtres sont dérivés en modulant le filtre prototype avec le terme cosinusoïde [8] :

$$\cos \left[\left(\frac{\pi}{N} \right) (i + 0.5) \left(n - \frac{(L-1)}{2} \right) + \theta_i \right]$$
 pour $i = 0, 1, \dots, N - 1$, où $\theta_i = (-1)^i \pi / 4$. Les filtres de synthèse sont considérés comme les versions inversées dans le temps des filtres d'analyse, la bande passante du filtre passe-bas prototype p (est comprise entre 0 et $\pi/2N$ et est limitée en bande à π/N), les réponses en fréquence des filtres d'analyse contiennent $2N$ versions modulées de façon complexe du filtre prototype $P(\omega)$ qui est décalé le long des axes de fréquence positif et négatif entre $-\pi$ et π par le pas de $\pm [(i + 0,5) / N] \pi$, le PQMF ne permet pas une reconstruction parfaite en raison de l'erreur de repliement, la distorsion de phase est évitée grâce à la relation d'inversion temporelle entre les filtres d'analyse et de synthèse. et pour la distorsion d'amplitude est éliminée en ayant réponse en amplitude de la fonction de transfert de la distorsion.

2-4 Filtrage adaptatif en sous-bandes

Le filtrage adaptatif en sous-bandes est devenu l'une des techniques les plus efficaces pour réduire la complexité de calcul (par la décimation) et l'augmentation de la vitesse de convergence de l'algorithme adaptatif. L'idée principale du filtrage adaptatif par sous-bandes est de décomposer une tâche de filtrage adaptatif d'ordre supérieur en utilisant un ensemble de sous-filtres adaptatifs d'ordre inférieur, les sous-bandes sont principalement utilisées lorsque le système doit identifier des réponses impulsionnelles très longues. Les sous-bandes présentent également un avantage de paralléliser les tâches de traitement [8].

2-4-1 Les structures de sous-bandes adaptatives

Il existe plusieurs structures de sous-bandes adaptatives, une première approche utilise le filtrage adaptatif en sous-bandes (SAF) avec des banques pseudo-QMF avec des sous-filtres se

chevauchant et un sous-échantillonnage critique [4,10], Dans les structures SAF classiques, deux problèmes se posent. Pour un schéma sous-échantillonné, les bords des bandes des filtres d'analyse introduisent de petites valeurs propres dans chaque matrice de corrélation de sous-bandes, ce qui dégrade le taux de convergence global. Il en résulte des composantes repliement, indésirables à la sortie, le SAF classique est victime d'un retard dans le trajet du signal. Le retard est introduit principalement par la convolution des banques de filtres d'analyse et de synthèse. Une deuxième approche utilise la méthode des filtres croisés adaptatifs avec des banques QMF et sous-échantillonnage critique [10,11], Afin d'éviter les problèmes de repliement, il est démontré que des termes croisés adaptatifs supplémentaires entre les sous-bandes sont nécessaires. Ces termes sont donc nécessaires pour annuler ces composantes afin de modéliser correctement le système inconnu, modélisation correcte du système inconnu et cependant augmentent la complexité de calcul, Il a été conclu dans que le schéma à échantillonnage critique avec filtre croisé ne donne pas de meilleures performances de convergence que le filtre adaptatif pleine bande, ensuite les filtres adaptatifs en sous bandes sans délai qui résoudre le problème de le retard dans le trajet du signal en raison de l'analyse et de la synthèse du banc de filtres. Puis elle est venue après ça l'algorithme du filtre adaptatif à sous-bandes normalisé (NSAF) qui présente une convergence plus rapide sans les problèmes structurels du SAF classiques par l'identification par une seule filtre.

2-4 -2 Filtrage adaptatif par sous-bandes SAF (classique)

Dans les filtres adaptatifs classiques à sous-bandes, les signaux d'erreur sont évalués localement dans chaque sous-bandes, et une fonction objective prenant en compte toutes ces erreurs locales est minimisée pendant l'adaptation [8], les structures SAF (subband adaptive filter) peuvent être classées comme structures à boucle ouverte ou à boucle fermée, selon la dérivation du signal d'erreur.

➤ Structures en boucle ouverte

Ce type de structure SAF est appelé structure en boucle ouverte car l'adaptation des sous-filtres est indépendante du signal d'erreur pleine bande.

Dans les filtres adaptatifs classique à sous-bandes, les signaux d'erreur sont évalués localement dans chaque sous-bandes. La structure en boucle ouverte, où l'on peut voir que

les signaux d'entrée et de référence sont d'abord divisés en sous-bandes par un banc de filtres d'analyse. Ensuite, les signaux des sous-bandes sont filtrés par une matrice de filtres adaptatifs afin de générer les signaux de sortie à comparer aux signaux désirés dans les sous-bandes. Dans le schéma en boucle ouverte, nous cherchons à minimiser l'énergie d'erreur des sous-bandes.

La fonction objective de la structure en boucle ouverte est la somme de tous les MSE des sous-bandes exprimées par :

$$J_{sb} = \sum_{i=0}^{N-1} E\{|e_{i,D}(k)|^2\} \quad (2.25)$$

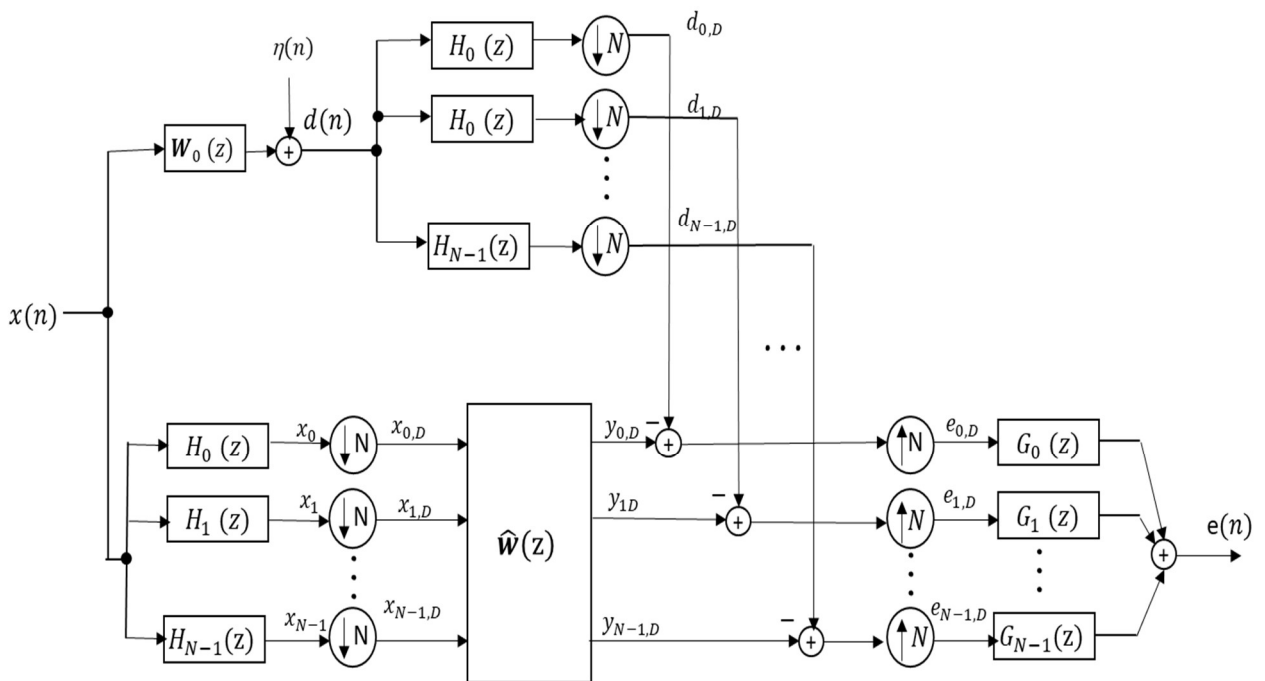


Figure 2.11 structure de SAF en boucle ouverte

➤ Structure en boucle fermée

Dans cette structure le signal de sortie pleine bande $y(n)$ du filtre adaptatif est reconstruit par un banc de filtres de synthèse, puis comparée à la version retardée de la réponse désiré $d(n)$ pour générer le signal d'erreur $e(n)$. Ce signal d'erreur à bande complète est partitionné en sous-bandes en utilisant le même banc de filtres d'analyse. L'erreur globale est divisée en sous-bandes décimés sont utilisés dans l'algorithme d'adaptation pour l'adaptation des sous-filtres adaptatifs respectifs. Dans le schéma en boucle fermée, nous cherchons à minimiser l'énergie d'erreur en bande complète.

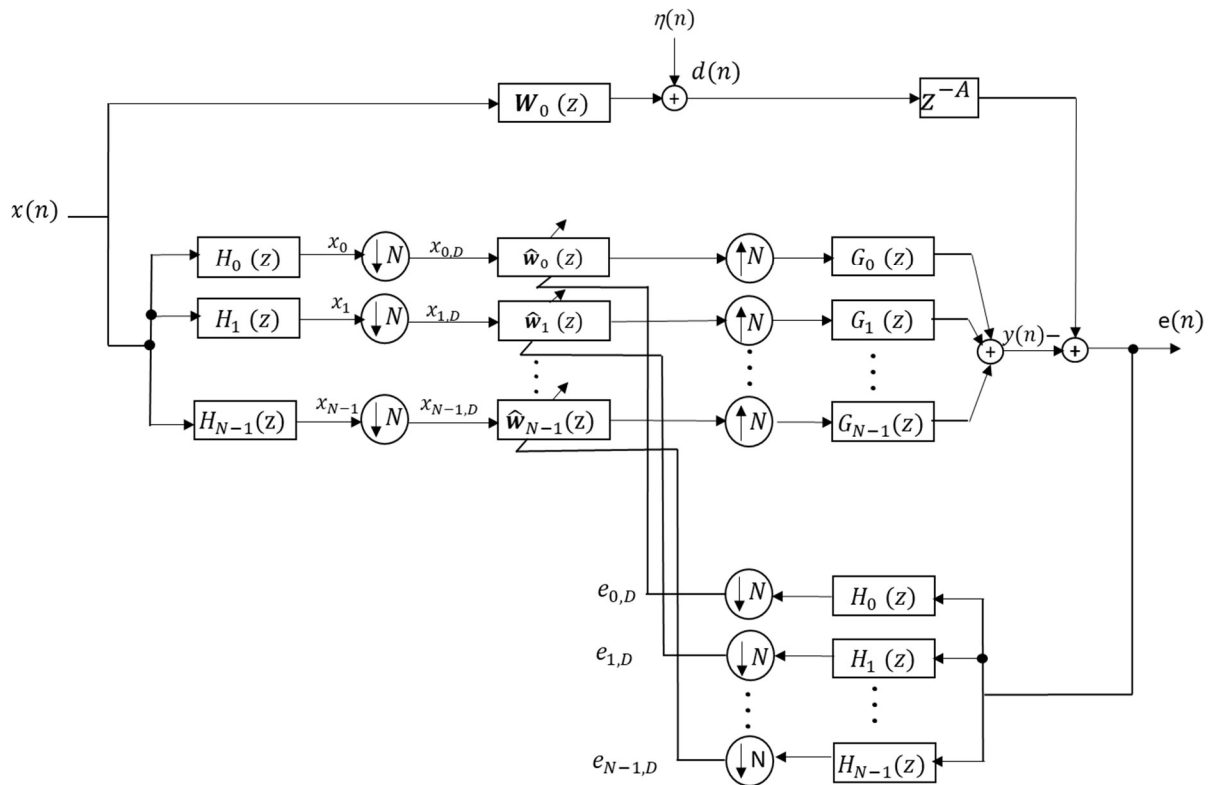


Figure 2.12. Structure de SAF en boucle fermé

2-4 -3 Filtres croisés adaptatifs

Les Filtres croisés adaptatifs c'est une méthode de le filtrage adaptatifs en sous-bandes, l'élimination des filtres croisés adaptatifs, $W_{i,j}(z)$ pour $i \neq j$, réduit la capacité du filtrage adaptatif en sous-bandes à annuler les composantes de repliement et dégrade la précision de la modélisation d'un système inconnu. En supposant que les filtres d'analyse sont conçus de telle sorte que seuls les filtres adjacents sont chevauchés, l'utilisation de filtres croisés adaptatifs entre les sous-bandes adjacentes est suffisante pour compenser l'effet de repliement. Les éléments adaptatifs $W_{i,i}(z)$, $W_{i,i-1}(z)$, et $W_{i,i+1}(z)$, pour la ième sous-bandes peut être adapté en utilisant le signal d'erreur commun $e_{i,D}(k)$, dans la structure de sous-bandes présentée à la **Figure 2.14** l'information inter-canal pour le sous-filtres adaptatif $W_i(z)$, est dérivée des sous-bandes adjacentes à l'aide de branches composées de filtres d'analyse $W_i(z)$ $W_j(z)$, et de sous-filtres adjacents $W_j(z)$, où $j \neq i \pm 1$ ces branches compensent l'aliasing composants en raison de la décimation critique. Le principal avantage

de la structure présentée à la **Figure 2.14** est que le nombre de sous-filtres adaptatifs reste égal au nombre de sous-bandes N, Cependant, des copies similaires de sous-filtres adaptatifs sont trouvées dans les branches où l'information transcanal est dérivée.

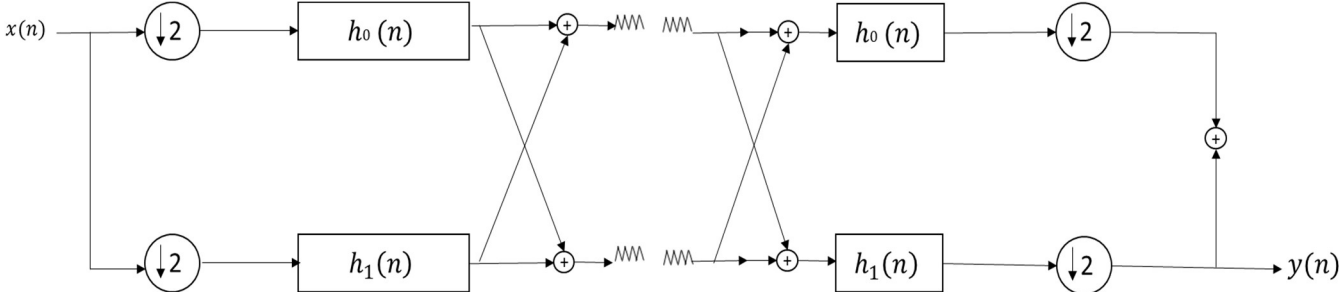


Figure 2.13. Exemple de la méthode des Filtres croisés adaptatifs avec des banques QMF.

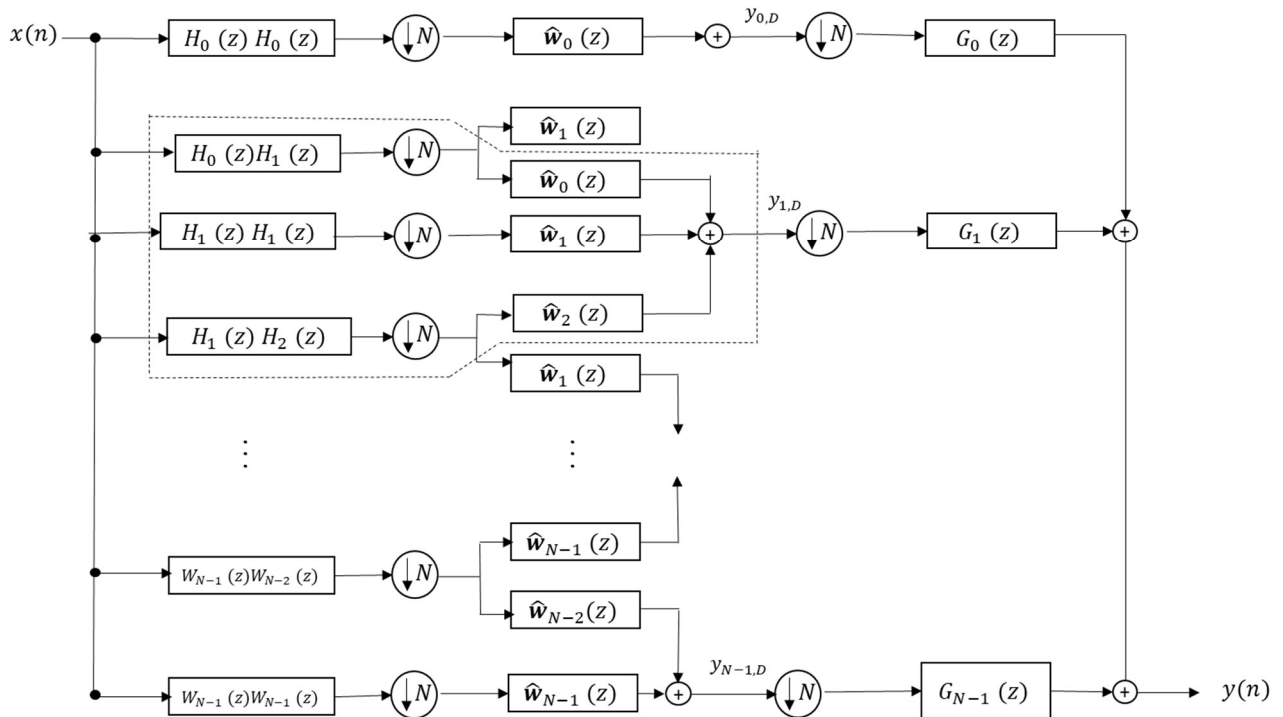


Figure 2.14. Structure de SAF avec des filtres croisés adaptatifs pour les sous-bandes adjacentes.

2-4-4 Filtres adaptatifs en sous-bandes sans délai

Dans les schémas de filtrage adaptatif par sous-bandes présentés jusqu'à présent, le retard est toujours introduit dans le trajet du signal en raison de l'analyse et de la synthèse du banc de filtres, dans des applications telles que l'annulation de l'écho acoustique (AEC), ce retard est très important et hautement indésirable. L'écho n'est pas entièrement annulé et peut être perceptiblement inacceptable.

Afin d'éviter l'effet du délai du trajet du signal dans ces applications, nous pouvons éviter le banc de filtres de synthèse et mapper les filtres adaptatifs en sous-bandes dans un large bande, ce qui donne lieu aux filtres adaptatifs de sous-bandes sans délai. Plusieurs techniques ont été proposées pour réaliser cette mise en correspondance dans les applications AEC, le signal d'erreur pleine bande contient la parole désirée du côté proche qui sera transmise à l'extrémité distante. Ce délai de transmission doit être limité afin de se conformer à certaines normes de télécommunication, le délai du trajet du signal peut être éliminé avec la structure sans délai.

Il existe deux configurations de filtrage adaptatif par sous-bandes sans délai et qui sont :

➤ Configuration en boucle fermée

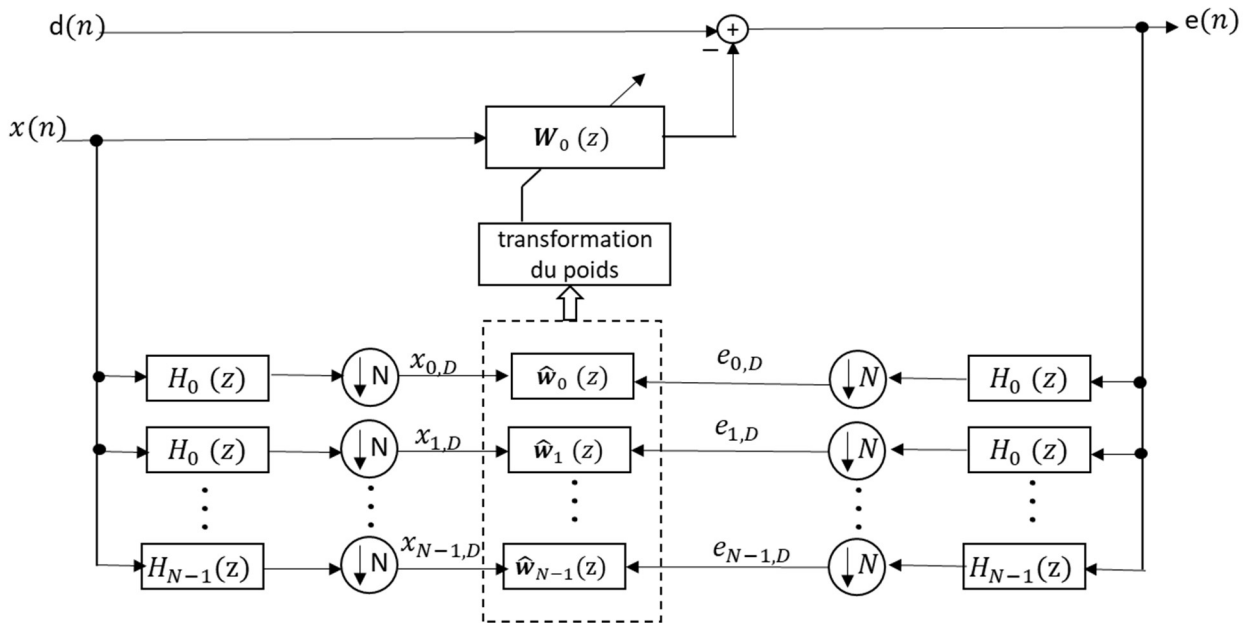


Figure 2.15. Structure SAF sans délai en boucle fermée.

➤ Configuration en boucle ouverte

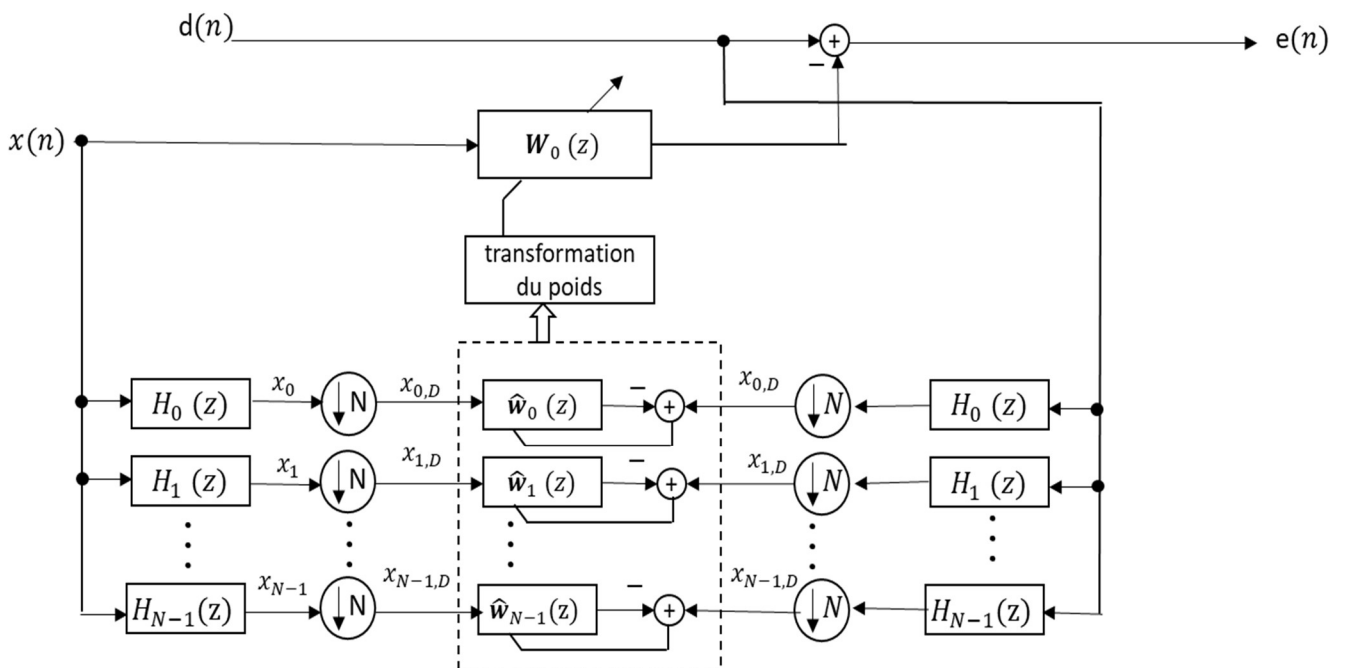


Figure 2.16. Structure SAF sans délai en boucle ouverte.

2-4-5 Filtre adaptatif à sous-bandes normalisé (NSAF)

a- La structures NSAF

L'idée de base de cet algorithme NSAF (Normalized subband adaptive filter) c'est également amélioré sur le plan de la complexité de calcul et d'augmenter les performances de convergence et résout les problèmes de repliement entre les sous-bandes dans le SAF.

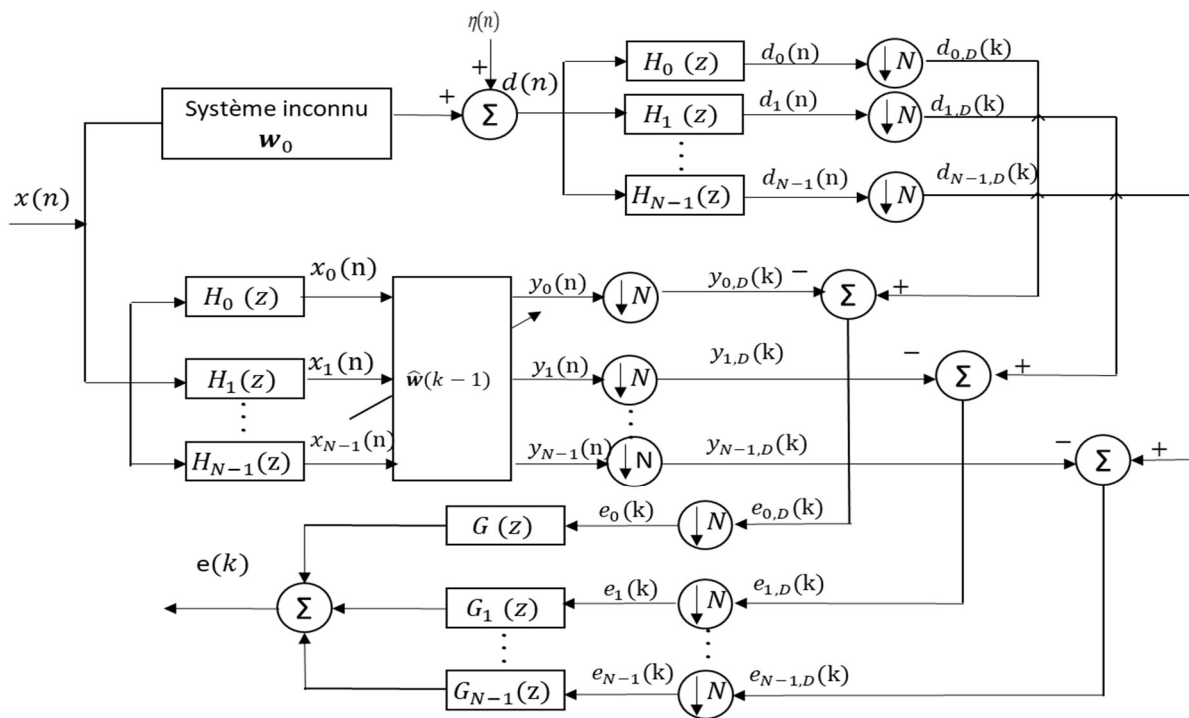


Figure 2. 17 Diagramme de la structure NSAF

Nous définissons le signal désiré $d(n)$ qui proviennent du modèle comme suit :

$$d(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_o + \eta(n) \quad (2.26)$$

Avec :

- \mathbf{w}_o : Est le vecteur inconnu à estimer avec un filtre adaptatif.
- N : Désigne le nombre de sous-bandes.
- M : Désigne la taille de filtre estimer \mathbf{w}_o .

Les signaux $d(n)$ et $x(n)$ sont partitionnés en plusieurs signaux de sous-bandes $d_i(n)$ et $x_i(n)$ par l'intermédiaire du banc de filtres d'analyse, à savoir : $d_i(n) = d(n) * h_i$ et $x_i(n) = x(n) * h_i$ pour $i = 0, 1, \dots, N - 1$, où h_i est la réponse impulsionnelle du i -ème filtre d'analyse $H_i(n)$.

Les signaux de sortie de la sous-bandes $y_i(n)$ sont obtenus en filtrant les signaux d'entrée de la sous-bandes $x_i(n)$ à travers un filtre adaptatif dont le vecteur de poids de prise est :

$\hat{\mathbf{w}}(k) = [\hat{w}_1(k), \hat{w}_2(k), \dots, \hat{w}_M(k)]^T$, ensuite, les signaux $d_i(n)$ et $y_i(n)$ sont décimés N fois [11,13] pour donner les signaux $d_{i,D}(k)$ et $y_{i,D}(k)$ qui sont respectivement formulés comme suit :

$y_{i,D}(k) = \mathbf{x}_i^T(k) \mathbf{w}(k - 1)$ et $d_{i,D}(k) = d_i(KN)$, où k pour indiquer les séquences décimées.

2-5 Algorithme NLMS en sous-bandes NSAF

Sur la base du principe de la perturbation minimale, nous formulons le critère proposé comme un problème d'optimisation à contraintes multiples.

Minimiser la norme euclidienne au carré de la variation du vecteur de poids de robine comme suit [13] :

$$f[\hat{\mathbf{w}}(k + 1)] = \|\hat{\mathbf{w}}(k + 1) - \hat{\mathbf{w}}(k)\|^2 \quad (2.27)$$

Les signaux désirés de sous-bandes décimés sont :

$$d_{i,D}(k) = \hat{\mathbf{w}}^T(k + 1) \mathbf{x}_i(k) \quad \text{pour } i = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (2.28)$$

En appliquant la méthode des multiplicateurs de Lagrange formant la fonction lagrangienne et donnée comme suit :

$$J(k) = f[\hat{\mathbf{w}}(k + 1)] + \sum_{i=0}^{N-1} \lambda_i [d_{i,D}(k) - \hat{\mathbf{w}}^T(k + 1) \mathbf{x}_i(k)] \quad (2.29)$$

Où : λ_i sont les multiplicateurs de Lagrange.

Après des calculs simples :

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{N-1} \lambda_i \mathbf{x}_i(k) \quad (2.30)$$

Pour résoudre les multiplicateurs inconnus, nous substituons (2.30) dans les contraintes de (2.28), en mettant ces équations sous forme de matrice et en résolvant pour les multiplicateurs de Lagrange, les multiplicateurs de Lagrange sont donnés par :

$$\lambda = 2[\mathbf{x}^T(k)\mathbf{x}(k)]^{-1} \mathbf{e}_{i,D}(k) \quad (2.31)$$

Où : $\lambda = [\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_{N-1}]^T$: est le $N \times 1$ le vecteur de Lagrange.

$\mathbf{x}(k) = [x_0(k), x_1(k), \dots, x_{N-1}(k)]^T$: est le $N \times M$ est la matrice de données.

$\mathbf{e}_{i,D}(k) = [e_{0,D}(k), e_{1,D}(k), \dots, e_{N-1,D}(k)]^T$: est le $N \times 1$ vecteur d'erreur.

Les éléments hors diagonale de la matrice sont négligeables. Si les réponses en fréquence des filtres d'analyse ne se chevauchent pas de manière significative, Avec cette hypothèse de diagonale, (2.31) se réduit essentiellement à une forme simple :

$$\lambda_i = 2 \frac{e_{i,D}(k)}{\|\mathbf{x}_i(k)\|^2} \quad \text{pour } i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.32)$$

En combinant les résultats de (3.34) et (3.36), nous obtenons la relation récursive pour la mise à jour du vecteur de poids :

$$\hat{\mathbf{w}}(k+1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{x_i(k)}{\|\mathbf{x}_i(k)\|^2 + \delta} e_{i,D}(k) \quad (2.33)$$

Où $\|\cdot\|$ désigne la norme 2 d'un vecteur, μ est le pas, δ est une petite constante positive utilisée pour éviter une éventuelle division par zéro.

Les signaux d'erreur de sous-bandes décimés sont :

$$e_{i,D}(k) = d_{i,D}(k) - \mathbf{x}_i^T(k) \mathbf{w}(k-1) \quad i = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.34)$$

La condition nécessaire et suffisante de la convergence de cette équation NSAF-NLMS c'est

Le pas d'adaptation μ entre : $0 < \mu < 2$.

Tableau2.1. L'algorithme de NLMS-NSAF.

<p>Paramètre : M = longueur du filtre. N = nombre de sous-bandes</p> <p>μ = Taille du pas d'adaptation, $0 < \mu < 2$.</p>
<p>Pour $n = 0, 1, 2 \dots \dots, \frac{1}{T_s}$ (taux de traitement)</p> <p>$\mathbf{x}_i(n) = \mathbf{h}_i^T(n)\mathbf{x}(n) \quad i = 0, 1, \dots \dots, N - 1$</p> <p>$\mathbf{d}_i(n) = \mathbf{h}_i^T(n)\mathbf{d}(n) \quad i = 0, 1, \dots \dots, N - 1$</p> <p>$e(n) = \sum_{i=0}^{N-1} G_i^T e_i(n)$</p> <p>Pour $k = 0, 1, 2 \dots \dots, \frac{1}{T_s}$ (taux de traitement)</p> <p>L'Estimation des erreurs :</p> <p>$e_{i,D}(k) = \mathbf{d}_{i,D}(k) - \mathbf{x}_i^T(k) \hat{\mathbf{w}}(k - 1) \quad i = 0, 1, \dots \dots, N - 1$</p> <p>L'équation de mise à jour :</p> <p>$\hat{\mathbf{w}}(k + 1) = \hat{\mathbf{w}}(k) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{x}_i(k)}{\ \mathbf{x}_i(k)\ ^2 + \delta} e_{i,D}(k)$</p>

2-6 Algorithme OPNLMS en sous-bandes NSAF

Nous supposons que le vecteur inconnu \mathbf{w}_o est un vecteur variant dans le temps qui suit un modèle de Markov simplifié du premier ordre [14,15] :

$$\mathbf{w}_o(k) = \mathbf{w}_o(k - 1) + \mathbf{q}(k) \quad (2.35)$$

Où : $\mathbf{q}(k)$ est un vecteur de bruit blanc gaussien de moyenne nulle. Et la matrice de covariance

$E[\mathbf{q}(k) \mathbf{q}(k)^T] = \sigma_q^2 \mathbf{I}_M$ avec \mathbf{I}_M étant une matrice d'identité $M \times M$. En soustrayant (2.35) de (2.33), avec l'utilisation de l'équation de (1.32) de chapitre 1 on obtient :

$$\mathbf{c}(k) = \mathbf{c}(k-1) + \mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mathbf{x}_i(k) e_{i,D}(k)}{\delta + \|\mathbf{x}_i(k)\|^2} + \mathbf{q}(k) \quad (2.36)$$

Les signaux d'erreur de sous-bandes décimés peuvent être réécrits comme suit :

$$e_{i,D}(k) = \mathbf{x}_i^T(k) \mathbf{c}(k-1) + \mathbf{x}_i(k) \mathbf{q}(k) + \eta_i(k) \quad (2.38)$$

Où : $\eta_i(k)$ sont les bruits de sous-bandes, et ont une moyenne nulle et des variances

$\sigma_{\eta_i}^2 = \frac{\sigma_{\eta}^2}{N}$ [16,17] en prenant la norme euclidienne l_2 au carré et l'espérance mathématique, pour un filtre adaptatif long, on suppose que $\|\mathbf{x}_i(k)\|^2$ d'une itération à l'autre est suffisamment petit, et en raison de la propriété de décorrélation inhérente à l'algorithme NSAF, on suppose que chaque signal d'entrée de sous-bandes extrait est proche des sigles non pertinents. Supposé que chaque signal d'entrée sous-bandes extrait est proche d'un signal non pertinent [11]. C'est-à-dire $\mathbf{x}_i(k) \mathbf{x}_i^T(k) \approx \sigma_{x_i}^2(k) \mathbf{I}_M$ et $\mathbf{x}_i^T(k) \mathbf{x}_i(k) \approx M \sigma_{x_i}^2(k)$, donc :

$$\begin{aligned} MSD(k) &= MSD(k-1) + M \sigma_q^2 \\ &- 2\mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{E[e_{i,D}(k) \mathbf{c}^T(k-1) \mathbf{x}_i(k)]}{\delta + M \sigma_{x_i}^2(k)} \\ &- 2\mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{E[e_{i,D}(k) \mathbf{q}^T(k) \mathbf{x}_i(k)]}{\delta + M \sigma_{x_i}^2(k)} \\ &+ \mu^2 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{E[e_{i,D}^2(k) \mathbf{x}_i^T(k) \mathbf{x}_i(k)]}{(\delta + M \sigma_{x_i}^2(k))^2} \end{aligned} \quad (2.39)$$

Où : $MSD(k) \cong E[\|\mathbf{c}(k-1)\|^2]$, en supposant que $\mathbf{c}^T(k-1) \mathbf{x}_i(k)$ et $\mathbf{q}(k)$ sont statistiquement indépendants, en utilisant le théorème de factorisation du moment gaussien, après une série de calculs, on peut obtenir les formules suivantes :

$$E[e_{i,D}(k) \mathbf{c}(k-1) \mathbf{x}_i(k)] \approx \sigma_{x_i}^2(k) MSD(k-1) \quad (2.40)$$

$$E[e_{i,D}(k) \mathbf{q}^T(k) \mathbf{x}_i(k)] \approx M \sigma_{x_i}^2(k) \sigma_{\eta_i}^2 \quad (2.41)$$

$$E[e_{i,D}^2(k) \mathbf{x}_i^T(k) \mathbf{x}_i(k)] \approx M \sigma_{x_i}^2(k) \sigma_{\eta_i}^2 + (M+2) \sigma_{x_i}^4(k) [MSD(k-1) + M \sigma_q^2] \quad (2.42)$$

En substituant les trois équations ci-dessus dans (2.31) et réécrivez :

$$MSD(k) = \vartheta(\mu, \delta) MSD(k-1) + \varphi(\mu, \delta) \quad (2.43)$$

$$\text{Où : } \vartheta(\mu, \delta) = \left[1 - 2\mu \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\sigma_{x_i}^2(k)}{\delta + M\sigma_{x_i}^2(k)} + \mu^2 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{(M+2)\sigma_{x_i}^4(k)}{(\delta + M\sigma_{x_i}^2(k))^2} \right] \quad (2.44)$$

$$\text{Et : } \varphi(\mu, \delta) = \vartheta(\mu, \delta) M\sigma_q^2 + \mu^2 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{M\sigma_{x_i}^2(k)\sigma_{\eta_i}^2}{(\delta + M\sigma_{x_i}^2(k))^2} \quad (2.45)$$

2-6-1 Le schéma d'optimisation conjointe de l'algorithme OPNLMS-NSAF

Utilisation de pas variable dans le temps $\mu_i(k)$ et un paramètre de régularisation variant dans le temps $\delta_i(k)$ pour $i = 0, 1, \dots, N-1$, (2.41) peut-être réécrit comme suit [14,18] :

$$MSD(k) = \left\{ 1 - 2 \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mu_i(k)\sigma_{x_i}^2(k)}{\delta_i(k) + M\sigma_{x_i}^2(k)} + \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mu_i^2(k)(M+2)\sigma_{x_i}^4(k)}{\delta_i(k) + M\sigma_{x_i}^2(k)} \right\} \times [MSD(k-1) + M\sigma_q^2] + \sum_{i=0}^{N-1} \frac{\mu_i^2(k)M\sigma_{x_i}^2(k)\sigma_{\eta_i}^2}{[\delta_i(k) + M\sigma_{x_i}^2(k)]} \quad (2.46)$$

Afin de minimiser la MSD du NSAF à chaque itération, les contraintes de sous-bandes suivantes sont imposées, à savoir :

$$\frac{\partial MSD(k)}{\partial \mu_i(k)} = 0 \quad \text{et} \quad \frac{\partial MSD(k)}{\partial \delta_i(k)} = 0 \quad (2.47)$$

En appliquant (2.47), une stratégie d'optimisation conjointe de $x_i(k)$ et $\delta_i(k)$ pour chaque sous-bande est obtenue comme suit [13,17] :

$$\pi_i = \frac{\mu_i(k)}{\delta_i(k) + M\sigma_{x_i}^2(k)} = \frac{MSD(k-1) + M\sigma_q^2}{(M+2)\sigma_{x_i}^2(k)[MSD(k-1) + M\sigma_q^2] + M\sigma_{\eta_i}^2} \quad (2.48)$$

En substituant (2.48) dans (2.33), nous obtenons une nouvelle expression de mise à jour du poids de la prise. Mise à jour :

2-5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présentés dans première partie le filtrage multi cadence (décimation et interpolation) où nous avons parlé de son rôle et de son importance dans le filtrage en sous-bandes, après nous avons étudié les méthodes de découpage, dans cette partie chaque méthode nous avons expliqué le principe de fonctionnement et quelques avantages et problèmes, finalement nous avons aussi présentés le filtrage adaptatif en sous-bandes NLMS-NSAF et le sous-bandes OPNLMS-NSAF.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

3-1 Introduction

Nous avons discuté dans les chapitres précédents 1&2 les algorithmes adaptatifs pour l'annulation d'écho acoustique et les méthodes de filtrage adaptatif en sous-bandes, dans ce chapitre nous allons comparer les algorithmes NLMS et OPNLMS pleine bande avec les algorithmes OPNLMS en sous-bandes (pour 2 ,4 et 8 sous-bandes), et comparer les résultats des simulation des algorithmes NLMS et OPNLMS en pleine bande et en sous-bandes NLMS et OPNLMS en utilisant trois types de signaux d'entrée et des canaux acoustique stationnaire et non-stationnaire.

3.2 Présentation des signaux de simulations

a. Signal USASI

Le signal USASI (United States of America Standards Institute) est un bruit corrélé stationnaire réel avec un spectre équivalent au spectre moyen de la parole avec une dynamique spectrale de 32 dB. Il est souvent utilisé comme signal de test dans les applications d'annulation d'écho acoustique (fig. 3.1).

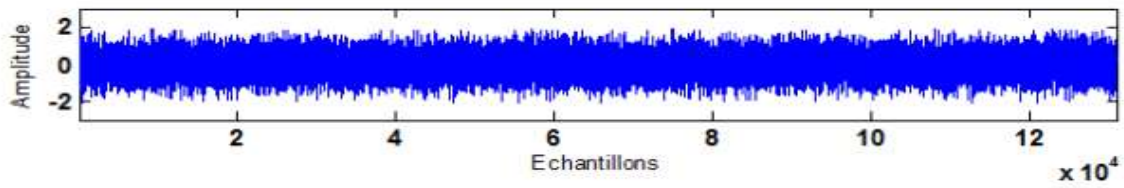


Figure 3.1 Signal USASI

b. Signal BBG1AR20

C'est un bruit blanc Gaussien stationnaire filtré avec un modèle Auto régressif (filtre RII) d'ordre 20, fortement corrélé (plus corrélé que le signal USASI) de dynamique spectrale d'environ de 42dB (fig. 3.2).

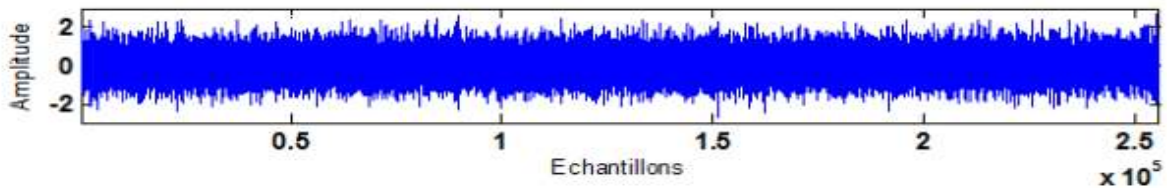


Figure 3.2 Signal bbg1AR20

c. Signal de parole SPMX1

C'est un signal réel non stationnaire à long terme et peut être supposé stationnaire pour des périodes de 20 à 30ms, sa dynamique spectrale est de 46 dB. Ce signal obtenu par la concaténation de deux voix (fig. 3.3).

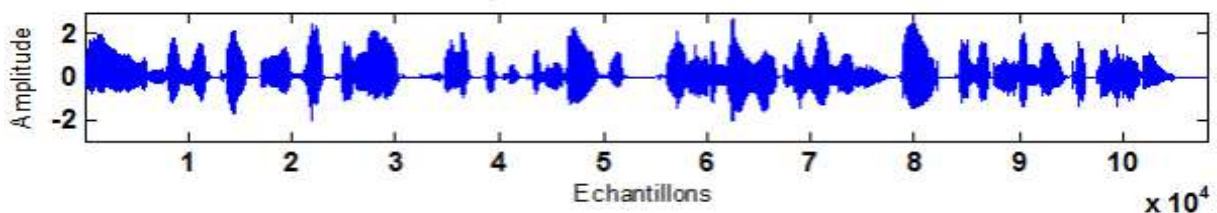


Figure 3.3 signal parole *SPMX1*

e. les signaux d'Echo

Ces signaux sont obtenus par la convolution des signaux $x(n)$ avec une réponse impulsionnelle acoustique mesurée dans l'habitacle d'une voiture de taille tronquée à 256 et 512 points (fig. 3.4a et 3.4b).

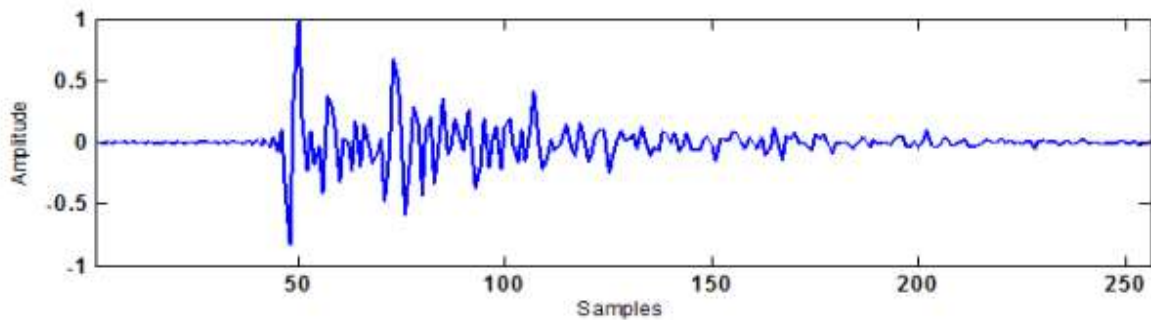


Figure 3.4a Réponse impulsionnelle mesurée ,M=256.

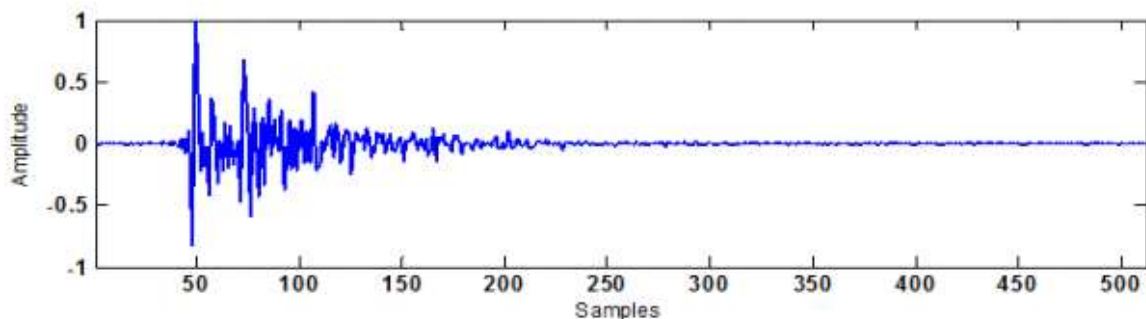


Figure 3.4b Réponse impulsionnelle mesurée ,M=512.

f. Canal acoustique Non stationnarité :

La capacité à suivre les variations du système inconnu c'est l'une des performances les plus importantes d'un algorithme adaptatif, nous avons introduit une variation artificielle réalisée par la multiplication du signal écho par un gain variable linéaire dont l'amplitude de variation est comprise entre 1 et 3 sur une période de temps finie entre les échantillons 55000 et 72000 (fig. 3.5).

3-3 Description des critères de performance

Plusieurs critères ont été proposés pour valider les performances des algorithmes adaptatifs pour l'annulation d'écho et aussi pour la réduction du bruit, dans ce chapitre, nous utilisons deux critères qui sont :

a. Critère de performance MSE

C'est le Critère de l'évolution temporelle de L'erreur Quadratique Moyenne (*EQM*) pour la comparaison entre les algorithmes, ce critère est donné par :

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

Où $\sigma_e^2(n)$ est évaluée sur des moyennes temporelles de 256 ou 512 échantillons consécutifs.

b. Critère de Misalignement ou système mismatch (MSD)

Le critère de Misalignement ou désajustement est un critère robuste pour l'évaluation des performances des algorithmes adaptatifs. Ce critère se calcule à partir de la distance euclidienne entre les coefficients de réponse impulsionnelle réelle et les coefficients du filtre estimé. [7]. Ce critère du système mismatch est défini par l'expression suivante :

$$MSD_{dB} = 10 \log \left[\frac{\|\mathbf{w}_0 - \hat{\mathbf{w}}(k)\|^2}{\|\mathbf{w}_0\|^2} \right]$$

Où :

$\|\cdot\|$ Désigne la norme euclidienne l_2 .

$\hat{\mathbf{w}}(k)$ C'est le vecteur des coefficients du filtre connu ou estime.

\mathbf{w}_0 : vecteur des coefficients du filtre inconnu ou réel.

3-4 Représentation des signaux de découpage en sous-bandes (les filtres d'analyse et de synthèse)

Dans cette partie, nous présentons les signaux de sous-bandes par le découpage ou les bancs de filtres d'analyse et de synthèse. Pour décomposer le signal d'entrée en 2,4 et 8 bandes de fréquences, nous prenons la taille L du filtre prototype égale à 32 pour deux sous-bandes (fig. 3.6), L égale 64 pour quatre sous-bandes (fig. 3.7) et L égale 128 pour huit sous-bandes (fig. 3.8).

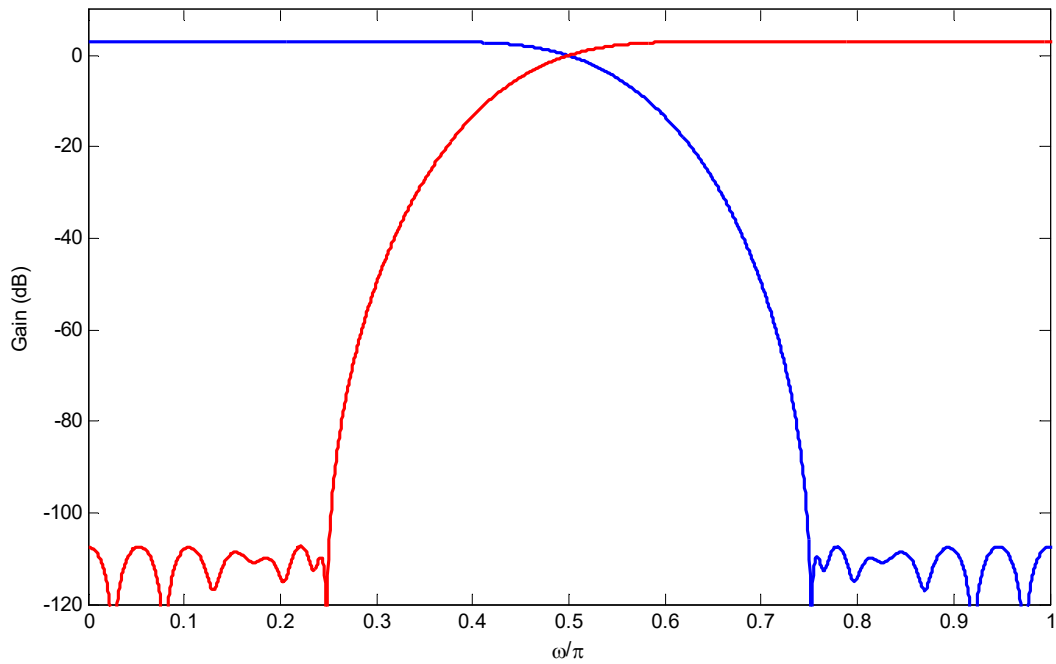


Figure 3.6 Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour **2 sous-bandes** et $L = 32$.

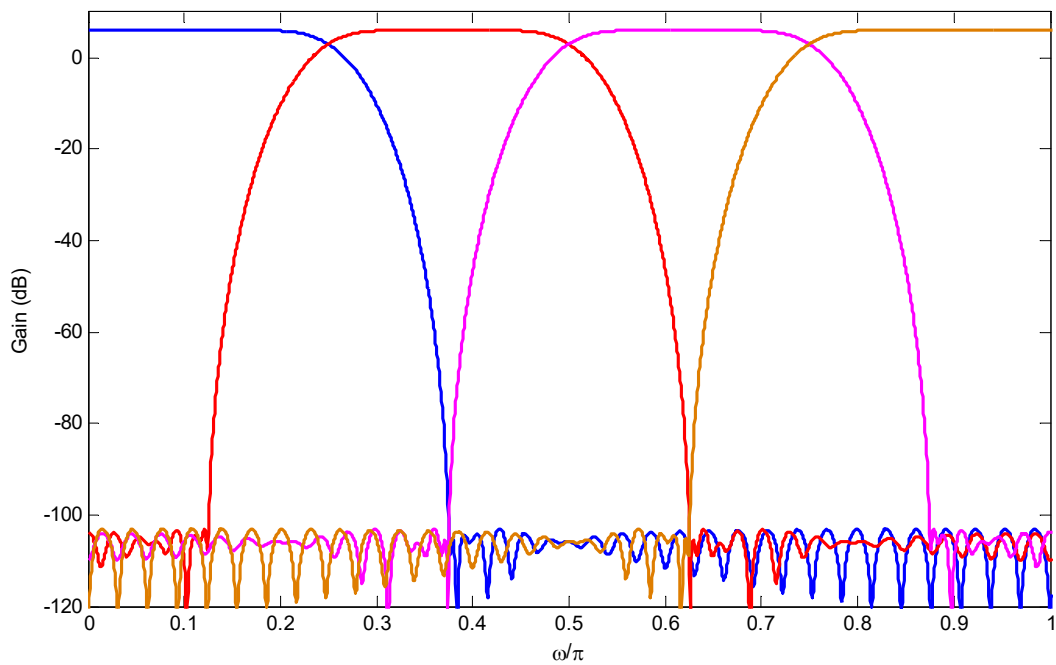


Figure 3.7 Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour **4 sous-bandes** et $L = 64$.

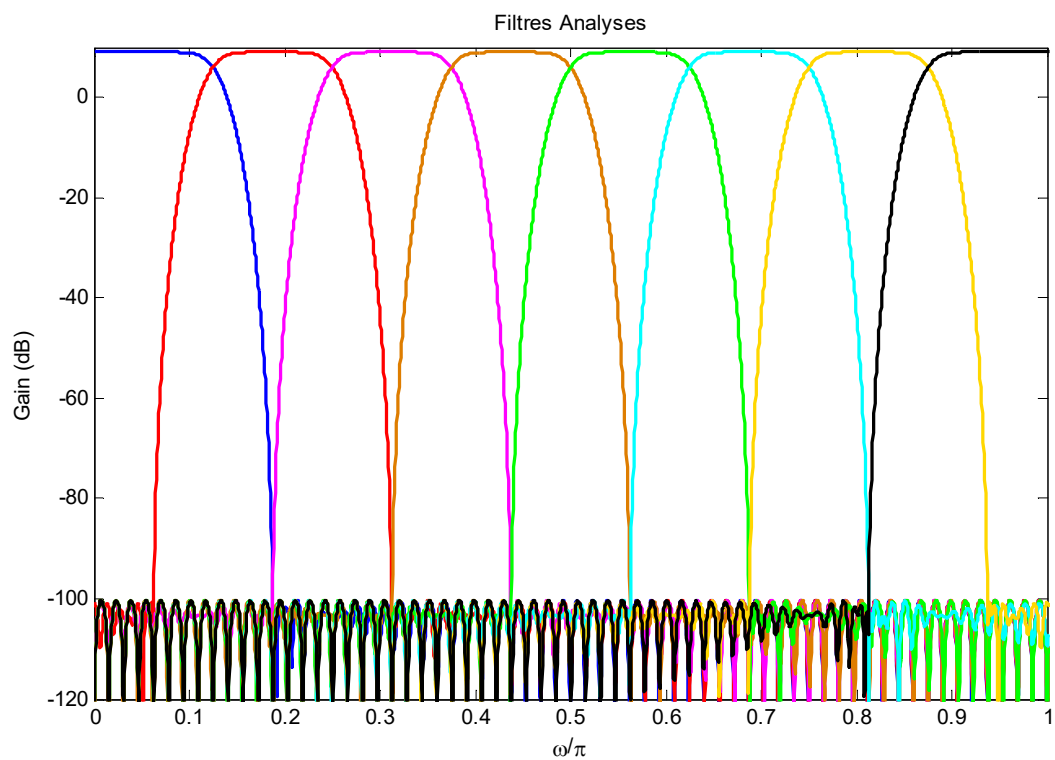


Figure 3.8 Caractéristique de la réponse fréquentielle des filtres d'analyse et de synthèse pour **8 sous-bandes** et $L = 128$.

3-5 Résultats de simulation des Algorithmes NLMS et ONLMS en pleine bande et en sous-bandes

Dans ce qui suit, nous allons présenter les résultats comparatifs des algorithmes NLMS et OPNLMS en pleine bande et les algorithmes NLMS et OPNLMS en sous-bandes (2,4 et 8 bandes), avec le pas d'adaptations de l'algorithme NLMS est ($\mu = 0.5$ pour SNR=15dB et $\mu = 0.7$ pour SNR=30dB, $\mu = 1$ pour SNR=50dB), avec la constante de régularisation du NLMS fixée à 0.01.

Pour les algorithmes OPNMS pleine bande et sous-bandes, nous avons utilisé les paramètres ou les valeurs initiales suivantes : $\mathbf{m} = \mathbf{0}, \mathbf{1}$, $\sigma_q^2(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$.

En utilisant les trois signaux d'entrées USASI et Bbg1ar20 et le parole SPMX1 avec les valeurs de SNR suivantes SNR =15dB, 30dB et 50dB, dans les deux cas stationnaires et non stationnaire, et un système de taille M=256 ou M=512.

Critère de MSE

1 -signal usasi

M=512

Les résultats obtenus sont donnés sur les figures 3.9 à 3.11.

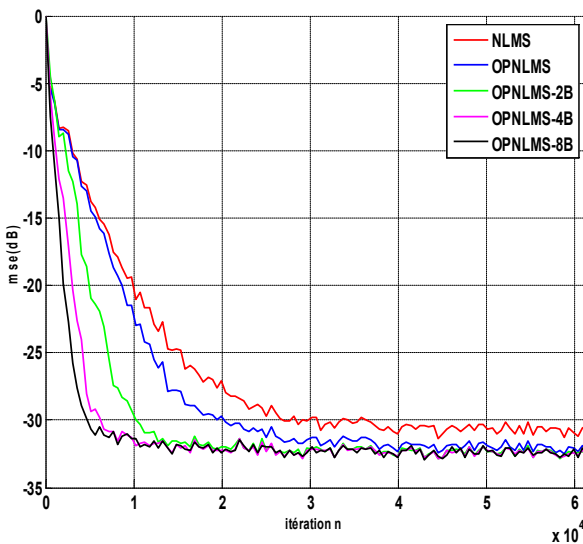


Figure 3.9 Critère de MSE : USASI, SNR=15
M=512

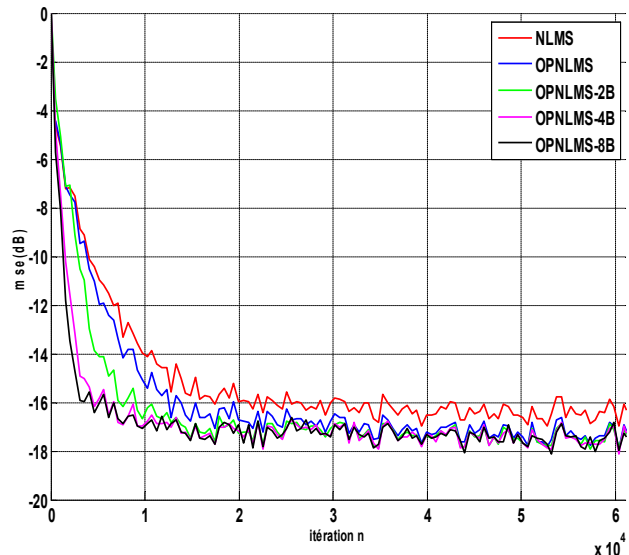


Figure 3.10 Critère de MSE : USASI, SNR=30
M=512

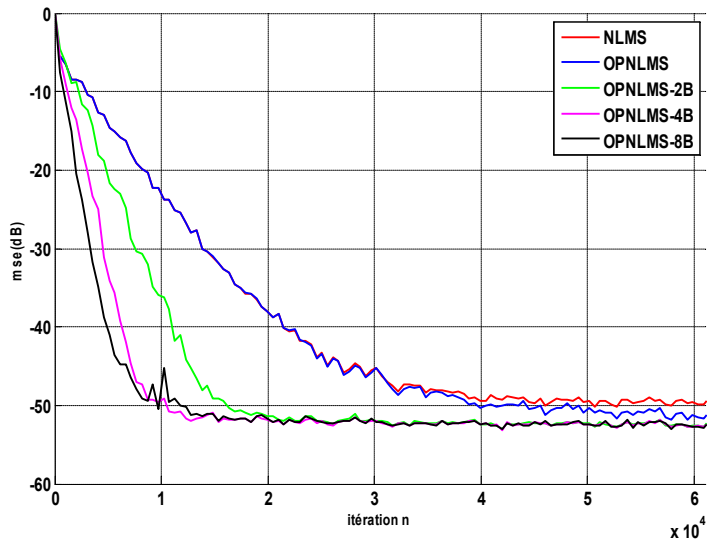


Figure 3.11 Critère de MSE : USASI, SNR=50

M=512

2 -signal BBG1AR20

M=256 (fig. 3.12 à 3.14)

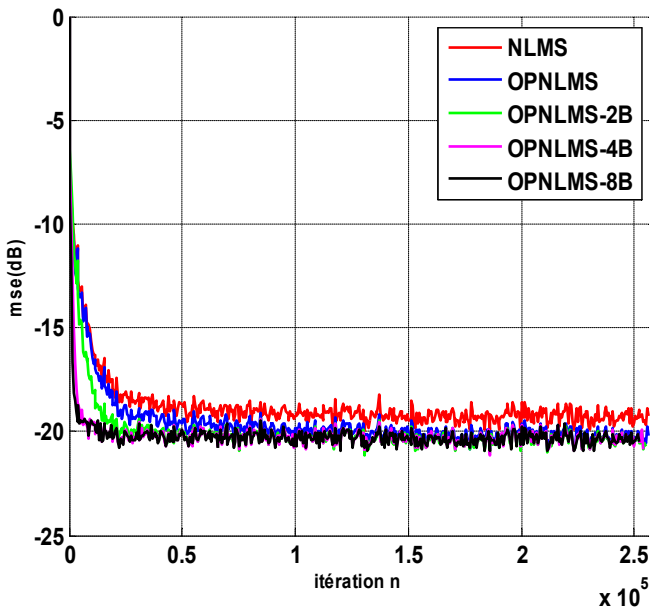


Figure 3.12 Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=15

M=512

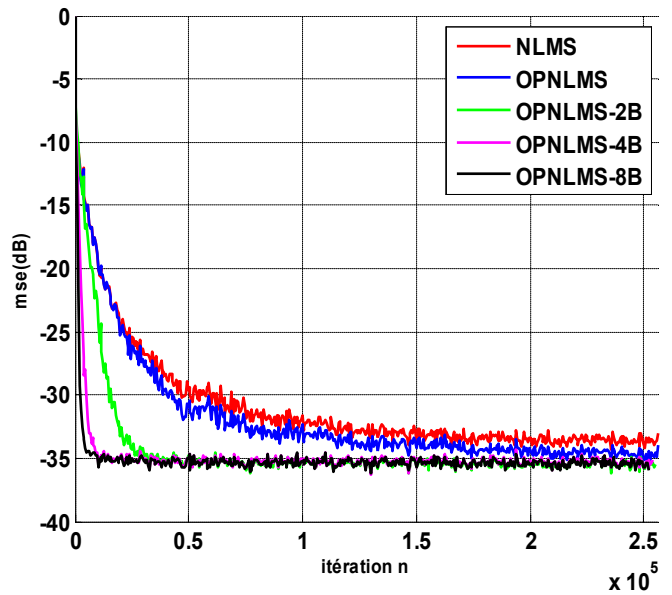


Figure 3.13 Critère de MSE :BBG1AR20, SNR=30

M=512

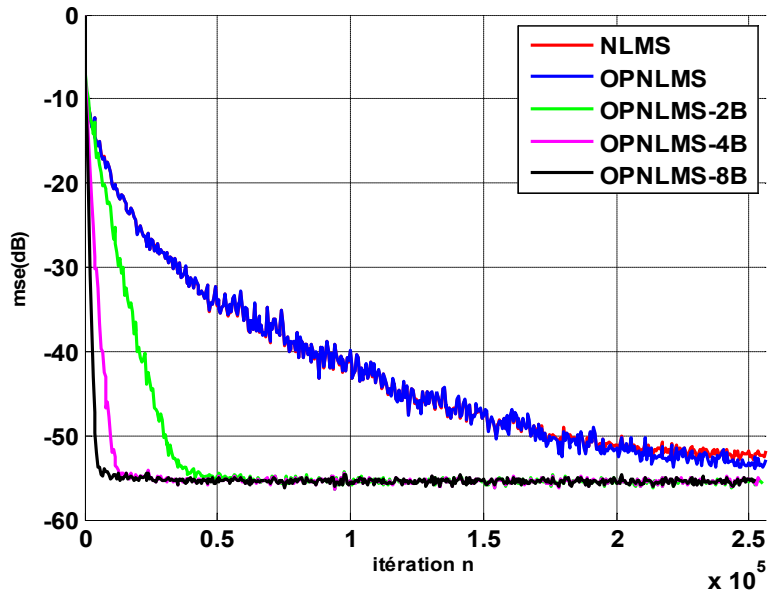


Figure 3.14 Critère de MSE :BBG1AR20 , SNR=50

M=512

3 -signal parole SPMX1

M=256 (fig. 3.15 à 3.16)

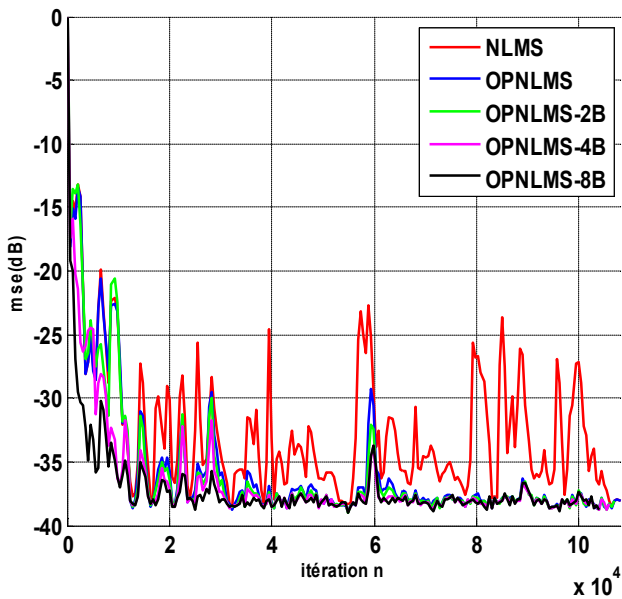


Figure 3.15 Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=30

M=256

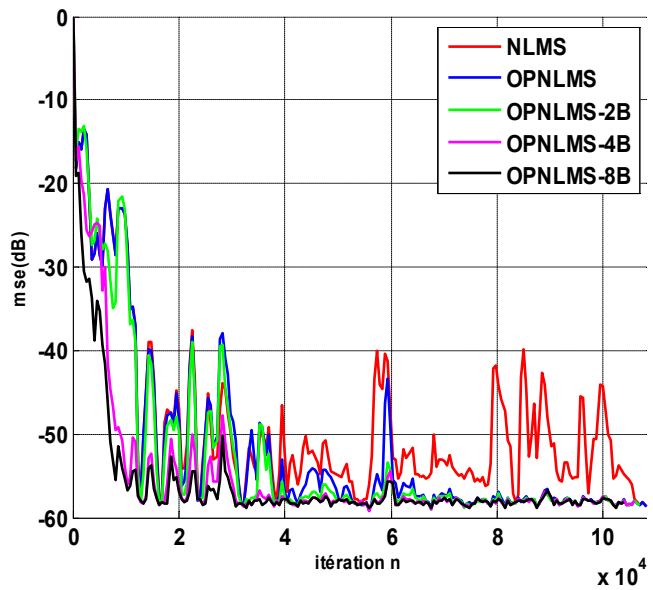


Figure 3.16 Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=50

M=256

M=512 (fig. 3.17 à 3.18)

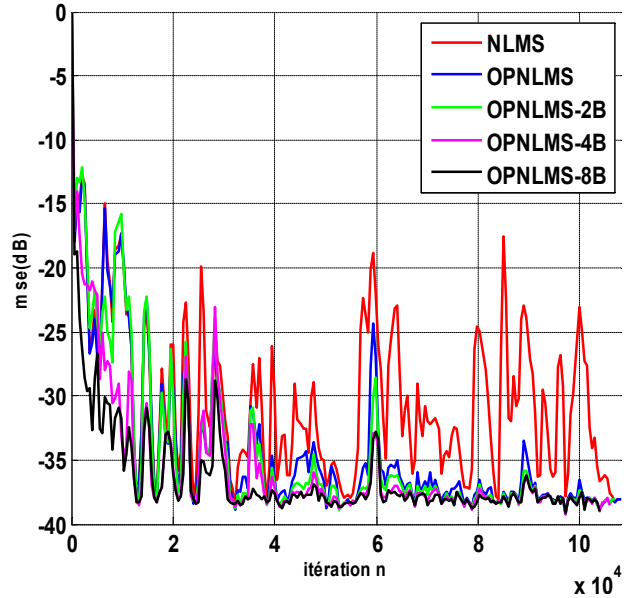
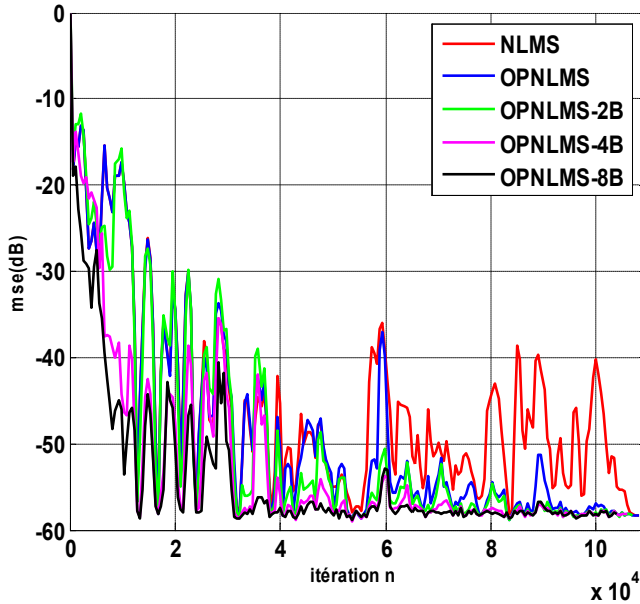


Figure 3.17 Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=30 **Figure 3.18** Critère de MSE : parole SPMX1, SNR=50
M=512 M=512

D'après les figures précédentes (figure3.9 à figure3.18), nous pouvons voir clairement que la vitesse de convergence des algorithmes OPNLMS en sous-bandes pour (2,4 et 8 bandes) sont plus rapide que celle obtenue par l'algorithme OPNLMS en pleine bande. Comme, nous notons que cette vitesse est proportionnelle aux nombres des sous-bandes. Aussi nous notons que ces améliorations deviennent plus fortes pour les valeurs de SNR importantes, avec les mêmes comportements identiques en régime final, et pour le signal parole nous remarquons des améliorations des versions sous-bandes par rapport à la version pleine bande de l'algorithme OPNLMS.

▪ Cas Non Stationnaire (fig. 3.19à 3.22)

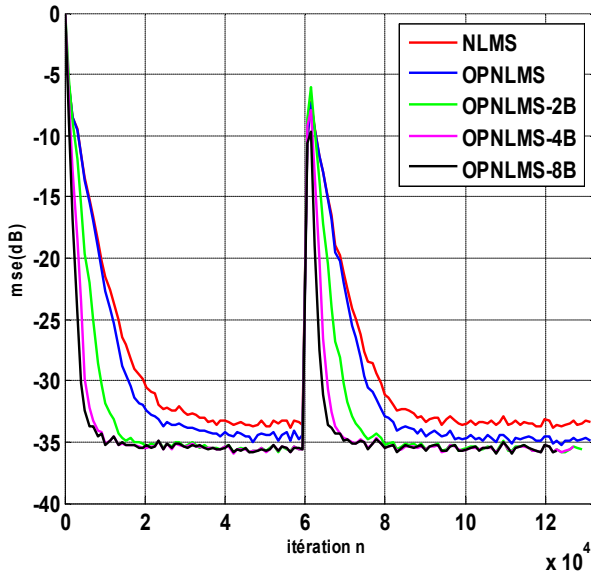


Figure 3.19 Critère de MSE : USASI, SNR=30
Saut_Simple, M=512

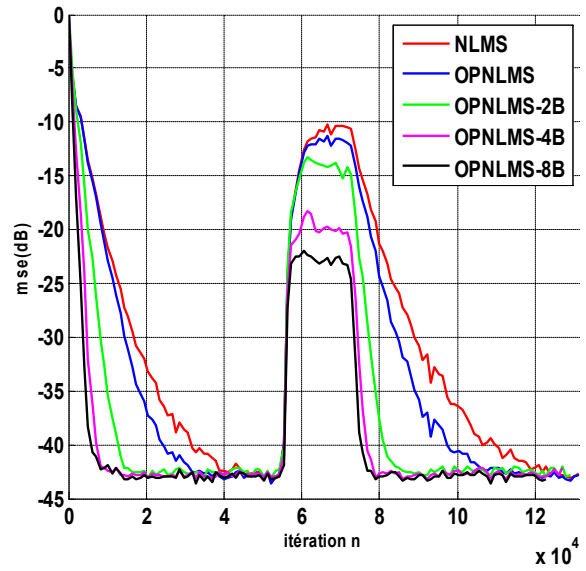


Figure 3.20 Critère de MSE : USASI, SNR=50
Saut_Variable, M=512

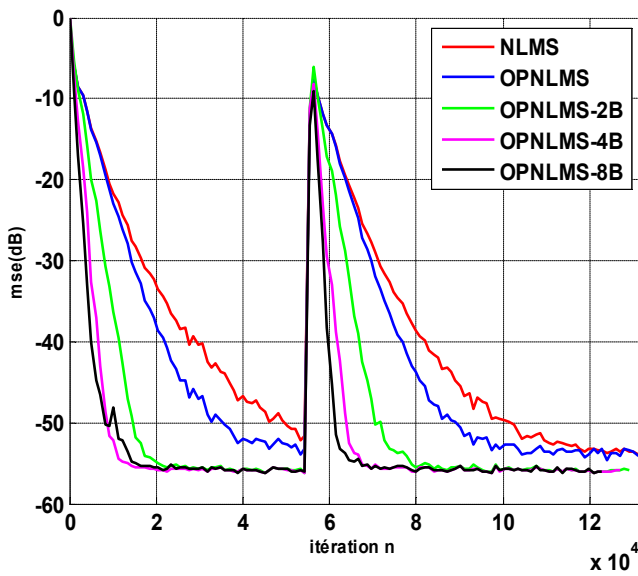


Figure 3.21 Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50
Saut_Simple, M=512

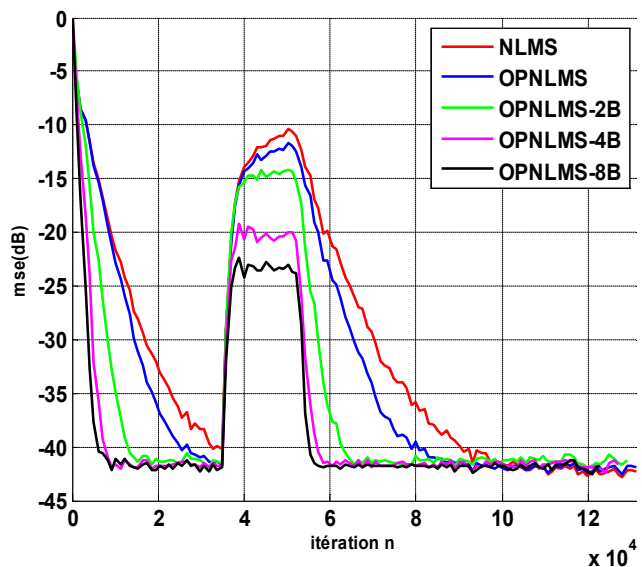


Figure 3.22 Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50
Saut_Variable, M=512

Nous observons que les algorithmes OPNLMS en sous-bandes arrivent à mieux poursuivre et montrent une re-convergence meilleure après le passage de la non stationnarité. Cette qualité est importante dans les applications d'écho acoustique.

Critère de MSD

1-signal usasi

M=256

Les résultats obtenus sont donnés sur les figures 3.23 à 3.25.

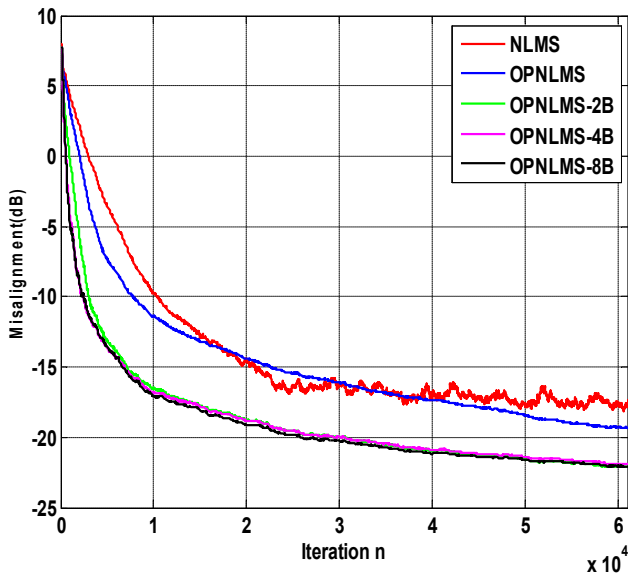


Figure 3.23 Critère de MSD : USASI, SNR=15
M=256

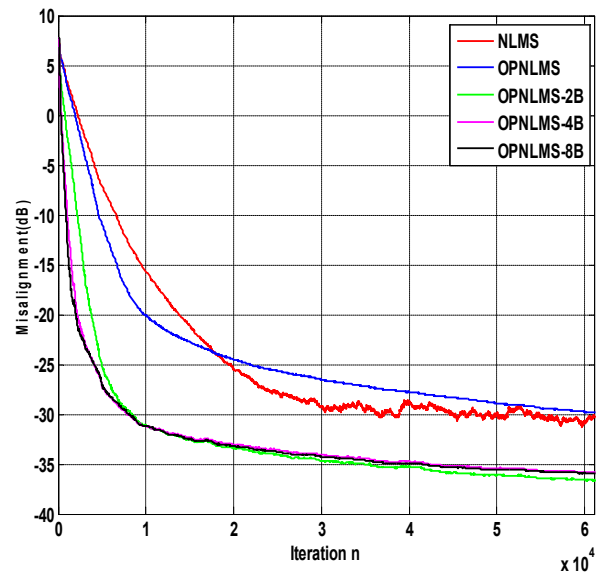


Figure 3.24 Critère de MSD : USASI, SNR=30
M=256

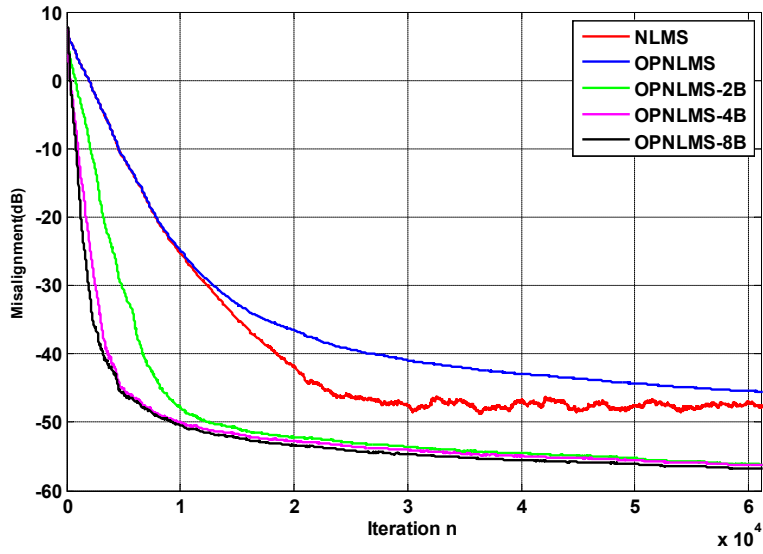


Figure 3.25 Critère de MSD : USASI, SNR=50

M=512(fig. 3.26à 3.28)

M=256

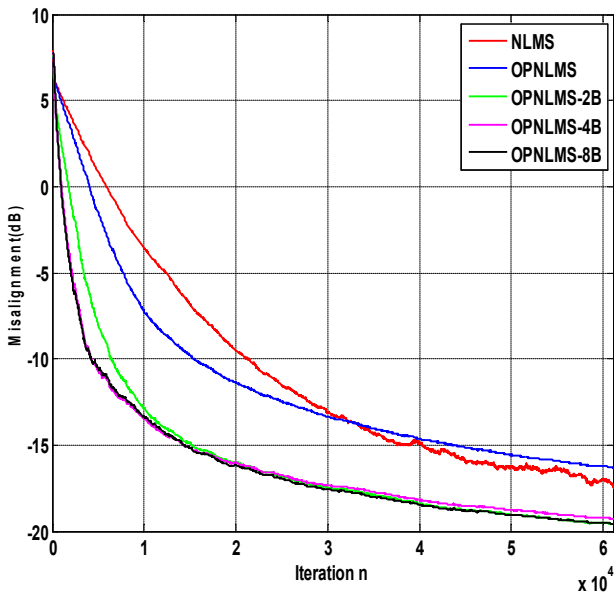


Figure 3.26 Critère de MSD : USASI, SNR=15

M=512

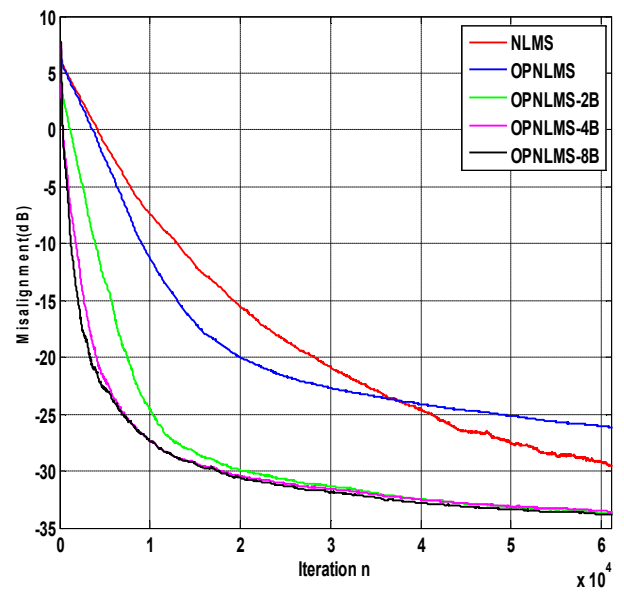


Figure 3.27 Critère de MSD : USASI, SNR=30

M=512

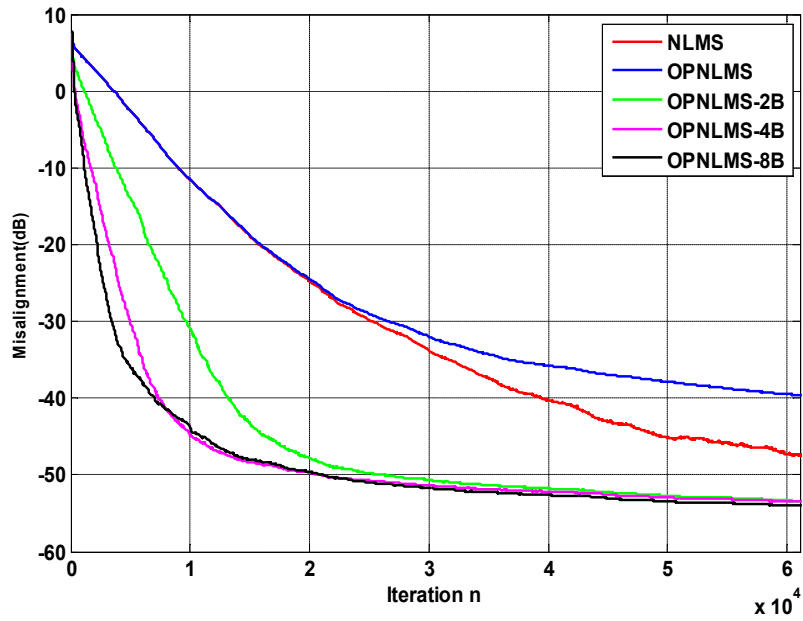


Figure 3.28 Critère de MSD : USASI, SNR=50
M=512

2-signal BBG1AR20

M=256 (fig. 3.29 à 3.31)

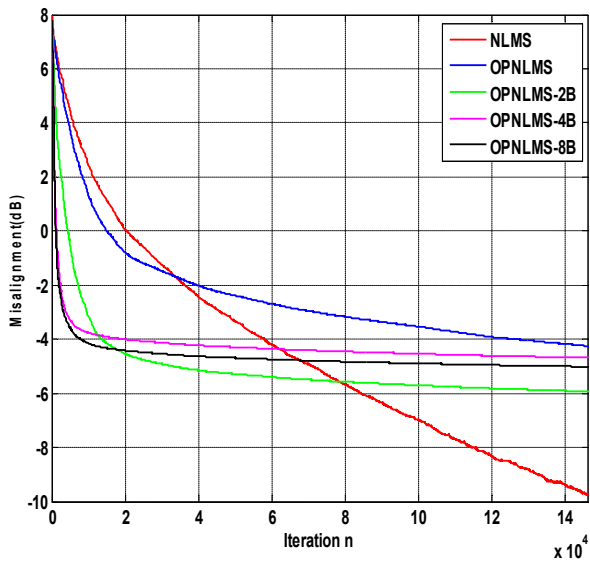


Figure 3.29 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=15
M=256

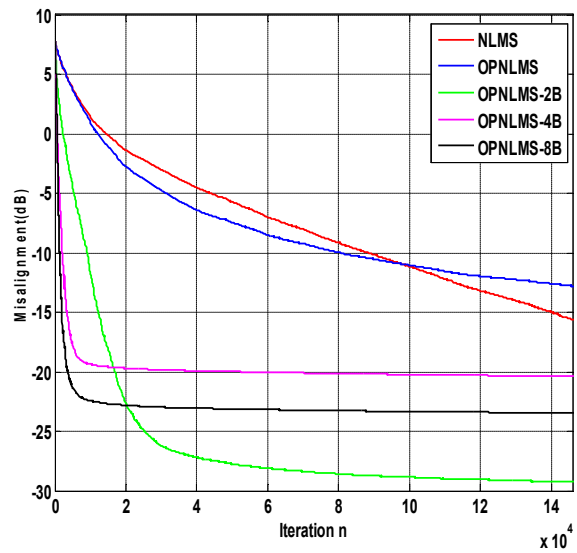


Figure 3.30 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=30
M=256

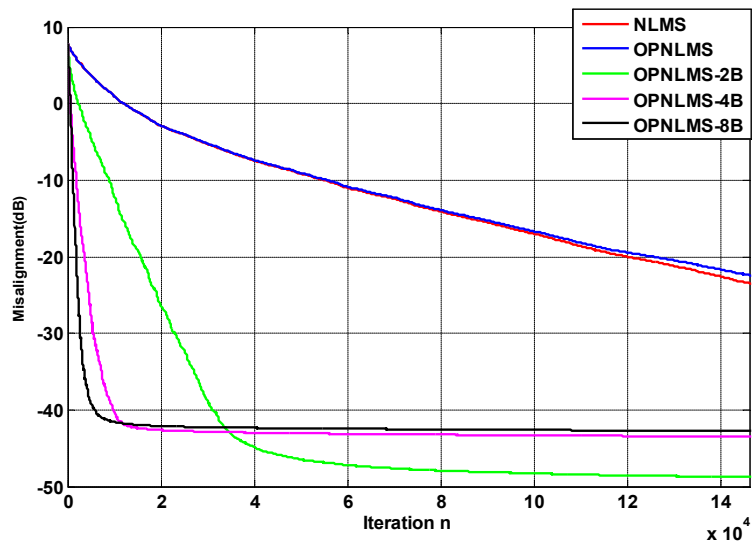


Figure 3.31 Critère de MSD : BBG1AR20,
SNR=50

3-signal parole SPMX1

M=256 (fig. 3.32à 3.33)

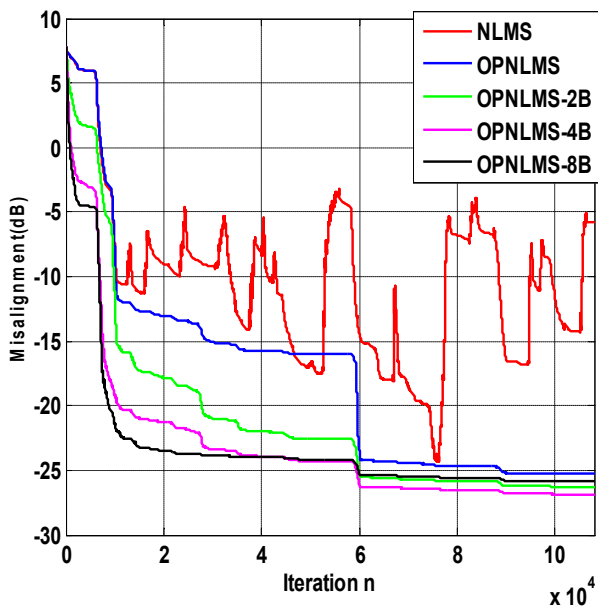


Figure 3.32 Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=30
M=256

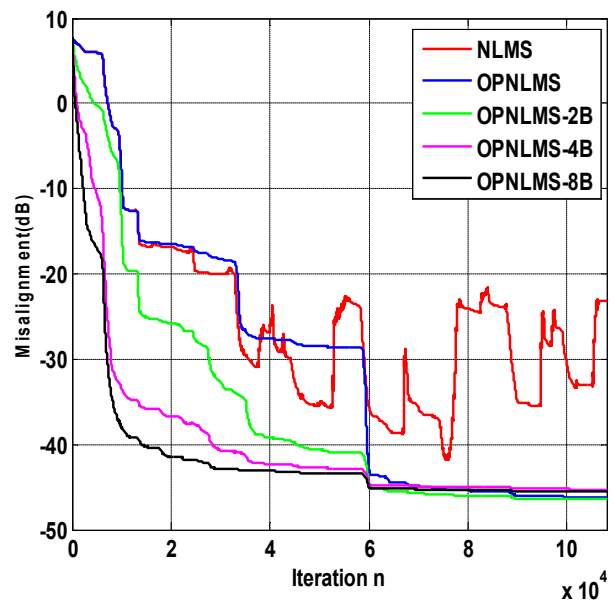


Figure 3.33 Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=50
M=256

M=512(fig. 3.34à 3.35)

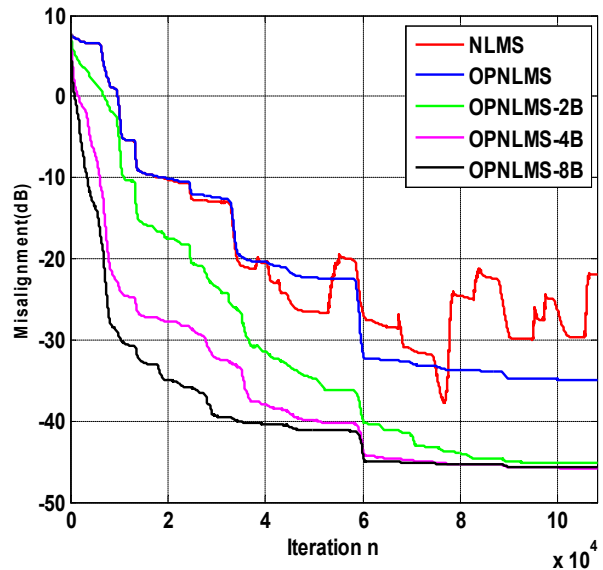
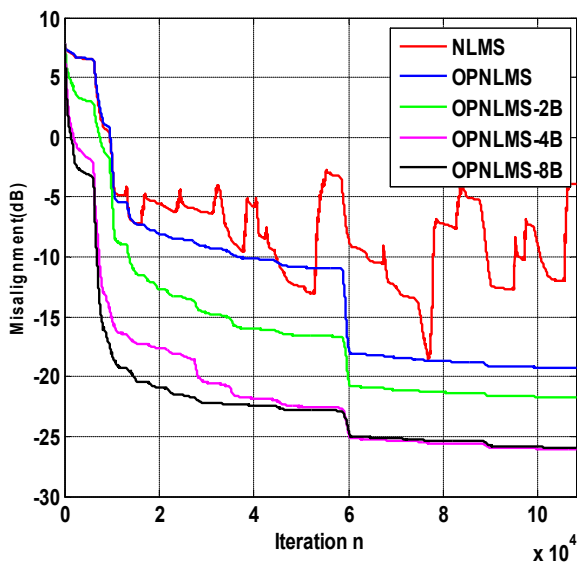


Figure 3.34 Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=30

M=512

Figure 3.35 Critère de MSD : parole SPMX1, SNR=50

M=512

Les résultats obtenus pour le signal USASI montrent la supériorité de l’algorithme OPNLMS en sous-bandes par rapport à l’algorithme OPNLMS en pleine bande en termes de vitesse de convergence, et pour le signal BBG1AR20, nous observons aussi que la vitesse de convergence des algorithmes OPNLMS en sous-bandes est plus rapide que celle obtenue par l’algorithme OPNLMS en pleine bande avec une bon amélioration des algorithmes OPNLMS en sous-bandes par rapport l’algorithme OPNLMS pleine bande en EQM finale pour tous les cas de SNR.

D’après Les résultats de simulation réalisés avec la parole nous notons les performances très intéressantes des algorithmes OPNLMS en sous-bandes pour atténuer l’écho et meilleure que l’algorithme OPNLMS en pleine bande surtout lorsque nous augmentons la valeur de SNR.

▪ Non Stationnaire (fig. 3.36 à 3.41)

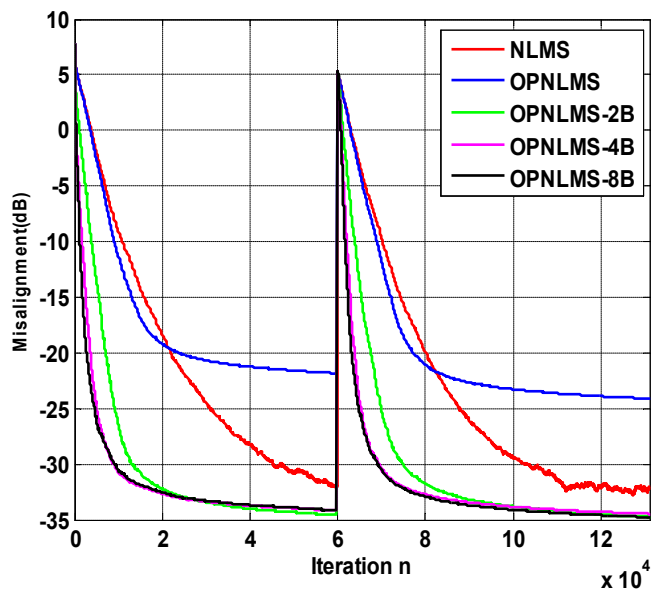


Figure 3.36 Critère de MSD : USASI, SNR=50

Saut_simple M=512

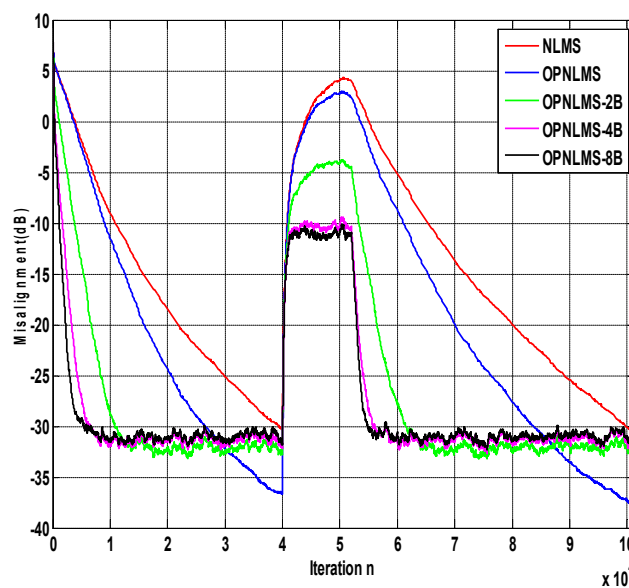


Figure 3.37 Critère de MSD : USASI, SNR=50

Saut_Variable M=512

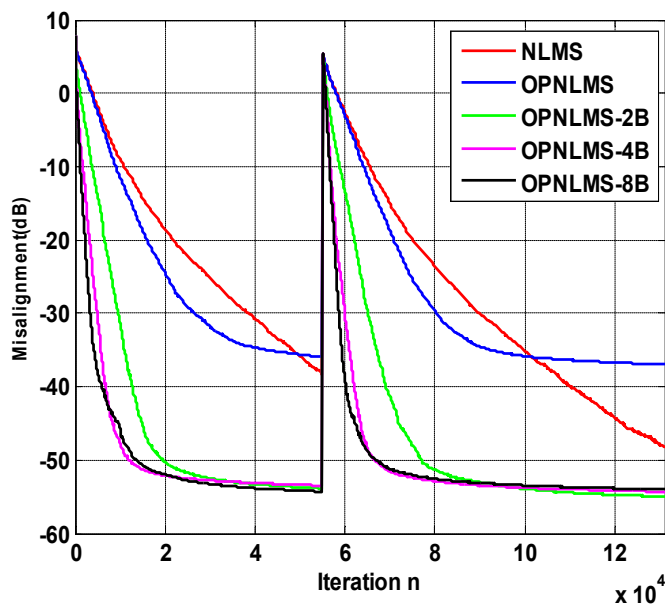


Figure 3.38 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50

Saut_simple M=512

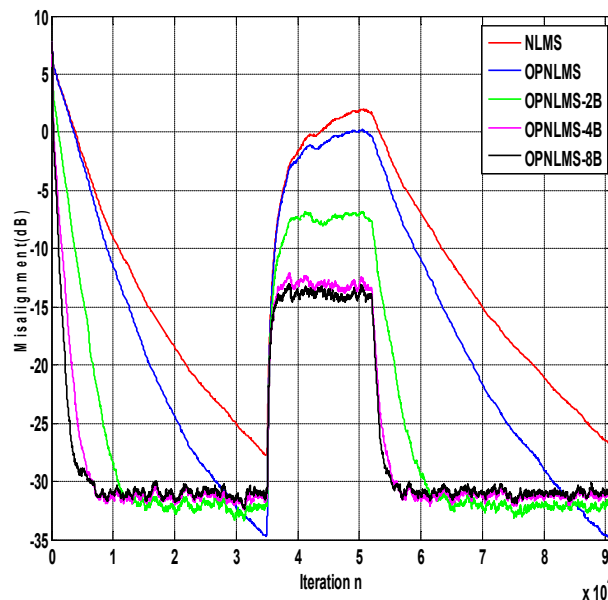


Figure 3.39 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50

Saut_Variable M=512

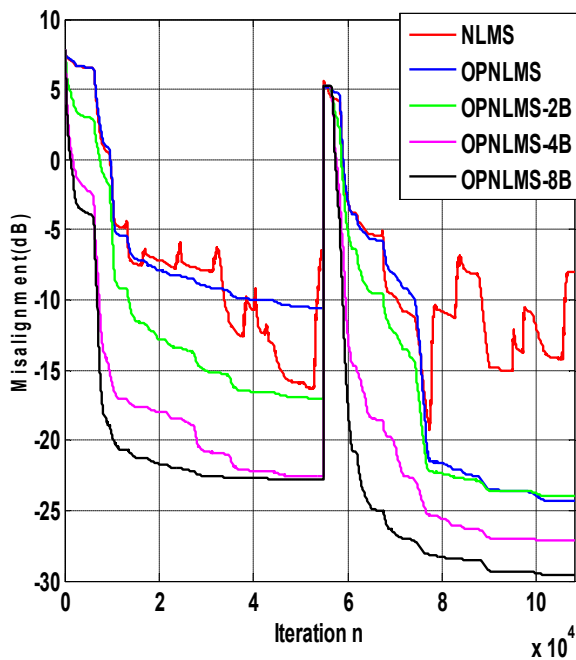


Figure 3.40 Critère de MSD : signale parole, SNR=30
Saut_Simple, M=512

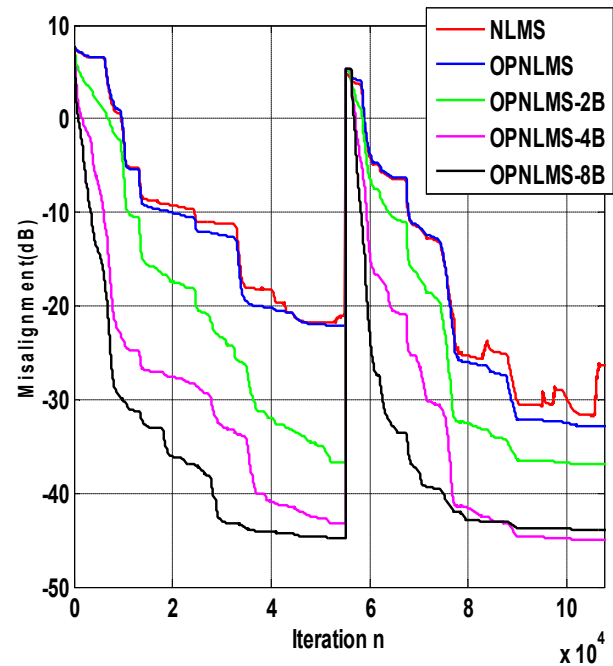


Figure 3.41 Critère de MSD : signale parole, SNR=50
Saut_Simple, M=512

Les mêmes constatations ont été aussi observés par le critère de MSE pour les simulations avec le cas non stationnaire où on note une bonne capacité de poursuite et meilleure re-convergence après le passage de la non-stationnarité pour les algorithmes en sous-bandes OPNLMS.

3-6-Comparaison des algorithmes pour NLMS, OPNLMS pleine bande et les sous-bandes

Dans cette simulation, nous comparons les algorithmes NLMS et les algorithmes OPNLMS en sous-bandes en gardant les mêmes paramètres pour les algorithmes NLMS et OPNLMS pleine et sous-bandes. Avec les trois signaux et deux valeurs de SNR égale (15dB et 50dB) pour le signal USASI et BBG1AR20 et deux valeurs de SNR égale (30dB et 50dB) pour le signal parole, ont été aussi utilisé dans nos simulation M=256 et 512.

Critère de MSE

1-signal usasi

M=256 (fig. 3.42à 3.43)

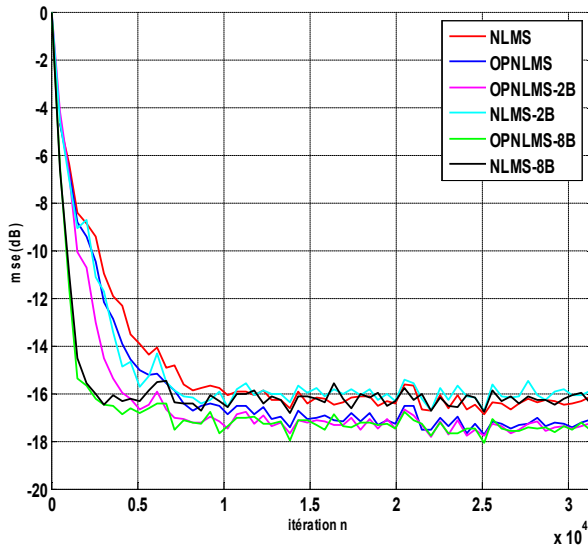


Figure 3.42 Critère de MSE : USASI, SNR=15

M=256

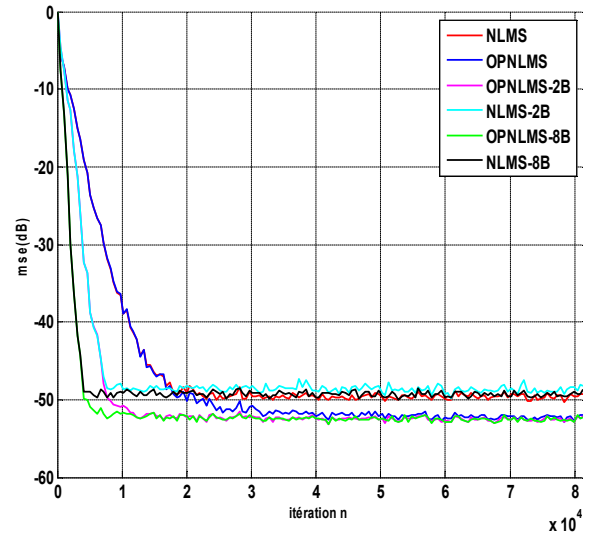


Figure 3.43 Critère de MSE : USASI, SNR=50

M=256

M=512 (fig. 3.44à 3.45)

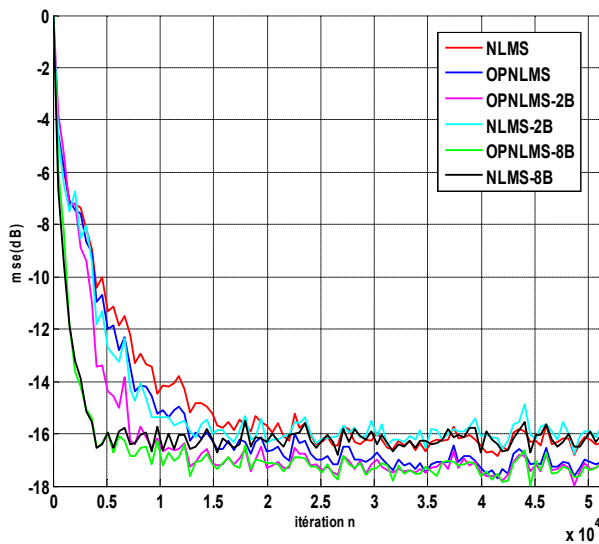


Figure 3.44 Critère de MSE : USASI, SNR=15

M=512

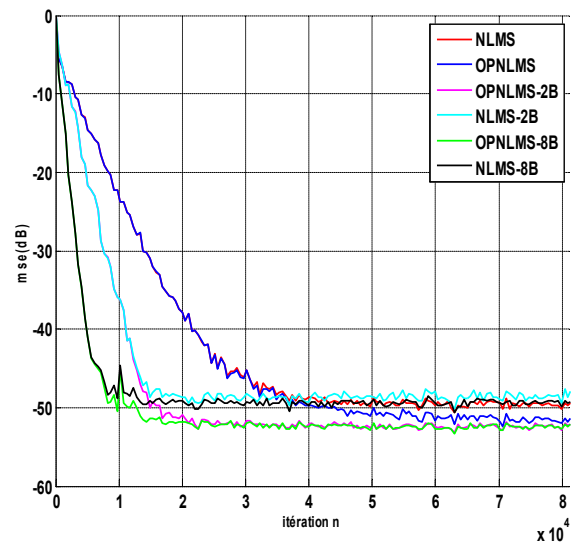


Figure 3.45 Critère de MSE : USASI, SNR=50

M=512

2-signal BBG1AR20

M=256(fig. 3.46à 3.47)

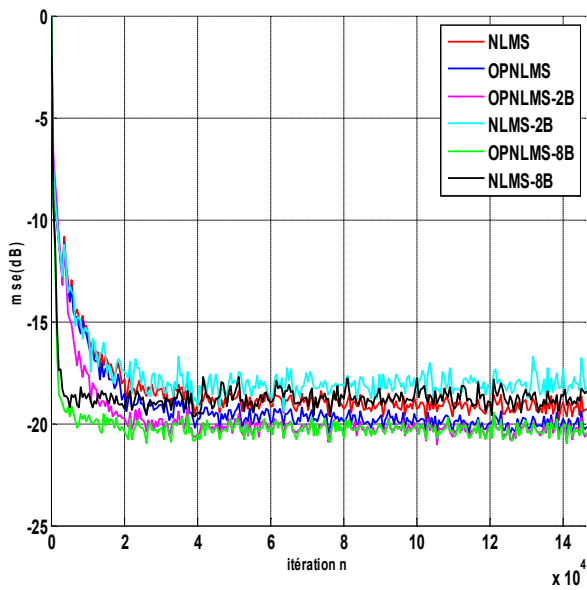


Figure 3.46 Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=15

M=256

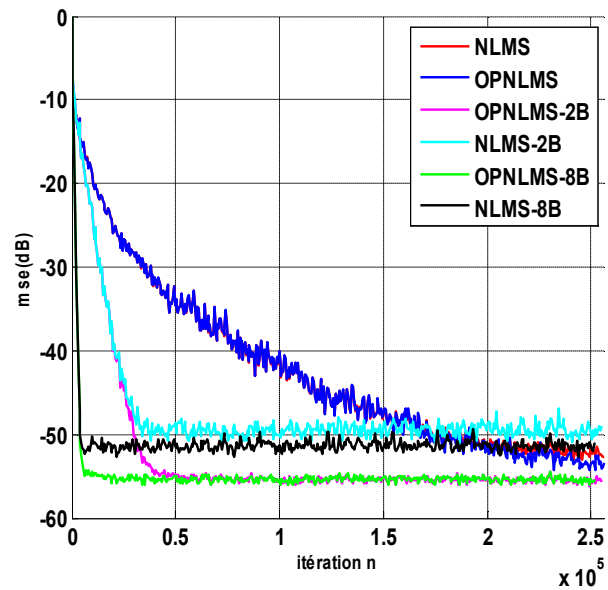


Figure 3.47 Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50

M=256

M=512(fig. 3.48à 3.49)

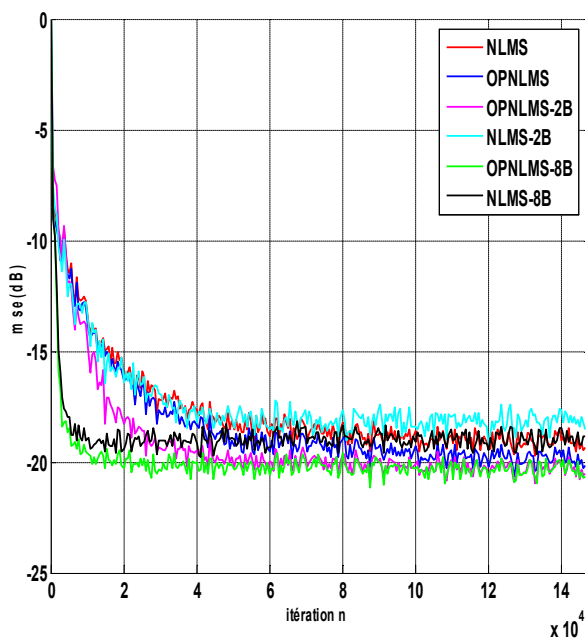


Figure 3.48 Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=15

M=512

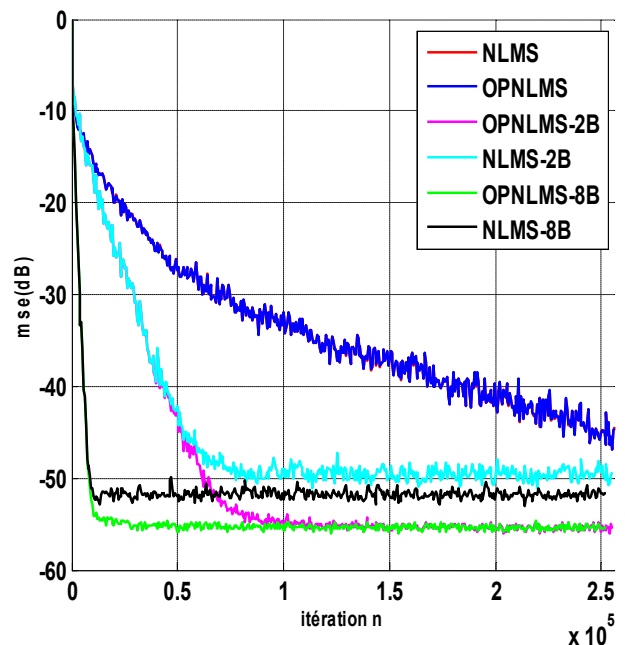


Figure 3.49 Critère de MSE : BBG1AR20, SNR=50

M=512

3-signal parole SPMX1

M=256(fig. 3.50à 3.51)

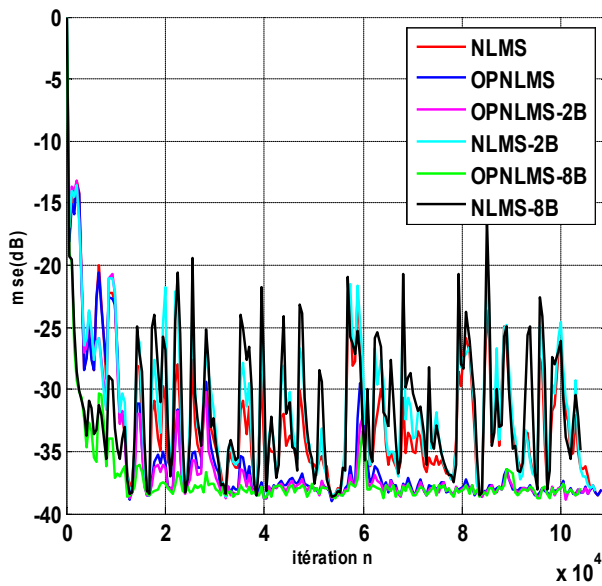


Figure 3.50 Critère de MSE : signale parole, SNR=30

M=256

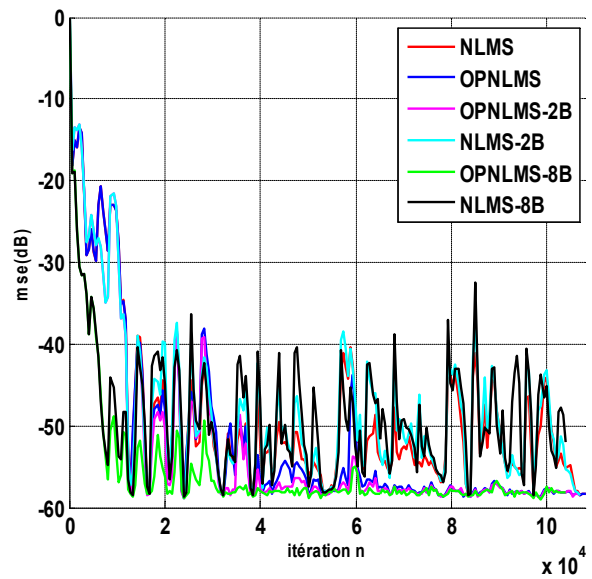


Figure 3.51 Critère de MSE : signale parole, SNR=50

M=256

M=512(fig. 3.52à 3.53)

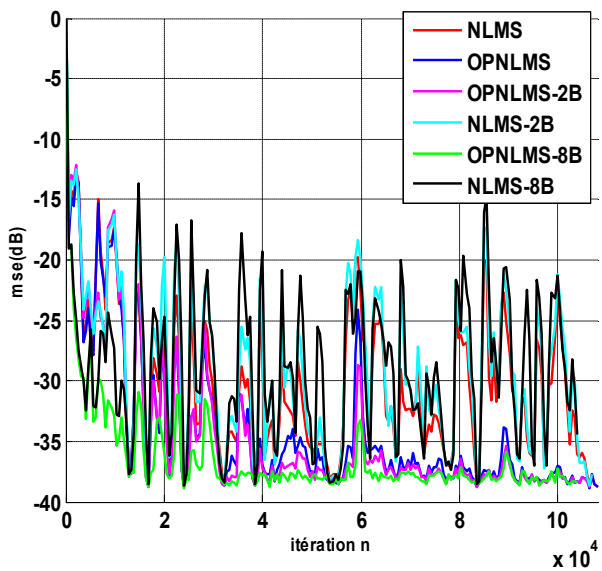


Figure 3.52 Critère de MSE : signale parole, SNR=30

M=512

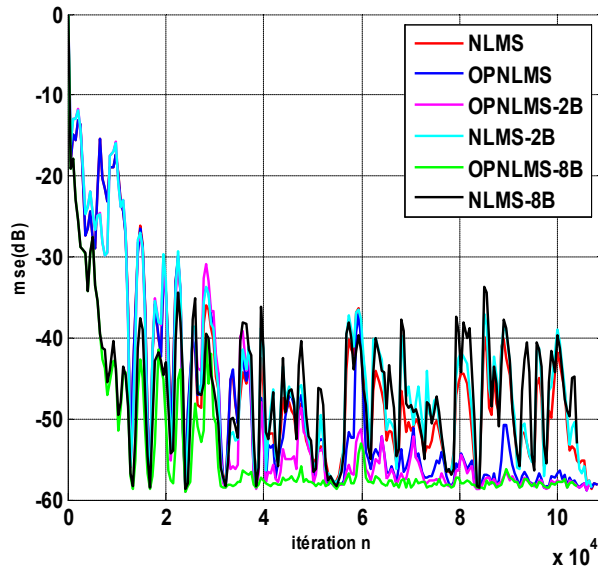


Figure 3.53 Critère de MSE : signale parole, SNR=50

M=512

Critère de MSD

1-signal usasi

M=256

Les résultats obtenus sont donnés sur les figures 3.54 à 3.55.

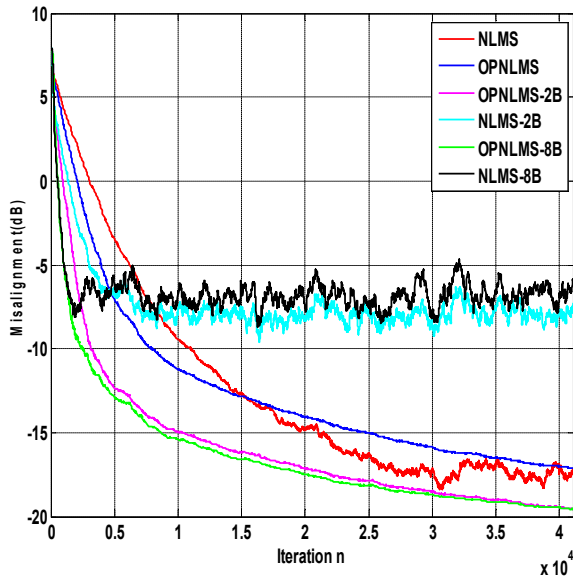


Figure 3.54 Critère de MSD : USASI, SNR=15

L=256

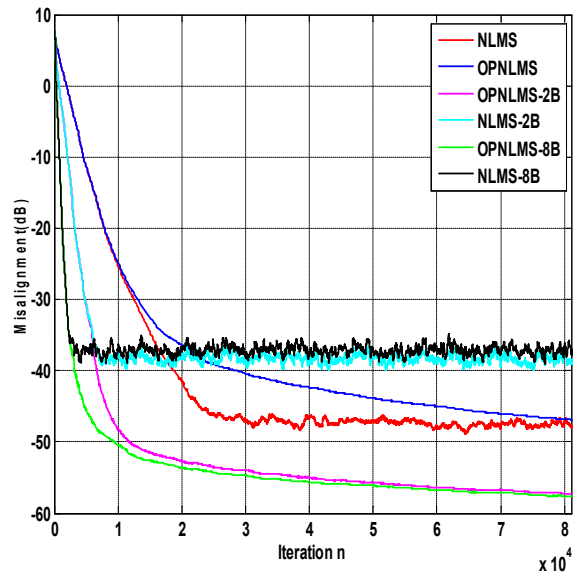


Figure 3.55 Critère de MSD : USASI, SNR=50

L=256

M=512(fig. 3.56à 3.57)

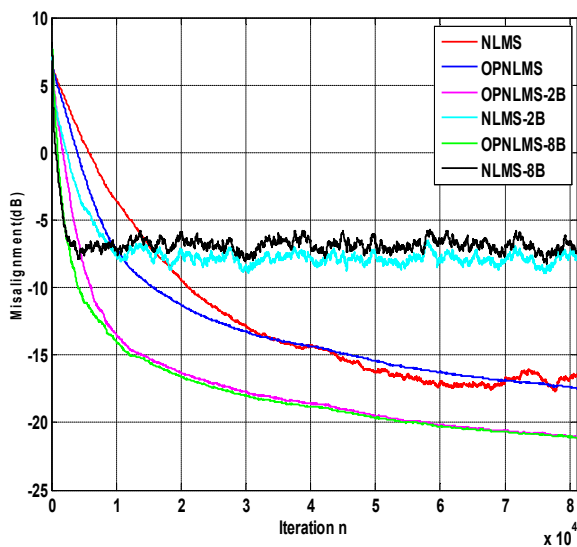


Figure 3.56 Critère de MSD : USASI, SNR=15

M=512

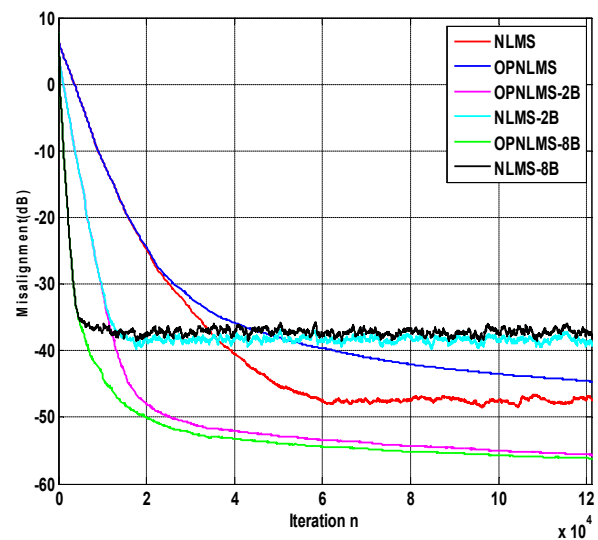


Figure 3.57 Critère de MSD : USASI, SNR=50

M=512

2-signal BBG1AR20

M=256(fig. 3.58à 3.59)

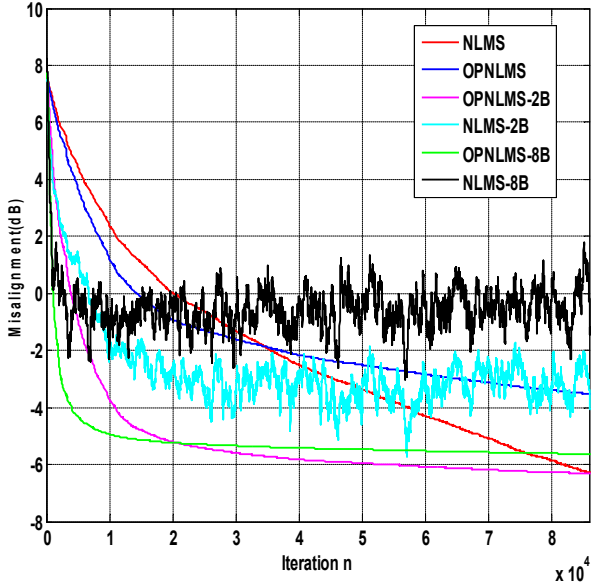


Figure 3.58 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=15

M=256

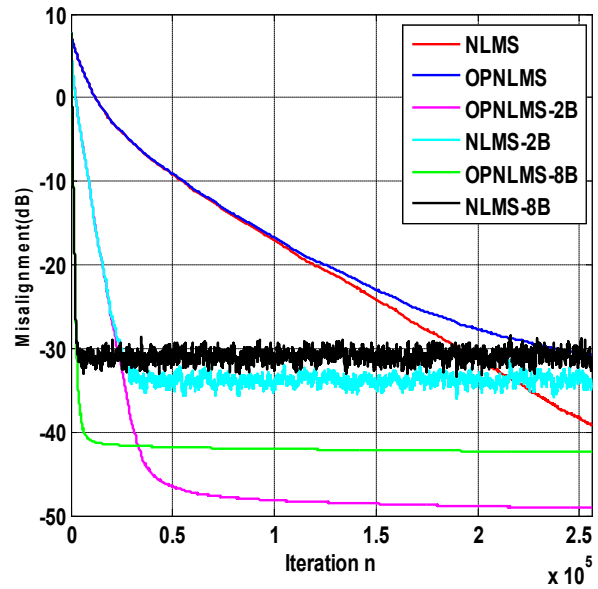


Figure 3.59 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50

M=256

M=512(fig. 3.60à 3.61)

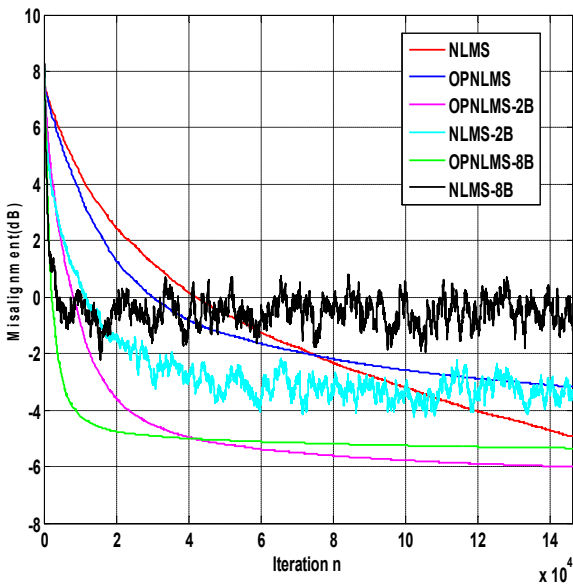


Figure 3.60 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=15

M=512

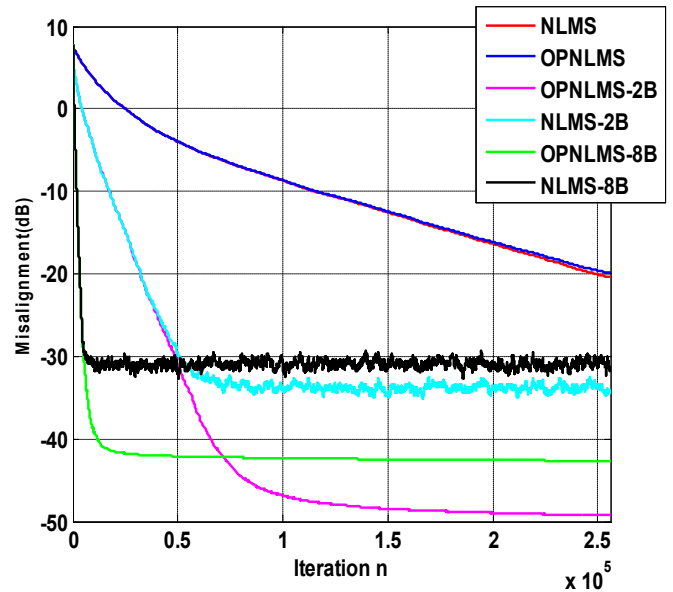


Figure 3.61 Critère de MSD : BBG1AR20, SNR=50

M=512

3-signal parole SPMX1

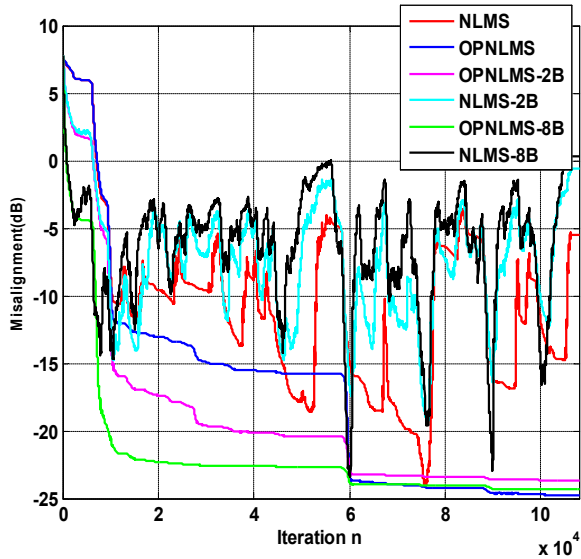


Figure 3.62 Critère de MSD : signal parole, SNR=30

M=256

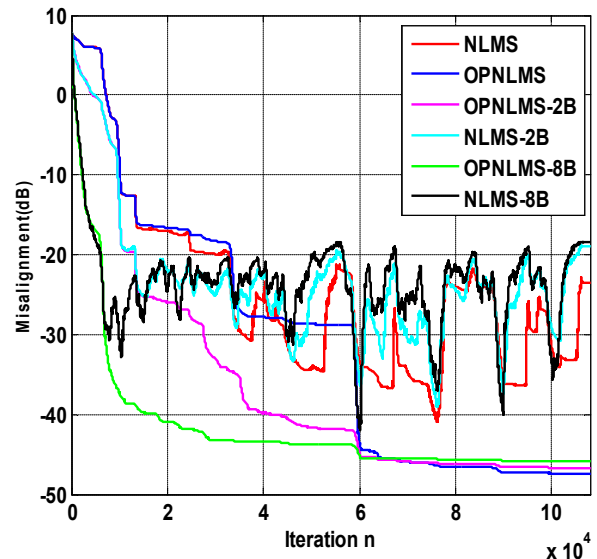


Figure 3.63 Critère de MSD : signal parole, SNR=50

M=256

M=512(fig. 3.64à 3.65)

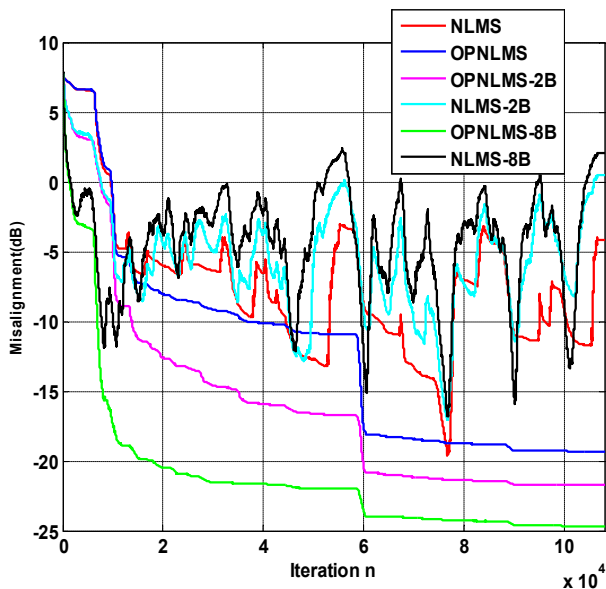


Figure 3.64 Critère de MSD : signal parole, SNR=30

M=512

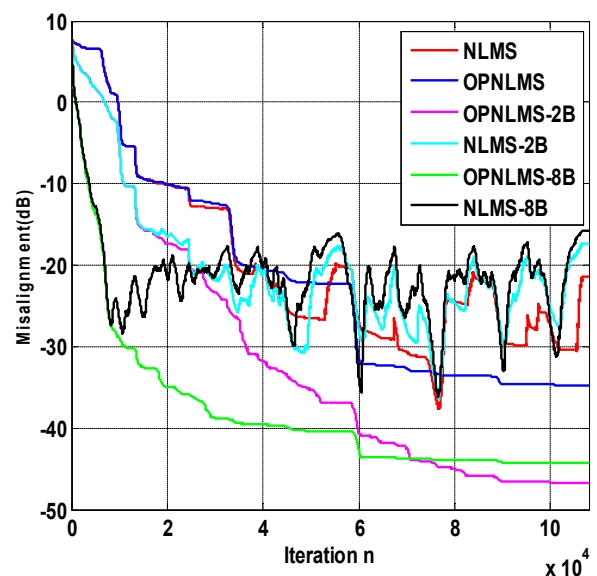


Figure 3.65 Critère de MSD : signal parole, SNR=50

M=512

D'après ces résultats de comparaison, nous avons remarquons que les sous-bandes NLMS est amélioré que l'algorithme NLMS pleine bande surtout pour des grands SNR, avec une amélioration de l'algorithme NLMS pleine bande en EQM finale surtout avec le signal BBG1AR20, et nous notons que les algorithmes OPNLMS en sous-bandes est meilleure que les algorithmes NLMS en sous-bandes en erreur finale.

Pour la parole nous observons que les algorithmes de OPNLMS en sous-bandes montrent des performances très intéressantes, par contre nous notons des difficultés des algorithmes en sous-bandes NLMS pour l'annulation d'écho.

3-7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous concluons que les algorithmes OPNLMS en sous-bandes est plus rapide que l'algorithme OPNLMS pleine bande en termes de la vitesse de convergence, aussi la vitesse de convergence des algorithmes NLMS en sous-bandes est plus rapide que celle obtenue par l'algorithme NLMS pleine bande, ces améliorations sont plus importantes lorsque l'environnement est moins bruité. Nous aussi avons remarqué la supériorité en termes de capacité de poursuite des sous-bandes OPNLMS par rapport à l'algorithme OPNLMS en pleine bande et à travers les résultats la comparaison entre les sous-bandes NLMS et OPNLMS nous avons remarqué la supériorité des algorithmes OPNLMS en sous-bandes par rapport aux algorithmes NLMS en sous-bandes en termes de EQM finale.

Finalement, nous avons validé que l'algorithme OPNLMS en sous-bandes est une solution très efficace et candidats potentiels pour les applications de l'annulation d'écho acoustique.

Conclusion générale

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne l'annulation d'écho acoustique par le filtrage adaptatif en sous-bandes, où nous avons utilisé l'algorithme OPNLMS.

Dans ce contexte, nous avons présenté les méthodes de découpage pour la décomposition d'un signal pleine bande en sous-bandes, et nous avons présenté aussi les techniques de filtrage en sous-bandes.

Une étude comparative entre les algorithmes OPNLMS en pleine bande et OPNLMS sous-bandes, et les algorithmes NLMS en sous-bandes avec les algorithmes OPNLMS en sous-bandes a été réalisée dans le cadre de ce projet fin d'étude.

Tous les résultats de simulation ont montré que les algorithmes OPNLMS en sous-bandes est plus rapide que l'algorithme OPNLMS pleine bande en termes de la vitesse de convergence, et les algorithmes NLMS en sous-bandes aussi rapide que l'algorithme NLMS pleine bande en termes de la vitesse de convergence. Car le filtrage adaptatif en sous-bandes est réduire la dynamique spectrale, alors permet d'accélérer la vitesse de convergence des algorithmes de type NLMS.

Nous avons remarqué aussi la supériorité des algorithmes OPNLMS en sous-bandes par rapport aux algorithmes NLMS en sous-bandes en l'erreur finale.

Bibliographies

- [1]: J. Benesty, T. Gansler, D.R. Morgan, M.M. Sondhi, S.L. Gay, "Advances in Network and Acoustic Echo Cancellation", Springer-Verlag, 2001.
- [2]: S.L. Gay, "An efficient fast converging adaptive filter for network echo cancellation", Asilomar Conference on Signal, Systems and Computers, USA, November 1998.
- [3]: 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, université de Bretagne occidentale, 12 Juillet 2007.
- [4] A. Gilloire, Experiments with sub-band acoustic echo cancellers for teleconferencing, in Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, Signal Processing, Dallas, TX, April 1987, pp. 2141–2144.
- [5]: Haykin S., "Adaptive filter theory", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J. 07632, 1986
- [6] : BOUZERTINI Nadjat, SERAA kheira "Algorithme NLMS optimisé pour l'identification de réponse impulsionnelle acoustique", thèse de Master, Université SAAD DAHLAB de BLIDA, Année 2018-2019.
- [7] Rédha BENDOUMIA : "ANNULATION DU BRUIT PAR LES METHODES DE SEPARATION DE SOURCES AVEUGLES. APPLICATION AUX SYSTEMES DE TELECOMMUNICATIONS NUMERIQUES" UNIVERSITE, " " Thèse de Doctorat en Electronique UNIVERSITE BLIDA 1, 2014
- [8] Kong-Aik Lee, Woon-Seng Gan, Sen M. Kuo" Subband Adaptive Filtering Theory and Implementation © 2009, John Wiley & Sons, Ltd
- [9] M. M. BOUSSAHLA " Modélisation d'un filtre numérique multi-cadence à l'aide d'un DSP TMS320VC5416 », thèse de Master, Université Aboubakr Belkaïd – Tlemcen – Année 2017-2018 ".
- [10] P.S.R. Diniz, Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation, DOI 10.1007/978-1-4614-4106-9 12, © Springer Science+Business Media New York 2013
- [11] Lee, K.A., Gan, W.S., Kuo, S.M.: Subband adaptive filtering: theory and implementation, Hoboken, NJ: Wiley (2009).
- [13] Lee, K.A., Gan, W.S.: Improving convergence of the NLMS algorithm using constrained subband updates. IEEE Signal Process. Lett. 11(9), 736–739 (2004).
- [14] Yi Yu^{1,2}, Haiquan Zhao^{1,2} : A joint-optimization NSAF algorithm based on the first-order Markov model (2016).
- [15] Sayed, A. H.: Fundamentals of Adaptive Filtering. Hoboken, NJ, USA: Wiley (2003).
- [16] Yin, W., Mehr, A.S.: Stochastic analysis of the normalized subband adaptive filter algorithm. IEEE Trans. Circuits Syst. I: Reg. Pap. 58(5), 1020–1033 (2011)
- [17] Yu, Y., Zhao, H., Chen, B.: Steady-state mean-square-deviation analysis of the sign subband adaptive filter algorithm. Signal Process. 120, 36–42 (2016).
- [18] Hongyan Li*, Jianghao Feng, Yue Wang, Xueying Zhan: A Joint Optimized Robust Acoustic Echo Cancellation Algorithm (2018).

