

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 البلدية
Université SAAD DAHLAB de BLIDA

كلية التكنولوجيا
Faculté de Technologie

قسم الإلكترونيك
Département d'Électronique



Mémoire de Master

Filière Télécommunication
Spécialité Système de Télécommunication

Présenté par

Salhi Asmaa

&

Sidi Yakhlef Nacera

Robustesse des techniques de détection de la double parole (DTD) avec des signaux non stationnaires

Proposé par : Ahmed Benalal & Gueraini Imen

Année Universitaire 2020/2021

Avec l'expression de ma reconnaissance je dédie cet évènement marquant de ma vie à ceux qui, quels que soient les termes embrassés je n'arriverais jamais à leur exprimer mon amour sincère

A celles qui m'ont arrosé de tendresses et d'amour ma chère grand-mère Hassiba que dieu la donne une longue vie et à toi la meilleure maman du monde ma chère maman Rafiaa.

A mon cher papa Nasr-Eddine, à ma source d'espoir de joies et de motivation mes deux sœurs Amina, Soumia, mon frère Aziz et mes neveux Racim et Dania ainsi que toutes mes cousines et cousins spécialement Walid, Lilia et à ma confidente Biba.

A ma tante bien aimée Hayet, mon cher oncle Madani et particulièrement à toi mon oncle Mohamed le près à mon cœur.

A toute la famille Sidi Yakhlef et la famille Maddi.

Finalement, à mon adorable binôme Asmaa et à ma meilleure copine Amina.

*Je dédie ce travail A mes très chères parents source de
vie, pour leur soutien et encouragement
Qu'ils trouvent en moi la source de leur fierté.*

*A mes Frères et mes sœurs
Et leur enfants source de joies et de bonheurs
A tous les gens qui m'aiment
Salma, Lamia, Yara, Amira, Romaissa
A mon soutien d'après mes parents Aberrahmane*

*A Nacera chère amie avant d'être binôme et ma
meilleure Madine
A mes chers amis pour leur encouragement et aide au
long de mes études, et à toute ma famille et à ceux que
j'aime*

Salhi Asmaa

Tout d'abord, on tient à remercier dieu, notre créateur le tout puissant de nous avoir donné la santé la force et la volonté d'entamer et de terminer ce mémoire.

*Ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas avoir le jour sans l'aide de notre cher professeur et encadreur **Mr Ahmed. Benallal**, on le remercie infiniment pour la qualité de son encadrement exceptionnel, pour ses précieux conseils, sa patience, sa rigueur, sa gentillesse et sa disponibilité durant toute notre préparation du mémoire.*

On remercie vivement notre Co-promotrice d'avoir accepté de partager avec nous ce thème, pour son soutien et ses encouragements Mls Gueraini Imene, on remercie aussi tout le corps professionnel et administratif du département d'électronique à leurs tête tous les professeurs de télécommunication.

On remercie tous les membres de jury pour avoir accepté de juger ce travail

Finalement, on tient à exprimer notre profonde gratitude à nos familles qui nous ont toujours soutenues.

ملخص: الهدف الرئيسي من هذا المشروع هو دراسة تقنيات إلغاء الصدى الصوتي على أساس التصفية التكيفية بواسطة خوارزميات NLMS و RLS في وجود الحديث المزدوج. تم إجراء عمليات المحاكاة على برنامج MATLAB باستخدام اثنتي عشرة طريقة DTD لاكتشاف نشاط الكلام القريب من المتحدث وللتحقق من تكيف المرشح التكيفي من حيث سرعة التقارب. أخيرًا، هدفنا هو محاكاة هذه الخوارزميات لمعرفة أدائها من حيث قدرة التتبع وجودة التكيف واختبار قوة هذه التقنيات لاكتشاف الكلام المزدوج (DTD) مع الإشارات غير الثابتة.

كلمات المفاتيح: التصفية التكيفية، DTD-NLMS ,DTD-RLS , استجابة النبضات المحدودة, الغاء الصدى الصوتي

Résumé : L'objectif principale de ce projet est l'étude des techniques de l'annulation d'écho acoustique à base de filtrage adaptatif par les algorithmes NLMS et RLS en présence de la double parole. Des simulations ont été effectuées sur logiciel MATLAB avec douze méthodes de DTD pour détecter l'activité de la parole du locuteur proche et contrôler l'adaptation de filtre adaptatif en terme de la vitesse de convergence. Enfin notre objectif est de simulé ces algorithmes pour voir leurs performances en terme de capacité de poursuite et la qualité d'adaptation et de testé la robustesse de ces techniques de détection de la double parole (DTD) avec des signaux non stationnaires.

Mots clés : Filtrage adaptatif, DTD-NLMS ,DTD-RLS, Réponse impulsionnelle finie , Annulation d'écho acoustique .

Abstract: The main objective of this project is the study of techniques of acoustic echo cancellation based on adaptive filtering by NLMS and RLS algorithms in the presence of double talk. Simulations were performed on MATLAB software with twelve DTD methods to detect near speaker speech and to check the adaptive filter adaptation in terms of convergence speed. Finally, our objective is to simulate these algorithms to see their performance in terms of tracking capacity and quality of adaptation and to test the robustness of these techniques for detecting double talk (DTD) with non-stationary signals.

Keywords : adaptive filtering , Double-talk, DTD, NLMS ,RLS , finite impulse response , acoustic echo cancellation .

Listes des acronymes et abréviations

- **Abréviations :**

AEC	A nnulation E cho A coustique
DT	D ouble T alk (Double parole)
DTD	D ouble T alk D etection (Détection de double parole)
RI	R éponse I mpulsionnelle
LEM	L oudspeaker- E nclosure- M icrophone (Haut-parleur Enceinte-Microphone)
RIF	R éponse I mpulsionnelle F inie
FIR	F inite I mpulse R eponse (réponse impulsionnelle finie)
LMS	L east M ean S quare (Gradient Stochastique)
NLMS	N ormalised LMS (Gradient Stochastique Normalisé)
RLS	R ecursive L east S quares (moindres carrés récursifs)
EQM	E rreur Q uadratique M oyenne
MSE	M ean S quare E rreur (Erreur Quadratique Moyenne)
ERLE	E cho R eturn L oss E nhancement
NCC	N ormalized C ross C orrelation (intercorrelation normalisée)
CNCC	C heap N ormalized C ross C orrelation (Interco relation normalize à faible cout)
MECC	M icrophone and E rror C ross C orrelation
SVD	S ingular V alue D ecompostition (la décomposition en valeur singulière)
ZCR	Z ero- C rossing R ate (Taux de passage par zéro)
USASI	USA S tandards I nstitute
SNR	S ignal to N oise R atio (Rapport Signal sur Bruit)

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 L'écho acoustique et le filtrage adaptatif.....	3
1.1 Introduction	3
1.2 La communication mains-libres	3
1.3 L'écho dans les systèmes de télécommunication	3
1.3.1 L'écho hybride	4
1.3.2 L'écho acoustique	4
1.3.3 L'écho acoustique dans les systèmes de télécommunication	4
1.3.4 Phénomène de réverbération	5
1.3.5 L'effet de larsen	6
1.3.6 La réponse impulsionnelle (RI) acoustique	7
1.4 Bref Historique sur l'annulation d'écho acoustique	7
1.4.1 L'annulation d'écho acoustique par le filtrage adaptatif	8
1.5 Structure général du filtrage adaptatif	8
1.5.1 Structure de filtrage.....	10
1.5.2 Structure d'adaptation	10
1.6 Les applications du filtrage adaptatif.....	11
1.6.1 L'identification des systèmes.....	11
1.6.2 La prédiction	12
1.6.3 La modélisation inverse.....	12
1.6.4 L'annulation d'interférences (de bruit)	13
1.7 Les algorithmes d'adaptation.....	13
1.7.1 Filtre de Winner.....	14
1.7.2 L'algorithme de gradient stochastique LMS (Least Mean Squares)	16
1.7.3 L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS	18
1.7.4 L'algorithme de moindres carrées récursifs RLS.....	19
1.8 Les critères de Performances	22
1.8.1 Critère de désajustement (Mismatch)	23
1.8.2 Critère d'amélioration de la perte de retour d'écho (ERLE)	23
1.8.3 Critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE)	23
1.9 Conclusion	23
Chapitre 2 La détection de la double parole	24
2.1 Introduction	24
2.2 Problème de double parole	24
2.3 Méthodes de détection de la double parole DTD	25
2.3.1 Algorithme de Geigel	26
2.3.2 L'algorithme de Geigel Enhanced	27
2.3.3 DTD basée sur l'orthogonalité	27
2.3.4 DTD basée sur l'inter-corrélation Normalisée (NCC)	28
2.3.5 DTD basée sur l'inter-corrélation Normalisée à faible coût (CNCC)	30

2.3.6	DTD basée sur l'inter-corrélation de microphone et d'erreur (MECC)	30
2.3.7	DTD basée sur la détection d'enveloppe du signal.....	32
2.3.8	DTD basée sur la détection rapide d'enveloppe du signal (Fast signal envelope) ...	33
2.3.9	DTD basée sur la décomposition en valeurs singulières (SVD)	34
2.3.10	DTD basée sur le taux de passage par zéro (ZCR)	36
2.3.11	DTD basée sur l'énergie du signal	36
2.3.12	DTD basée sur la méthode de Benziane	37
2.4	Conclusion	38
Chapitre 3	Résultats de simulations et discussions	39
3.1	Introduction	39
3.2	Description logiciel de simulation (MATLAB)	39
3.3	Description des signaux de simulations	39
3.3.1	Signal Stationnaire	39
3.3.2	Signal non stationnaire	40
3.3.3	Rapport signal sur bruit SNR (signal-to-noise ratio)	40
3.3.4	Canal variable acoustique.....	41
3.4	Description des critères de performances	41
3.5	Résultats des simulations des algorithmes adaptatifs avec les méthodes DTD.....	41
3.5.1	Simulations avec l'algorithme de gradient stochastique NLMS	41
3.5.1.1	Évaluation de la méthode de DTD à base d'algorithme de Geigel	42
3.5.1.2	Évaluation de la méthode de DTD à base d'algorithme Geigel Enhanced	45
3.5.1.3	Évaluation de la méthode de DTD à base d'orthogonalité.....	48
3.5.1.4	Évaluation de la méthode de DTD NCC	51
3.5.1.5	Évaluation de la méthode de DTD à base de la méthode MECC	55
3.5.1.6	Évaluation de la méthode de DTD à base de signal enveloppe.....	58
3.5.1.7	Évaluation de la méthode de DTD à base de signal enveloppe rapide (Fast signal envelope)	61
3.5.1.8	Évaluation de la méthode de DTD à base de la décomposition en valeurs singulières (SVD)	65
3.5.1.9	Évaluation de la méthode de DTD à base de taux de passage par zéro (zero crossing ZCR)	68
3.5.1.10	Évaluation de la méthode de DTD à base de signal énergie	70
3.5.1.11	Évaluation de la méthode de DTD à base de Benziane	73
3.5.2	Simulations avec l'algorithme des moindres carrés récursifs RLS.....	76
3.5.2.1	Évaluation de la méthode de DTD à base de CNCC	76
3.5.2.2	Évaluation de la méthode de DTD à base de MECC.....	89
3.6	Conclusion	83
Conclusion générale	84

Liste des figures

Figure 1.1 Le temps de réverbération.....	6
Figure 1.2 phénomène de réverbération.....	6
Figure 1.3 : Effet de larsen	7
Figure 1.4 :Principe d'AEC avec un filtre adaptatif	9
Figure 1.5 :Principe d'un filtre adaptatif	10
Figure 1.6 : Principe de l'identification	11
Figure 1.7 : Filtre prédictif direct d'erreur	12
Figure 1.8 : Principe de la modélisation inverse	12
Figure 1.9 : annulation d'interférences par filtrage adaptatif	13
Figure 2.10 : Annuleur d'écho acoustique avec détecteur de double parole	25
Figure 3.11 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Geigel	42
Figure 3.12 représente (a): signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Geigel.....	43
Figure 3.3 : Evolution de MSE(EQM)	44
Figure 3.4 : Evolution du Misalignement	44
Figure 3.5 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel	44
Figure 3.6 : représente (a) : signal écho sans DT avec variation du canal , (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel	44
Figure 3.7 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel Enhanced.....	46
Figure 3.8 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel-Enhanced	46
Figure 3.9 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité.....	48
Figure 3.10 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité.....	49
Figure 3.11 : Evolution de MSE(EQM)	50
Figure 3.12 : Evolution du Misalignement	50
Figure 3.13 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité.....	50
Figure 3.14 : représente (a) : signal écho sans DT avec variation du canal , (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité	50
Figure 3.15 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-NCC.....	52
Figure 3.16 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-NCC.....	53
Figure 3.17 : Evolution de MSE(EQM)	53
Figure 3.18 : Evolution du Misalignement	53
Figure 3.19 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-NCC.....	54

Figure 3.20 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-NCC.....	54
Figure 3.21 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-MECC.....	56
Figure 3.22 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-MECC.....	56
Figure 3.23 : Evolution de MSE(EQM)	57
Figure 3.24 : Evolution du Misalignement	57
Figure 3.25 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-MECC.....	57
Figure 3.26 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-MECC.....	57
Figure 3.27 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe	60
Figure 3.28 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe.....	60
Figure 3.29 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe rapide.	62
Figure 3.30 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe rapide.	62
Figure 3.31 : Evolution de MSE(EQM)	63
Figure 3.32 : Evolution du Misalignement	63
Figure 3.33 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe rapide.....	63
Figure 3.34 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe rapide	64
Figure 3.35 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD.....	65
Figure 3.36 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal , (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD.....	66
Figure 3.37 : Evolution de MSE(EQM)	66
Figure 3.38 : Evolution du Misalignement	66
Figure 3.39 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD.....	67
Figure 3.40 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal , (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD.....	67
Figure 3.41 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD -ZCR	69
Figure 3.42 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal , (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-ZCR.....	79
Figure 3.43 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal-énergie	71
Figure 3.44 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal , (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal-énergie	71

Figure 3.45: représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane	73
Figure 3.46: représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal , (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane	74
Figure 3.47 : Evolution de MSE	75
Figure 3.48: Evolution du Misalignement	75
Figure 3.49 : représente(a) : signal parole avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane.....	75
Figure 3.50 : représente(a) : signal parole sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane	75
Figure 3.51 : représente (a) : signal écho avec double parole, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-CNCC.....	77
Figure 3.52 : représente (a) : signal écho avec variation de canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-CNCC.	77
Figure 3.53: Evolution de MSE (EQM)	78
Figure 3.54 : Evolution de Misalignement	78
Figure 3.55: Représente (a)signal écho avec double parole, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation pour DTD-CNCC.....	78
Figure 3.56 : Représente (a)signal écho avec variation du canal, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation pour DTD-CNCC.....	79
Figure3.57 : Représente (a)signal écho avec double parole, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation pour DTD-MECC avec filtre RLS	80
Figure 3.58 : Représente (a)signal écho avec variation du canal, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation pour DTD-MECC avec filtre RLS	80
Figure 3.59 : Evolution de MSE (EQM)	81
Figure 3.60 : Evolution de Misalignement	81
Figure 3.61: Représente (a)signal écho avec double parole, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation pour DTD-MECC avec filtre RLS	81
Figure 3.62 : Représente (a)signal écho avec variation du canal, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation pour DTD-MECC avec filtre RLS	82

Liste des tableaux

Tableau 1.1: L'algorithme LMS.....	17
Tableau 1.2: L'algorithme NLMS.....	19
Tableau 1.3 : l'algorithme RLS.....	22
Tableau 3.1 : DTD-Geigel.....	42
Tableau 3.2 : DTD Geigel-Enhanced	45
Tableau 3.3: DTD-Orthogonalité	48
Tableau 3.4 : DTD_NCC.....	52
Tableau 3.5 : DTD-MECC.....	55
Tableau 3.6 : DTD- signal-Enveloppe.	59
Tableau 3.7 : DTD- signal-Enveloppe rapide.	61
Tableau 3.8 : DTD-SVD	65
Tableau 3.9 : DTD-ZCR.....	68
Tableau 3.10 : DTD-signal énergie	70
Tableau 3.11 : DTD-Benziane	73
Tableau 3.1 : DTD-CNCC.....	76

Introduction générale

On entend par télécommunications toute transmission, émission et réception à distance, de signes, de signaux, d'écrits, d'images, de sons ou de renseignements de toutes natures, par fil électrique, radioélectricité, optique ou autres systèmes électromagnétiques.

Les systèmes de communication numérique moderne tel que : le réseau téléphonique public commuté (RTCP), la voix IP, la voix par paquets et les réseaux de téléphonie cellulaire, l'application de l'annulation de l'écho acoustique (AEC) est très importante et nécessaire car elle apporte une meilleure qualité de service et atteint l'objectif principal des fournisseurs de service de communication.

Dans les systèmes de communication, il y a deux types d'écho : l'écho hybrides et l'écho acoustique. Ces dernières années la recherche sur l'annulation d'écho acoustique est devenu très populaire, en particulier avec l'utilisation importante des systèmes de téléconférence et de communication main-libre, l'objectif principal est de fournir une bonne qualité de voix. Malheureusement, la qualité de la parole transmise est dégradée par la présence de l'écho. L'écho acoustique se produit lorsque le dispositif de sortie audio (le haut-parleur) est couplé à un dispositif d'entrée audio (le microphone) via un milieu (canal stationnaire et non-stationnaire)[1], et c'est pour cela ils ont partis au AEC. Un système annulation d'écho acoustique est chargé de traité le signal d'entrée pour supprimer la version indésirable ainsi que reproduire le signal d'entré sans écho. Pour accomplir cette tâche une estimation du signal écho est nécessaire. L'utilisation du filtrage adaptatif du signal de sortie pour estimer le signal d'écho s'est avérée que c'est la méthode la plus efficace pour soustraire le signal écho pour une bonne communication vocale. Cependant le filtre adaptatif est confronté au risque de divergence pendant les périodes de la double parole (DT : double talk). Le problème de double parole reste un challenge important .La DT se produit lorsque deux locuteurs proche ou lointain parle au même temps[2] La détection de la double parole joue un rôle important

dans l'annulation d'écho acoustique, un algorithme de DTD doit détecter la double parole rapidement et avec précision afin de geler l'adaptation au même temps, il doit être capable de suivre les modifications du trajet d'écho et de distinguer la double parole des variations du trajet de l'écho . L'objectif de notre travail c'est d'étudier le problème de double parole et la robustesse des techniques de DTD utiliser dans un AEC avec des signaux non-stationnaires basé sur les algorithmes NLMS et RLS.

Notre mémoire comporte trois chapitres organisés comme suit :

- Le premier chapitre c'est des notions générales, il aborde le phénomène d'écho et ses deux types hybride et acoustique, un historique sur l'écho acoustique et annulation de l'écho acoustique, on va parler sur la communication main-libre et le phénomène de réverbération ensuite l'annulation d'écho acoustique et le développement mathématique de filtres adaptatifs.
- Le deuxième chapitre présente le problème de la double parole, on va étudier un maximum de méthodes de DTD qui existe dans la littérature.
- Chapitre trois contient les résultats de simulations des méthodes DTD avec le filtre NLMS ensuite avec le filtre RLS suite d'un classement général des méthodes DTD.

Chapitre 1 L'écho acoustique et le filtrage adaptatif

1.1 Introduction :

Dans les systèmes de télécommunication, le couplage entre le haut-parleur et le microphone peut générer un écho qui dégrade sérieusement la qualité de la communication. Ces dernières années l'annulation d'écho est réalisée en synthétisant de manière adaptative une réplique de l'écho et en soustrayant le résultat de signal corrompu par écho[2]. Ce chapitre présente le phénomène d'écho acoustique et l'annulation de ce problème par le filtrage adaptatif.

1.2 La communication mains-libres :

Un dispositif de la télécommunication moderne appelé mains-libres qui sont devenue indispensable, sont imposées dans un certain nombre d'applications téléphonique. Parmi celle-ci on peut citer la téléconférence et l'audioconférence sur postes téléphoniques, l'ensemble des services multimédias ou encore pour les services de radiotéléphonie mobile, notamment sur l'habitacle des véhicules. Cette technologie offre l'avantage à ses utilisateurs de communiquer sans utiliser la main. La communication main-libre dépend essentiellement d'un haut-parleur et un microphone.

Le développement de ce dispositif a donné naissance d'un nouveau type d'écho, appelé écho acoustique qui est classiquement éliminé par plusieurs types de filtrage adaptatif.

1.3 L'écho dans les systèmes de télécommunication :

L'écho est un phénomène qui représente une version retardée et distordue d'un son ou signal original est réfléchi et renvoyé vers la source [1]. Autrement dit, c'est l'effet d'une onde qui parvient à un point donné après réflexion avec une intensité et un retard suffisant pour être

perçue comme distincte de l'onde directe par un auditeur placé en ce point. Le niveau de pression sonore se diminue après chaque réflexion le facteur majeur dans la perceptibilité de l'écho décalé est le temps de retard entre le signal direct et l'écho [3].

Exemple Lorsqu'on crie, on émet des ondes. Elles voyagent dans l'air et rebondissent sur les surfaces dures. ... nos oreilles reçoivent ces ondes réfléchies : c'est l'écho. Plus la distance avec une surface est grande, plus l'écho met du temps à revenir.

1.3.1 L'écho hybride :

Signifie le retour du signal électrique à la source qui lui a donné naissance, causé par le décalage d'impédance au niveau du transformateur du son auquel les lignes bifilaires de l'abonné sont connectées aux lignes quadra-filaires de la centrale téléphonique dans les systèmes de télécommunication.

Dans les premières années, lorsque le réseau public a été entièrement commuté en circuit, l'écho hybride était la seule source importante d'écho.

1.3.2 L'écho acoustique :

Le couplage entre le haut-parleur et le microphone d'une même salle résulte un signal qui doit être émis à une salle distante et réémis vers la première salle cela signifie l'écho acoustique. En conséquence le locuteur lointain est dans la situation où il réentend sa propre voix [4]. Ce phénomène s'intensifie lorsque le haut-parleur et le microphone sont mal positionnés. Il entrainera une mauvaise qualité du signal vocal, par conséquent les interlocuteurs ne peuvent pas entendre clairement le contenu de la conversation et le pire de perdre les informations importantes.

1.3.3 L'écho acoustique dans les systèmes de télécommunication :

L'écho acoustique est très connu dans les systèmes de téléconférences, systèmes de sonorisation et système d'audition sur la communication mains-libres. En effet, tous ces terminaux sont composés d'un système de prise de son à un ou plusieurs microphones disposés à proximité de l'utilisateur et d'un système de restitution de son, composé d'un ou

plusieurs haut-parleurs. Grâce à cette structure, les locuteurs sont libérés de la contrainte de tenir un combiné téléphonique dans la main. Toutefois, le couplage acoustique entre l'haut-parleur et le microphone du système mains-libres fait apparaître un phénomène d'écho acoustique très gênant pour le locuteur lointain.

L'écho acoustique est provoqué par la transmission directe et par la réflexion des signaux sonores émis par le haut-parleur du système sur les parois de la salle (ou de l'habitacle du véhicule) utilisée [5], ce signal réfléchi étant ensuite capté par le microphone de ce même système. Il est alors renvoyé, via le réseau de télécommunications, vers le locuteur distant, qui entend avec un certain délai, son propre signal dénommé écho. Le couplage acoustique est représenté par un canal acoustique, dont le modèle le plus direct est constitué par la réponse impulsionnelle mesurée entre le haut-parleur et le microphone utilisé [6]. Cette réponse impulsionnelle dépend de l'emplacement et des caractéristiques des transducteurs, de la salle (ou de l'habitacle du véhicule) considérée, mais aussi des obstacles tels que l'utilisateur lui-même. En effet, la réponse se présente sous la forme d'une onde directe (le trajet le plus court emprunté par l'onde sonore) et d'une succession d'ondes réfléchies, diffractées et diffusées par les parois de l'espace clos [7]

1.3.4 Phénomène de réverbération :

La réverbération est la persistance du son dans un lieu après l'interruption de la source sonore. D'après le physicien Américain Wallace Clement Sabine la période de réverbération du son est très importante pour la compréhension d'un message sonore. En 1890 il a approuvé son hypothèse par une équation de temps de réverbération TR_{60} qui représente le temps nécessaire pour que le niveau de pression acoustique soit réduit de $60dB$ par rapport à sa valeur initiale (figures 1.1 & 1.2) [4]. Ce temps de réverbération d'une salle de volume V et avec une surface d'intérieure S et un coefficient d'absorption des parois a_a . Peut être mesuré à l'aide de la formule de Sabine comme ce qui suit : $TR_{60} = 0.16 \frac{V}{a_a S}$

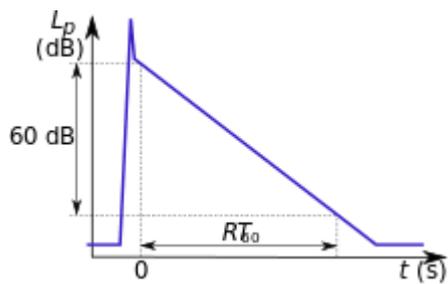


Figure 1.13 Le temps de réverbération

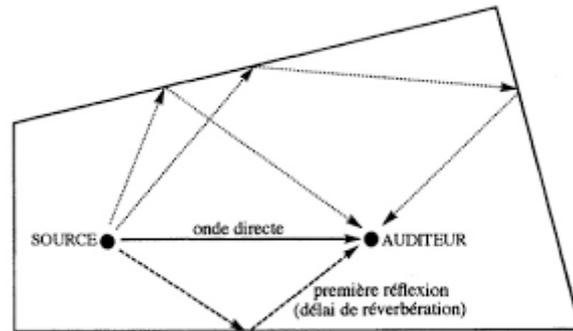


Figure 1.14 phénomène de réverbération

Avec L_p est le niveau de pression .

1.3.5 L'effet de larsen :

L'effet de Larsen est un phénomène physique de rétroaction acoustique involontaire observé dès les débuts de la téléphonie et décrit par le physicien danois Søren Larsen. Cet effet se produit lorsque l'émetteur amplifié (haut-parleur) et le récepteur (microphone) d'un système audio sont placés à proximité l'un de l'autre. Le son émis par l'émetteur est capté par le récepteur qui le retransmet amplifié à l'émetteur. Cette boucle produit un signal ondulatoire qui augmente progressivement en intensité jusqu'à atteindre les limites du matériel utilisé (figure 1.3).

Ce phénomène désagréable, fréquent dans les systèmes de sonorisation (conférence, concert, téléphone avec haut-parleur,), produit le plus souvent un sifflement s'amplifiant en général jusqu'à la puissance maximale permise par les amplificateurs. La fréquence fondamentale du son résultant dépend des propriétés acoustiques du lieu d'écoute, de la distance séparant émetteur et récepteur et de la directivité de celui-ci. À son maximum, la distorsion des amplificateurs en surcharge produit des harmoniques qui peuvent se combiner avec des modes de résonance du local.

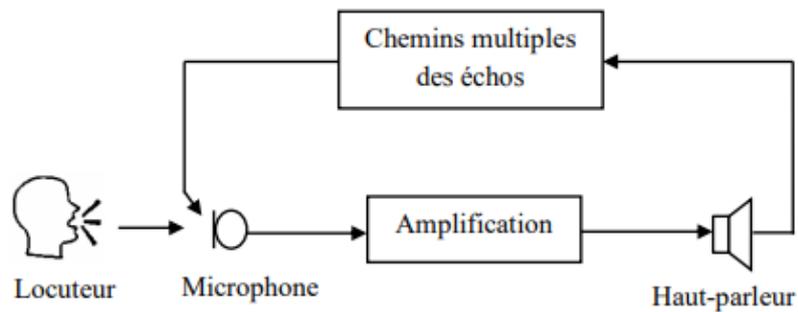


Figure 1.15 : Effet de larsen

1.3.6 La réponse impulsionnelle (RI) acoustique :

La réponse impulsionnelle h dans un point donné dans une salle représente le canal acoustique. C'est le chemin de couplage ou se passe le passage du signal diffusé par le haut-parleur de sonorisation et capté par le microphone de prise de son. La relation entre le signal émis par la source $x(n)$ et le signal capté par le récepteur $y(n)$ et la réponse impulsionnelle h est une opération de convolution ou n est un indice de temps[4] :

$$y(n) = h * x(n) \quad (1.1)$$

1.4 Bref Historique sur l'annulation d'écho acoustique :

A la fin des années 1950, les chercheurs ont commencé à s'intéresser au phénomène d'écho. Au début des années 1960, les laboratoires Bell et Télé-systèmes COMSAT (communication par satellites) ont amélioré la théorie de l'annulation d'écho.

En 1962, COMSAT a pu concevoir le premier système d'annulation d'écho analogique pour démontrer les performances des réseaux de communication par satellites. Ces systèmes ne sont pas commercialement viables, en raison de leur taille et leur coût de fabrication. Cette entreprise a développé et vendu les premiers systèmes analogiques supprimeurs d'écho la fin des années 1970, qui étaient à la base des appareils numériques avec une interface analogique[4].

1.4.1 L'annulation d'écho acoustique par le filtrage adaptatif :

L'annulation d'écho consiste à éliminer l'écho dans une communication vocale de façon à améliorer la qualité de l'appel. L'annulation d'écho est souvent nécessaire car les techniques de compression de la voix et les délais dans le traitement des paquets génèrent un écho[8]. L'annulation d'écho fonctionne sur le principe de la détection du signal d'origine et du signal retransmis qui apparaît avec un peu de délai, et en le supprimant du signal transmis ou reçu. L'annulation d'écho améliore non seulement la qualité de la communication mais il réduit aussi l'usage de bande passante grâce à sa technique de suppression de l'écho.

Le principe d'annulation d'écho par le filtrage adaptatif est basé sur l'estimation et l'identification du système LEM (Loudspeaker-Enclosure-Microphone). Il consiste à modéliser et à optimiser ce système suivant le critère d'optimisation adéquat[4] . Il effectue l'estimation du trajet d'écho pour obtenir une réplique du signal écho.

Le système adaptatif compare un signal de sortie d'un filtre adaptatif a un signal désiré[4]. En observant l'erreur entre les deux signaux, le filtre adaptatif nécessite une mise- à jour adaptative pour s'adapter au changement d'environnement et pour diminuer la fonction d'erreur.

1.5 Structure général du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif est un dispositif puissant en traitement du signal, systèmes de télécommunications, et contrôle automatique. Dans la figure (1.4) ci-dessous on peut observer un schéma simplifié d'un filtre adaptatif pour l'AEC , dont les coefficients sont estimés selon un critère spécifique pour s'adapter aux variations des signaux reçus, où $x(n)$ est le signal d'entrée , $\hat{y}(n)$ est le signal de sortie estimée , $d(n)$ représente le signal de sortie désirée et $e(n)$ le signal d'erreur qui représente la différence entre le signal de sortie estimée et le signal de sortie désirée, sert à établir la fonction de coût pour contrôler l'adaptation des coefficients de filtre [4].

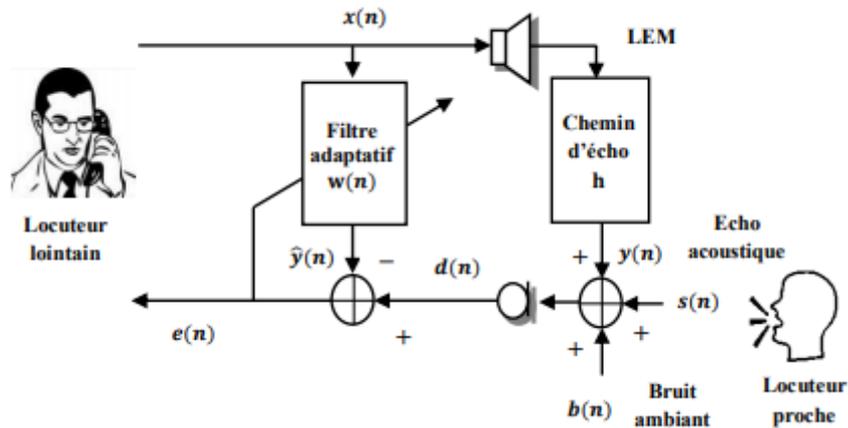


Figure 1.16 :Principe d'AEC avec un filtre adaptatif

Le problème du filtrage optimal est de trouver le meilleur filtre. C'est-à-dire celui qui permette d'obtenir en sortie une réponse estimée $\hat{y}(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$. Lorsque l'entrée est une certaine séquence $x(n)$, on assume que le système adaptatif que nous allons étudier est un filtre transversal à réponse impulsionnelle finie (RIF) avec L coefficients.

Le signal d'erreur $e(n)$ est exprimé comme suit [9]:

$$e(n) = d(n) - \hat{y}(n) \quad (1.2)$$

Et le signal de sortie est représenté comme :

$$\hat{y}(n) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \quad (1.3)$$

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \dots \dots \ x(n-L+1)]^T \quad (1.4)$$

$$\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ \dots \dots \dots \ w_{L-1}(n)]^T \quad (1.5)$$

Donc on remplace (1.3) sur (1.2)

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

- $x(n)$ l'observation du longueur L du signal d'entrée
- $w(n)$ Est la réponse impulsionnelle de filtre

1.5.1 Structure de filtrage

Le filtrage c'est-à-dire l'extraction de l'information au moment n à partir des données bruitées mesurées jusqu'au n inclus. Il permet d'obtenir une estimation du signal d'erreur pour mettre à jour les coefficients du filtre afin de minimiser l'erreur, on prend en considération l'impact de la complexité du calcul des opérations arithmétiques (nombre de multiplication, de division, la soustraction et l'addition).

1.5.2 Structure d'adaptation

Le principe de l'adaptation est de mise à jour des poids de filtre qui sont modifiés selon un critère donné (la modification dépend de l'environnement), le schéma suivant exprime le fonctionnement de la mise à jour des coefficients avec un algorithme donné :

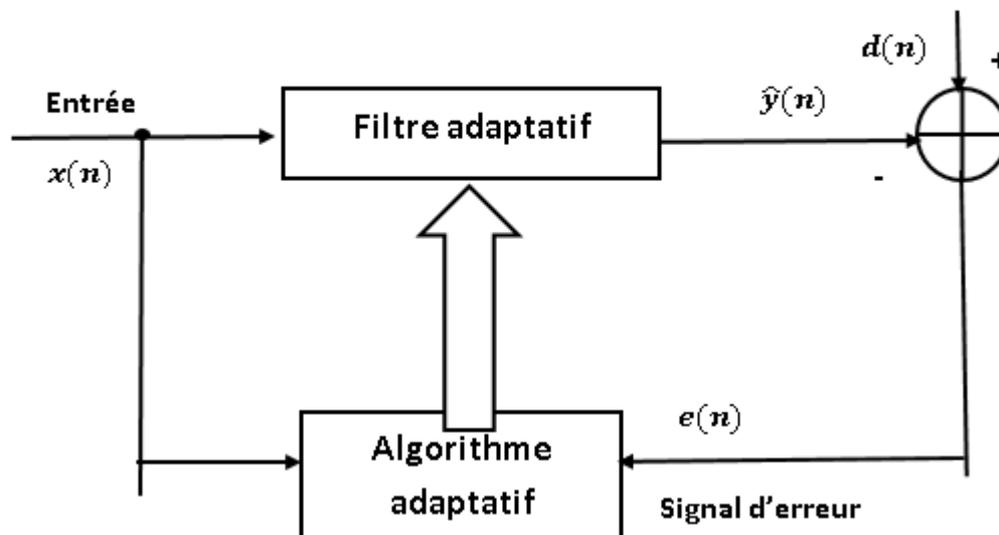


Figure 1.17 :Principe d'un filtre adaptatif [10]

Les méthodes adaptatives en traitement du signal, ont pour objectif :

- D'identifier le filtre selon les signaux et les statistiques disponibles.
- Poursuivre les variations lente ou rapide, au cours du temps des propriétés statistiques, sans lesquelles il n'y aurait nul besoin d'adaptation.

1.6 Les applications du filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif ainsi que ses applications ont connu un développement étendu depuis les années 60. On peut présenter quatre grandes classes d'applications d'un filtre adaptatif [9] :

- L'identification des systèmes
- La prédiction
- La modélisation inverse
- L'annulation d'interférences

1.6.1 L'identification des systèmes

$d(n)$ Est la sortie du système que l'on souhaite identifier :

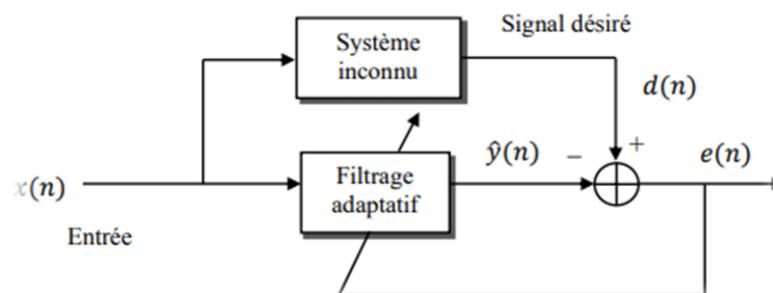


Figure 1.18 : Principe de l'identification.

La figure 1.6 ci-dessus désigne le problème d'identification. Celui-ci consiste en la détermination d'un filtre spécifiant au mieux le comportement d'un système inconnu. Les signaux d'entrée/sortie sont seuls connus, le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du processus et son estimation à la sortie du filtre.

1.6.2 La prédiction

$d(n)$ est le signal à l'instant n et $y(n)$ le signal prédit à partir du signal aux instants précédents.

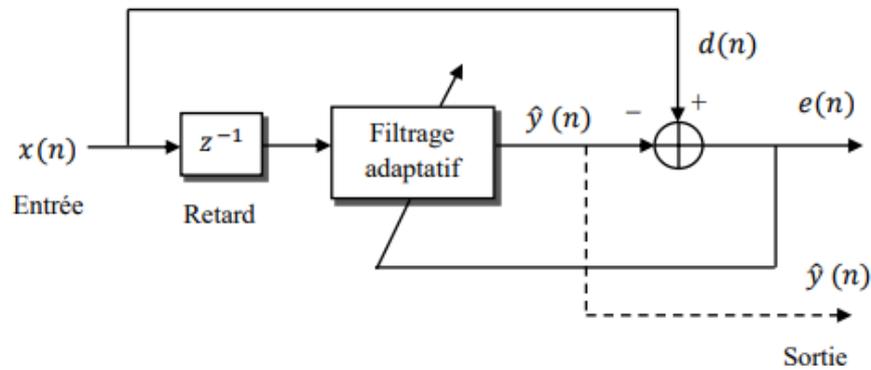


Figure 1.19 : Filtre prédictif direct d'erreur

La figure 1.7 ci-dessus désigne le problème de la prédiction. Ce problème consiste l'estimation de la valeur future d'un signal à partir de l'information passée. Ça peut être, par exemple pour prévoir la position future d'un objet, ou pour anticiper l'évolution future d'une grandeur afin de prendre au plus vite une décision.

1.6.3 La modélisation inverse

$d(n)$ Est l'entrée (retardée) du système que l'on cherche à inverser.

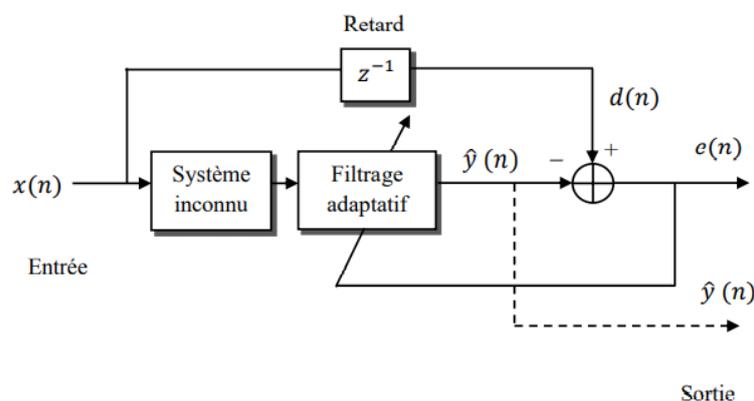


Figure 1.20 : Principe de la modélisation inverse

La figure 1.8 ci-dessus désigne le problème de la modélisation inverse. Le principe de base de la modélisation inverse utilisée pour réduire la dispersion et éliminer l'interférence entre symboles dans les systèmes de communications numériques.

1.6.4 L'annulation d'interférences (de bruit)

$d(n)$ Est un signal contenant le signal utile et les interférences à annuler. $x(n)$ Est un signal dénué (ou presque) d'information et obtenu par un capteur proche des interférences.

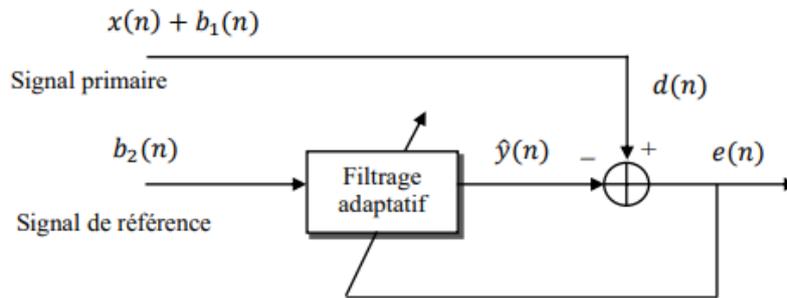


Figure 1.21 : annulation d'interférences par filtrage adaptatif

La figure 1.9 ci-dessus désigne le problème d'annulation d'interférences. $x(n)$ est corrompu par un signal bruit $b_1(n)$. Le signal de référence bruit $b_2(n)$ est supposé décorrélé avec $x(n)$. Le signal $b_2(n)$ est filtré c'est à dire celui permettant d'obtenir en sortie une réponse $\hat{y}(n)$ la plus proche possible du signal bruit $b_1(n)$.

1.7 Les algorithmes d'adaptation

Les algorithmes de filtrage adaptatif sont mis en œuvre dans de nombreuses applications telles que la réduction de bruit, l'annulation d'écho acoustique. Parmi ces algorithmes, on cite : le RLS et le LMS et sa version normalisée le NLMS. Dans cette partie nous allons présenter une synthèse détaillée sur les algorithmes destinés à optimiser le filtrage adaptatif en présence d'observations aléatoires de statistique inconnue, afin d'extraire un signal utile corrélé avec l'observation [11].

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

- **La vitesse de convergence** : 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 capacité de poursuite** : Des variations (non stationnarités) du processus. On examinera quels sont les algorithmes vraiment adaptatifs.
- **La complexité de calculs** : Elle considère le nombre d'opération arithmétique nécessaire pour réduire la complexité de calcul en gardent les performances optimales de filtre.
- **Erreur en régime permanent** : La mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue. C'est la valeur la plus petite de l'erreur quadratique moyenne.

La théorie des filtres incluant celle des filtres de Wiener et Kalman a été développée pour des signaux à temps continu et à temps discret mais nous considérerons par la suite uniquement le cas discret où les signaux sont échantillonnés et les filtres sont numériques, nous nous limiterons de plus aux filtres à réponse impulsionnelle finie (RIF).

1.7.1 Filtre de Wiener

Le filtre optimal est déjà développé par Norbert Wiener, ce filtre est connu sous le nom filtre de Wiener. Le filtrage de Wiener est adéquat pour les situations dans lesquelles le signal ou le bruit sont stationnaires. Dans cette partie nous abordons l'approche statistique du problème (filtrage de Wiener) qui suppose la disponibilité de certaines grandeurs statistiques (moyenne et autocorrélation) du signal utile. Il minimise la fonction de coût (la moyenne statistique du carré de l'erreur EQM) en fonction des coefficients de filtre qui peuvent être exprimés comme suit [12] :

$$J_n(\mathbf{w}) = E\{(d(n) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n))^2\} \quad (1.7)$$

$J_n(\mathbf{w})$: c'est la fonction de coût

Le vecteur optimum \mathbf{w}_{opt} celui qui assure l'erreur la plus faible $e(n)$, au sens d'un critère d'optimisation et donné par :

$$\mathbf{w}_{opt} = \operatorname{argmin} J_n(\mathbf{w}) \quad (1.8)$$

En effet, dans le filtrage de Wiener, on minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM) [10] :

$$J[e(n)] = E[|e(n)|^2] \quad (1.9)$$

La sortie du filtre s'écrit :

$$\hat{y}(n) = \sum_{l=0}^{L-1} x(n-l) \mathbf{w}_l \quad (1.10)$$

- **Principe d'orthogonalité**

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

$$\frac{\partial J_n(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.11)$$

$\frac{\partial J_n(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}}$: Est le gradient de la fonction coût $J_n(\mathbf{w})$ de l'itération n à l'itération $n + 1$

$$\nabla_{\mathbf{w}} J_n(\mathbf{w}) = \frac{\partial J_n(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\} \quad (1.12)$$

D'après l'équation (1.6) on a :

$$\frac{\partial J_n(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.13)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E\{e_{min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.14)$$

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

- **Equation de Wiener-Hopf**

En développant l'équation (1.14) nous obtenons :

$$E\{\mathbf{x}(n)[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}_{opt}]\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.15)$$

Soit

$$E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{opt} - E\{d(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.16)$$

$$E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\}\mathbf{w}_{opt} = E\{d(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.17)$$

Donc

$$\mathbf{w}_{opt} = \mathbf{R}_{L,xx}^{-1} \mathbf{p}_{L,xd} \quad (1.18)$$

$$\mathbf{R}_{L,xx} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \quad (1.19)$$

$\mathbf{R}_{L,xx}$ est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$.

$$\mathbf{p}_{L,xd} = E\{d(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.20)$$

$\mathbf{p}_{L,xd}$ est le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $\mathbf{x}(n)$.

L'équation (1.18) est appelée l'équation de Wiener-Hopf.

1.7.2 L'algorithme de gradient stochastique LMS (Least Mean Squares)

L'algorithme LMS est certainement l'algorithme adaptatif est une approximation de l'algorithme du gradient déterministe et le plus populaire qui existe en raison de sa simplicité conçue par Bernard Widrow et Marciane Hoff en 1959. Le concept de ce type d'algorithme est de remplacer la moyenne statistique dans l'équation de gradient déterministe par sa valeur instantanée.

L'équation d'algorithme de gradient déterministe définit comme suit :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2}\mu g(n) \quad (1.21)$$

Avec :

$$g(n) = \frac{\partial J_n(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = -2E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.22)$$

Donc l'équation (1.21) devient :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu E\{e(n)\mathbf{x}(n)\} \quad (1.23)$$

On obtient alors l'équation de gradient stochastique suivante :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \quad (1.24)$$

Où μ est le pas d'adaptation de l'algorithme qui démarre avec une initialisation quelconque $\mathbf{w}(0)$.

L'algorithme LMS est très simple : il nécessite seulement $2L + 1$ multiplications et $2L$ additions par itération, où L est le nombre de coefficients du filtre.

L'étude statistique montre que la condition de stabilité de l'algorithme s'exprime par

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.25)$$

où λ_{max} est la plus grande valeur propre de la matrice $\mathbf{R}_{L,xx}$. En pratique λ_{max} n'est pas facile à déterminer donc on prend une estimée conservatrice :

$$0 < \mu < \frac{2}{Trace[\mathbf{R}]} \quad (1.26)$$

Avec

$$Trace[\mathbf{R}] = L\sigma_x^2 \quad (1.27)$$

Alors :

$$0 < \mu < \frac{2}{L\sigma_x^2} \quad (1.28)$$

$Trace[\mathbf{R}]$: somme des éléments diagonaux de \mathbf{R} .

σ_x^2 : Est l'énergie de signal (n) .

L'algorithme LMS est résumé dans la table 1.1 suivant :

Algorithme NLMS	
Les paramètres :	$0 < \mu < 2$: pas d'adaptation L : Longueur du filtre adaptatif Vecteur d'entrée : $\mathbf{x} = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L+1)]^T$ Vecteur de poids : $\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \quad w_1(n) \quad \dots \quad w_{L-1}(n)]^T$
Pour chaque instant $n = 1, 2, \dots$, calculer :	
Signal désire :	$d(n)$
Erreur de filtrage :	$e(n) = d(n) - \hat{y}(n)$ Avec : $\hat{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
Adaptation de filtre	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n)$

Tableau 1.1: L'algorithme LMS

1.7.3 L'algorithme de gradient stochastique normalisé NLMS

Est un algorithme consiste a évité l'inconvénient de l'algorithme LMS dont le pas d'adaptation μ est normalisé qui dépend de l'énergie de signal d'entrée $\mathbf{x}(n)$ (LMS aura de mal fonctionner correctement puisque μ est constant) . En pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, Widrow et ses coauteurs en 1975 ont montré qu'un pas d'adaptation stable compris entre 0 et 2 ($0 < \mu < 2$) , de manière à éviter que le pas d'adaptation n'augmente indéfiniment lorsque la puissance du signal de référence tend vers zéro, en ajoutant un paramètre de régularisation constant c donc l'algorithme NLMS est donnée par la relation suivante :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+c} \quad (1.28)$$

L'algorithme NLMS est résumé dans la table 1.2 suivant :

Algorithme NLMS	
Les paramètres :	$0 < \mu < 2$: pas d'adaptation c : constante de régularisation, L : Longueur du filtre adaptatif Vecteur d'entrée : $\mathbf{x} = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L+1)]^T$ Vecteur de poids : $\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \quad w_1(n) \quad \dots \quad w_{L-1}(n)]^T$
Pour chaque instant $n = 1, 2, \dots$, calculer :	
Signal désire :	$d(n)$
Erreur de filtrage :	$e(n) = d(n) - \hat{y}(n)$ Avec $\hat{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n)$
Adaptation de filtre	$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \frac{\mathbf{x}(n)e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)+c}$

Tableau 1.2: L'algorithme NLMS

1.7.4 L'algorithme de moindres carrés récursifs RLS

Le filtre RLS est un algorithme adaptative et actualisée dans le temps. Pour les signaux non stationnaires, ce filtre suit les variations temporelles mais dans le cas de signaux stationnaires, le comportement de convergence de ce filtre est le même que celui du filtre de Wiener [13], c'est-à-dire qu'il converge vers les mêmes coefficients optimaux. Ce filtre à un taux de convergence rapide et il est largement utilisé dans des applications telles que l'annulation d'écho, l'amélioration de la parole et le radar où le filtre doit effectuer des changements rapides dans le processus du signal.

L'algorithme RLS a été conçu en 1950, mais la première version rapide n'a été développée qu'en 1974 [8].

$J(\mathbf{w})$ La fonction de coût de l'algorithme RLS est donnée par :

$$J(\mathbf{w}) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} e_i^2 \quad (1.30)$$

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

Où $\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \dots \dots x(n-L+1)]^T$ est le signal d'entrée à l'instant n .

$\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \ w_1(n) \ \dots \dots \dots w_{L-1}(n)]^T$ Est le filtre RIF à l'instant n .

λ Est un facteur de pondération qui prend toujours une valeur positive : $0 < \lambda \leq 1$. Ce facteur est aussi appelé facteur d'oubli car il sert à oublier les données qui correspondent à un passé distant.

Le problème posé est de déterminer le vecteur des coefficients $\mathbf{w}(n)$ qui minimise $J(\mathbf{w})$. La solution est obtenue en calculant les dérivées de la fonction coût $J(\mathbf{w})$:

$$\frac{\partial J(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = -2 \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}^T \mathbf{x}(i)] \mathbf{x}(i) = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (1.32)$$

Soit :

$$\sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} d(i) \mathbf{x}(i) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [\mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i)] \mathbf{w}(n) \quad (1.33)$$

D'après (1.19) et (1.20) il devient :

$$\mathbf{p}_{L,xd}(n) = \mathbf{R}_{L,xx}(n) \mathbf{w}(n) \quad (1.34)$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}_{L,xx}^{-1}(n) \mathbf{p}_{L,xd}(n) \quad (1.35)$$

Avec

$$\mathbf{R}_{L,xx}(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) \quad (1.36)$$

$$\mathbf{p}_{L,xd}(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} d(i) \mathbf{x}(i) \quad (1.37)$$

Les équations précédentes peuvent se calculer de manière récursive :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{L,xx}(n) &= \lambda \sum_{i=0}^{n-1} \lambda^{n-1-i} \mathbf{x}(i) \mathbf{x}^T(i) + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \\ &= \lambda \mathbf{R}_{L,xx}(n-1) + \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n) \end{aligned} \quad (1.38)$$

On a aussi

$$\mathbf{p}_{L,xd}(n) = \lambda \mathbf{p}_{L,xd}(n-1) + d(n) \mathbf{x}(n) \quad (1.39)$$

En utilisant l'équation (1.39) et (1.38) dans (1.35) :

$$\lambda \mathbf{R}_{L,xx}(n-1) \mathbf{w}(n-1) = \lambda \mathbf{p}_{L,xd}(n-1) \quad (1.40)$$

La mise à jour des coefficients de filtre récursive est donnée par :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + e(n)\mathbf{k}(n) \quad (1.41)$$

Avec

$$\mathbf{k}(n) = \mathbf{R}_{L,xx}^{-1}(n)\mathbf{x}(n) \quad (1.42)$$

$\mathbf{k}(n)$ Est le gain de Kalman

- **Le lemme d'inversion d'une matrice :**

Soient A et B deux matrices définies positives de taille $L \times L$ vérifiant l'équation :

$$(A + BC^T)^{-1} = A^{-1} - \frac{A^{-1}BC^TA^{-1}}{1 + C^TA^{-1}B} \quad (1.43)$$

B et C est une matrice de taille $L \times N$.

On utilise le lemme d'inversion pour calculer l'inverse de $\mathbf{R}_{L,xx}(n)$, en posant:

- $A = \lambda\mathbf{R}_{L,xx}(n-1)$
- $B = C = \mathbf{x}(n)$

On obtient donc l'équation récursive suivante pour l'inverse de la matrice de corrélation :

$$\mathbf{R}_{L,xx}^{-1}(n) = \lambda\mathbf{R}_{L,xx}^{-1}(n-1) - \frac{\mathbf{R}_{L,xx}^{-1}(n-1)\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}_{L,xx}^{-1}(n-1)}{\lambda + \mathbf{x}(n)\mathbf{R}_{L,xx}^{-1}(n-1)\mathbf{x}^T(n)} \quad (1.44)$$

Grâce au lemme d'inversion, la complexité de calcul de l'algorithme RLS est proportionnelle à L^2 au lieu de L^3 .

La description de l'algorithme est ci-dessous dans la table 1.3

Algorithme RLS	
Les paramètres :	$\delta = 0.91$; Initialisation $\mathbf{R}_{L,xn}^{-1} = \delta^{-1}I$; L : Longueur du filtre adaptatif λ : Facteur d'oubli Vecteur d'entrée $\mathbf{x} = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L+1)]^T$ Vecteur de poids : $\mathbf{w}(n) = [w_0(n) \quad w_1(n) \quad \dots \quad w_{L-1}(n)]^T$
Pour chaque instant $n = 1, 2, \dots$, calculer :	
Signal désire :	d_n
Erreur de filtrage :	$e_{L,n} = d_n - \mathbf{x}_{L,n}^T \mathbf{w}_{L,n-1}$
Adaptation de filtre	$\mathbf{w}_{L,n} = \mathbf{w}_{L,n-1} + e_{L,n} \mathbf{k}_{L,n}$ <p>Avec $k_{L,n} = \frac{\mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \mathbf{x}_{L,n}}{\lambda + \mathbf{x}_{L,n}^T \mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} \mathbf{x}_{L,n}}$</p> <p>Où $k_{L,n}$ est le gain de Kalman.</p> <p>Et</p> $\mathbf{R}_{L,n}^{-1} = \lambda^{-1} [\mathbf{R}_{L,n-1}^{-1} - k_{L,n} \mathbf{x}_{L,n}^T \mathbf{R}_{L,n-1}^{-1}]$

Tableau 1.3 : l'algorithme RLS

1.8 Les critères de Performances

Pour analyser les performances des algorithmes, nous nous intéressons dans le cadre de cette étude, à trois critères principaux à savoir, la convergence du filtre désajustement (Mismatch), la réduction d'écho par la mesure d'amélioration de la perte de retour d'écho (Echo Return Loss Enhancement ERLE) et enfin l'erreur quadratique moyenne EQM (Mean Square Error MSE).

1.8.1 Critère de désajustement (Mismatch)

La convergence des filtres adaptatifs sera calculée en dB à partir de la distance euclidienne entre les réponses impulsionnelles, mesurées \mathbf{h} et estimées \mathbf{w} du chemin d'écho, elle est définie comme suit :

$$Mismatch(dB) = 10 \log_{10} \left[\frac{\|\mathbf{w} - \mathbf{h}\|^2}{\|\mathbf{h}\|^2} \right] \quad (1.45)$$

L'étude de l'évolution de la convergence en cours du temps permet de nous renseigner sur la vitesse de convergence de l'algorithme d'adaptation.

1.8.2 Critère d'amélioration de la perte de retour d'écho (ERLE) :

L'ERLE est l'un des paramètres les plus importants est couramment utilisé pour évaluer les performances de l'algorithme d'annulation d'écho. Ce critère mesure l'atténuation de l'écho supprimée du signal de microphone, il est également mesuré en dB et défini comme le rapport entre la puissance du signal de microphone $d(n)$ et celle du signal de l'erreur résiduelle $e(n)$.

$$ERLE_{dB} = 10 \log_{10} \frac{p_d(n)}{p_e(n)} = 10 \log_{10} \frac{E[d^2(n)]}{E[e^2(n)]} \quad (1.46)$$

1.8.3 Critère de l'erreur quadratique moyenne (MSE) :

L'erreur quadratique moyenne représente la puissance du signal d'erreur :

$$MSE_{dB} = 10 \log_{10} \{E[|e(n)|^2]\} \quad (1.47)$$

Où $E[.]$ désigne l'espérance mathématique

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons étudié la possibilité d'évoluer des algorithmes d'adaptations pour les applications de système d'annulation d'écho acoustique et sa nécessité dans les communications mains libre à l'aide des filtres adaptatifs tout en maintenant un équilibre entre sa complexité de calcul réduite et ses performances adaptatives. Pour cela nous avons développé les équations des algorithmes utilisés LMS, NLMS et RLS a pour objectif réduire d'erreur quadratique moyenne.

Dans le prochain chapitre nous allons voir des techniques pour la détection de double parole lorsque l'annuleur d'écho acoustique est gelé sa mise à jour des coefficients de filtre.

2.1 Introduction :

L'histoire de l'annulation d'écho acoustique (AEC) remonte aux années 1960, un certain nombre de méthodes intéressantes ont été proposées pour traiter divers aspects de ce problème [14]. Dans le cadre de l'annulation de l'écho acoustique, le problème le plus difficile est de gérer la situation de la présence de double parole (DT) [6]. Le filtre adaptatif est conçu pour annuler seulement l'écho lointain, et toute présence de signal proche affecte fortement sa convergence. Le DT entraîne une divergence du filtre adaptatif et fait que l'auditeur lointain entend son propre écho, ce qui est gênant et indésirable [14]. Le filtre adaptatif a un taux de convergence rapide, le détecteur de double parole (DTD) doit répondre à un stade précoce et arrêter la mise à jour du filtre adaptatif afin d'éviter la divergence des coefficients du filtre. En effet, un DTD complexe et inapproprié peut sérieusement affecter le taux de convergence du filtre adaptatif et les performances globales du système d'annulation d'Echo Acoustique (AEC) [15]. Dans ce chapitre, nous allons présenter le problème de la double parole ainsi que les méthodes de détection de ce problème.

2.2 Problème de double parole :

L'un des principaux défis dans l'annulation d'écho acoustique c'est le phénomène de double parole. Cette dernière provoque des dégradations aux performances de filtre adaptatif [15], elle peut affecter l'adaptation du filtre adaptatif. Donc un AEC ne parvient pas à mettre-à-jour ses coefficients $w(n)$, et peut rendre l'algorithme d'adaptation instable. Un système d'annulation d'écho acoustique sain et robuste doit inclure un détecteur de double parole (fig 2.1) qui stoppe l'adaptation. Il fait geler la mise-à-jour pendant la DT le temps qu'elle puisse passer puisque en présence de double parole le signal

de locuteur proche $s(n)$ est interprété par l'AEC comme bruit $b(n)$. Un détecteur de la double parole doit reprendre à un stade précoce afin d'éviter la divergence des coefficients du filtre.

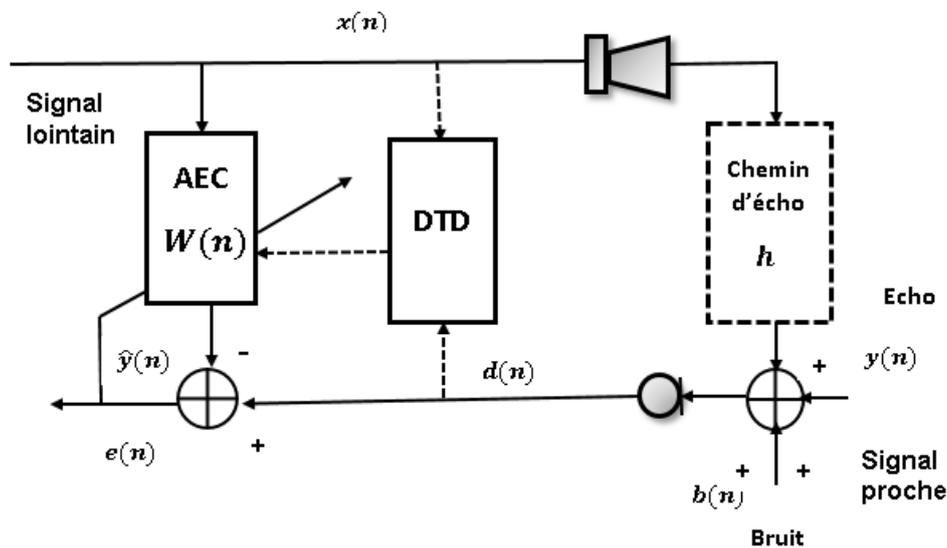


Figure 2.1 : Annuleur d'écho acoustique avec détecteur de double parole [29]

2.3 Méthodes de détection de la double parole DTD

La double parole se produit lorsque deux locuteurs proche $s(n)$ et lointain $x(n)$ parlent simultanément [14]. Pour éviter cet inconvénient, les spécialistes du domaine de la parole ont présenté plusieurs propositions. Ces solutions sont basées sur des reformulations mathématiques, utilisent plusieurs techniques et principes. Tels que l'algorithme de Geigel utilise une comparaison d'amplitude entre les signaux de parole lointain et proche, une méthode DTD basée l'orthogonalité, la décomposition en valeurs singulier (DTD-SVD), des méthodes basées sur les enveloppes du signal, inter-corrélation (NCC, MECC et CNCC) ainsi que d'autre méthodes que nous allons les analyser dans le but de les améliorer et tester la robustesse de ces techniques aux signaux et systèmes non stationnaires, ainsi qu'aux bruits additifs. Pratiquement les détecteurs de double parole prennent les mêmes étapes pour détecter la parole proche. La double parole est déclarée si la décision statistique est inférieure ou supérieure à un certain seuil T . La variable optimale de décision pour une DTD se comporte comme-suite [15].

- Si $s(n) = 0$ (double- parole n'est pas présente) $\rightarrow \xi \geq T$
- Si $s(n) \neq 0$ (double –parole est présente) $\rightarrow \xi \leq T$

Il faut noter que certains DTD utilisent l'inverse dans la décision de DT.

Le contrôle du filtre adaptatif par DTD est défini comme suite

$$\text{Contrôle} = \begin{cases} \xi(n) \geq T \text{ adaptation} & \mu \neq 0 \\ \xi(n) < T, \text{non} - \text{adaptation} & \mu = 0 \end{cases}$$

2.3.1 Algorithme de Geigel :

Un algorithme simple a été généré par Geigel en 1978 [6]. Il consiste à comparer le maximum d'amplitude des M l'observations du signal $x(n)$ avec le signal du microphone $d(n)$.

La variable de décision statistique pour cet algorithme est :

$$\xi_G(n) = \frac{\max\{|x(n)|, |x(n-1)|, |x(n-2)|, \dots, |x(n-M+1)|\}}{|d(n)|} \quad (2.1)$$

La détection de la double parole est activée lorsque $\xi_G(n) < T_G$

Où :

- ✓ T_G Est un seuil positif
- ✓ M Est la longueur qui détermine le nombre d'échantillons passés du signal lointain utilisé par le détecteur de la double parole.

Le choix des T_G doit être fait avec soin car il affecte fortement les performances du détecteur. Le détecteur de Geigel a l'avantage d'être simple à calculer et peut fonctionner dans un très peu mémoire. Pour l'AEC, il est difficile de définir un seuil qui fonctionne dans toutes les situations car la perte par le chemin de l'écho acoustique dépend de différents facteurs.

2.3.2 L'algorithme de Geigel Enhanced

C'est un algorithme suggéré en 2018 par [17]. Il présente une version améliorée de Geigel où une forme modifiée de variable de décision statistique, c'est-à-dire ils ont fait à la valeur de décision une moyenne des derniers échantillons du signal microphone $d(n)$ au niveau du dénominateur et la compare avec le signal lointain $x(n)$ afin d'évaluer les performances et le comportement de la méthode.

. Nous citons la variable de décision comme suite :

$$\xi_p(n) = \frac{\max\{|x(n)|, |x(n-1)|, |x(n-2)|, \dots, |x(n-M+1)|\}}{\text{mean}\{|d(n)|, |d(n-1)|, |d(n-2)|, \dots, |d(n-M+1)|\}} \quad (2.2)$$

La double parole est détectée et l'adaptation est gelée si $\xi_p < T_p$ sinon l'adaptation continue .

On a :

T_p : Représente un seuil positif,

ξ_p : est la variable de décision statistique proposée

M : C'est la longueur du bloc des signaux lointains

2.3.3 DTD basée sur l'orthogonalité

Un théorème d'orthogonalité a été proposé en 1991 par [18], signifier que l'erreur $e(n)$ est orthogonale à l'entrée $x(n)$ de filtre adaptatif. Les signaux $e(n)$ et $x(n)$ sont de moyennes nulles, alors $e(n)$ et $x(n)$ ne sont pas corrélés .Dans le cas de la double parole le signal du microphone $d(n)$ apparaîtra sur l'entrée du filtre adaptatif, et le signal d'erreur deviennent assez importants. Tant que $d(n)$ n'est pas corrélé avec $x(n)$ qui est généralement le cas en pratique. Le théorème d'orthogonalité est toujours valable :

$$E[e(n)x(n)] = 0 \quad (2.3)$$

Lorsqu'il y a des variations dans le trajet de l'écho, le théorème d'orthogonalité ne peut plus être valable. Dans cette méthode, ils ont utilisé une fonction d'inter-corrélation estimée pour distinguer la double parole des variations du trajet de l'écho. La fonction d'inter-corrélation estimée $\xi_{oth}(n)$ est définie comme suit :

$$\xi_{Oth}(n) = [\sum_{i=0}^{N-1} C_i(n)] / N \quad (2.4)$$

Où $C_i(n)$ est le coefficient d'inter-corrélation entre $x(n-i)$ et (n) , N est le nombre de coefficients du filtre adaptatif. Les coefficients d'inter-corrélation $i = 0, 1, 2, \dots, N-1$ sont mis à jour à l'aide d'un algorithme récursif de pondération exponentielle :

$$P_e(n) = \lambda P_e(n-1) + (1-\lambda)e^2(n) \quad (2.5)$$

$$P_i(n) = \lambda P_i(n-1) + (1-\lambda)x^2(n-i) \quad (2.6)$$

$$P_{e,i}(n) = \lambda P_{e,i}(n-1) + (1-\lambda)e(n)x(n-i) \quad (2.7)$$

$$C_i(n) = \frac{P_{e,i}(n)}{P_i(n)P_e(n)} \quad (2.8)$$

où λ est le facteur de pondération exponentiel. Le facteur de pondération exponentiel détermine la précision d'estimation de l'algorithme récursif, on choisit généralement

$$0.9 < \lambda < 1.$$

Le détecteur de double parole fonctionne comme suit :

- $\xi_{Oth}(n) > T_{Oth}$: l'adaptation est gelée, la détection est activée.
- $\xi_{Oth}(n) < T_{Oth}$: l'adaptation continuera, pas de détection.

2.3.4 DTD basée sur l'inter-corrélation Normalisée (NCC)

C'est une méthode qui a été proposée par [20], elle est basée sur une méthode d'inter-corrélation entre le vecteur $x(n)$ et le signal du microphone $d(n)$. Les auteurs ont affirmé que le signal proche $s(n)$ et le signal lointain $x(n)$ sont indépendants et en supposant que tous les signaux sont de moyennes nulles [2]. La NCC détecte la double parole et possède une variable de décision convenablement normalisée.

On a :

$$d(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) + s(n) \quad (2.9)$$

Supposant que $s(n) = 0$ dans ce cas-là :

$$d(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n) \quad (2.10)$$

Et

$$\sigma_d^2 = \mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} \quad (2.11)$$

\mathbf{R}_{xx} : Est le vecteur d'autocorrélation du signal lointain.

σ_d^2 : est la variance de signal de microphone.

Avec
$$\mathbf{R}_{xx} = E\{\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\} \quad (2.12)$$

On a
$$\mathbf{r}_{xd} = \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} \quad (2.13)$$

Et on peut réécrire (2.11) comme :

$$\sigma_d^2 = \mathbf{r}_{xd}^T \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{xd} \quad (2.14)$$

Ou r_{xd} l'inter corrélation entre le signal lointain et le signal du microphone sera utilisée pour calculer la statistique de décision.

Pour $s(n) \neq 0$:

$$\sigma_d^2 = \mathbf{r}_{xd}^T \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{xd} + \sigma_s^2 \quad (2.15)$$

σ_s^2 : Est la variance de signal proche

Si on devise (2.15) par σ_d^2 et on prend la racine carrée, on obtient la variable de décision

$$\xi_{NCC}(n) = \sqrt{\mathbf{r}_{xd}^T (\sigma_d^2 \mathbf{R}_{xx})^{-1} \mathbf{r}_{xd}} \quad (2.16)$$

En substituant(2.13) et(2.15)dans , (2.16) nous montrons que la variable de décision est :

$$\xi_{NCC}(n) = \frac{\sqrt{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h}}}{\sqrt{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} + \sigma_s^2}} \quad (2.17)$$

On peut déduire de l'équation (2.17) que

Pour $\sigma_s^2 = 0 \rightarrow \xi_{NCC}(n) = 1 \quad (2.18)$

Et pour $\sigma_s^2 > 0 \rightarrow \xi_{NCC}(n) < 1$ (2.19)

La double parole est déclarée si $\xi_{NCC} < T_{NCC}$, où T_{NCC} est une valeur de seuil de cette méthode.

2.3.5 DTD basée sur l'inter-corrélation Normalisée à faible coût (CNCC)

C'est une méthode qui a été proposée en 2005 par [20]. Elle est basée sur l'approximation r_{xd} par le filtre estimé $w(n)$. Dans sa forme standard l'algorithme CNCC est irréalisable sur le plan informatique, mais il est possible de créer une version de l'algorithme à faible coût en supposant que le filtre adaptatif a convergé vers le véritable filtre acoustique de la salle.

La variable de décision pour l'algorithme CNCC est calculée comme suit :

$$\xi_{CNCC}(n) = \sqrt{\frac{1}{\hat{\sigma}_d^2(n)} \hat{r}_{xd}^T(n) w(n)} \quad (2.20)$$

Avec $\hat{r}_{xd}^T(n)$ est une estimation du vecteur d'inter-corrélation entre $x(n)$ et $d(n)$

Et $\hat{\sigma}_d^2(n)$ est une estimation de la variance de $d(n)$

$\hat{r}_{xd}^T(n)$ et $\hat{\sigma}_d^2(n)$ peuvent être calculés en utilisant un facteur d'oubli β :

$$\hat{r}_{xd}^T(n) = \beta \hat{r}_{xd}^T(n-1) + (1-\beta)x(n)d(n) \quad (2.21)$$

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \beta \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\beta)d^2(n) \quad (2.22)$$

On considère qu'il y a une double parole lorsque $\xi_{CNCC}(n)$ est inférieur à un certain seuil prédéterminé T_{CNCC} , c'est-à-dire :

$$\text{Décision statistique} = \begin{cases} \xi_{CNCC}(n) > T_{CNCC} & \text{Double parole absente} \\ \xi_{CNCC}(n) < T_{CNCC} & \text{Double parole présente} \end{cases} \quad (2.23)$$

2.3.6 DTD basée sur l'inter-corrélation de microphone et d'erreur (MECC)

C'est un algorithme qui a été proposé en 2007 par [21]. Cet dernier est appelé MECC (Microphone error cross corrélation). Ils ont présenté une méthode statistique de détection normalisée basée sur le coefficient d'inter-corrélation entre le signal du microphone $d(n)$ et l'erreur de filtrage $e(n)$. Autrement dit, ils ont développé la méthode de Benesty. Les

principaux avantages de cette méthode sont la simplicité et que seule l'inter corrélation doit être utilisé au lieu de calculer le vecteur d'inter corrélation requis par les autres algorithmes, nous avons besoin de 2 multiplications ,2 additions ,1 Soustraction et une division.

Nous définissons la variable de décision comme étant :

$$\xi_{MECC} = 1 - \frac{r_{ed}}{\sigma_d^2} \quad (2.20)$$

et la variance du signal du microphone σ_d^2 représente comme se suit :

$$\begin{aligned} \sigma_d^2 &= E[d(n)d^T(n)] \\ &= E[(d(n) + s(n))(d(n) + s(n))^T] \\ &= E[d(n)d^T(n)] + E[s(n)s^T(n)] \\ &= E[\mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n)(\mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n))^T] + \sigma_s^2 \\ &= \mathbf{h}^T(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{h}(n) + \sigma_s^2 \end{aligned} \quad (2.21)$$

Avec σ_s^2 : est la puissance de la parole proche.

L'inter corrélation entre $e(n)$ et $d(n)$ se calculée comme se suit :

$$\begin{aligned} r_{ed} &= E[(d(n) + d(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n))(d(n) + s(n))^T] \\ &= E[(\mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) + s(n))(\mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n) + s(n))^T] \\ &= E[(\mathbf{h}^T(n)\mathbf{x}(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n))\mathbf{x}^T(n)\mathbf{h}(n) + s(n)s^T(n)] \\ &= (\mathbf{h}^T(n) - \mathbf{w}^T(n))\mathbf{R}_{xx}\mathbf{h} + \sigma_s^2 \end{aligned} \quad (2.22)$$

Où \mathbf{R}_{xx} est définie comme :

$$\mathbf{R}_{xx} = E[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)]. \quad (2.23)$$

On remplace (2.21) et (2.22) en (2.20) on obtient :

$$\begin{aligned} \xi_{MECC} &= \frac{1 - ((\mathbf{h}^T(n) - \mathbf{w}^T(n))\mathbf{R}_{xx}\mathbf{h}(n) + \sigma_s^2)}{(\mathbf{h}^T(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{h}(n) + \sigma_s^2)} \\ &= \frac{\mathbf{w}^T(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{h}(n)}{\mathbf{h}^T(n)\mathbf{R}_{xx}\mathbf{h}(n) + \sigma_s^2} \end{aligned} \quad (2.24)$$

Nous remarquons que si $\sigma_s^2 = 0$, $\xi_{MECC} \approx 1$ (sans DT) et si $\sigma_s^2 \neq 0$, $\xi_{MECC} < 1$ (avec DT).

Les valeurs de r_{ed} et σ_d^2 dans (2.20) sont théoriques et non utilisable en pratique. Donc la statistique de décision finale est donnée par :

$$\xi_{MECC} = 1 - \frac{\hat{r}_{ed}}{\hat{\sigma}_d^2} \quad (2.25)$$

$$\hat{r}_{ed}(n) = \lambda \hat{r}_{ed}(n-1) + (1-\lambda)e(n)d^T(n) \quad (2.26)$$

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\lambda)d(n)d^T(n) \quad (2.27)$$

Où $e(n)$ est l'échantillon d'erreur d'annulation au temps n , $d(n)$ est l'échantillon du signal de microphone au temps n , et λ est le facteur de pondération exponentiel.

Si $\xi_{MECC} < \mathbf{T}_{MECC}$ l'adaptation est gelé (la DTD est activée)

Sinon ; on continuera l'adaptation

Où \mathbf{T}_{MECC} est le seuil de décision.

2.3.7 DTD basée sur la détection d'enveloppe du signal

C'est un algorithme qui a été proposé en 2008 par [22], il est basé sur une comparaison de l'énergie du signal du microphone $d(n)$ avec l'énergie de signal lointain $x(n)$ et cela se fait selon le calcul des enveloppes. Cette méthode est moins complexe que le calcul direct de l'énergie.

Nous citons la fonction de détection comme :

$$\xi_{env}(n) = \frac{v_d(n)}{v_x(n)+\gamma} \quad (2.28)$$

On a $v_x(n)$ et $v_d(n)$ les enveloppes calculées à partir des valeurs absolues des échantillons de $x(n)$ et $d(n)$ en utilisant les formules suivantes :

$$v_x(n) = \alpha v_x(n-1) + (1-\alpha) |v_x(n)| \quad (2.29)$$

$$v_d(n) = \alpha v_d(n-1) + (1-\alpha) |v_d(n)| \quad (2.30)$$

Afin d'éviter les fausses décisions du choix du seuil les auteurs ont proposé une méthode de réglage dynamique du seuil tel que :

$$T(n) = \frac{v_y(n)}{v_x(n)+\gamma} + \beta \quad (2.31)$$

Ils ont aussi limité les parties positives et négatives du seuil selon les formules ci-dessous :

Donc, la double parole est détectée et l'adaptation est gelée si :

$$\xi(n) > T_{env} \text{ et lorsque } T_{env} = \begin{cases} T(n) & T_{min} < T(n) < T_{max} \\ T_{min} & T(n) < T_{min} \\ T_{max} & T(n) > T_{max} \end{cases} \quad (2.32)$$

Sinon l'adaptation continuera.

- T_{env} : est un seuil constant.
- α : est un "facteur d'oubli" qui définit la vitesse à laquelle le détecteur d'enveloppe réagit à des changements rapides de l'amplitude du signal.
- γ : est utilisé afin de limiter les valeurs de la fonction de détections pendant les partis du signal contenant uniquement le bruit.

Avec : $\beta > 0$ est un paramètre utilisée pour laisser une certaine marge pour l'erreur de détection.

Ils ont pris : $\alpha = 0.99$, $\gamma = 0.05$.

2.3.8 DTD basée sur la détection rapide d'enveloppe du signal (Fast signal envelope) :

Cette méthode est améliorée en 2017 par [23], ils ont proposé une méthode efficace de détection de l'enveloppe, Au lieu de faire la moyenne simplement ou de filtrer les valeurs absolues des échantillons, deux constantes de temps différentes pour la montée et la

descente de l'enveloppe peuvent être utilisées ($\varphi(n)$ et ε). Par exemple, l'enveloppe de $x(n)$ est calculée comme suit :

$$v_x(n) = \begin{cases} \alpha v_x(n-1) + (1-\alpha) |x(n)| & |x(n)| \leq v_x(n-1) \\ (1-\alpha)v_x(n-1) + \alpha |x(n)| & |x(n)| \geq v_x(n-1) \end{cases} \quad (2.33)$$

Ils ont formulé une expression pour la variable de décision comme suit :

$$\xi_{FENV}(n) = \frac{v_d(n)}{v_d(n) + \varphi(n)v_x(n) + \varepsilon} \quad (2.34)$$

$\varphi(n)$ Est un terme de divergence du filtre.

Il faut assurer que $\varphi(n)$ diminue à mesure que le filtre converge et se rapproche de zéro pendant les périodes convergentes.

Donc la double parole est détectée et l'adaptation est gelée

$$\text{si : } \xi_{FENV}(n) < T_{FENV}$$

Sinon ; l'adaptation et continuera.

Ils ont pris : α entre 0.99 et 0.85, et $\varepsilon = 1.8 \times 10^{-3}$

2.3.9 DTD basée sur la décomposition en valeurs singulières (SVD) :

C'est une méthode proposée par [24] en 2013 ,basée sur la théorie de SVD qui fait la décomposition orthogonale d'une matrice en plusieurs matrices. La DTD proposé à base de la décomposition est calculé pour un vecteur d'observation de la longueur M de signal lointain $x(n)$ par l'équation suivante :

$$\mathbf{X}_M(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-M+1)]^T \quad (2.35)$$

Avec $M < L$ (taille du filtre).

Une matrice de redimensionnement est utilisée pour convertir le vecteur $\mathbf{X}_M(n)$ en une matrice $\mathbf{X}_R(n)$ de dimension $P \times P$

$$\mathbf{X}_R = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(n) & \mathbf{x}(n-1) & \cdots & \mathbf{x}(n-P+1) \\ \mathbf{x}(n-P) & \mathbf{x}(n-P-1) & \cdots & \mathbf{x}(n-2P+1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{x}(n-(P-1)P) & \cdots & \cdots & \mathbf{x}(n-M+1) \end{bmatrix} \quad (2.36)$$

P est un entier positif ou : $P \times P = M$

La décomposition SVD est appliquée sur $\mathbf{X}_R(n)$, on obtient le produit de trois matrices

$U_X \Sigma_X V_X^T$, on peut écrire la matrice diagonal sous la forme :

$$\Sigma_X = \begin{bmatrix} S_{X1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & S_{X2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & S_{XP} \end{bmatrix} \quad (2.37)$$

Où $S_{X1} > S_{X1} > S_{X1} \dots > S_{X1} > 0$ sont les valeurs singulières de la matrice $\mathbf{X}_R(n)$.

On a $\xi_{SVD}(n)$ c'est la variable de décision statistique qui est définie par l'équation suivante :

$$\xi_{SVD}(n) = \frac{\varphi}{|\hat{r}_{de}|} \quad (2.38)$$

La double parole est déclaré si $\xi_{SVDX}(n) < T_{SVDX}$

Avec :

T_{SVDX} : Est un seuil positif

φ : Est le maximum de valeur singulier

$$\varphi = \max\{\text{diag}\Sigma_X\} = S_{X1} \quad (2.39)$$

\hat{r}_{de} : c'est une valeur estimé défini par l'équation récursive suivante :

$$\hat{r}_{de} = \lambda \hat{r}_{de}(n-1) + (1-\lambda)e(n)d^T(n) \quad (2.40)$$

λ :est le facteur de pondération exponentiel ($0.9 < \lambda < 1$)

2.3.10 DTD basée sur le taux de passage par zéro (ZCR) :

C'est une méthode proposée en 2015 par le chercheur Muhammad Z. Ikram. Elle est basée sur le calcul du taux de passage par zéro, ce dernier se produit lorsque deux échantillons consécutifs ont des signes opposés [14]. Il est calculé en divisant le nombre de passages par zéro par M (nombre d'échantillons) au temps n .

ξ_{ZCR} : C'est le taux de passage par zéro il est calculé par l'équation suivante :

$$\xi_{ZCR}(n) = \frac{1}{2M} \sum_{m=n-M+1}^n |sgn(d(m)) - sgn(d(m-1))| w(n-m) \quad (2.41)$$

Ou l'opérateur du signe est définis par :

$$sgn(d(n)) = \left\{ \begin{array}{ll} 1 & d(n) \geq 0 \\ -1 & d(n) \leq 0 \end{array} \right\} \quad (2.42)$$

Afin d'éviter la divergence du filtre pendant le double parole on place un seuil T_{ZCR} ($0 \leq T_{ZCR} < 1$) lorsque le ξ_{ZCR} tombe au-dessous du seuil T_{ZCR} la double parole est déclarée cela peut être résumé comme suit:

Si $\xi_{ZCR}(n) > T_{ZCR} \rightarrow \bar{w} = w(n)$: Absence de double parole

sinon $\xi_{ZCR}(n) \leq T_{ZCR} \rightarrow e(n) = x(n) - \bar{w} * s(n)$: Présence de double parole

$w(n)$ Est la réponse impulsionnelle de filtre

$s(n)$: Est le signal proche

M : C'est le nombre d'échantillons.

\bar{w} : Est utilisée pour stocker le dernier bon ensemble de coefficients de filtre adaptatif.

L'auteur a pris $T_{ZCR}=0.45$

2.3.11 DTD basée sur l'énergie du signal :

Une méthode simple a été proposé en 2016 par [25], ils ont proposé cette méthode de détection de la double parole qui basée sur l'énergie du signal lointain et des signaux du

microphone. Nous utilisons une trame des observations récentes des signaux normalisés de l'extrémité distante et du microphone comme :

$$\mathbf{x}_L = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ \dots \ x(n-L+1)]^T \quad (2.43)$$

$$\mathbf{d}_L = [d(n) \ d(n-1) \ \dots \ \dots \ d(n-L+1)]^T \quad (2.44)$$

Pour chaque trame nous calculons l'énergie logarithmique $E(n)$:

$$E(n) = 10 \log_{10}(\varepsilon + \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L f^2(i)) \quad (2.45)$$

Où f est une trame de signal lointain et de signal du microphone

Et ε est une petite constante positive qui a une valeur de $\varepsilon = 10^{-5}$.

Pour détecter les périodes de double parole, une décision variable $\xi_E(n)$ est calculée pour chaque itération, qui est définie comme suit :

$$\xi_E(n) = 1 - |E_d - E_x| \quad (2.46)$$

où E_d et E_x sont respectivement l'énergie du microphone et du signal lointain

la détection de la double parole est déclarée si $\xi_E(n) < T_E$, où T_E est un seuil constant.

Les paramètres utilisés par les auteurs :

$$T_E = 0.85, \mu = 0.7$$

2.3.12 DTD basée sur la méthode de Benziane

Un algorithme simple a été proposé en 2020 par Mourad Benziane [15]. Il a proposé cette méthode de détection de double parole qui basée sur une estimation récursive de la variable de décision qui résulte du rapport entre le signal lointain $x(n)$ et le signal du microphone $d(n)$. Les principales propriétés de cette méthode sont la simplicité, l'efficacité et la faible complexité de calcul.

Nous citons cette variable de décision comme suite :

$$\xi_B(n) = \frac{\hat{x}(n)}{\hat{d}(n)} \quad (2.47)$$

Avec :

$$\hat{x}(n) = \lambda \hat{x}(n-1) + (1-\lambda)|x(n)| \quad (2.48)$$

$$\hat{d}(n) = \lambda \hat{d}(n-1) + (1-\lambda)|d(n)| \quad (2.49)$$

$\hat{x}(n)$ et $\hat{d}(n)$ représentent respectivement les estimations des derniers échantillons des signaux vocaux lointains et du microphone.

$x(n)$ et $d(n)$ sont respectivement les échantillons actuels de l'extrémité distante et les signaux vocaux des microphones. Concernant la décision statistique :

Si $\xi_B < T_B$; blocage de filtre adaptatif, sinon $\xi_B > T_B$; mise à jour des coefficients du filtre adaptatif

T_B : est un seuil positif

Pour éviter le choix empirique du seuil, un seuil adaptatif $T_B(n)$ est proposé selon l'algorithme de pondération récursive exponentielle.

$$T_B(n) = \beta T_B(n-1) + (1-\beta) \xi_{Es} \quad (2.50)$$

Il a pris : $\lambda = 0.99$, $\beta = 0.99$

2.4 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté le problème de la double parole ainsi que les techniques de la DTD. Le signal proche $s(n)$ ne peut pas être complètement non corrélé avec le signal lointain $x(n)$ donc l'adaptation des coefficients doit être interrompue lorsque le signal proche est présent sinon le filtre diverge et la qualité du signal se détériore les détecteurs de double parole apportent les solutions à ce problème et les propriétés de ce dispositif jouent un rôle très important dans les performances globales du système d'AEC. Dans le prochain chapitre nous présentons les résultats de simulations des méthodes DTD implémentés d'un filtre NLMS ensuite avec le filtre RLS.

Chapitre 3 Résultats de simulations et discussions

3.1 Introduction :

Dans les précédents chapitres nous avons étudié la théorie détaillée de l'annulation de l'écho acoustique, y compris les algorithmes du filtre adaptatif, les méthodes de détection de double parole. Le présent chapitre est dédié à l'analyse de ces méthodes de DTD avec des signaux stationnaires et non stationnaire, utilisons les algorithmes d'adaptations du gradient stochastique normalisé (NLMS) et des moindres carrés récursifs (RLS). Ce chapitre consiste à simuler et tester la robustesse de ces techniques lorsque le canal acoustique est variable et contrôler le comportement du pas d'adaptation quand la DT est présente à l'aide de logiciel MATLAB.

3.2 Description logiciel de simulation (MATLAB)

MATLAB est un environnement de développement et de calcul numérique particulièrement efficace pour calculer et simuler les problèmes techniques. Ce logiciel de programmation très puissant permet la manipulation de matrices, le tracé de fonctions et de données, l'implémentation d'algorithmes, la création d'interfaces utilisateur et peut s'interfacer avec d'autres langages de programmation (C, C++, Fortran et Java).

MATLAB est l'un des logiciels importants dans les simulations grâce à l'efficacité d'obtention des résultats d'analyse graphique. En particulier, dans notre travail nous avons besoin d'entendre les sons résultants avec MATLAB, c'est simple à réaliser.

3.3 Description des signaux de simulations

3.3.1 Signal Stationnaire :

On dit qu'un signal aléatoire est stationnaire si ses propriétés statistiques sont invariantes par translation dans le temps. Parmi les signaux stationnaires dans notre étude on va s'intéresser au signal usasi.

- **Signal USASI** : (United State of America Standards Institute), est un bruit stationnaire à un spectre moyen qui ressemble au spectre moyen de la parole [4]. Il est souvent utilisé comme un signal de test dans les applications d'AEC pour évaluer la vitesse de convergence des algorithmes adaptatifs.

3.3.2 Signal non stationnaire :

- **Signal parole** : c'est un signal acoustique d'énergie fini, le signal parole qu'on a choisi constituer de deux phrases de deux sexes différents d'un homme et d'une femme à partir de la base de données SPMX1 :

Homme : « Un loup s'est jeté immédiatement sur sa petite chèvre ».

Femme : « Il se garantira du froid avec son beau capuchon ».

- **Le signal double parole** : Pour le signal double parole qu'on a injecté un signal standard de parole contient une seule phrase d'un homme « Provoque un changement de temps »
- **Le signal Echo** : est aussi rendu non stationnaire lorsque le système inconnu est variable avec le temps.

3.3.3 Rapport signal sur bruit SNR (signal-to-noise ratio) :

Nous avons ajouté le bruit blanc au signal désiré avec un rapport signal sur bruit (SNR) donné pour voir le comportement des algorithmes dans ce cas. Il est exprimé comme ce suit :

$$(S/N)_{dB} = 20 \log_{10} \left(\frac{P_S}{P_E} \right) \quad (3.1)$$

P_S : C'est la puissance de signal de sortie (Microphone)

P_E : c'est la puissance de signal d'entrée (Haut-parleur)

En prend en considération dans notre travail le bruit AWGN (bruit additif blanc gaussien) qui est un bruit statistiquement aléatoire caractérisé par une gamme de fréquence large, ce qui concerne un signal dans un canal de communication.

3.3.4 Canal variable acoustique

C'est le milieu de transmission qui est variable avec le temps. Pour pouvoir discuter l'une des performances les plus importantes d'un algorithme adaptatif, on a introduit pour tester la capacité de poursuite une variation artificielle avec une variation qui est lente, réalisée par la multiplication du signal écho par un gain variable linéaire pendant une période de temps finie entre les échantillons de [55000 : 72000]. L'étude du non stationnarité s'occupe de l'effet de détection de double parole sur un canal variable sans déclaration de DT.

3.4 Description des critères de performances

Dans cette section nous évaluons les deux critères de performances MSE et Misalignement (Mismatch) que nous avons mentionné dans le premier chapitre afin de voir leurs comportements avec le signal parole lorsqu'on applique la double parole pour un système d'AEC. L'objectif de ce dernier est de minimiser le Misalignement et la MSE.

La double parole dégrade les performances d'annulation d'écho acoustique donc l'algorithme adaptatif doit arrêter sa mise à jour des coefficients quand le détecteur de DT est déclaré, en outre une certaine divergence apparaît en raison de la double parole, dans les parties suivantes on va présenter les résultats des simulations.

3.5 Résultats des simulations des algorithmes adaptatifs avec les méthodes DTD

3.5.1 Simulations avec l'algorithme de gradient stochastique NLMS

Nous allons présenter les résultats de simulations des méthodes de DTD avec l'algorithme NLMS pour les deux signaux USASI et parole et on a également choisis des paramètres des techniques de DTD, on a veillé pour choisir un seuil adéquat pour chaque méthode et qui est similaire à la variable de décision statistique. Concernant le pas de blocage de l'adaptation du filtre au moment de double parole on a choisi un faible pas de blocage

(0.01, 0.001, ...) tout dépend de la méthode de DTD qui est au cours du traitement, ça n'affecte pas au détecteur (pas de mise à jour des coefficients).

3.5.1.1 Évaluation de la méthode de DTD à base d'algorithme de Geigel :

On peut abrégier la méthode de Geigel dans la table 3.1

DTD méthode de Geigel	
La décision statistique	$\xi_G(n) = \frac{\max\{ x(n) , x(n-1) , x(n-2) , \dots, x(n-M+1) \}}{ d(n) }$
Prise de décision concernant la méthode DTD	La détection de la double parole est activée lorsque $\xi_G(n) < T_G$ Sinon ; blocage du filtre adaptatif

Tableau 3.2 : DTD-Geigel

Résultats de simulation :

1) Signal USASI :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage) $T_G = 1.9$, $SNR = 50$, $DTDbegin = 10000$.

➤ Test avec la double parole et sans variation du canal

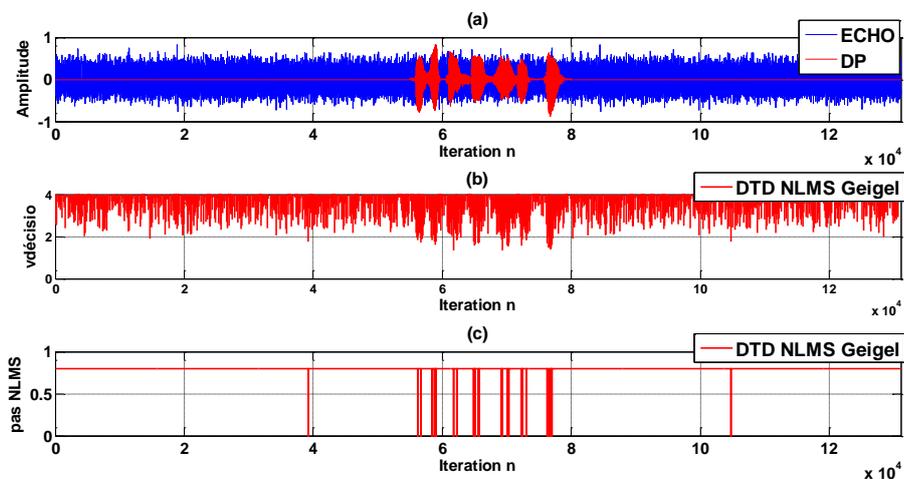


Figure 3.22 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Geigel

➤ **Test sans double parole et avec la variation du canal :**

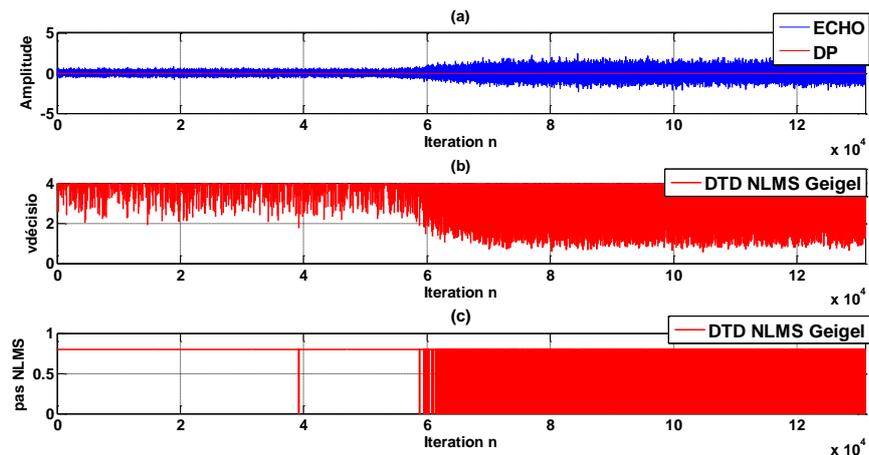


Figure 3.23 représente (a): signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Geigel

Discussion des résultats sur la méthode de Geigel avec signal usasi (stationnaire) :

On note d'après la figure 3.1 que la variable de décision statistique fluctuée de façon importante, ce qui rend le choix de seuil T_G difficile, la phase d'apprentissage n'est pas nécessaire pour commencer la détection. Le DTD déclare la présence de DT avec certaines fausses déclarations ce qui rend l'écho résiduel audible. Concernant la variation du canal acoustique (figure 3.2) on a remarqué un changement de la variable de décision statistique qui conduit à la détection du non stationnarité comme double parole distorsion du filtre à cause de fausses détections.

2) Signal parole:

Les paramètres utilisées : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (d'adaptation), $T_G = 0.98$, $SNR = 50dB$,
 $\mu = 0.0$ (de blocage)

➤ Test avec la double parole et sans variation du canal

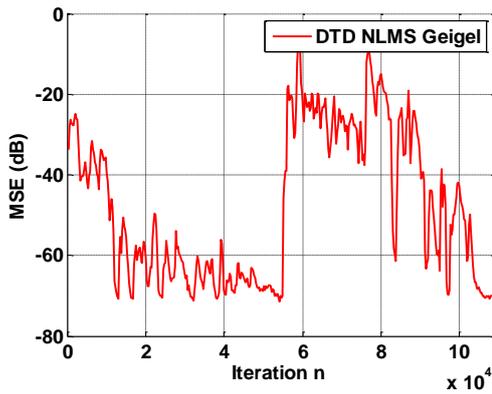


Figure 3.3 : Evolution de MSE(EQM)

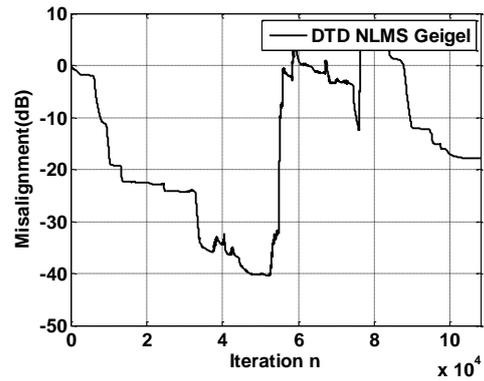


Figure 3.4 : Evolution du Misalignement

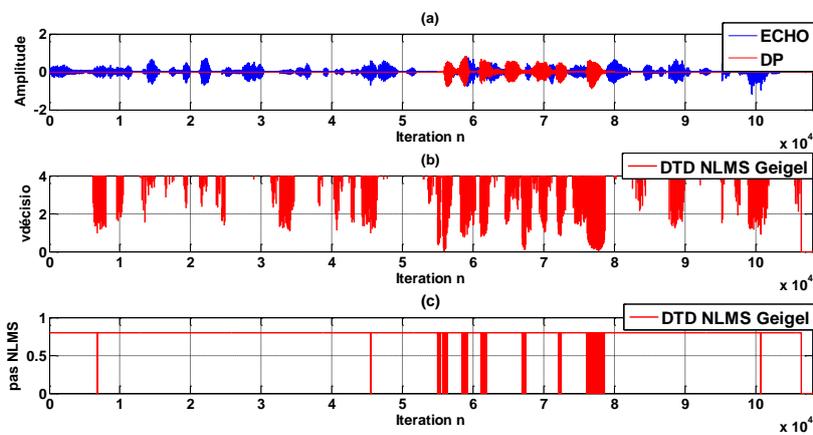


Figure 3.5 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel

➤ Test sans double parole et avec la variation du canal :

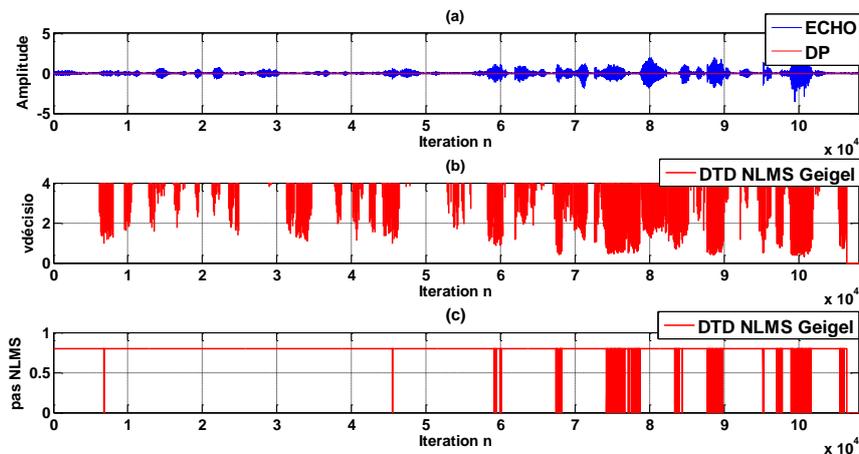


Figure 3.6 : représente (a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel

Discussion des résultats sur la méthode de Geigel avec signal parole (non-stationnaire) :

(La figure 3.5) montre une faible détection de signal proche ce qui produit une pauvre qualité de la double parole, d'après le choix du seuil à partir de la variable de décision statistique qui est vacillante, par ailleurs l'écho résiduel est audible. Sur le canal acoustique on a remarqué un changement du comportement de la variable de décision statistique (pas de détection de la non-stationnarité comme DT) avec la présence des fausses détections.

➤ Effet de variation du SNR

Pour toutes les simulations on a fait varier le SNR pour voir son influence sur les robustesses des DTD. On a varié le SNR de 50dB a 30 dB et finissant par 15 dB :

- Pour l'algorithme de Geigel avec le signal usasi on a remarqué qu'il a quelque fausses détection négligeable (avec 30 et 15 dB) il n'y a absolument pas une détection comme double parole et l'écho résiduel est audible avec les trois variations
- .Avec le signal parole il y'a trop de fausses de détection, l'écho résiduel présent encore plus que dans le signal usasi.

Conclusion sur l'algorithme DTD-Geigel :

Dans cette étude on a conclu d'après les résultats obtenues que la méthode de Geigel avec un signal stationnaire (usasi) ,qu'elle n'est pas vraiment robuste et pour le signal non stationnaire la qualité de DT pauvre et a encore besoin d'amélioration dans un environnement non-stationnaire .

3.5.1.2 Évaluation de la méthode de DTD à base d'algorithme Geigel Enhanced

On peut abrégé la méthode de Geigel Enhanced dans la **table 3.2**

DTD Geigel-Enhanced	
La décision statistique	$\xi_p(n) = \frac{\max\{ \mathbf{x}(n) , \mathbf{x}(n-1) , \mathbf{x}(n-2) , \dots, \mathbf{x}(n-M+1) \}}{\text{mean}\{ d(n) , d(n-1) , d(n-2) , \dots, d(n-M+1) \}}$
Prise de décision concernant la méthode DTD	La détection de la double parole est activée lorsque $\xi_p(n) < T_P$

Tableau 3.2 : DTD Geigel-Enhanced

Résultats de simulation

1) Signal USASI:

Les paramètres utilisés: $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage), $T_p = 6.9$,

$SNR = 50dB$

➤ Test avec la double parole et sans variation du canal :

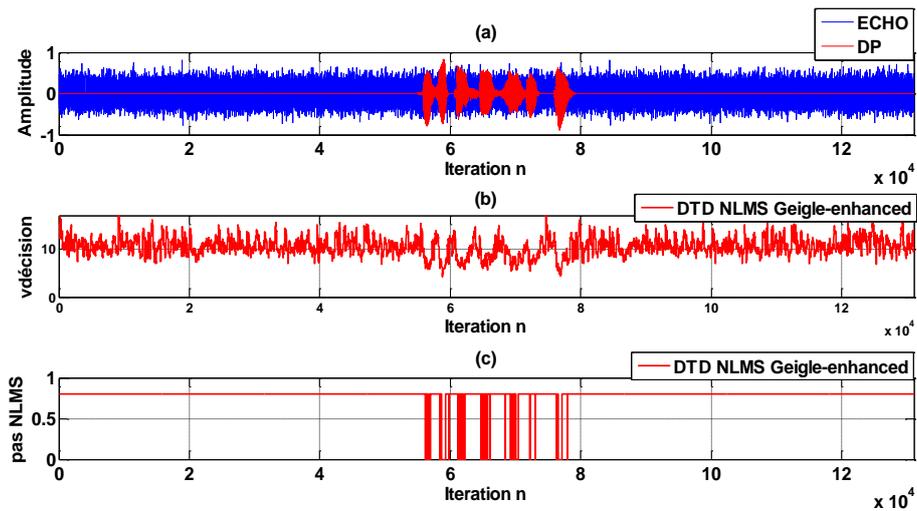


Figure 3.7 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel Enhanced

➤ Test avec variation du canal sans double parole :

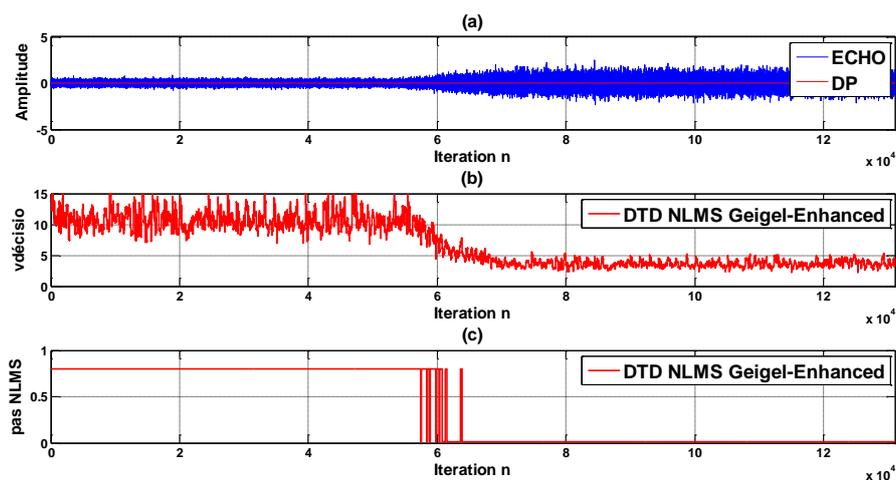


Figure 3.8 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- Geigel Enhanced

Discussion des résultats sur la méthode de Geigel-Enhanced avec signal usasi (stationnaire)

Considérons le cas de la présence de double parole dans la (figure3.7), on a remarqué que la variable de décision statistique ne commence pas par un zéro donc elle ne nécessite pas une phase d'apprentissage, elle est fluctuée ce qui rend le choix du seuil difficile ainsi que l'écho résiduel est-il présent et la qualité de la double parole est dégradé. D'après (la figure 3.8) on a distingué que le canal variable a été traité comme double parole par le DTD, (il est visible sur le pas d'adaptation). Le filtre se bloque juste après la non-stationnarité il n'a pas pu recommencé la mise à jour il s'est bloqué sur les anciens coefficients ce qui résulte la présence de l'écho résiduel.

2) Signal parole :

Les paramètres utilisées : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (*d'adaptation*), $T_p = 5$, $SNR = 50dB$,

$\mu = 0.0$ (*de blocage*)

Discussion des résultats sur la méthode de Geigel-Enhanced avec signal parole (non-stationnaire)

L'analyse de fonctionnement de la DTD, avec le signal parole montre que la détection de double parole n'est pas bonne avec une qualité mauvaise (non traité correctement). Il s'est avéré qu'avec le canal variable) il y a plusieurs fausses détections et déclarations de DT (le détecteur déclare quelques périodes du non stationnarité incorrectement comme double parole et un écho résiduel audible) .

➤ L'effet de variation du SNR :

Geigel-Enhanced n'a pas interprété le bruit élevé comme double parole. L'écho résiduel présent avec $SNR=15$ et $30dB$, en outre plusieurs fausses détections avec les deux signaux (usasi, parole).

Conclusion sur l'algorithme DTD- Geigel-Enhanced :

Nous nous attendions à des résultats mieux que celles-ci, puisque le principe de cette méthode est adapté d'une ancienne proposition(Geigel). On peut dire que la méthode de DTD Geigel Enhanced n'est pas robuste dans les deux cas étudiés.

3.5.1.3 Évaluation de la méthode de DTD à base d'orthogonalité

On peut abrégier la méthode d'orthogonalité dans la table 3.3

DTD par méthode d'orthogonalité	
La décision statistique :	$\xi_{Oth}(n) = \left[\sum_{i=0}^{N-1} C_i(n) \right] / N$
	<p>Avec</p> $C_i(n) = \frac{P_{e,i}(n)}{P_i(n)P_e(n)}$ $P_e^2(n) = \lambda P_e^2(n-1) + (1-\lambda)e^2(n)$ $P_i^2(n) = \lambda P_i^2(n-1) + (1-\lambda)x^2(n-i)$ $P_{e,i}(n) = \lambda P_{e,i}(n-1) + (1-\lambda)e(n)x(n-i)$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	$\xi_{Oth}(n) > T_{Oth}$: l'adaptation est gelée, la détection est activée. $\xi_{Oth}(n) < T_{Oth}$: l'adaptation continuera, pas de détection.

Tableau 3.3: DTD-Orthogonalité

Résultats de simulation :

1) Signal USASI :

Les paramètres utilisés: $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.1$ (blocage),

$T_{Oth} = 0.02$ $SNR = 50dB$, $\lambda = 0.9985$, $DTDbegin = 10000$.

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

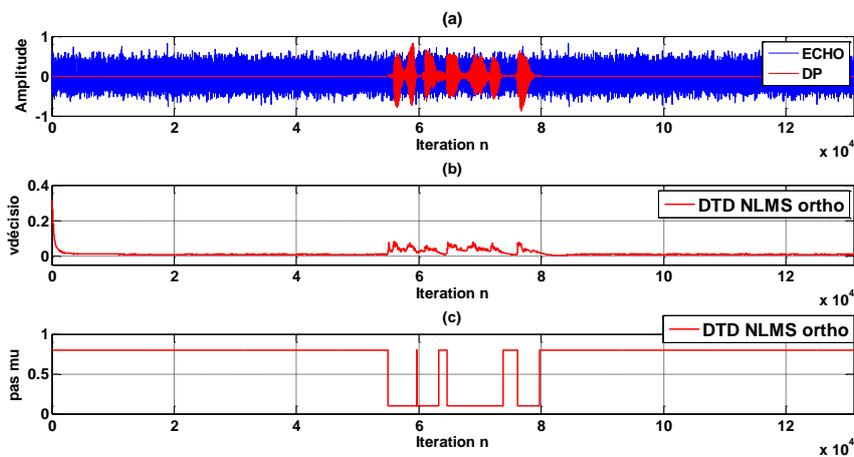


Figure 3.9 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité

➤ **Test sans double parole et avec variation du canal :**

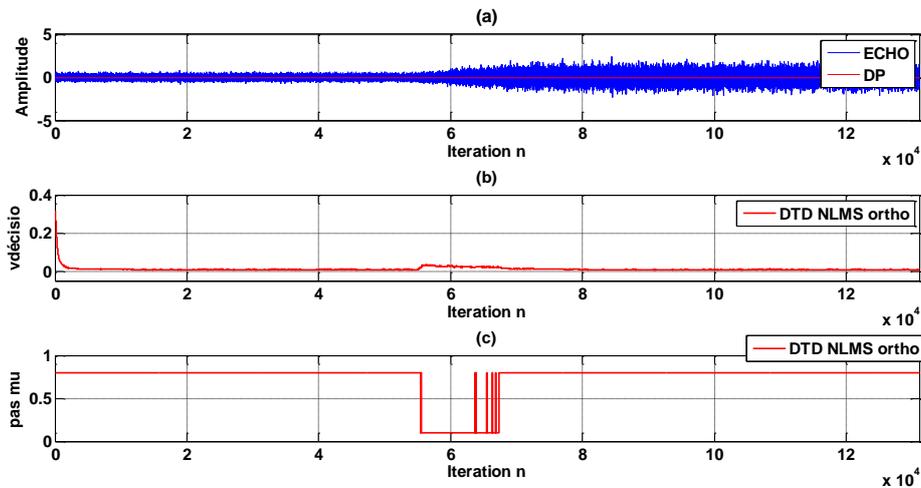


Figure 3.10 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité

Discussion des résultats sur la méthode d'orthogonalité avec signal usasi (stationnaire)

D'après les résultats obtenus dans (la figure 3.9) ci-dessus, on a observé que la variable de décision statistique a besoin d'une séquence d'apprentissage pour commencer l'adaptation et la lecture est possible pour choisir le seuil approprié, quand on a activé la double parole d'après la fixation du seuil, on a obtenu un faible bruit par conséquent la qualité de DT est acceptable accompagné par un l'écho résiduel. Lorsqu'on a appliqué la variation du canal (figure 3.10) on a remarqué un changement de comportement de la variable de décision, l'écho résiduel reste présent avec un bruit audible au début de la non stationnarité et l'algorithme se bloque une petite période [55600 ; 69000].

2) Signal parole :

Les paramètres utilisées : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.1$ (blocage) ,
 $T_{Oth} = 0.03$ $SNR = 50dB$, $\lambda = 0.9996$, $DTDbegin = 10000$.

➤ Test avec double parole et sans variation de canal

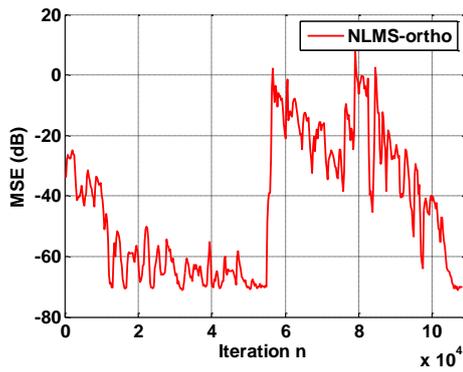


Figure 3.11 : l'évolution de MSE (EQM)

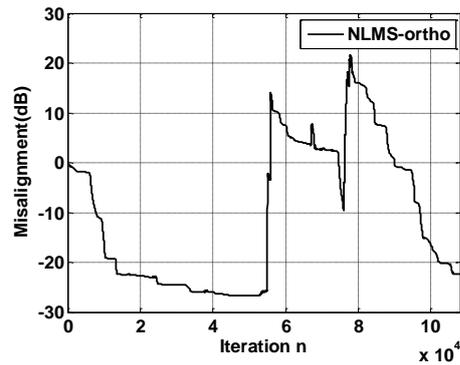


Figure 3.12 : l'évolution de Misalignement

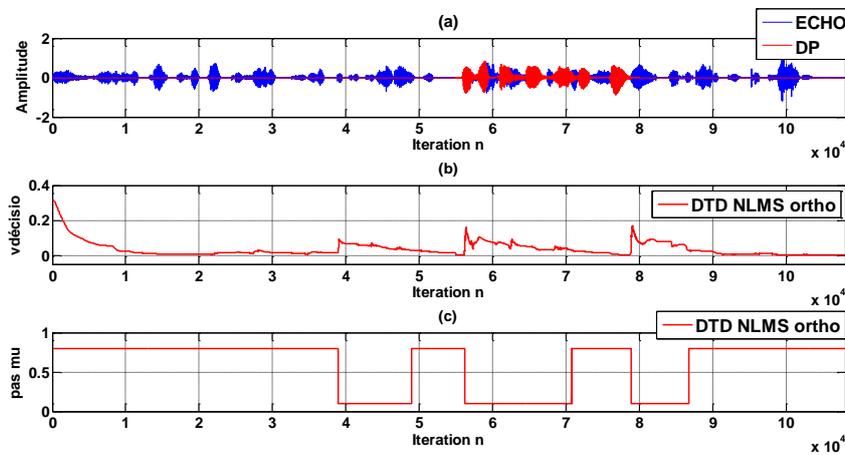


Figure 3.13: représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité

➤ Test sans double parole avec variation de canal :

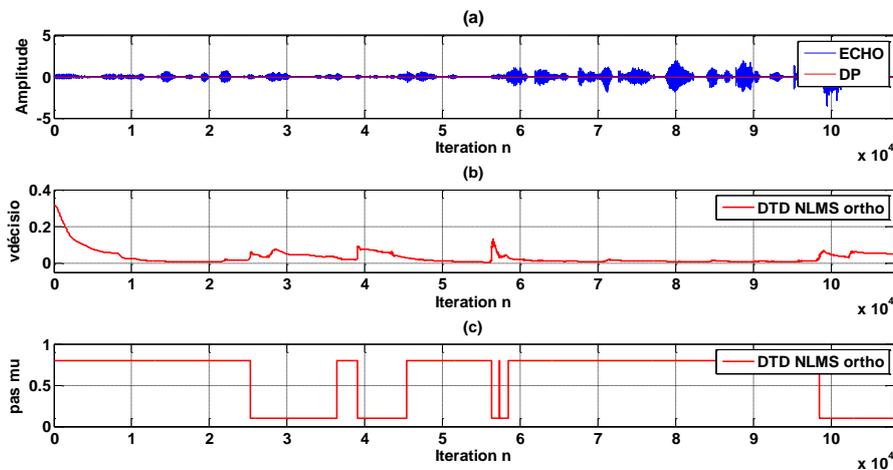


Figure 3.14 : représente (a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD- D'orthogonalité

Discussion des résultats sur la méthode d'orthogonalité avec signal parole (non-stationnaire)

Selon les résultats obtenus dans les simulations de (figure 3.13) ,on note que la variable de décision statistique est moins visible, donc on a fixé le seuil de DTD . la double parole a été décelé une détection moyenne avec des fausses détections ainsi que l'écho résiduel est audible .Lorsqu'on a appliqué la non stationnarité (figure 3.14) on a remarqué qu'il n'ya pas de détection comme une double parole avec des détection incorrectes .

➤ Effet des variations du SNR :

A propos du SNR, on remarque que ce détecteur a résisté encore quand a augmenté le SNR que avec le signal usasi, avec le signal parole on remarque une détection de SNR comme double parole et la parole résiduel audible avec(SNR=30 dB et SNR=15dB) et moins présente avec SNR=50dB .

Conclusion sur la méthode DTD-Orthogonalité:

D'après les résultats de simulation de DTD de cette méthode étudié on a conclu que la qualité de DT est excellente pour un signal stationnaire (usasi) et se dégrade pour le cas de signal non stationnaire (parole) a cause des détections inexactes .

3.5.1.4 Évaluation de la méthode de DTD NCC :

On peut résumer la méthode de NCC dans la table 3.4

DTD par la méthode de NCC	
La décision statistique :	$\xi_{NCC}(n) = \frac{\sqrt{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h}}}{\sqrt{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} + \sigma_s^2}}$ $\xi_{NCC}(n) = \sqrt{r_{xd}^T (\sigma_d^2 R_{xx})^{-1} r_{xd}}$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	$\sigma_s^2 = 0 \rightarrow \xi_{NCC} = 1$ $\sigma_s^2 > 0 \rightarrow \xi_{NCC} < 1$ <p>Si $Xi_{NCC}(n) < T_{NCC} \rightarrow \mu = 0$ (Blocage du filtre)</p> <p>Sinon $Xi_{NCC}(n) > T_{NCC} \rightarrow \mu = \mu_{max}$ (Adaptation)</p> <p>Avec T_{NCC} est une valeur de seuil de cette Méthode.</p>

Tableau 3.4 : DTD_NCC

Résultats des simulations :

1) Signal USASI :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage), $T_{NCC} = 0.99985$, $\lambda = 0.999$, $SNR = 50$, $DTDbegin = 10000$.

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

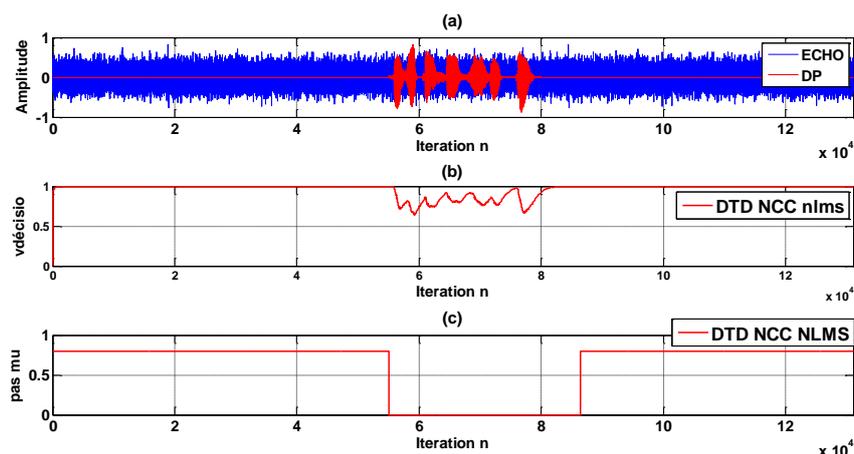


Figure 3.15 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-NCC

➤ **Test avec variation du canal et sans double parole :**

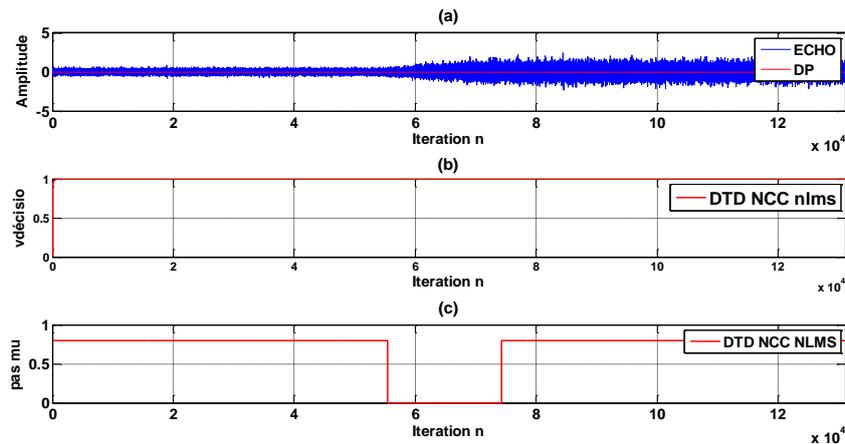


Figure 3.16: représente (a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-NCC

Discussions des résultats sur la méthode NCC avec signal usasi (stationnaire)

Suite aux résultats du signal stationnaire on peut dire que la variable de décision statistique nécessite une phase d'apprentissage, L'algorithme NCC détecte le passage de la double parole il bloque la mise à jour des coefficients du filtre durant cette période et il reprend l'adaptation après la DT afin d'éviter la divergence (figure 3.15). Le test du signal usasi avec un canal variable donne une détection de la non-stationnarité comme double parole sur une courte durée (figure 3.16) avec un changement du comportement de la variable de décision statistique.

2) Signal parole :

Les paramètres utilisés : $L = 256, \mu = 0.8$ (d'adaptation), $T_{NCC} = 0.99985, SNR = 50dB, \mu = 0.0$ (de blocage), $DTDbegin = 10000, \lambda = 0.998$

➤ **Test avec double parole et sans variation du canal**

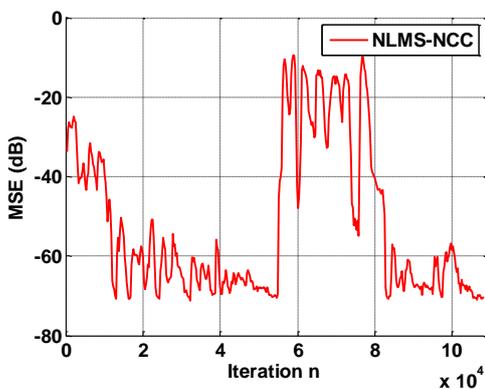


Figure 3.17 : l'évolution de MSE (EQM)

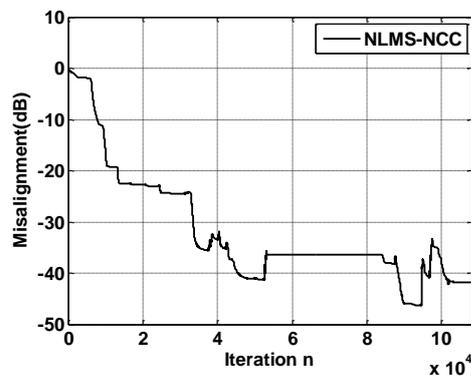


Figure 3.18: l'évolution de Misalignement

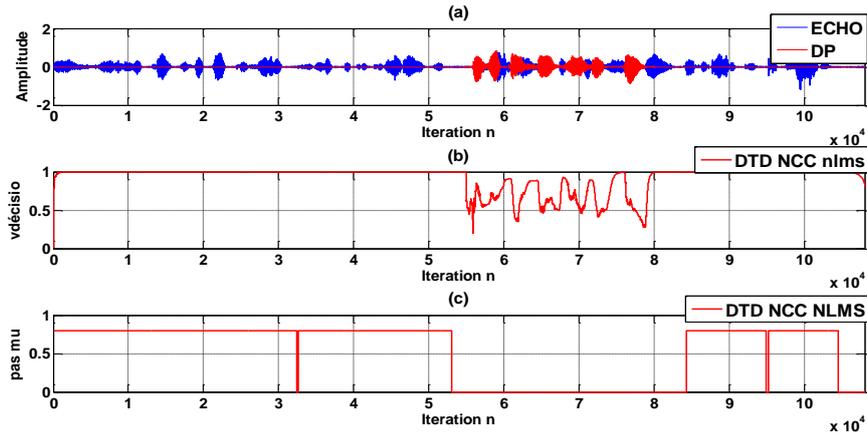


Figure 3.19 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-NCC

➤ **Test sans double parole et avec variation du canal**

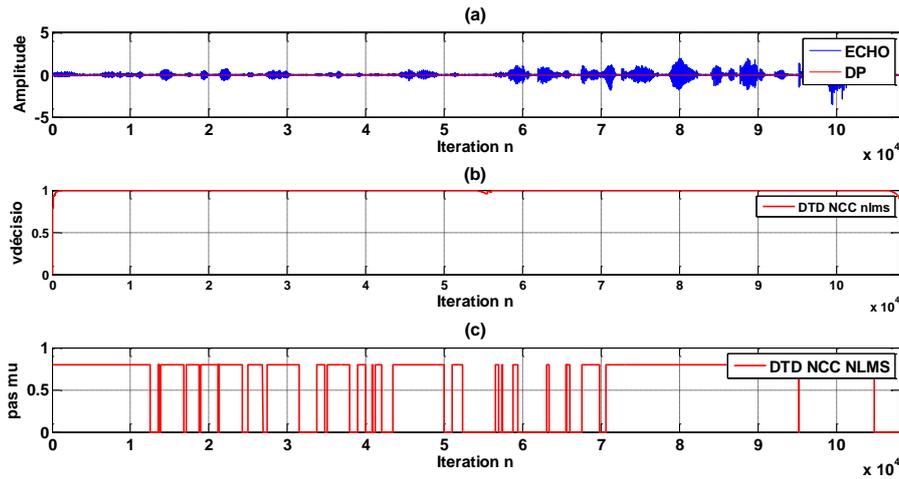


Figure 3.20: représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation

Discussions des résultats sur la méthode NCC avec signal parole (non-stationnaire)

Après avoir vu les simulations, on a constaté que le comportement de la variable de décision statistique est apparent (figure 3.19) donc le choix du seuil est facile à fixer. La détection de la double parole est bonne ainsi que la qualité de DT est acceptable en compagnie de l'écho résiduel. Concernant le canal variable dans la (figure 3.20) le comportement de la variable de décision statistique change, on a remarqué qu'il y a une détection de la non-stationnarité comme double parole plus des fausses détections.

➤ **Effet des variations de SNR :**

L'algorithme NCC avec le signal usasi résiste au faible bruit (SNR=50dB) , l'écho résiduel est absent avec SNR =50dB il apparait lorsque on a augmenté le SNR en SNR =30dB et 15 dB on a remarqué une détection comme double parole et blocage du filtre jusqu'à la fin de la simulation .Avec le signal parole a vu qu'avec le SNR=50dB le bruit est faible audible et quand on a augmenté le SNR on a résulté des fausses détections avec un bruit audible.

Conclusion sur la méthode DTD-NCC :

Dans l'ensemble des résultats, on peut conclure que la méthode NCC est robuste elle a quelques failles avec la non stationnarité mais elle peut être réalisable a un moyen terme.

3.5.1.5 Évaluation de la méthode de DTD à base de la méthode MECC :

On peut résumer la méthode de MECC dans la table 3.5

DTD méthode de MECC	
La décision statistique :	$\hat{r}_{ed}(n) = \lambda \hat{r}_{ed}(n - 1) + (1 - \lambda)e(n)d^T(n)$ $\hat{\sigma}_d^2(n) = \lambda \hat{\sigma}_d^2(n - 1) + (1 - \lambda)d(n)d^T(n)$ $\xi_{MECC} = 1 - \frac{\hat{r}_{ed}}{\hat{\sigma}_d^2}$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	<p>Si $\xi_{MECC} < T_{MECC}$; blocage de filtre adaptatif.</p> <p>Si $\xi_{MECC} > T_{MECC}$; mise à jour des coefficients du filtre adaptatif</p>

Tableau 3.5 :DTD-MECC

Résultats des simulations

1) Signal usasi_ :

Les paramètres utilisées : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage)

$T_{MECC} = 0.99$, $SNR = 50$, $\lambda = 0.9992$ $DTDbegin = 10000$.

➤ Test avec double parole sans variation du canal :

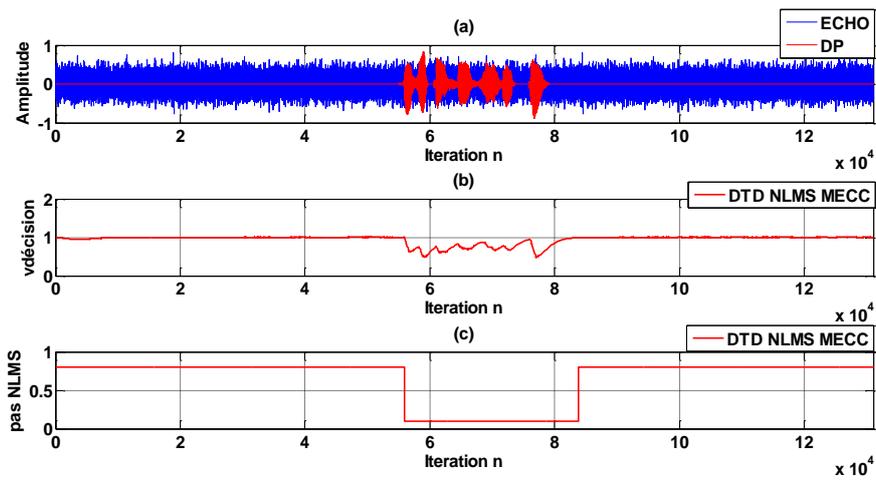


Figure 3.21 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation DTD-MECC

➤ Test avec variation du canal et sans double parole :

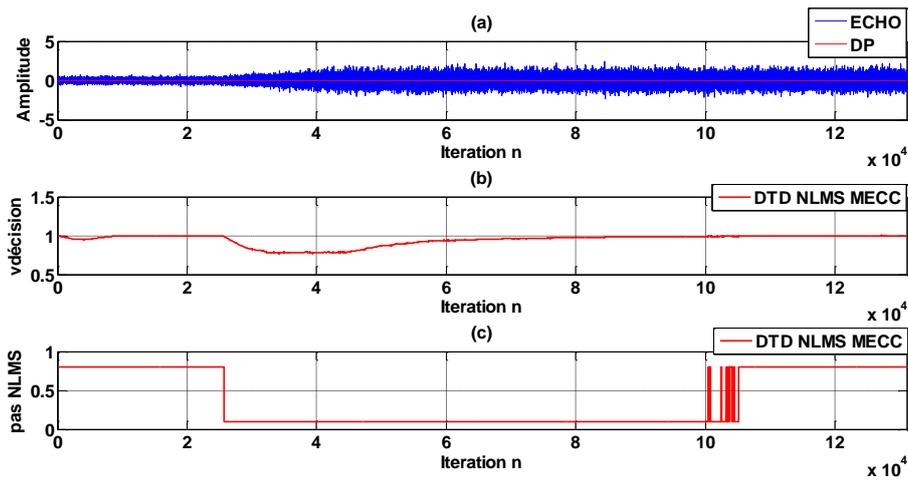


Figure 3.22 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation DTD-MECC

2) Signal parole

Les paramètres utilisés: $L = 256$, $\mu = 0.8$ (pas d'adaptation), $T_{MECC} = 0.89$,

$SNR = 50dB$, $\lambda = 0.9992$, $\mu = 0.1$ (pas de blocage)

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

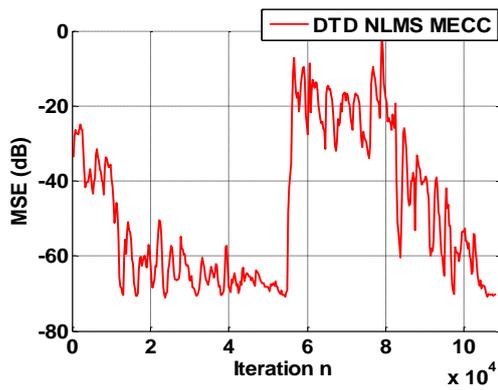


Figure 3.23 l'évolution de MSE(EQM)

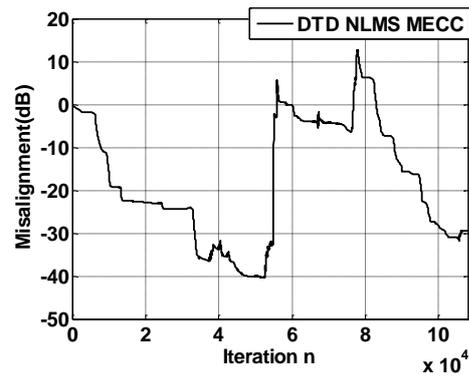


Figure 3.24: l'évolution de Misalignement

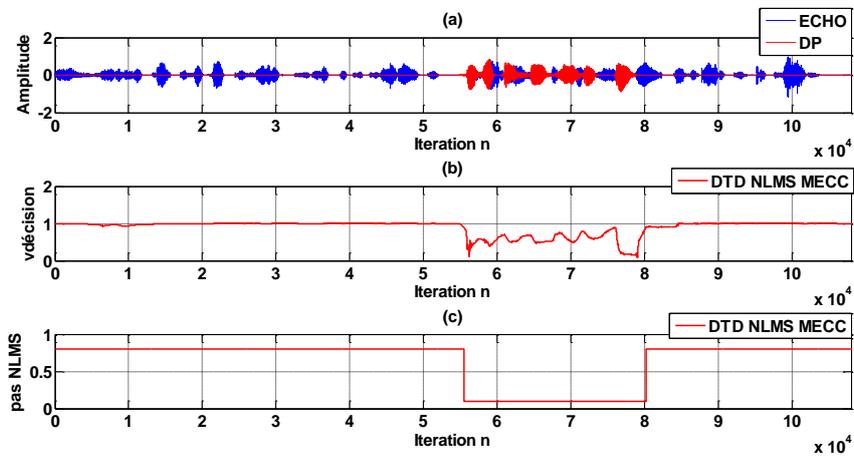


Figure 3.25 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation DTD-MECC

➤ Test sans double parole avec variation du canal

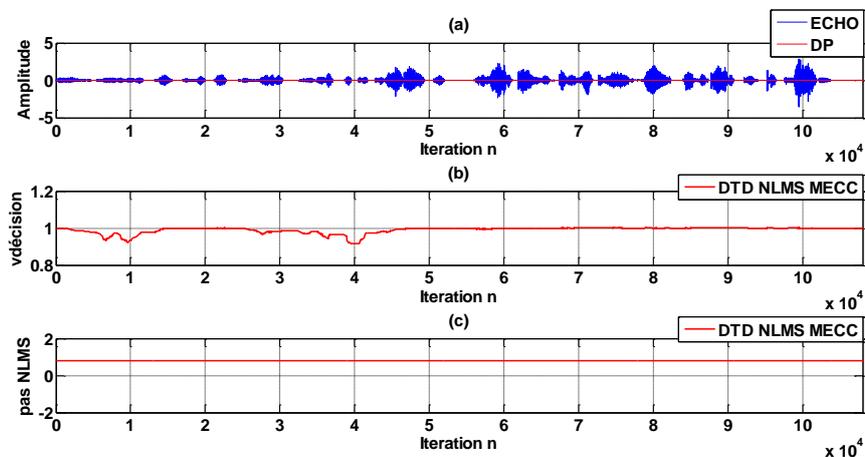


Figure 3.26 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation DTD-MECC

Discussion des résultats sur la méthode MECC pour les deux cas de signaux (signal usasi et parole)

La méthode MECC présente des résultats pratiquement similaires avec le signal stationnaire (usasi) et non stationnaire (signal parole), d'abord la variable de décision statistique dans les deux cas décroît légèrement ce qui signifie la nécessité de la séquence d'apprentissage, L'allure de la variable de décision statistique est lisse ce qui facilite le choix du seuil. Lorsqu'on a injecté la double parole on a remarqué une bonne détection de la DT (figure 3.21 et 3.25), la qualité de la double parole est bonne avec le signal usasi et moyenne avec le signal parole, écho résiduel présent.

Passant au canal variable on observe une détection de la non stationnarité comme DT après un blocage du filtre (figure 3.22) par contre avec le signal parole le détecteur MECC a reconnu le canal variable, il n'a pas confronté entre le canal variable et la double parole (figure 3.26).

➤ Effet des variations du SNR :

On a clôturé les simulations par les variations du SNR, le détecteur MECC ne détecte pas le bruit comme DT il ne présente aucune fausse détection ni avec le signal stationnaire ni avec le non stationnaire un faible bruit audible avec SNR=15dB .

Conclusion sur la méthode DTD-MECC :

MECC c'est un bon détecteur de DT, avec la non stationnarité ses résultats sont-ils instables parfois il détecte la non-stationnarité come DT (cas d'usasi) par fois non (cas de parole) peut être par rapport au filtre on devra réétudier MECC avec un filtre plus solide mais n'empêche pas qui reste un bon détecteur.

3.5.1.6 Évaluation de la méthode de DTD à base de signal enveloppe :

On peut résumer la méthode de signal enveloppe dans la **table 3.6**

DTD méthode de signal enveloppe	
La décision statistique :	$\xi_{env}(n) = \frac{v_d(n)}{v_x(n) + \gamma}$ $v_x(n) = \alpha v_x(n-1) + (1-\alpha) v_x(n) $ $v_d(n) = \alpha v_d(n-1) + (1-\alpha) v_d(n) $ $T(n) = \frac{v_y(n)}{v_x(n) + \gamma} + \beta$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	$\xi_{env}(n) > T_{env}$ <p>Et lorsque $T_{env} = \begin{cases} T(n) & T_{min} < T(n) < T_{max} \\ T_{min} & T(n) < T_{min} \\ T_{max} & T(n) > T_{max} \end{cases}$</p> <p>$T_{env}$ est un seuil constant</p>

Tableau 3.6 : DTD- signal-Enveloppe.

Résultats de simulations

1) Signal USASI :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (pas d'adaptation),

$\mu = 0.0$ (blocage), $T_{min} = 0.20$, $T_{max} = 0.37$, $SNR = 50dB$, $\alpha = 0.9995$

$\gamma = 0.03$, $\beta = 0.02$, $DTD \text{ begin} = 10000$.

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

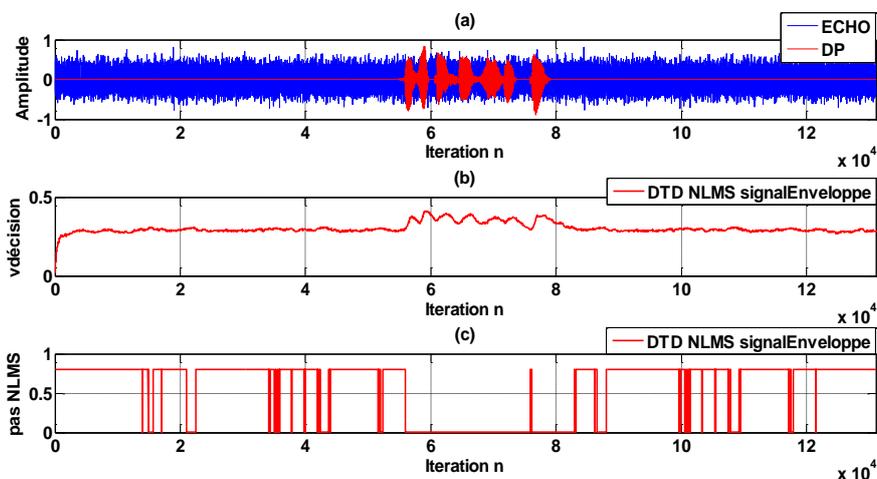


Figure 3.27 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe

➤ **Test sans double parole et avec variation du canal :**

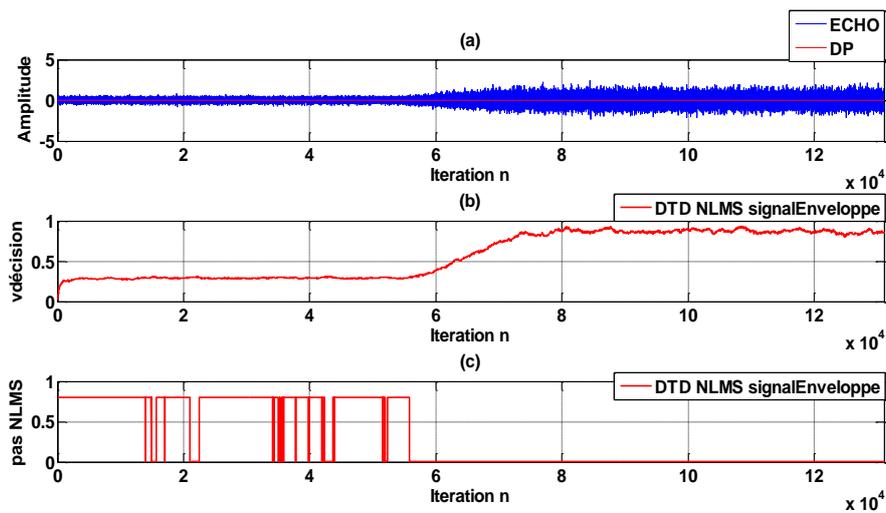


Figure 3.28 : représente (a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe

Discussion des résultats sur la méthode signal enveloppe avec signal usasi (stationnaire)

Les résultats des simulations de la DTD de signal enveloppe avec le signal usasi montre que la variable de décision statistique nécessite une phase d'apprentissage, elle a une bonne détection de la double parole (figure 3.27) mais en présence des fausses détections détruit la qualité du DT. Dans (La figure 3.28) on a observé une détection de la non-stationnarité comme double parole et un blocage du filtre juste après la non stationnarité, il n'arrive pas à mettre à jour ses coefficients il s'est bloqué sur les anciens coefficients ainsi que l'écho résiduel présent la qualité de DT est moyenne.

2) Signal parole :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (d'adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage),
 $T_{min} = 0.20$, $T_{max} = 0.30$, $SNR = 50dB$, $\alpha = 0.9996$, $\gamma = 0.03$, $\beta = 0.02$

Discussion des résultats sur la méthode signal enveloppe avec signal parole (non-stationnaire)

En changeant le type du signal d'un signal stationnaire (usasi) a un signal non stationnaire (parole) et on refait les mêmes tests, on a remarqué que la détection de double parole est moins bonne par rapport à l'usasi visible Avec le canal variable, on a obtenu le même résultat une détection de la non stationnarité comme DT suite d'un blocage du filtre

➤ **Effet des variations du SNR :**

Les résultats de changement de SNR avec le signal usasi montre la faiblesse de cette méthode envers le bruit élevé, à chaque fois qu'on a augmenté le SNR on a obtenu plus de fausses de détection. Avec le signal parole, on a eu une détection de double parole avec SNR=15dB concernant l'écho résiduel était audibles de SNR =50dB jusqu'à 15dB.

Conclusion sur la méthode DTD-signal enveloppe :

La méthode DTD d'enveloppe de signal c'est une méthode qui a beaucoup de points faibles, elle a besoin d'une étude plus profonde et c'est pour cela on va étudier la DTD du signal enveloppe rapide.

3.5.1.7 Évaluation de la méthode de DTD à base de signal enveloppe rapide (Fast signal enveloppe)

On peut résumer la méthode de signal enveloppe rapide dans la table 3.7

DTD_ signal Enveloppe rapide	
La décision statistique :	$v_x(n) = \alpha v_x(n - 1) + (1 - \alpha) x(n) $ $\xi_{FENV}(n) = \frac{v_d(n)}{v_d(n) + \varphi(n)v_x(n) + \varepsilon}$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	$\xi_{FENV}(n) < T_{FENV}$ <p>T_{FENV} est un seuil constant</p>

Tableau 3.7 : DTD- signal-Enveloppe rapide.

Résultats de simulations :

1) Signal USASI :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.01$ (blocage) ,

$SNR = 50dB$, $\alpha = 0.99$, $DTDbegin = 10000$, $T_{FENV} = 0.9$, $\varepsilon = 10^{-5}$, $\varphi = 1$

➤ **Test avec double parole et sans variation du canal :**

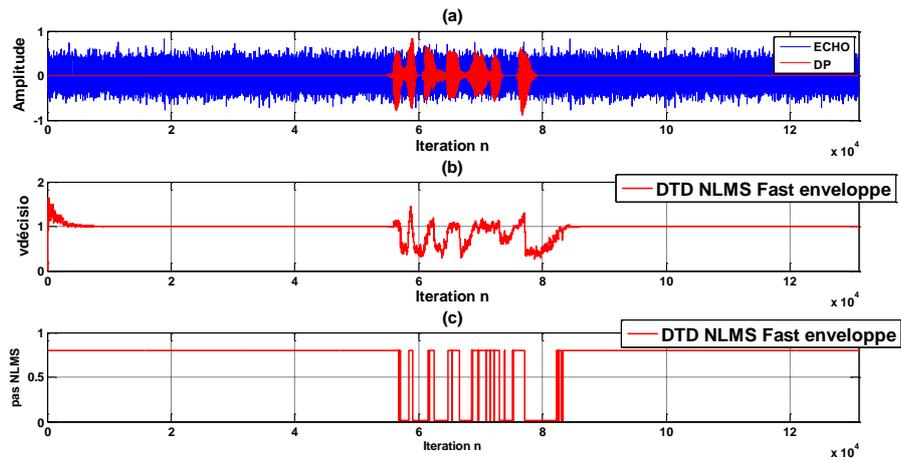


Figure 3.29: représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe rapide.

➤ **Test sans double parole et avec variation du canal :**

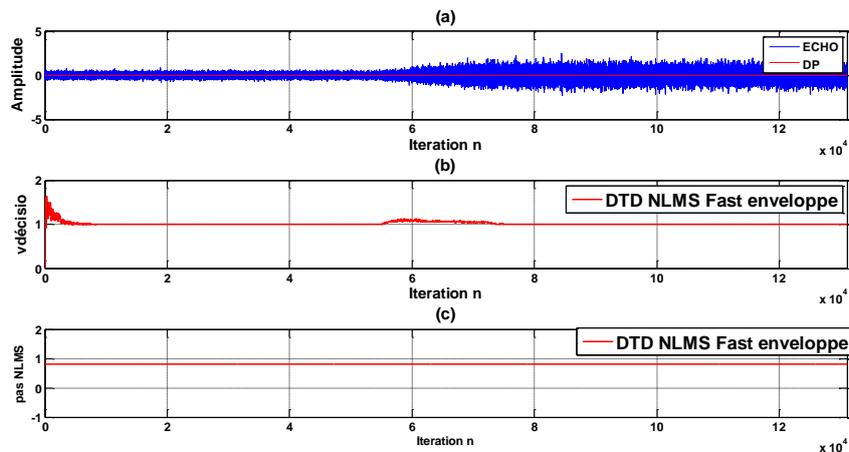


Figure 3.30 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation

Discussion des résultats sur la méthode de signal enveloppe rapide avec signal usasi (stationnaire)

La figure 3.29 ci-dessus représente l'allure du signal d'écho avec signal de double parole, on a déjà pu lire la variable de décision statistique et fixer le seuil approprié, le filtre n'a pas besoin d'une phase d'apprentissage, on a constaté que la détection de double parole visible sur le pas d'adaptation mais sa qualité est dégradée avec un faible écho résiduel. Ce qui concerne la

non stationnarité (figure 3.30 canal variable), le détecteur ne la traduit pas comme double parole (c'est le but) mais il y a un changement de forme sur la variable de décision statistique ainsi que l'apparition d'un écho résiduel faible.

2) Signal parole :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (d'adaptation), $SNR = 50dB$, $\alpha=0.99$,

$\mu=0.01$ (de blocage), $\alpha = 0.9992$, $T_{FENV} = 0.75$, $\varepsilon = 10^{-5}$, $\varphi = 1$

➤ Test avec double parole sans variation de canal :

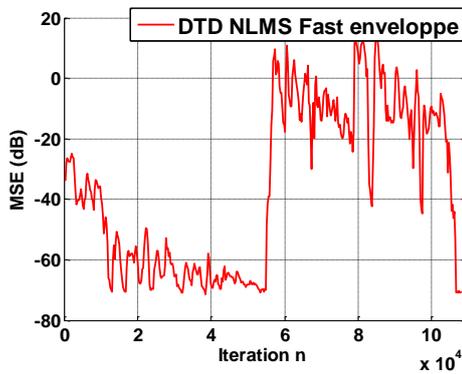


Figure 3.31 : Evolution de MSE(EQM)

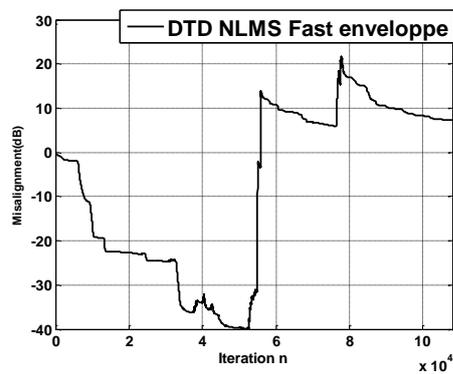


Figure 3.32 : Evolution du Misalignement

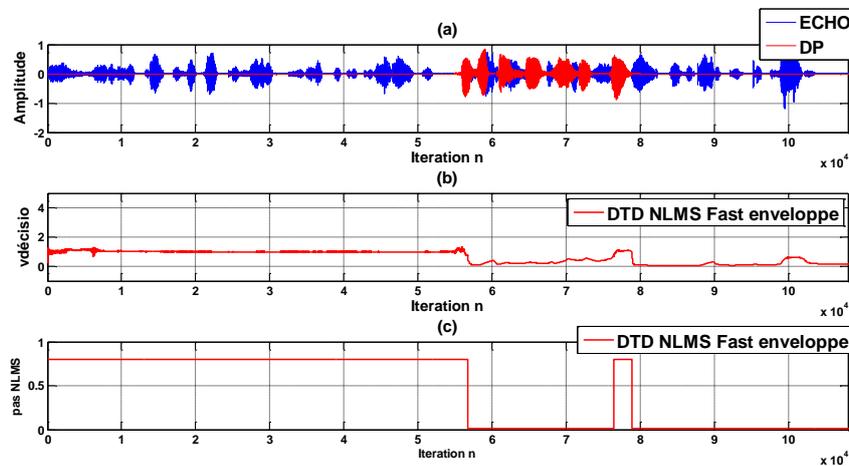


Figure 3.33 : représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe rapide.

➤ **Test sans double parole avec variation de canal :**

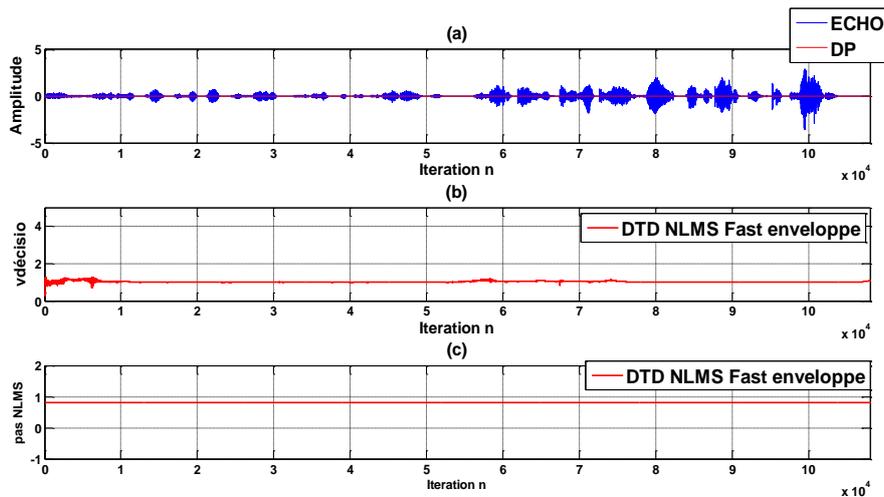


Figure 3.34 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal enveloppe rapide.

Discussion des résultats sur la méthode signal enveloppe rapide avec signal parole (non-stationnaire)

Le test réalisé dans (la figure 3.33) montre qu'il existe des variations importantes de la variable de décision statistique mais lisible afin de faire le choix du seuil dynamique, la qualité de double parole est dégradée avec un écho résiduel présent mais le pas d'adaptation descend après le passage de DT par conséquent le filtre se bloque jusqu'à la fin de simulation. Dans (la figure 3.34), on a simulé la non-stationnarité pour voir son effet sur le DTD, on a remarqué qu'elle n'est pas détectée comme DT pendant l'écho résiduel présent.

➤ **Effet des variations du SNR :**

On remarque une amélioration dans les résultats du SNR par rapport à la méthode précédente avec les deux signaux, l'écho résiduel présent dans toutes les variations. Avec le signal parole et SNR = 15dB on remarque une mauvaise détection du SNR comme DT.

Conclusion sur la méthode DTD-signal enveloppe rapide :

D'après cette approche on a conclu que le signal enveloppe rapide présente un avancement remarquable et admirable, par rapport au signal enveloppe dans l'ensemble des résultats mais elle souffre d'une pauvre qualité de double parole.

3.5.1.8 Évaluation de la méthode de DTD à base de la décomposition en valeurs singulières (SVD) :

On peut résumer la méthode de SVD dans la table 3.8

DTD_SVD	
La décision statistique :	$X_M(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-M+1)]^T$ $\xi_{SVD}(n) = \frac{\varphi}{ \hat{r}_{de} }$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	La double parole est déclaré si $\xi_{SVDX}(n) < T_{SVDX}$

Tableau 3.8 : DTD-SVD

Résultats de simulations :

1) Signal usasi :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage),
 $SNR = 50dB$, $\lambda = 0.9992$, $DTDbegin = 10000$, $T_{SVDX} = 500$

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

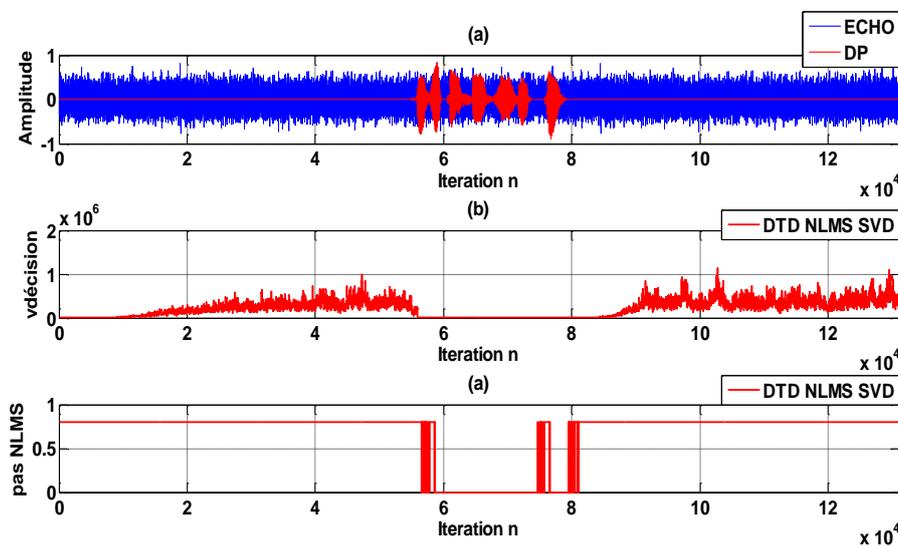


Figure 3.35 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD

➤ Test Sans double parole et avec variation du canal :

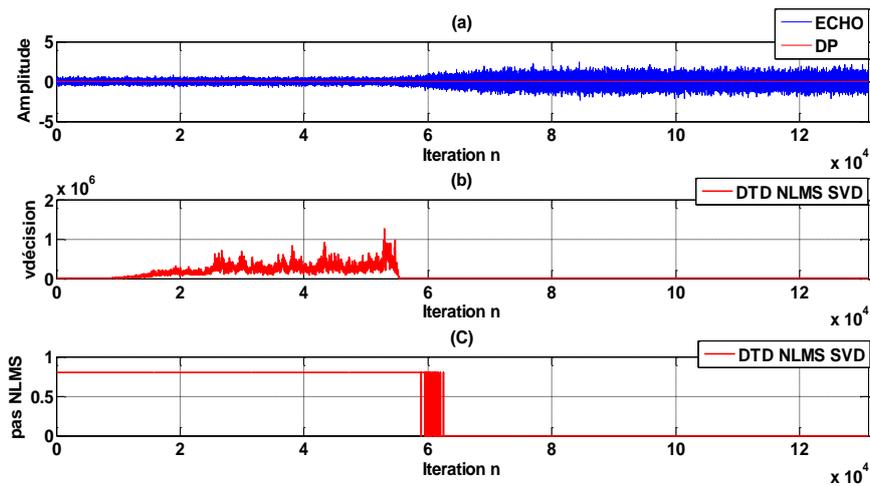


Figure 3.36 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD

Discussion des résultats sur la méthode SVD avec signal usasi (stationnaire)

Les figures ci-dessus montrent que la variable de décision statistique de la méthode SVD commence par zéro donc elle nécessite une phase d'apprentissage. La qualité de double parole est moyenne et bruitée (figure 3.35). Ainsi que cette Méthode détecte la non-stationnarité comme double parole (figure 3.36). Puis le filtre se bloque après le passage de la non stationnarité car il ne peut pas refaire la mise à jour.

2) Signal parole :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (d'adaptation), $SNR = 50dB$, $\lambda = 0.9958$, $\mu = 0$ (de blocage), $T_{SVDX} = 6900$, $DTDbegin = 10000$

➤ Test avec double parole sans variation du canal :

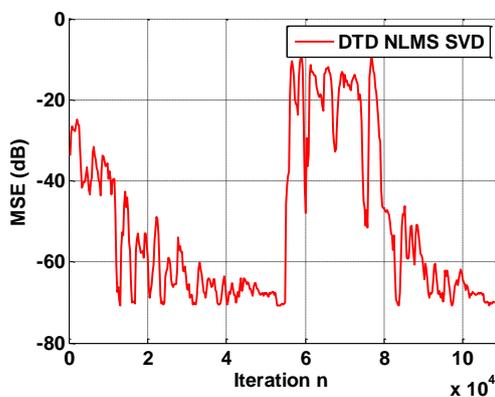


Figure 3.37: Evolution de MSE

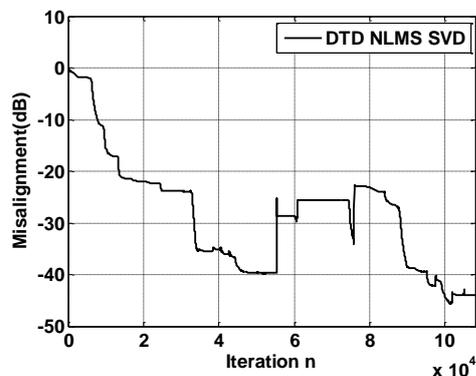


Figure 3.38: Evolution du Misalignement

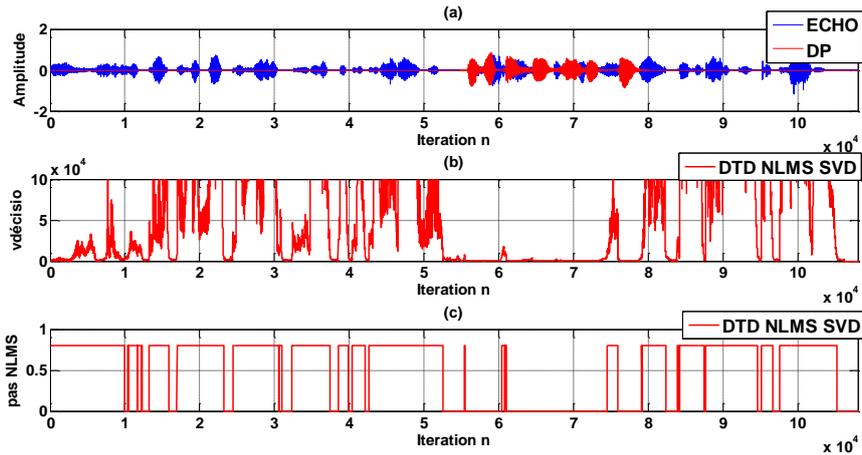


Figure 3.39 : représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD

➤ **Test sans double parole avec variation du canal :**

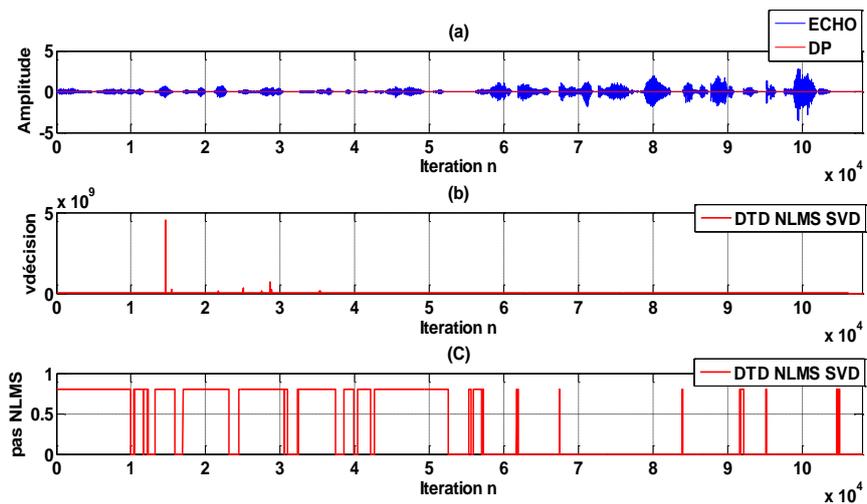


Figure 3.40: représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-SVD

Discussion des résultats sur la méthode SVD avec signal parole (non stationnaire)

D'après la figure 3.39 on a remarqué que cette proposition avec le signal parole ne présente pas de bons résultats, commençant par la variable de décision statistique qui est très fluctuée ce qui ne facilite pas le choix du seuil. La qualité de double parole est moyenne, il y a plusieurs fausses détections. La parole résiduelle très présente, le son de la double parole est acceptable. Concernant le canal variable il y a des fausses détections, la non stationnarité est détectée comme double parole, écho résiduel audible (figure3.40).

➤ **Effet des variations du SNR**

Les résultats de signal usasi présente un bon comportement avec le SNR =50dB et SNR =30dB mais un fort écho résiduel avec SNR=15dB. Les variations du SNR avec le signal parole note plusieurs fausses détections avec les deux variations (30dB et 50dB) le son bruité à cause de écho résiduel et pour SNR=15dB il est détecté comme double parole.

Conclusion sur la méthode DTD-SVD :

Le principe de la décomposition en valeur singuliers est très utilisé en plusieurs domaines mais la méthode DTD-SVD avec le filtre NLMS d’après les résultats obtenus n’est pas qualifiée à être réalisée dans la pratique.

3.5.1.9 Évaluation de la méthode de DTD à base de taux de passage par zéro (zero crossing ZCR) :

On peut résumer la méthode ZCR dans la table 3.9

DTD_ZCR	
La décision statistique :	$ZCR(n) = \frac{1}{2M} \sum_{m=n-M+1}^n sgn(d(m)) - sgn(d(m-1)) w(n-m)$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	<p>Si $\xi_{ZCR}(n) > T_{ZCR}$ Mise à jour des coefficients du filtre adaptatif</p> <p>Sinon $\xi_{ZCR}(n) \leq T_{ZCR}$ Blocage de filtre adaptatif, la détection de la double parole</p> <p>T_{ZCR} : est un seuil limité entre $(0 \leq T_{ZCR} < 1)$</p>

Tableau 3.9 : DTD-ZCR

Résultats de simulations :

1) Signal USASI

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage),

$SNR = 50dB$, $M = 1300$, $DTDbegin = 10000$. $T_{ZCR} = 0.32$.

➤ **Test avec double parole et sans variation du canal :**

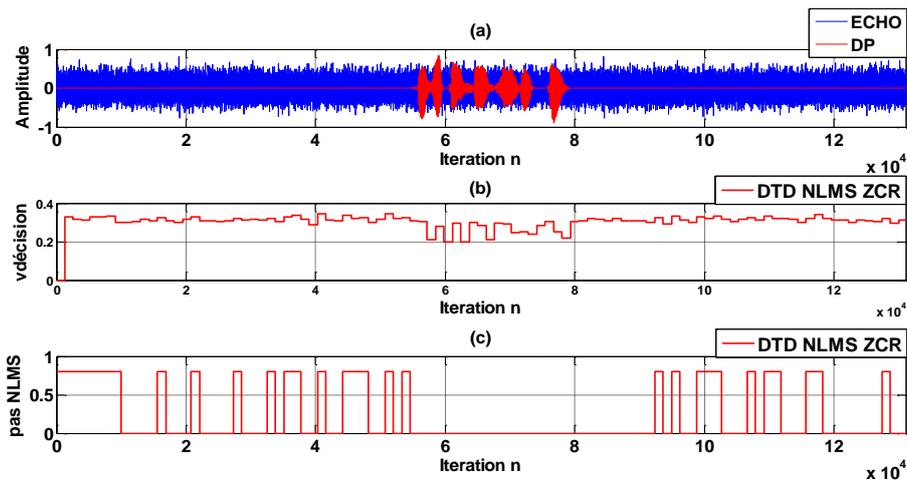


Figure 3.41: représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD -ZCR

➤ **Test Sans double parole et avec variation du canal :**

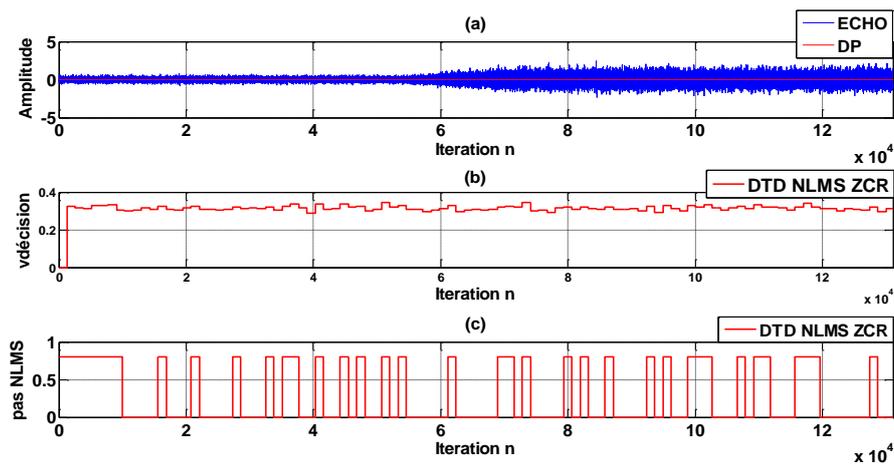


Figure 3.42 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD -ZCR

Discussions des résultats sur la méthode ZCR avec signal usasi (stationnaire)

Suite aux tests avec le signal usasi, on a remarqué que la variable de décision commence par un zéro donc elle nécessite une phase d'apprentissage, on a observé aussi une détection moyenne de la double parole visible sur le pas d'adaptation (figure 3.41), la qualité de DT est détériorée et bruitée. Dans (la figure 3.42) avec un canal variable on a vu qu'il y a un changement de la variable de décision statistique, en outre une détection de la non-

stationnarité comme double parole avec des fausses détections, l'écho résiduel est audible et présent.

2) Signal parole :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (d'adaptation), $SNR = 50dB$,

$\mu = 0$ (de blocage), $T_{ZCR} = 0.099$, $M = 1300$, $DTDbegin = 10000$

Discussions des résultats sur la méthode ZCR avec signal parole (non-stationnaire)

En appliquant le signal double parole on note que le détecteur ZCR ne présente pas une bonne détection, le choix du seuil est difficile à fixer, la qualité de DT est dégradée. Avec le canal variable il y'a des fausses détections et un écho résiduel audible. Les résultats obtenus nous ont empêché de ne mettre les figures pour ne pas encombrer le mémoire par des résultats qui servent pas dans le futur.

➤ Effet des variations du SNR :

On a clôturé l'étude par des variations du SNR. Il existe plusieurs fausses détections dans les trois valeurs testé, l'écho très gênant à l'oreille avec 15dB et faible avec 30dB.

Conclusion sur la méthode DTD-ZCR :

On pouvait s'arrêter dans la méthode DTD-ZCR sur le signal usasi comme on a eu des mauvaises résultats avec le signal stationnaire donc l'analyse du signal non stationnaire ça va forcément emmener à l'échoue .Il est possible qu'elle présente un résultat plus fiable en présence d'un autre filtre adaptatif plus amélioré.

3.5.1.10 Évaluation de la méthode de DTD à base de signal énergie :

On peut résumer la méthode de signal énergie dans la table 3.10

DTD-signal Energie	
La décision statistique	$\xi_E(n) = 1 - E_d - E_x $
Prise de décision concernant la méthode DTD	Si $\xi_E(n) < T_E$; blocage de filtre adaptatif, la détection de DT activée Si $\xi_E(n) > T_E$; mise à jour des coefficients du filtre adaptatif

Tableau 3.10 : DTD-signal énergie

Résultats de simulations :

1) Signal usasi_

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage) $T_E = 6.3$,
 $SNR = 50$ $DTD_{begin} = 20000$,

➤ Test avec la double parole et sans variation du canal :

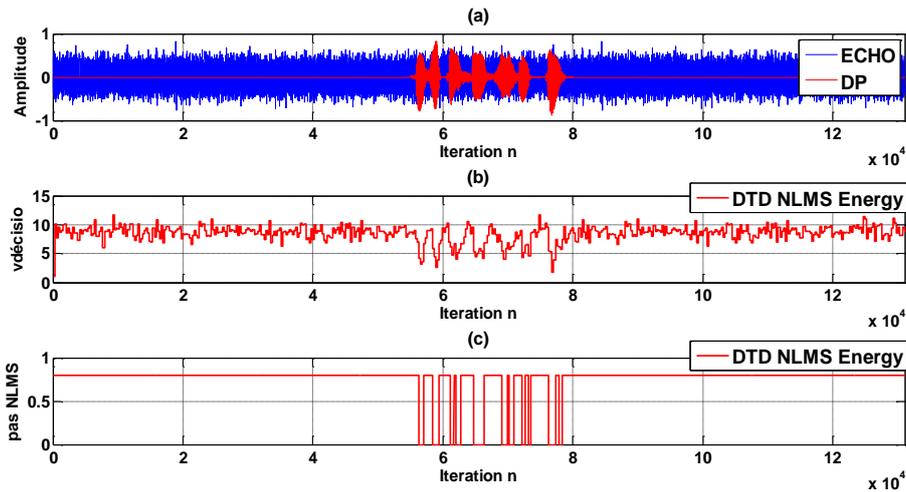


Figure 3.43: représente(a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal-énergie

➤ Test sans double parole et avec variation du canal :

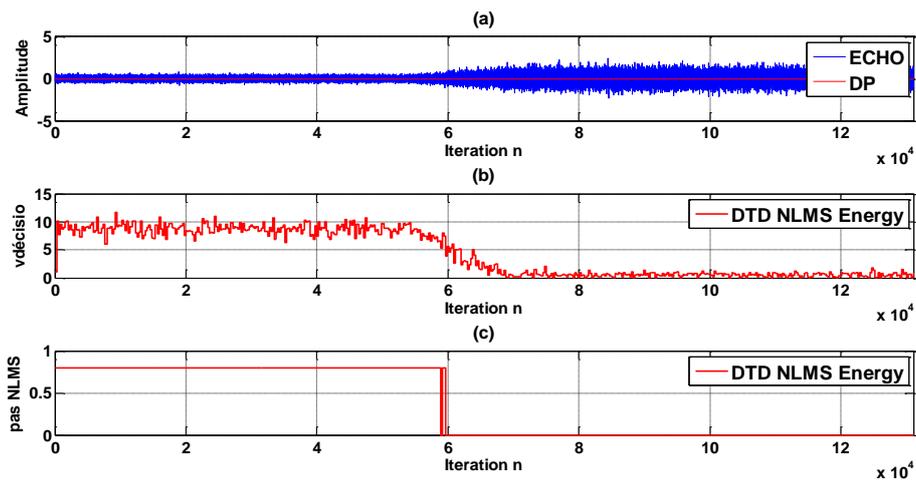


Figure 3.44 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Signal-énergie

Discussion des résultats sur la méthode signal énergie avec signal usasi (stationnaire)

Dans la (figure 3.43) on a remarqué que la double parole est déclarée par le DTD mais on a obtenu une dégradation de la qualité de DT d'après le seuil que l'on déjà fixé à partir de la variable de décision statistique (visible) dont l'audibilité de l'écho résiduel, d'autre part le filtre adaptatif besoin d'une phase d'apprentissage. Puis on a refait la simulation avec un canal variable acoustique (figure3.44), on a vu que l'allure de la variable de décision statistique change à l'arrivée de la non-stationnarité et l'algorithme se bloque après la non stationnarité (μ devient 0 et ne remonte pas) ce qu'implique une détection de la non stationnarité comme une double parole et l'audibilité de bruit est fort.

2) Signal parole

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (d'adaptation), $T_E = 9$, $SNR = 50dB$,

$\mu = 0.0$ (de blocage), $DTDbegin = 20000$

Discussion des résultats sur la méthode signal énergie avec signal parole (non-stationnaire)

Dans ce qui suit on a testé la robustesse de DTD avec un signal non stationnaire, il nous a donné plusieurs fausses détections et aussi l'écho résiduel présent ainsi que la qualité de double parole est mauvaise. La non stationnarité est détecté en tant que double parole de même des détections incorrectes plus l'écoute gênant.

➤ Effet des variations du SNR :

En tenant compte qu'il n'y a pas de mauvaises détection pour toutes les valeurs de SNR. La puissance de l'écho suit sa valeur quand le bruit est fort l'audibilité est forte et quand il est faible l'audibilité se diminue aussi.

Conclusion sur la méthode DTD-signal énergie :

D'après les résultats obtenus on peut conclure que la méthode de DTD de signal énergie n'est pas robuste pour les deux cas des signaux (usasi et parole). La qualité du DT est dégradé surtout avec un canal variable donc elle est inutile pour un environnement non-stationnaire.

3.5.1.11 Évaluation de la méthode de DTD à base de Benziane

On peut résumer la méthode de Benziane dans la table 3.11

DTD_Benziane	
La décision statistique :	$\hat{x}(n) = \lambda\hat{x}(n-1) + (1-\lambda) x(n) $ $\hat{d}(n) = \lambda\hat{d}(n-1) + (1-\lambda) d(n) $ $\xi_B(n) = \frac{\hat{x}(n)}{\hat{d}(n)}$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	Si $\xi_B < T_B$; blocage de filtre adaptatif. Si $\xi_B > T_B$; mise à jour des coefficients du filtre adaptatif

Tableau 3.11 : DTD-Benziane

Résultats de simulations

1) Signal usasi

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage) $T_B = 2.79$, $SNR = 50dB$, $\lambda = 0.9996$, $DTDbegin = 20000$, $\beta = 0.9992$.

➤ Test avec double parole et Sans variation du canal :

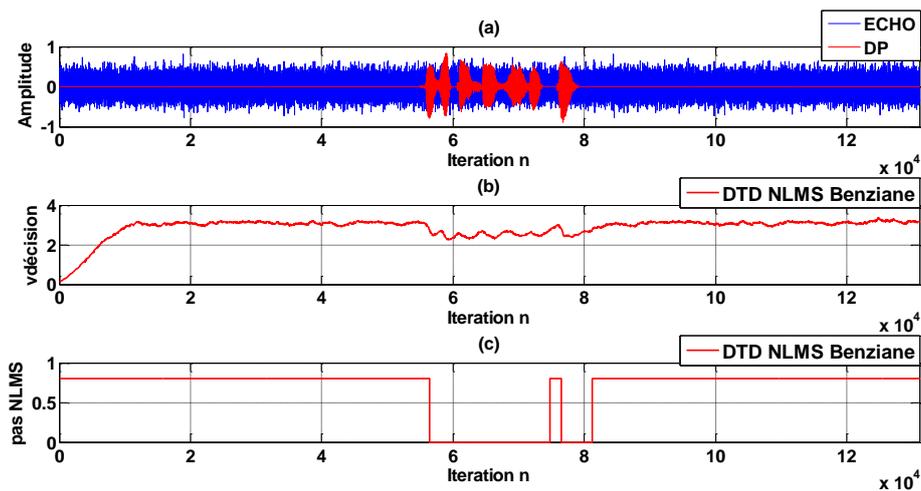


Figure 3.45: représente (a) : signal écho avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane

➤ Test sans double parole et avec variation du canal :

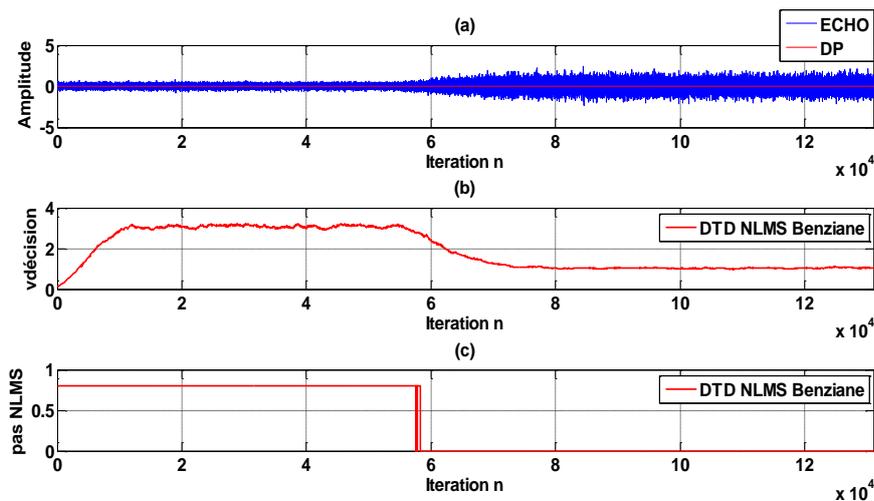


Figure 3.46 : représente(a) : signal écho sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane

Discussion des résultats sur la méthode de Benziane avec signal usasi (stationnaire)

La résolution des tests indique que la méthode DTD-Benziane dans l'ensemble des critères et au niveau de détection de double parole présente de bons résultats par contre l'écho résiduel est présent et la qualité de DT est mauvaise. En augmentant le SNR jusqu'aux 30dB et 15 dB l'écho résiduel augmente le bruit devient ingérable. Et ce n'est pas fini le test avec le canal variable montre une détection du signal non stationnaire comme double parole et blocage du filtre NLMS puisqu'il n'a pas pu recommencer la mise à jour il s'est coincé sur les anciens coefficients.

2) Signal parole

Les paramètres utilisés $L = 256, \mu = 0.8$ (adaptation), $T_B = 2.4, SNR = 50dB,$
 $\lambda = 0.9961, \mu = 0$ (blocage), $\beta = 0.9992, DTDbegin = 20000$

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

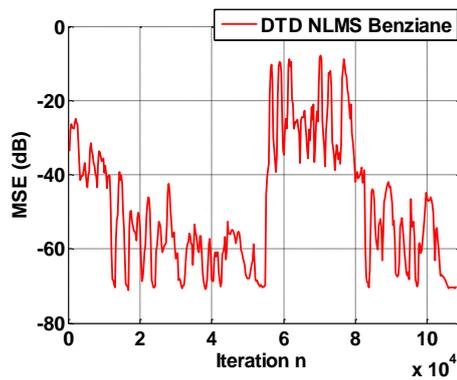


Figure 3.47 : Evolution de MSE(EQM)

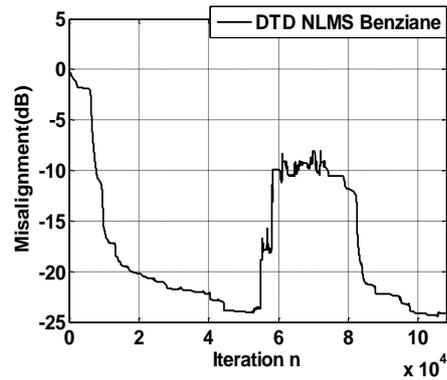


Figure 3.48: Evolution du Misalignement

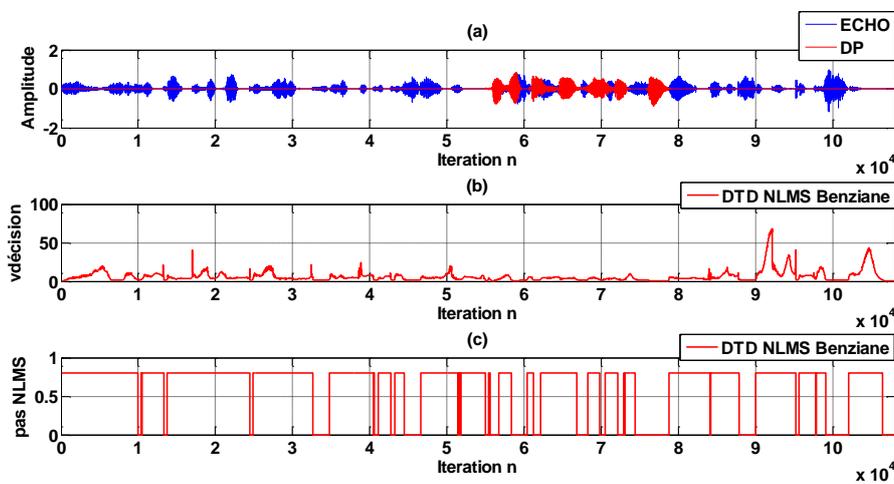


Figure 3.49 : représente(a) : signal parole avec DT, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane

➤ Test sans double parole, avec variation du canal :

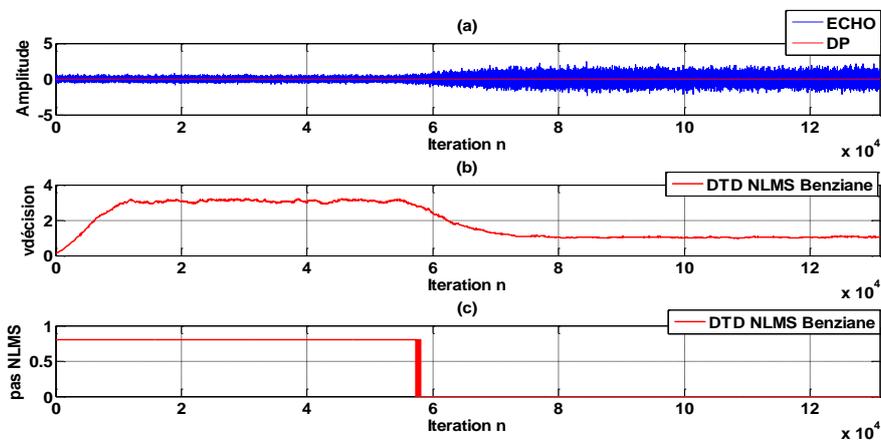


Figure 3.50 : représente(a) : signal parole sans DT avec variation du canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-Benziane

Discussion des résultats sur la méthode de Benziane avec signal parole (non-stationnaire)

Les tests montrent que le DTD Benziane présente une mauvaise détection de double parole figure, le résultat de simulation du canal variable montre le même résultat qu'un usasi il a détecté le signal non stationnaire comme double parole, le filtre se bloque aussi dans cette partie.

➤ Effet des variations du SNR :

Avec le signal usasi il y a un écho résiduel la parole résiduelle est présente dans le signal parole avec le SNR =50dB et sa remonte en augmentant l'effet du SNR (à 30et 15 dB).

Conclusion sur la méthode DTD-Benziane :

L'algorithme de Benziane est sensé d'être performant et fiable vu que son étude a été faite récemment mais ce n'est pas le cas. En Comparant ses résultats avec les précédentes méthodes DTD, prouve qu'il a encore besoin d'améliorations avant qu'il soit réalisé.

3.5.2 Simulations avec l'algorithme des moindres carrés récursifs RLS

Dans cette partie nous allons présenter les résultats obtenus d'annulation d'écho acoustique avec l'algorithme RLS en utilisant les détecteurs de double parole CNCC et MECC avec les deux signaux USASI et parole et on a également choisis des paramètres des techniques de DTD.

3.5.2.1 Évaluation de la méthode de DTD à base de CNCC

DTD_CNCC	
La décision statistique :	$\hat{r}_{xd}^T(n) = \beta \hat{r}_{xd}^T(n-1) + (1-\beta)x(n)d(n)$ $\hat{\sigma}_d^2(n) = \beta \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\beta)d^2(n)$ $\xi_{CNCC}(n) = \sqrt{\frac{1}{\hat{\sigma}_d^2(n)} \hat{r}_{xd}^T(n) \mathbf{w}(n)}$
Prise de décision concernant la méthode DTD :	Si $\xi_{CNCC}(n) < T_{CNCC}$ blocage de filtre adaptatif. Si $\xi_{CNCC}(n) > T_{CNCC}$; mise à jour des coefficients du filtre adaptatif

Tableau 3.13 :DTD-CNCC

Résultats de simulations

1) Signal usasi

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage), $T_{\text{CNCC}} = 0.99$,
 $\lambda = 0.9989$, $\beta = 0.9989$, $\text{SNR} = 50$, $\text{DTDbegin} = 10000$.

➤ Test sans variation du canal et avec double parole :

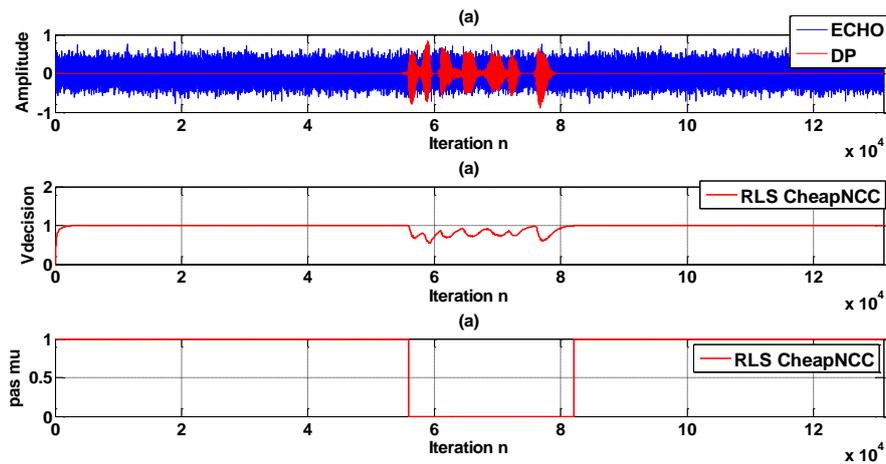


Figure 3.51 : représente (a) : signal écho avec double parole, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation. pour DTD-CNCC.

➤ Test avec variation du canal et sans double parole :

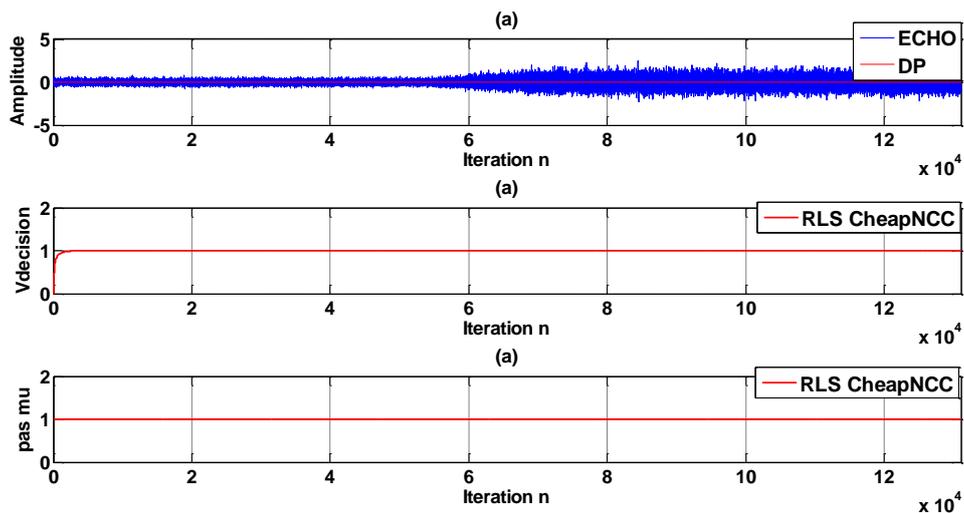


Figure 3.52 : représente (a) : signal écho avec variation de canal, (b) : variation de décision statistique, (c) : pas d'adaptation pour DTD-CNCC.

Discussion des résultats sur la méthode CNCC avec signal usasi (stationnaire)

Le résultat obtenu dans (la figure 3.51) montre la facilité de fixé le seuil requis et la phase d'apprentissage n'est pas nécessaire. Concernant la qualité de la double parole est bonne (pas de d'écho résiduel). À propos de (figure 3.52) la variation du canal donne des conséquences désirables (pas de détection comme DT) et on a observé un changement de comportement de la variable de décision statistique avec un écho audible.

2) Signal parole

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage),

$T_{CNCC} = 0.99$, $\lambda = 0.9989$, $\beta = 0.9989$, $SNR = 50$, $DTD_{begin} = 10000$.

➤ Test sans variation du canal et avec double parole :

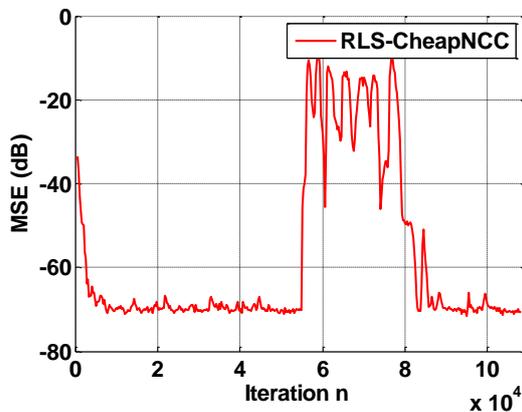
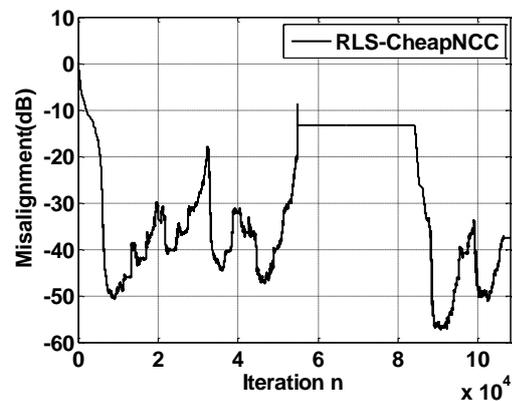


Figure 3.53: Evolution de MSE (EQM)



3.54 : Evolution de Misalignement

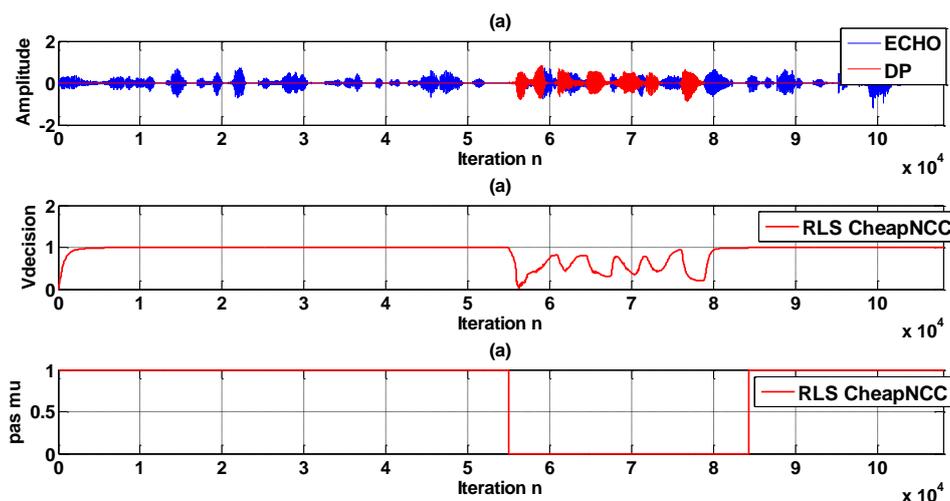


Figure 3.55: Représente (a)signal écho avec double parole, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation pour DTD-CNCC.

➤ Test sans double parole avec variation du canal :

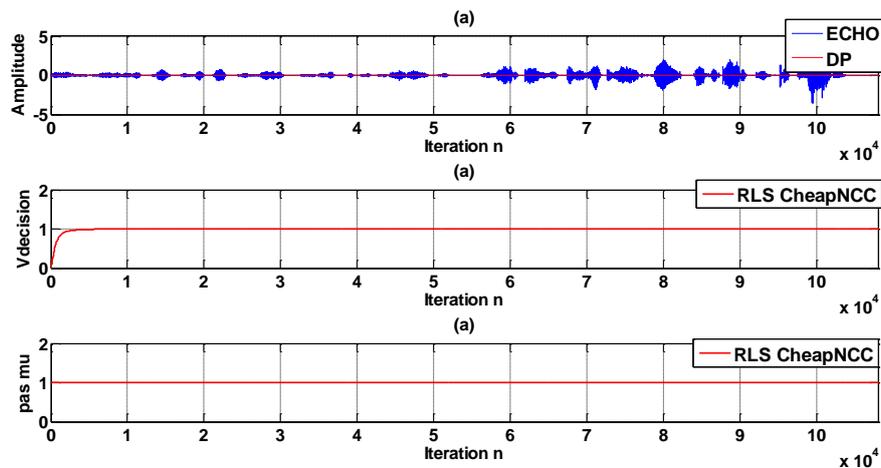


Figure 3.56 : Représente (a)signal écho avec variation du canal, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d’adaptation pour DTD-CNCC.

Discussion des résultats sur la méthode CNCC avec signal parole (non-stationnaire)

Dans cette simulation on a testé la robustesse de qualité de la double parole et on a obtenu des bons résultats (détection complète du double parole). Lorsqu’on a un canal variable comme illustré dans (la figure 3.56), le détecteur de double parole n’a pas détecté la non stationnarité (bonnes résultats) et l’écho résiduel moins audible (presque absent).

Conclusion sur la méthode DTD-CNCC : On conclut que le CNCC est un bon détecteur de double parole a fonctionné très bien avec l’algorithme RLS (qualité de double parole excellente) elle ne résiste pas contre le bruit élevé (signal parole et usasi).

3.5.2.2 Évaluation de la méthode de DTD à base de MECC

Résultats de simulations

1) Signal USASI :

Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage)

$T_{MECC} = 0.98$, $SNR = 50$, $\lambda = 0.9989$, $DTDbegin = 20000$.

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

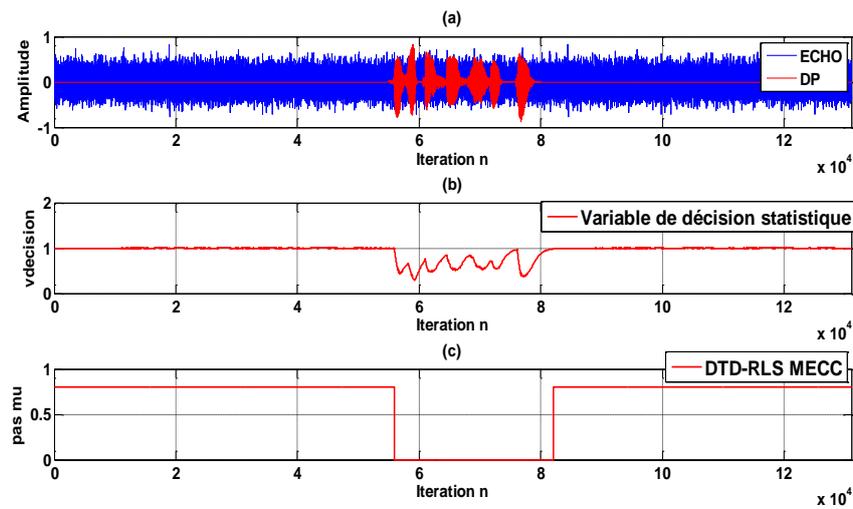


Figure 3.57 : Représente (a) signal écho avec double parole, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation DTD-MECC avec filtre RLS

➤ Test sans double parole avec variation du canal :

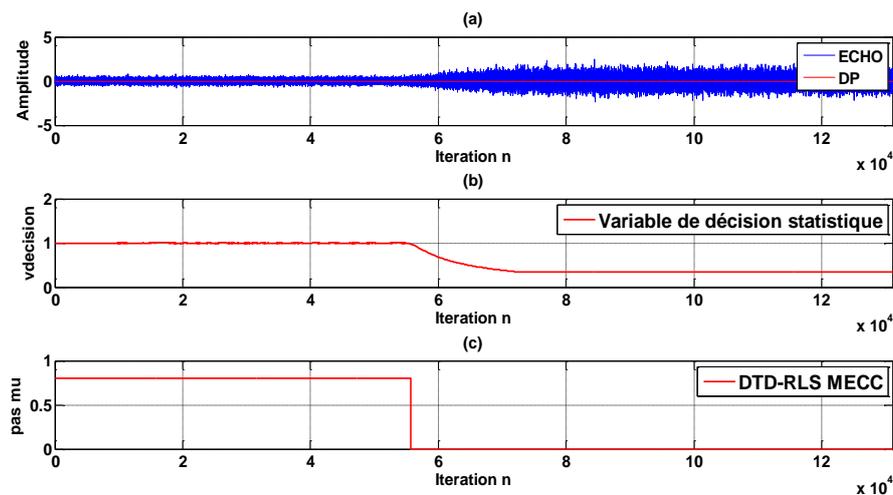


Figure 3.58 : Représente (a) signal écho avec variation du canal, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation DTD-MECC avec filtre RLS

Discussion des résultats sur la méthode MECC avec signal usasi (stationnaire)

On a présenté les résultats de simulation que nous avons réalisés avec USASI, d'après l'allure de la variable de décision de figure 3.57 on a fixé le bon choix du seuil ($T_{MECC} = 0.98$) et la phase d'apprentissage n'est pas nécessaire. Pour la qualité de double parole est excellente (pas d'écho résiduel) mais concernant la variation du canal figure 3.58 on a observé un blocage du filtre et le pas d'adaptation ne remonte plus (bruit fort audible).

2) Signal parole :

3) Les paramètres utilisés : $L = 256$, $\mu = 0.8$ (adaptation), $\mu = 0.0$ (blocage)

$T_{MECC} = 0.98$, $SNR = 50$, $\lambda = 0.9989$, $DTDbegin = 20000$.

➤ Test avec double parole et sans variation du canal :

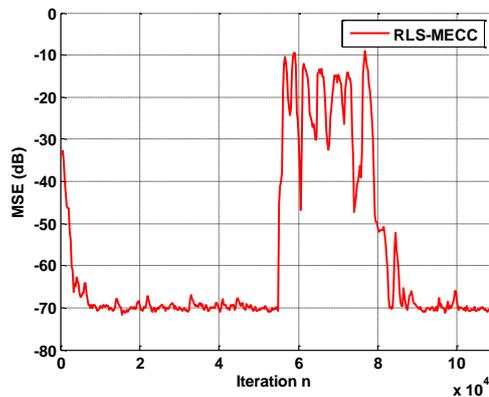


Figure 3.59 : Evolution de MSE (EQM)

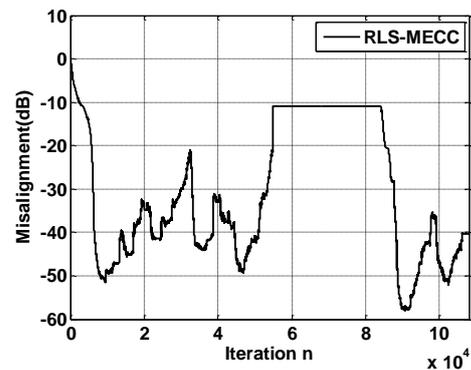


Figure 3.60 : Evolution de Misalignement

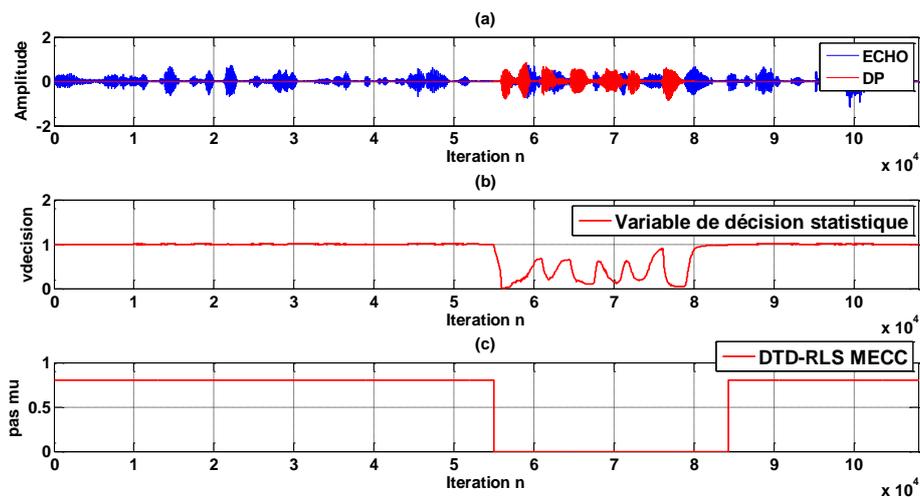


Figure 3.61: Représente (a) signal écho avec double parole, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation DTD-MECC avec filtre RLS

➤ **Test sans double parole avec variation du canal :**

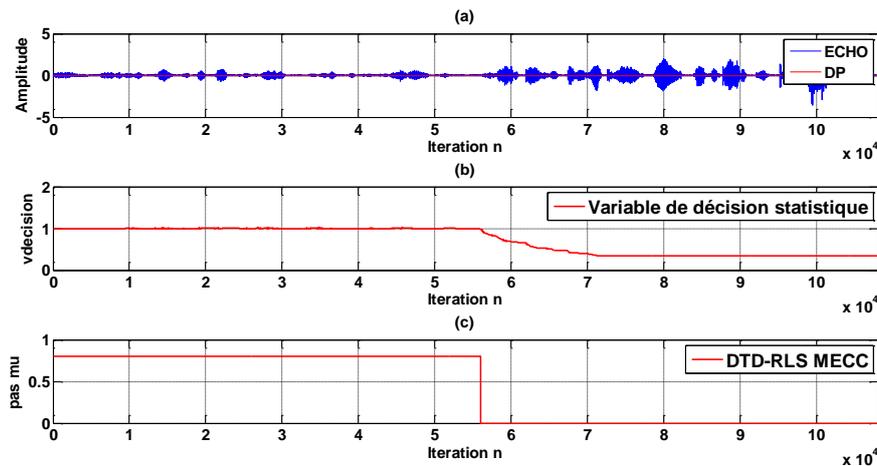


Figure 3.62 : Représente (a)signal écho avec variation du canal, (b) la variable de décision statistique, (c) pas d'adaptation DTD-MECC avec filtre RLS

Discussion des résultats sur la méthode MECC avec signal parole (non-stationnaire)

Les résultats de (la figure 3.61) indiquent que cette méthode a bien détecté la double parole et assure une meilleure qualité du signal proche d'après le bon choix de seuil (on a gardé le seuil utiliser avec NLMS). Les tests de (la figure 3.62) sont simulés avec un canal variable, la variable de décision change de comportement, on peut noter qu'il y a une détection de la non stationnarité comme DT avec une descente du pas d'adaptation suite blocage du l'algorithme du filtre et l'écho résiduel reste présent. Cette méthode ne résiste pas à un bruit élevé.

Conclusion sur la méthode DTD-MECC :

On a conclu d'après les résultats obtenus le bon comportement de l'algorithme RLS et pour le MECC est un très bon détecteur de double parole (qualité de double parole excellente) mais nécessite une modification pour éviter le blocage du non stationnarité.

3.6 Conclusion :

Dans ce chapitre nous avons présenté l'AEC avec le filtre NLMS et RLS, avec prise en compte la double parole, ainsi que les techniques de la DTD. Les performances et la robustesse des méthodes sont confirmées par les résultats obtenus ce qui nous permet de classer les méthodes MECC et NCC par les meilleurs détecteurs de la DT avec l'algorithme NLMS. Dans les simulations nous avons testé la capacité de poursuite. Le blocage du filtre NLMS dans un milieu non-stationnaire en certaines méthodes de la DTD reste un défi (Il en résulte une perturbation aléatoire des coefficients du filtre adaptatif). L'étude comparative réalisée pour le détecteur MECC montre que l'algorithme RLS est plus robuste dans le cas de l'AEC (parole en entrée) que l'algorithme NLMS. Enfin nous pouvons conclure qu'on peut réaliser ce travail avec d'autres algorithmes adaptatifs plus robuste comme le FNLMS surtout pour éviter le blocage de filtre pour un canal variable.

Conclusion générale

C'est dans l'esprit et l'intérêt considérable touchant le domaine de la parole et l'amélioration de la qualité de communication dans les systèmes de communication mains libres, que nous avons tenté de présenter ce travail ayant pour objectif de l'annulation d'écho acoustique.

Dans notre projet de fin d'étude, on a analysé comment annuler l'écho acoustique par filtrage adaptatif et on a utilisé deux types de filtres adaptatif. Les algorithmes de filtrage adaptatif ont été basé sur le contrôle du pas d'adaptation afin d'améliorer les performances et assurer un compromis entre la vitesse de convergence, l'erreur dans le régime permanent et la robustesse au bruit.

Notre travail touche un point important dans l'AEC c'est le phénomène de double parole qui dégrade la performance d'AEC. Les chercheurs ont tenté de trouver des algorithmes de détections de double parole. On a abordé un maximum de méthodes qui ont étaient proposé dans la littérature, nos contributions principales c'est de classifier les méthodes dans un contexte stationnaire et non stationnaire, dans un environnement bruité, on a aussi montré la supériorité de RLS en présence de double parole par rapport au NLMS dans la qualité des résultats. Nos constats en été objectif avec toutes les méthodes DTD.

D'après ce modeste travail nous envisageons de :

- L'investissement dans la réalisation des méthodes qui sont prête à être implémenter sur les annuleur d'écho acoustique comme CNCC.
- Travailler sur la discrimination entre les situations de double parole et les périodes de variation du canal acoustique pour éviter le blocage d'adaptation du filtre dans le cas du canal variable.
- Concentrer sur l'amélioration de méthodes qui existe déjà au lieu de crier de nouveaux algorithmes qui présente les mêmes problèmes avoir un peu de détecteurs robustes mieux que beaucoup et mauvais.

- L'étude des méthodes DTD avec de nouveaux algorithmes comme le NLMS rapide (FNLMS)

Bibliographie

- [1]Md. Shamim Hussain, Md. Ajoad Hasan, Md. Faizul Bari, and A. B. M. Harun-Ur-Rashid:« A Fast Double-Talk Detection Algorithm Based on Signal Envelopes for Implementation of Acoustic Echo Cancellation in Embedded Systems» , 4th International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE),2017.
- [2] Abderrahmane AMROUCHE , Mahfoud HAMIDIA : «Double-talk Detector Based on Speech Feature Extraction for Acoustic Echo Cancellation», 22nd International Conference on Software, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM) 2 013.
- [3] Bouzertini nadjat, Saraa kheira : «Algorithme NLMS optimisé pour l'identification de la réponse impulsionnelles Acoustique >>, université de Saad Dahleb Blida 1,Algerie ,Thèse publié en 2018.
- [4] Mahfoud Hamidia : « Amélioration d'annuleur d'écho acoustique avec détection de double parole dans les communications mobiles >>, Université de Science et de la Technologie Houari Boumediene, Thèse publié en 2017
- [5] Bouzertini nadjat, Saraa kheira : «Algorithme NLMS optimisé pour l'identification de la réponse impulsionnelles Acoustique >>, université de Saad Dahleb Blida 1,Algerie ,Mémoire Master publié en 2018.
- [6]Azhar Sarfraz, Majid Dowlatnia, Hung Ngoc Nguyen : « Implementation of the LMS and NLMS algorithms for Acoustic Echo Cancellation in teleconference system using MATLAB >>, Master thesis , University of Växjö 2009
- [7] FERRANE Khaled , SADOUNI Ibtissem :«Filtrage adaptatif pour l'annulation d'écho acoustique dans les communications mains libres >> ,UNIVERSITÉ AKLI MOAND OULHADJ-BOUIRA, Mémoire de Master publié le 25/09/2017.
- [8] LAIFAOUI Wafa : «Implémentation des filtres adaptatifs sur une carte FPGA pour l'annulation d'écho acoustique >>, Université Mohamed Larbi Ben M'hidi - Oum El bouaghi , Mémoire Master publié en 2018
- [9]DJEMAI ABDALLAH, ENNACEUR MOHAMMED TARZI :«Application du filtrage adaptatif à l'annulation de l'écho acoustique >> , Université Kasdi Merbah Ouargla, Mémoire de Master publié en 2019
- [10] S. Haykin :«Adaptive filter theory>>, 3 Ed. New York: Prentice Hall 1996.
- [11] G. Baudoin et J.F-. Bercher : «Eléments de traitement du signal >>, Université Paris-Est, Livre publié en 1998.
- [12] Lu Lu : «Implementation of Acoustic Echo Cancellation For PC Applications Using MATLAB>> , Stockholm, Mémoire de Master publié en 2007.
- [13] Per Persson, Sven Nordebo : «An adaptive filtering algorithm using mean field annealing techniques>> , IEEE Workshop on Signal Processing Systems, conference published on 16-18 Oct. 2002

- [14] Muhammad Z. Ikram : <<DOUBLE-TALK DETECTION IN ACOUSTIC ECHO CANCELLERS USING ZERO-CROSSINGS RATE>> IEEE ICASSP 2015 .
- [15] Mourad Benziane, Mohamed Bouamar , Mouldi Makdir1, : <<Simple and Efficient Double-Talk-Detector for Acoustic Echo Cancellation>>, revue traitement du signal 2020 .
- [16] Mohammad Zakaria Haider, Golam Rabbi, Mrinmoy Sarkar, Dhiman Chowdhury : <<Autocorrelation Based Double Talk Detection System with an NLMS Acoustic Echo Canceller” International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE) 2019
- [17] Mourad Benziane , Mohamed Bouamar, Mouldi Makdir : <<Double-Talk Detection Based on Enhanced Geigel Algorithm for Acoustic Echo Cancellation >> ,6th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT), Istanbul, Turkey, Article publié en 2018
- [18] Hua Ye , Bo-Xiu Wu : << A New Double-Talk Detection Algorithm Based on the Orthogonality Theorem >>, IEEE TRANSACTIONS ON COMMUNICATIONS, VOL. 39 , Article publié en 1991
- [19] Jacob Benesty , , Dennis R. Morgan , Jun H. Cho : <<A New Class of Doubletalk Detectors Based on Cross-Correlation >> , IEEE TRANSACTIONS ON SPEECH AND AUDIO PROCESSING, VOL. 8, NO. 2 , Article publié en 2000
- [20] Per Åhngren : <<Acoustic Echo Cancellation and Doubletalk Detection Using Estimated Loudspeaker Impulse Responses>> , IEEE TRANSACTIONS ON SPEECH AND AUDIO PROCESSING, VOL. 13 , Article publié en 2005
- [21]] Mohammad Asif Iqbal , Jack W. Stokes, Steven L. Grant : <<NORMALIZED DOUBLE-TALK DETECTION BASED ON MICROPHONE AND AEC ERROR CROSS-CORRELATION >> , IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME) 2007
- [22] Grzegorz Szwoch , Andrzej Czyz’ ewski, Maciej Kulesza : << A low complexity double-talk detector based on the signal envelope >> Signal Processing 2008
- [23] Md. Shamim Hussain , Md. Ajoad Hasan , Md. Faizul Bari , and A. B. M. Harun-Ur-Rashid : <<A Fast Double-Talk Detection Algorithm Based on Signal Envelopes for Implementation of Acoustic Echo Cancellation in Embedded Systems >> , 4th International Conference on Advances in Electrical Engineering (ICAEE) 2017
- [24] Mahfoud HAMIDIA , Abderrahmane AMROUCHE : << Double-Talk Detection Using the Singular Value Decomposition for Acoustic Echo Cancellation>> , IEEE International Conference on Communications (ICC) 2013
- [25] A. A. M. Muzahid, K. M. R. Ingrid, S. I. M. M. Raton Mondol, Y. Zhou : << Advanced Double-Talk Detection Algorithm Based on Joint Signal Energy and Cross-Correlation Estimation >> 8th IEEE International Conference on Communication Software and Networks (ICCSN) 2016