

**Université Mohamed Boudiaf - M'sila**

**FACULTE DE TECHNOLOGIE**

**DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE**



Numéro de série : .....

Numéro d'inscription : DE/07/13

## **Thèse**

Présentée pour l'obtention du diplôme de

**DOCTORAT SCIENCES**

**Spécialité** : Electronique

**Option** : Communication

## **THEME**

**Evaluation des performances de calcul des algorithmes de  
filtrage adaptatif de type RLS appliqués aux anneaux  
d'écho acoustique**

Présentée par

**M. BENZIANE Mourad**

Soutenue le : 26/06/2023

**Devant le jury composé de :**

M. HOCINI Abdesselam	Professeur	Université de M'sila	Président
M. BOUAMAR Mohamed	Professeur	Université de M'sila	Directeur de thèse
M. KHEDROUCHE Djamel	Professeur	Université de M'sila	Examineur
M. AYAD Mouloud	Professeur	Université de Sétif	Examineur
M. SAOUDI Kamel	Professeur	Université de Bouira	Examineur
M. BENSALIA Yacine	MC « A »	Université de Bouira	Examineur

**Année universitaire : 2022/2023**

## *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail :*

*À ma très chère mère, et mon très cher père,*

*À ma petite famille : ma femme et mes enfants : Assil, Hiba et Rachid.*

*À toute ma famille à tous mes amis.*

# *Remerciements*

Je tiens à remercier tout d'abord ALLAH le tout-puissant, de m'avoir donné autant de courage, de patience et de volonté afin d'accomplir ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers mon directeur de thèse Prof. Mohamed BOUAMAR de l'université de M'sila pour son encadrement, son soutien et ses conseils tout au long de ces années de recherche. Sa grande expérience et son expertise ont été d'une aide inestimable pour la réalisation de cette thèse.

Je remercie également les membres de mon jury : Prof. HOCINI Abdesselam d'avoir accepté de présider le jury et: Prof. KHEDROUCHE Djamel, Prof. AYAD Mouloud, Prof. SAOUDI Kamel et Dr. BENSALIA Yacine, qui m'ont fait l'honneur d'examiner ce travail. Je tiens à les remercier tous pour leur temps, leur expertise et leur précieuse contribution à l'évaluation de ce travail.

Je remercie également mes collègues et ma famille pour leur soutien moral et leur encouragement pendant ces années de travail. Leur soutien inconditionnel a été une force motrice et une source de motivation constante pour moi.

Je tiens enfin à exprimer ma reconnaissance envers toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail. Leur soutien, leurs commentaires et leurs suggestions ont grandement contribué à la réussite de cette thèse.

# *Table des matières*

DEDICACES	i
REMERCIEMENT	ii
TABLE DES MATIERES	iii
RESUME	vi
LISTE DES ABREVIATIONS	vii
LISTE DES NOTATIONS	viii
LISTE DES FIGURES	x
LISTE DES TABLEAUX	xii
INTRODUCTION GENERALE	01

## *CHAPITRE I*

### *L'écho acoustique dans les systèmes de communication « mains-libres »*

INTRODUCTION .....	06
1. GENERALITES.....	06
1.1. Onde sonore .....	06
1.2. Intensité acoustique .....	07
1.3. Décibel .....	07
1.4. Bande passante de la parole.....	07
1.5. L'Echo et sa perception .....	07
2. TYPES D'ECHOS.....	08
2.1. Echo électrique.....	08
2.2. Echo acoustique .....	11
3. REPONSE IMPULSIONNELLE ACOUSTIQUE .....	12
3.1. Effet de réverbération : .....	12
3.2. Propagation d'une impulsion sonore.....	13
3.3. Mesure de la réponse impulsionnelle acoustique .....	14
3.3.1. Mesure par la méthode MLS .....	14
3.3.2. Mesure par la méthode IRS .....	14
3.3.3. Mesure par la méthode TSP.....	14
3.3.4. Mesure par la méthode SS logarithmique.....	15
4. CONCEPT D'ANNULATION D'ECHO ACOUSTIQUE .....	15
5. PROBLEME DE DOUBLE PAROLE.....	17
6. SIGNAUX DE SIMULATION.....	18
CONCLUSION .....	18

## CHAPITRE 2

### *Le filtrage adaptatif en annulation d'écho acoustique*

INTRODUCTION .....	19
1. APPLICATIONS DU FILTRAGE ADAPTATIF .....	19
1.1. Identification des systèmes.....	20
1.2. Modélisation inverse .....	20
1.3. Annulation d'interférence.....	21
1.4. Filtre prédictif .....	21
2. FILTRE DE WIENER – FILTRAGE OPTIMAL .....	21
2.1. Principe .....	22
2.2. Filtre FIR de Wiener .....	23
2.3. Principe d'orthogonalité.....	23
2.4. Equation de Wiener-Hopf.....	24
3. ALGORITHME DE DESCENTE DU GRADIENT DETERMINISTE .....	25
3.1. Principe .....	25
4. ALGORITHME DE DESCENTE DU GRADIENT STOCHASTIQUE .....	27
4.1. Principe .....	27
4.2. Condition de convergence .....	27
5. ALGORITHME DE DESCENTE DU GRADIENT STOCHASTIQUE NORMALISE .....	28
6. ALGORITHME DES MOINDRES CARRS RECURSIFS.....	29
7. VERSIONS RAPIDES DE L'ALGORITHME RLS.....	32
8. ALGORITHME VFF-RLS.....	34
9. CRITERES D'EVALUATION DES PERFORMANCES .....	36
9.1. Erreur quadratique moyenne .....	37
9.2. Echo-Return Loss Enhancement.....	37
9.3. Misalignment .....	38
10. EVALUATION DES ALGORITHMES DE FILTRAGE ADAPTATIF .....	39
10.1. Evaluation de l'algorithme RLS.....	40
10.1.1. Influence du facteur d'oubli .....	40
10.1.2. Influence du paramètre de régularisation.....	41
10.1.3. Influence de la longueur du filtre.....	42
10.2. Comparaison avec l'algorithme NLMS.....	43
10.2.1. Situation simple.....	43
10.2.2. Changement du chemin d'écho.....	44
10.2.3. Présence de bruit.....	45
10.3. Double parole et divergence.....	47
CONCLUSION .....	49

## CHAPITRE 3

### *Les Détecteurs de double parole*

INTRODUCTION .....	50
1. PRINCIPE.....	50
2. ETAT DE L'ART.....	52
3. EXEMPLES D'ALGORITHMES DE DETECTION DE DOUBLE PAROLE .....	52
3.1. Algorithme de Geigel.....	53
3.2. Algorithme NCC entre le signal lointain et le signal d'erreur.....	53
3.3. Algorithme NCC entre le signal lointain et le signal du microphone .....	54
3.4. Algorithme NCC entre le signal du microphone et le signal d'erreur .....	56
3.5. Algorithme basé sur la cohérence .....	57
3.6. Algorithme basé sur l'enveloppe des signaux.....	59
3.7. Algorithme basé sur la transformée de Stockwell.....	61
4. CRITERES D'EVALUATION.....	64
CONCLUSION .....	65

## CHAPITRE 4

### *Mise en œuvre du DTD proposé*

*- Simulation et évaluation -*

INTRODUCTION .....	66
1. ALGORITHME VFF-RLS.....	66
1.2. Application de l'algorithme VFF-RLS dans un système AEC.....	68
2. ALGORITHME PROPOSE POUR LA DETECTION DE DOUBLE PAROLE .....	71
2.1. Principe .....	71
2.2. Application du DTD proposé dans un AEC.....	72
3. DIVERGENCES DU RLS ET DU VFF-RLS EN PRESENCE DU DTD PROPOSE.....	80
CONCLUSION .....	91
CONCLUSION GENERALE .....	92
REFERENCES.....	95

# ***RESUME***

## ***Evaluation des Performances de Calcul des Algorithmes de Filtrage Adaptatif de type RLS Appliqués aux Annuleurs d'Echo Acoustique***

**Résumé** : L'annulation d'écho acoustique (AEC) constitue un aspect incontournable dans les systèmes de communication dits « mains-libres ». Classiquement, les techniques utilisées pour traiter ce problème, sont basées sur les algorithmes du filtrage adaptatif, qui peuvent d'ailleurs être classées en deux grandes familles, à savoir les LMS et les RLS. Ces derniers se caractérisent par une vitesse de convergence élevée, conduisant rapidement à l'annulation de l'écho, mais au prix d'une complexité de calcul accrue. Toutefois, l'avantage présenté par cette vitesse de convergence, se traduit le plus souvent à une source de problèmes en cas de présence de double parole (*Double-Talk* : DT), de bruit intense ou de changement brusque dans le chemin d'écho. Dans ces situations, les algorithmes RLS se mettent rapidement à diverger, ce qui affecte les performances globales du système AEC.

Le travail présenté dans cette thèse, porte sur une étude en simulation visant l'évaluation des performances en matière de divergence de ces algorithmes d'adaptation de type RLS, pouvant d'ailleurs être utilisés dans des systèmes AEC à base de Détecteurs de double parole (*Double-Talk-Detector* : DTD). Notre contribution réside dans l'étude de la divergence de ce type d'algorithmes dans un annuleur d'écho acoustique à base d'un DTD qu'on a proposé. Ce dernier, mariant à la fois simplicité, efficacité et moindre complexité de calcul, nous permettra lors de cette étude, d'évaluer son impact sur la divergence du filtre adaptatif, en se basant sur les algorithmes d'adaptation, RLS classique et VFF-RLS. La grande vitesse de convergence présentée par ces derniers, implique toutefois une divergence du filtre aussi rapide et importante qu'elle soit, en cas de présence de périodes DT. L'objectif à atteindre, réside dans la réaction de ce nouvel DTD, et de l'effet qu'il apporte sur la minimisation et la limitation de l'impact de cette divergence. L'évaluation des performances de ces algorithmes rapides d'adaptation en présence de ce DTD, exprime tout l'intérêt de cette étude.

**Mots clés** : AEC, RLS, VFF-RLS, DTD, Divergence, Evaluation des performances, Simulation.

## ***LISTE DES ABRÉVIATIONS***

**ACC:** Average Cross-Correlation.  
**AEC:** Acoustic Echo Cancellation.  
**DT:** Double Talk.  
**DTD:** Double Talk Detector.  
**DWT:** Discrete Wavelet Transform.  
**ENR:** Echo-to-Noise Ratio.  
**ERL:** Echo Return Loss.  
**ERLE:** Echo-Return Loss Enhancement.  
**FIR:** Finite Impulse Response.  
**FTF :** Fast Transversal Filter.  
**IIR:** Infinite Impulse Response.  
**ITU :** International Telecommunications Union.  
**IRS:** Inverse Repeated Sequence.  
**LMS:** Least Mean Square.  
**Mis:** Misalignment.  
**MLS:** Maximum Length Sequence.  
**MSE:** Mean-Square error.  
**NCC:** Normalized Cross-Correlation.  
**NFR:** Near-end to Far-end Ratio.  
**NLMS:** Normalized Least Mean Square.  
**RENr:** residual ENR.  
**RLS:** Recursive Least Square.  
**ROC:** Receiver Operating Characteristic.  
**SNR:** Signal to Noise Ratio.  
**SS:** Sine Sweep.  
**ST:** Single-Talk  
**STFT:** Short-Time Fourier Transform.  
**St-T:** Stockwell Transform.  
**TSP:** Time-Stretched Pulses.  
**VSS:** Variable Step-Size.  
**VFF:** Variable Forgetting Factor.  
**VAD:** Voice Activity Detection.

# LISTE DES NOTATIONS

Les scalaires sont représentés par des lettres minuscules.

Les vecteurs et les matrices sont représentés par des lettres minuscules en gras.

$\lambda$	Facteur d'oubli de l'algorithme RLS.
$\delta$	Paramètre de régularisation de l'algorithme RLS.
$\lambda(n)$	Facteur d'oubli variable de l'algorithme VFF-RLS.
$\lambda_{max}$	Facteur d'oubli maximal de l'algorithme VFF-RLS.
$\varsigma$	Paramètre de régularisation de l'algorithme VFF-RLS.
$\mu$	Pas d'adaptation de LMS.
$\beta$	Pas d'adaptation de NLMS.
$\varepsilon$	Paramètre de régularisation de NLMS.
$\sigma^2$	Variance.
$E[.]$	Espérance mathématique.
$Diag(.)$	Diagonal d'une matrice.
$max[.]$	Valeur maximale.
$min[.]$	Valeur minimale.
$length(\mathbf{a})$	Longueur d'un vecteur $\mathbf{a}$ .
$ \cdot $	Valeur absolue.
$\ \mathbf{a}\ $	La norme d'un vecteur $\mathbf{a}$ .
$sgn[.]$	La fonction signe.
$f_e$	Fréquence d'échantillonnage.
$T$	Seuil de décision des DTD.
$T(n)$	Seuil de décision variable des DTD.
$\zeta(n)$	Décision statistique de DTD.
$\hat{m}_x(n)$	L'estimation du dernier échantillon du signal lointain.
$\hat{d}(n)$	L'estimation du dernier échantillon du signal au niveau du microphone.
$\alpha$	Facteur d'oubli du DTD proposé.
$\phi(n)$	La variable binaire de décision des DTD.
$\bar{x}(n)$	VAD du signal lointain $x(n)$ .
$\bar{v}(n)$	VAD du signal local $v(n)$ .
$P_d$	Probabilité de détection.

$P_f$	Probabilité de fausse alarme.
$P_m$	Probabilité de détection échouée.
$N$	Nombre d'échantillons total.
$L$	Longueur du filtre adaptatif.
$J(n)$	Fonction coût.
$x(n)$	Signal de locuteur lointain.
$v(n)$	Signal de locuteur proche.
$y(n)$	Signal d'écho.
$\hat{y}(n)$	Signal d'écho estimé.
$e(n)$	Signal d'erreur.
$b(n)$	Signal de bruit ambiant.
$d(n)$	Signal de microphone.
$\mathbf{x}(n)$	Observation de longueur $L$ du signal $x(n)$ .
$\mathbf{e}(n)$	Observation de longueur $L$ du signal $e(n)$ .
$\varepsilon(n)$	Erreur d'estimation a posteriori.
$\mathbf{h}$	Réponse impulsionnelle du chemin d'écho
$\mathbf{I}$	La matrice identité.
$\mathbf{w}(n)$	Coefficients du filtre adaptatif
$\mathbf{P}_{L,xd}$	Vecteur d'intercorrélacion entre $d(n)$ et $x(n)$
$\mathbf{R}_{L,xx}$	Matrice d'autocorrélacion du signal $x(n)$
$\mathbf{k}(n)$	Gain de Kalman.

## *LISTE DES FIGURES*

Figure 1.1. Figure 1.1. Illustration d'un appel téléphonique établi par connexion d'un abonné à 2 fils via des hybrides à des lignes à 4 fils au central .....	08
Figure 1.2. Détail de l'hybride du locuteur B .....	09
Figure 1.3. Structure générale d'un annuleur d'écho .....	10
Figure 1.4. Annuleur d'écho électrique simplifié .....	10
Figure 1.5. Exemple de réponse impulsionnelle du chemin d'écho électrique .....	11
Figure 1.6. Effet de réverbération .....	12
Figure 1.7. Distribution temporelle schématique d'une impulsion sonore .....	13
Figure 1.8. Réponse impulsionnelle de l'habitacle d'une voiture.....	15
Figure 1.9. L'écho dans les systèmes de communication mains-libres .....	16
Figure 1.10. Principe de l'annulation d'écho acoustique par filtrage adaptatif .....	17
Figure 1.11. Schéma de principe d'un annuleur d'écho acoustique .....	17
Figure 2.1. Principe de l'identification d'un système.....	20
Figure 2. 2. Principe de modélisation inverse. ....	20
Figure 2.3. Principe de l'annulation d'interférence.....	21
Figure 2.4. Principe de la prédiction .....	21
Figure 2.5. Principe du filtre de Wiener .....	22
Figure 2.6. Surface MSE d'un filtre à deux dimensions .....	25
Figure 2.7. Signaux du locuteur lointain utilisés pour la simulation .....	39
Figure 2.8. Convergence de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de $\lambda$ avec $\delta=0.0001$ .....	40
Figure 2.9. ERLE de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de $\lambda$ avec $\delta=0.0001$ .....	41
Figure 2.10. Convergences de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de $\delta$ avec $\lambda=0.9997$ .....	41
Figure 2.11. ERLE de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de $\delta$ avec $\lambda=0.9997$ .....	42
Figure 2.12. Convergences de l'algorithme RLS pour différentes longueurs du filtre .....	42
Figure 2.13. ERLE de l'algorithme RLS pour différentes longueurs du filtre .....	43
Figure 2.14. Convergences des algorithmes RLS et NLMS en situation simple .....	44
Figure 2.15. ERLE des algorithmes RLS et NLMS en situation simple .....	44
Figure 2.16. Convergences des algorithmes RLS et NLMS avec un changement du chemin d'écho .....	45
Figure 2.17. ERLE des algorithmes RLS et NLMS avec un changement du chemin d'écho .....	45
Figure 2.18. Convergences des algorithmes RLS et NLMS avec bruit (SNR=15dB).....	46
Figure 2.19. Valeurs moyennes ERLE des algorithmes RLS et NLMS dans un environnement bruité.....	47
Figure 2.20. Signaux utilisés pour la simulation en cas de DT.....	48
Figure 2.21. Convergences des algorithmes RLS et NLMS en cas de DT .....	48
Figure 2.22. ERLE des algorithmes RLS et NLMS en cas de DT .....	48
Figure 3.1 Structure générale d'un système AEC à base de DTD .....	51
Figure 3.2. Fonction d'estimation de la cohérence : (a) cas de simple parole sans la présence de bruit. (b) cas de double parole .....	58
Figure 3.3. Schéma global de DTD à base de détection de l'enveloppe du signal .....	59
Figure 3.4. Structure du DTD à base de St-T .....	62
Figure 4.1. Organigramme de l'algorithme VFF-RLS .....	67
Figure 4.2. Misalignments des algorithmes RLS ( $\lambda=1$ et $\lambda=0.9991$ ) et VFF-RLS avec le scénario Sc1...	68
Figure 4.3. ERLE des algorithmes RLS ( $\lambda=1$ et $\lambda=0.9991$ ) et VFF-RLS avec le scénario Sc1.....	69
Figure 4.4. Evolution des valeurs moyennes ERLE des algorithmes RLS et VFF-RLS en présence de bruit..	70
Figure 4.5. Signaux utilisés : (a). Signal lointain. (b). Signal local (Sc1). (c). Signal local (Sc2), (d). Signal local (Sc3) .....	72
Figure 4.6. Misalignnement en présence des différents DTDs dans un environnement non bruité (scénario Sc1)	73

Figure 4.7. ERLE en présence des différents DTDs dans un environnement non bruité (scénario Sc1) ...	74
Figure 4.8. Valeurs moyennes ERLE en présence des différents DTDs dans un environnement bruité (scénario Sc1) .....	75
Figure 4.9. Misalignments obtenu en présence des trois DTDs dans un environnement bruité (scénario Sc1) .....	76
Figure 4.10. Misalignement obtenu des différents algorithmes lors d'un changement brusque de la réponse impulsionnelle .....	77
Figure 4.11. Organigramme de calcul du seuil adaptatif du DTD .....	78
Figure 4.12. Misalignement obtenu en présence du DTD proposé, dans les cas d'un seuil adaptatif et des valeurs d'un seuil fixe .....	79
Figure 4.13. Probabilité de détection échouée pour les trois DTDs .....	80
Figure 4.14. Signaux utilisés : (a). Signal lointain. (b). Signal local (Sc1). (c). Signal local (Sc2) .....	81
Figure 4.15. Misalignement obtenu pour l'algorithme RLS avec et sans DTD (scénario Sc1) .....	82
Figure 4.16. ERLE obtenu pour l'algorithme RLS avec et sans DTD (scénario Sc1) .....	82
Figure 4.17. Misalignement obtenu pour l'algorithme VFF-RLS avec et sans DTD (scénario 1) .....	83
Figure 4.18. ERLE obtenu pour l'algorithme VFF-RLS avec et sans DTD (scénario Sc1) .....	84
Figure 4.19. Misalignement et ERLE obtenus pour l'algorithme RLS avec et sans DTD (scénario Sc2) ...	85
Figure 4.20. Misalignement et ERLE obtenus pour l'algorithme VFF-RLS avec et sans DTD (scénario Sc2)..	85
Figure 4.21. ERLE moyen du RLS et du VFF-RLS en fonction du SNR (scénarios Sc1 et Sc2) .....	86
Figure 4.22. Histogramme 3D du Misalignement moyen du RLS et VFFF-RLS avec et sans DTD pour les différentes périodes du scénario Sc1 .....	88
Figure 4.23. Différences entre les Misalignments moyens du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes du scénario Sc1 .....	88
Figure 4.24. Histogramme 3D du Misalignement moyen du RLS et VFFF-RLS avec et sans DTD pour les différentes périodes du scénario Sc2 .....	89
Figure 4.25. Différences entre les Misalignments moyens du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes du scénario Sc2 .....	90

# ***LISTE DES TABLEAUX***

Tableau 1.1. Réaction subjective au délai d'écho .....	08
Tableau 2.1. Résumé de l'algorithme LMS.....	27
Tableau 2.2. Résumé de l'algorithme RLS.....	32
Tableau 2.3. Valeurs statistiques d'ERLE obtenues pour les algorithmes RLS et NLMS.....	46
Tableau.4.1. ERLE des algorithmes RLS et VFF-RLS pour les scénarios Sc1 et Sc2 .....	70
Tableau 4.2. Valeurs ERLE obtenues en présence des différents DTDs pour les trois périodes (scénario Sc1) .....	74
Tableau 4.3. Valeurs ERLE obtenues en présence des différents DTDs dans un environnement bruité (scénario Sc1) .....	75
Tableau 4.4. Valeurs ERLE obtenues en présence des trois DTDs, pour différents SNR (scenarios Sc2 et Sc3).....	77
Tableau 4.5. Complexité de calcul par itération des différents DTDs .....	80
Tableau 4.6. Valeurs ERLE obtenues du RLS et du VFF-RLS en fonction du SNR (scenarios Sc1 et Sc2) .....	86
Tableau 4.7. Misalignment moyen obtenu du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes (scénario Sc1) .....	87
Tableau 4.8. Misalignment moyen obtenu du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes (scénario Sc2) .....	87

# INTRODUCTION GENERALE

Les technologies de communication modernes font désormais partie de notre expérience quotidienne et changent radicalement la façon dont nous vivons, recevons une éducation, travaillons et interagissons les uns avec les autres. De nos jours, les communications sont déjà fondamentales pour le bon fonctionnement de la société contemporaine et de nos vies individuelles. La croissance rapide de notre capacité à communiquer a été l'un des progrès les plus révolutionnaires de notre société au cours du siècle dernier, en particulier au cours des dernières décennies [1].

L'utilisation croissante des appareils de communications entre personnes ou entre l'homme et la machine, où le traitement du signal vocal est indispensable, a conduit à la nécessité d'utiliser des algorithmes sophistiqués. Cela est dû au fait que l'environnement acoustique dans lequel nous vivons et communiquons est extrêmement complexe. Les problèmes difficiles souvent rencontrés se situent principalement au niveau de l'annulation de l'écho ainsi que la suppression des interférences et du bruit, plus que jamais, ces problèmes fondamentaux doivent être traités avec rigueur [2]. Il existe à cet effet deux types d'écho : l'écho hybride ou électrique et l'écho acoustique. L'écho électrique est généré à cause de la désadaptation d'impédance au niveau des boîtes de jonction dites « hybrides » dans les réseaux téléphoniques filaires [3]. L'écho acoustique se produit plutôt dans les systèmes de communication dits « mains-libres » où une version distordue et retardée de la parole du locuteur lointain est retransmise vers ce dernier et ce à cause du couplage acoustique entre le microphone et le haut-parleur au niveau du locuteur local [4]. Ce problème nécessite un traitement particulier au niveau du dispositif de communication utilisé par le locuteur local, lui permettant ainsi d'éliminer ce signal gênant qui affecte considérablement la qualité de la communication. Le concept d'annulation d'écho acoustique (*Acoustic Echo Cancellation* : AEC) est basé principalement sur les techniques de filtrage adaptatif, où le rôle du filtre adaptatif consiste à identifier le chemin d'écho, autrement dit, identifier la réponse impulsionnelle de l'enceinte où se trouve le locuteur local (salle, habitacle de véhicule, etc.) en estimant le signal d'écho, le reste étant la soustraction de cet écho estimé du signal capté au niveau du microphone pour retransmettre vers le locuteur lointain un signal dépourvu d'écho [5].

En effet, le problème « AEC » a beaucoup attiré l'attention des chercheurs depuis le début des années 60 [6], où les premiers travaux de recherche portant sur le problème d'écho électrique, avaient pour but d'améliorer les performances des dispositifs d'annulation d'écho en réduisant le temps de calcul, car il s'agit d'une application temps réel où le traitement doit se faire obligatoirement dans un délai bien déterminé. Sur cette base, plusieurs algorithmes de filtrage adaptatif ont été utilisés et peuvent d'ailleurs être classés selon deux grandes familles : les LMS (*Least Mean Square*) caractérisés par un temps de calcul faible et des performances réduites et les RLS (*Recursive Least Square*) qui possèdent de meilleures performances mais avec un temps de calcul plus élevé. Plusieurs variantes ont d'ailleurs été proposées pour ces deux types d'algorithmes, dont l'objectif poursuivi, est celui d'améliorer leurs performances en réduisant la complexité de calcul.

En raison de sa simplicité, l'algorithme LMS classique reste le plus populaire. Néanmoins, il souffre du problème de convergence lente, surtout pour les signaux fortement corrélés. L'algorithme NLMS est une variante aussi simple mais plus robuste que l'algorithme LMS, il présente un bon compromis entre simplicité et performance lui permettant d'attirer plus d'attention dans plusieurs applications temps réel [7]. Le problème de ces deux algorithmes reste le choix du pas d'adaptation qui devrait assurer un compromis entre l'erreur en régime permanent et la vitesse de convergence. Pour remédier à ce problème, plusieurs travaux ont proposé des algorithmes LMS à pas d'adaptation variable VSS (*Variable Step-Size*) [8-10]. D'autres travaux se focalisant sur la réduction de complexité ont été mis en œuvre, en proposant par exemple une adaptation sélective des coefficients du filtre adaptatif [11-13], une version plus rapide de l'algorithme NLMS [14] et bien d'autres [15,16].

Contrairement aux algorithmes de type LMS, les RLS sont connus pour leurs performances en matière de convergence, ils présentent d'ailleurs une meilleure convergence pour les signaux fortement corrélés comme le son et l'image, mais avec une complexité de calcul plus accrue. L'utilisation de ces algorithmes dans des applications « temps-réel » de traitement numérique du signal, entre autres l'annulation d'écho acoustique, a été une motivation pour proposer des versions plus rapides [17]. D'ailleurs, plusieurs variantes ont été proposées dans la littérature afin de réduire la complexité de calcul [18]. En effet, la version RLS classique possède une complexité d'ordre ( $N^2$ ) alors que les variantes rapides disposent d'une complexité d'ordre ( $N$ )

seulement. Toutefois, la réduction de la complexité de calcul a bien rendu ces algorithmes rapides moins stables, et donc plus vulnérables. Plusieurs chercheurs ont d'ailleurs proposé dans ce cadre, des variantes plus stables [19-25]. A rappeler à cet effet, que le RLS classique utilise un facteur d'oubli constant qui doit assurer un compromis entre la vitesse de convergence et la stabilité et ce afin d'améliorer sa capacité de poursuite ; une variante basée sur un facteur d'oubli variable tel que le VFF-RLS, a été proposée [26-28].

L'un des problèmes cruciaux de l'annulation d'écho à base du filtrage adaptatif, est la situation de double parole (*Double Talk* : DT), où le locuteur local parle seul, ou quand les deux locuteurs (lointain et local) parlent simultanément ; dans ce cas, le comportement du filtre adaptatif tombe inévitablement dans l'instabilité en divergeant. Pour cette raison, deux approches sont généralement adoptées pour remédier à ce problème, la première est de proposer des algorithmes de filtrage adaptatif ayant un comportement plus approprié dans des situations de DT, entre autres les travaux [29-32], la deuxième et qui est adoptée dans notre travail, est le fait d'utiliser un détecteur de double parole (*Double Talk Detector* : DTD) dont le but est de ralentir ou d'arrêter complètement le processus d'adaptation pendant les périodes de DT [33]. Le principal défi de ce DTD est de "sentir" la présence de la parole du locuteur local, pour "agir" impérativement et contourner ou arrêter son impact sur la divergence du filtre adaptatif. De nombreux algorithmes DTD très intéressants ont d'ailleurs été proposés. Le plus simple et le plus connu, nommé DTD Geigel [34], fournit une solution efficace et peu complexe, en particulier pour l'annulation d'écho électrique. Des algorithmes plus complexes ont été développés par la suite, par exemple ceux basés sur des méthodes de cohérence [35] et d'intercorrélacion [36-38]. D'autres basés sur l'estimation du chemin d'écho, capables de différencier entre une situation de DT et un changement du chemin d'écho [39], ou encore ceux basés sur la transformée de Stockwell, qui d'ailleurs se sont avérés donner de meilleurs résultats, mais avec une complexité de calcul accrue [40].

L'objectif recherché dans le cadre de cette thèse, est l'évaluation des performances des algorithmes de type RLS en annulation d'écho acoustique, et ce dans le but de montrer leurs caractéristiques intrinsèques en matière de vitesse de convergence, de capacité de poursuite et de réduction de divergence, en collaboration avec un DTD disposant de qualités de détection et de

réaction rapide vis-à-vis de situations de DT et d'éventuels changements brusques dans le chemin d'écho.

Le travail qui va être présenté dans le cadre de cette thèse, vise donc une étude en simulation portant sur l'évaluation des performances en matière de divergence des algorithmes d'adaptation de type RLS, pouvant être utilisés dans les systèmes AEC à base de DTD. Notre contribution réside dans l'étude de la divergence de ce type d'algorithmes dans un annuleur d'écho acoustique à base d'un nouveau DTD qu'on va proposer. Ce dernier, mariant à la fois simplicité, efficacité et moindre complexité, va permettre lors de cette étude, d'évaluer son impact sur la divergence du filtre adaptatif, en se basant sur les RLS classique et VFF-RLS, qui seront utilisés en tant qu'algorithmes d'adaptation. A souligner, que les algorithmes de type RLS, particulièrement plus rapides, se caractérisent par une grande vitesse de convergence, d'où une divergence du filtre aussi rapide et importante qu'elle soit, en cas de présence de périodes DT. Toute l'importance, réside dans la réaction de ce DTD proposé, et de l'effet qu'il apporte sur la minimisation et la limitation de l'impact de cette divergence. L'évaluation des performances des algorithmes d'adaptation de type RLS en présence de ce DTD, exprime tout l'intérêt de cette étude.

Cette thèse est structurée autour de quatre chapitres :

Le premier chapitre introduit les concepts généraux du domaine d'annulation d'écho acoustique, le phénomène d'écho et sa particularité, la différence entre l'écho électrique et l'écho acoustique, la méthode utilisée pour résoudre le problème d'écho acoustique ; la définition de la réponse impulsionnelle acoustique ainsi que les méthodes utilisées pour la mesurer sont présentés. Les critères d'évaluation d'un système AEC, ainsi que les signaux de simulation à utiliser au cours de cette étude, sont à cet effet décrits.

Le deuxième chapitre est consacré essentiellement aux fondements mathématiques de la méthode d'annulation d'écho basée sur le filtrage adaptatif. Les algorithmes d'adaptation sont par conséquent présentés, en commençant par le filtrage au sens de Wiener, et clôturant par les deux grandes familles d'algorithmes d'adaptation de type LMS et RLS avec leurs variantes

respectives, entre autres le NLMS et le VFF-RLS. Une évaluation des performances de ces algorithmes est effectuée en fin de chapitre.

Le troisième chapitre traite les DTDs où le principe de fonctionnement dans un système AEC est d'abord montré. Des exemples d'algorithmes DTD proposés dans la littérature, en particulier ceux qui sont pris comme référence dans notre travail, sont présentés. Les critères d'évaluation des performances d'un DTD, sont par conséquent définis en fin de chapitre.

Enfin le quatrième et dernier chapitre, consiste essentiellement en la présentation du nouveau DTD proposé. Avant cela, une évaluation des performances de l'algorithme d'adaptation VFF-RLS est effectuée. Ce dernier est testé et évalué en matière de rapidité de convergence et de capacité de poursuite. Le DTD proposé est ensuite utilisé en présence de ces algorithmes d'adaptation (RLS et VFF-RLS) testés séparément, afin de montrer l'influence du DTD et son impact sur la divergence du filtre en situations de périodes DT. L'évaluation de la divergence des algorithmes d'adaptation utilisés en présence du nouveau DTD proposé est par la suite effectuée. La simulation et l'évaluation des performances sont présentées en utilisant des signaux réels issus de bases de données bien connues.

Une conclusion générale clôture le travail présenté dans cette thèse, relate les résultats obtenus, et souligne les perspectives dans l'avenir pour d'éventuels travaux de recherche.

# *Chapitre 1*

## *L'écho acoustique dans les systèmes de communication « mains-libres »*

### **INTRODUCTION**

Toutes les conversations, en face à face ou sur un réseau de communication, génèrent des échos [33, 41, 42]. Cependant, la perception de l'écho dépend principalement des seuils en retard et en amplitude. Le problème d'écho est plus souvent rencontré dans le cas des applications numériques sans fil où un temps de traitement long est nécessaire pour la compression du signal, le codage de canal, etc. [43].

Les annuleurs d'écho acoustique sont en fait utilisés depuis plusieurs décennies dans les systèmes de communication pour améliorer la qualité de la voix [44-46]. On distingue dans ce cadre deux types d'écho : l'écho électrique et l'écho acoustique, ce dernier est généralement plus complexe que l'écho électrique avec une réponse impulsionnelle beaucoup plus longue [47].

Dans ce premier chapitre, nous présentons d'abord quelques généralités sur les ondes sonores et le phénomène d'écho, ainsi que la perception humaine de celui-ci jugé le plus souvent comme gênant. La méthode utilisée pour résoudre ce problème d'écho est par la suite présentée. La définition de la réponse impulsionnelle acoustique ainsi que les méthodes utilisées pour la mesurer sont alors décrites. Enfin, les critères d'évaluation d'un système AEC et les signaux qui vont être utilisés lors de cette étude en simulation, seront présentés.

### **1. GENERALITES**

#### **1.1. Onde sonore**

L'acoustique est la science relative à l'étude des sons et des bruits du point de vue de leurs émission, propagation et réception. Dans l'air, les sons et les bruits peuvent faire vibrer une surface (exemple : lorsqu'une personne parle devant une feuille, celle-ci vibre), d'une manière réciproque, la vibration d'une surface produit un son (exemple : la membrane d'un haut-parleur) à travers des variations de la pression de l'air. La propagation de ces variations est appelée « onde sonore ».

L'oreille humaine peut percevoir les variations périodiques de la pression instantanée de l'air, à conditions qu'elles soient très rapides (se reproduisent au minimum 20 fois par seconde) [48].

## **1.2. Intensité acoustique**

Ou encore la puissance surfacique moyenne, exprimée en ( $W/m^2$ ), est la quantité de l'énergie traversant une surface de mètre carré par seconde (l'oreille humaine peut percevoir des intensités qui varient entre  $10^{-2}W/m^2$  à  $1 W/m^2$ ) [49].

## **1.3. Décibel**

Une unité dans dimension permettant d'exprimer le rapport entre l'intensité sonore mesurée et l'intensité la plus petite audible par l'homme. Il s'agit du logarithme de ce rapport. L'oreille humaine est capable de percevoir des intensités acoustiques dont la plus forte est de  $10^{13}$  fois plus importante que la plus faible. Le « bel » est cette puissance de 10, autrement dit, entre les sons les plus intenses et les plus faibles audibles par l'oreille humaine, il y a 13 bels de différence. Le bel a été divisé en dix parties, par conséquent 1 bel correspond à 10 décibel (dB) [50-51].

## **1.4. Bande passante de la parole**

La parole couvre généralement des fréquences allant de 30 à 10 000 Hz, la partie la plus consistante de l'énergie est dans la bande de 200 à 3500 Hz. Comme l'oreille humaine n'est pas très sensible aux petits changements de fréquences et que les humains peuvent corriger les syllabes ou les mots manquants, nous n'avons pas besoin de reproduire précisément les signaux de parole pour obtenir une qualité acceptable de transmission. En conséquence, la plupart des communications téléphoniques sont limitées à la bande entre 200 et 3500 Hz. Cependant, la bande passante nominale d'un canal vocal est définie à 4000 Hz et la fréquence d'échantillonnage utilisée en téléphonie est le plus souvent de 8 KHz [52, 53].

## **1.5. L'Echo et sa perception**

Dans la quasi-totalité des cas, les conversations téléphoniques présentent des échos qui sont le résultat de la réflexion de l'onde sonore par les murs, le plafond ou tout autre objet dans le lieu de conversation, toutefois, si le temps entre la parole et son écho est petit, l'écho devient dans ce cas non audible [44]. Lorsque le retard aller-retour d'une réflexion sonore dépasse quelques dizaines de millisecondes et n'est pas atténué ou légèrement atténué, il est perçu comme un écho distinct, et lorsque ce retard s'approche du quart de seconde, l'écho devient plus gênant et on a du mal à faire une conversation normale [54].

Tableau 1.1. Réaction subjective au délai d'écho.

Retard aller-retour (ms)	Perte moyenne requise (dB)
0	1.4
20	11.1
40	17.7
60	22.7
80	27.2
100	30.9

## 2. TYPES D'ECHOS

### 2.1. Echo électrique

La plupart des techniques de contrôle acoustique actuellement utilisées ont d'abord été développées pour résoudre le problème d'écho du réseau, appelé également « écho électrique » [5, 55, 56].

L'écho électrique se produit dans la communication vocale à travers les réseaux téléphoniques filaires et qui est dû à l'existence de boîtes de jonction appelées « hybrides » à proximité de chaque extrémité du réseau, ce qui limite la capacité du système à transmettre proprement les signaux vocaux [57]. La Figure 1.1 montre une connexion simplifiée longue distance.

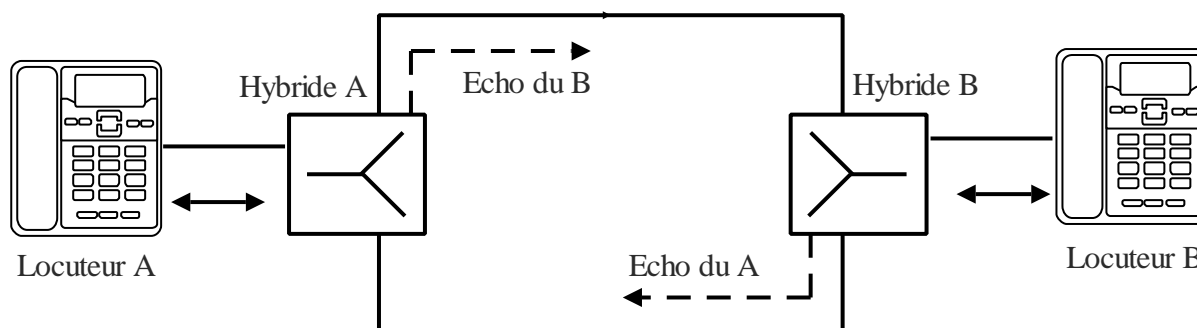


Figure 1.1. Illustration d'un appel téléphonique établi par connexion d'un abonné à 2 fils via des hybrides à des lignes à 4 fils au central [58].

Le locuteur A est connecté au locuteur B via deux circuits à 2 fils (également appelés boucles locales) et une connexion longue distance à 4 fils. Les connexions à 2 fils qui relient les locuteurs à leurs bureaux centraux respectifs transportent à la fois les signaux de réception et d'émission sur une seule paire de fils. Cela se traduit principalement par des économies considérables dans les installations filaires. Les circuits à 4 fils introduisent des retards inévitables. Une partie de cela est causée par le milieu de transport : la vitesse finie des ondes électriques à travers les fils de cuivre, la lumière à travers la fibre, ou les ondes radio à travers l'espace. L'autre partie est provoquée par des équipements de commutation et / ou de multiplexage [54].

L'hybride permettant de connecter le circuit à 2 fils au circuit longue distance à 4 fils est illustré dans la Figure 1.2.

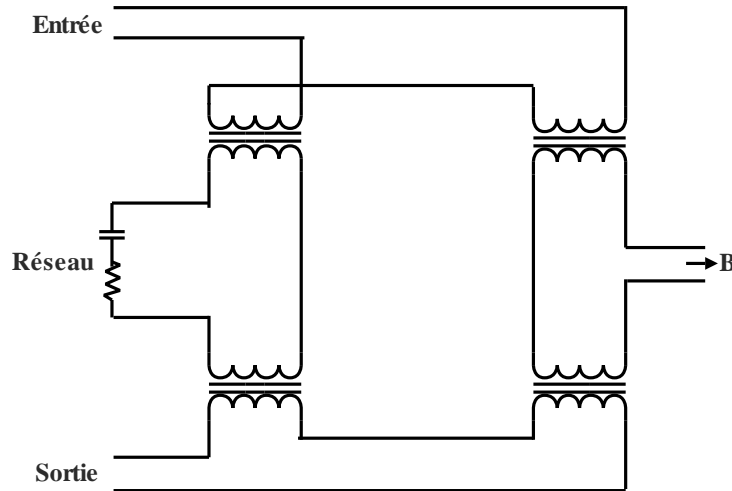


Figure 1.2. Détail de l'hybride du locuteur B [44].

Comme montré dans la figure 1.2, l'hybride est un circuit de pont de trois ports. Si le pont hybride est parfaitement équilibré, il n'y a pas de réflexion ou d'écho. Cependant, chaque circuit hybride dessert un certain nombre de lignes d'abonnés. Les lignes d'abonnés n'ont pas toutes la même longueur et les mêmes caractéristiques d'impédance ; il n'est donc pas possible d'atteindre un équilibre parfait pour tous les abonnés des hybrides. Lorsque le pont n'est pas parfaitement équilibré, une partie de l'énergie du signal sur les lignes réceptrices à 4 fils se couple sur elle-même et produit un écho [44, 58].

L'écho est souvent mesuré en termes de perte de retour d'écho (*Echo Return Loss : ERL*); qui est défini comme le rapport de puissance en dB du signal transmis à celui de l'écho résiduel comme suit [58]:

$$ERL = 10 \log_{10} \left( \frac{\text{puissance du signal transmis}}{\text{puissance de l'écho résiduel}} \right) \text{ dB} \quad (1.1)$$

Plus la perte de retour d'écho est élevée, plus l'écho est faible. Les échos de lignes téléphoniques sont indésirables et deviennent gênants lorsque l'amplitude de l'écho est relativement élevée et que le retard de l'écho est long [58].

La solution traditionnelle pour ce problème consiste à introduire une perte significative dans le réseau à longue distance, de sorte que les échos se réduisent à un niveau acceptable. Malheureusement, cette solution réduit également la qualité de transmission de la liaison téléphonique et rend plus difficile la connexion des appels interurbains. Des filtres adaptatifs

peuvent être utilisés pour annuler les échos provoqués par les hybrides [55, 57, 59]. Le concept de l'annulation d'écho est illustré dans la figure 1.3 :

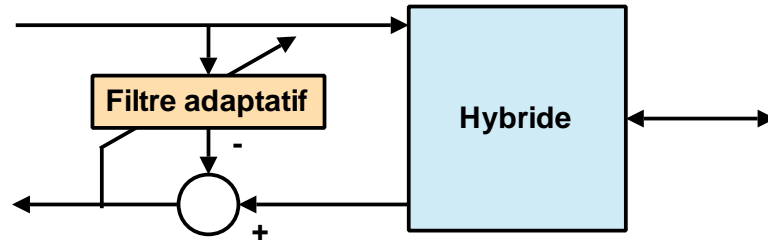


Figure 1.3. Structure générale d'un annuleur d'écho [6].

La structure de l'annuleur consiste à générer une estimée de l'écho et de le soustraire du signal à transmettre. Il est à noter que cela élimine l'écho sans interrompre le discours du locuteur proche ou local. Si le chemin de l'écho est linéaire, alors sa réponse impulsionnelle peut être mesurée, et un filtre avec cette réponse impulsionnelle peut être synthétisé. Le signal distant filtré par un tel filtre donne le signal souhaité de l'écho réel. C'est en réalité, ce qui a été fait dans les premières tentatives d'annulation d'écho, et il a été montré que l'écho peut être effectivement annulé. Cette méthode d'annulation d'écho dite de "boucle ouverte" présente l'inconvénient que des signaux de test doivent être introduits, et de tels signaux de test sont nécessaires par intermittence tout au long d'une conversation car les chemins d'écho ne sont pas parfaitement stationnaires [6].

Ces considérations ont conduit à l'idée de l'annulation d'écho adaptative, proposée pour la première fois en 1967 [45] et qui a fait l'objet de deux brevets en 1970 [60, 61]. L'idée était d'utiliser le signal de parole lui-même comme signal de test et d'adapter un filtre de façon à ce qu'il se conduise automatiquement pour correspondre à ses caractéristiques quel que soit le chemin d'écho auquel il était connecté. Un annuleur d'écho numérique est représenté sur la Figure. 1.4.

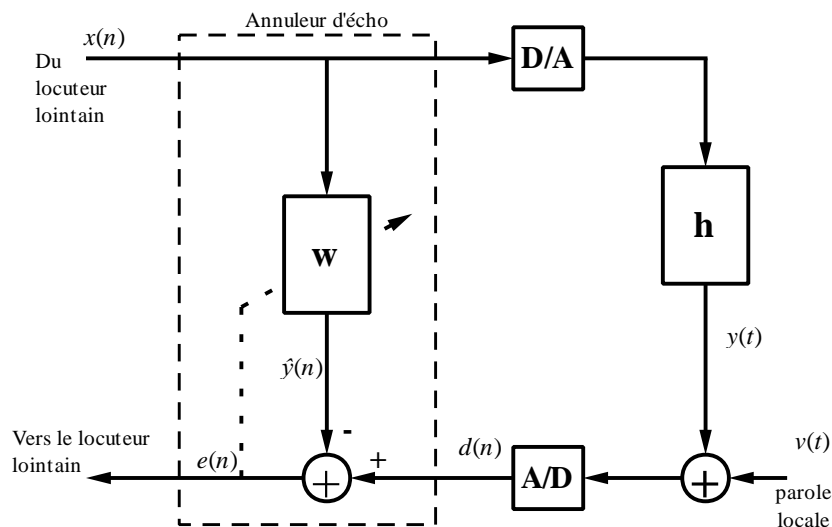


Figure 1.4. Annuleur d'écho électrique simplifié [54].

L'objectif est de construire donc un modèle de la réponse impulsionnelle du chemin de l'écho, puis d'exciter ce modèle avec le même signal qui est envoyé dans la boucle hybride et locale, c'est-à-dire la parole du locuteur lointain. La réponse impulsionnelle du chemin d'écho est représentée par  $\mathbf{h}$  et son modèle dans l'anneleur est représenté par le vecteur  $\mathbf{w}$ . Le signal  $x(n)$  est le signal lointain échantillonné, et  $v(t)$  est le signal proche. La réponse du modèle  $\hat{y}(n)$  est soustraite de la combinaison de l'écho et de la parole du locuteur proche  $d(n)$ , l'objectif est de ne laisser que la parole échantillonnée du locuteur proche  $v(n)$  à envoyer au locuteur lointain.

Ces anneleurs d'écho sont principalement utilisés pour terminer les circuits à 4 fils longue distance, ils sont couramment commutés à différents circuits sur une base par appel, chaque circuit ayant une réponse impulsionnelle différente. Par conséquent, le modèle de chemin d'écho  $h_n$  doit avoir la capacité d'apprendre et de s'adapter à la nouvelle réponse impulsionnelle du chemin d'écho au début de chaque appel, d'où vient l'idée d'utiliser un filtre adaptatif pour construire le modèle de réponse impulsionnelle d'écho.

La figure 1.5 représente un exemple de réponse impulsionnelle du chemin d'écho électrique, il s'agit de la 4<sup>ème</sup> réponse impulsionnelle des recommandations G128 composée de 128 échantillons et échantillonnée à 8 KHz.

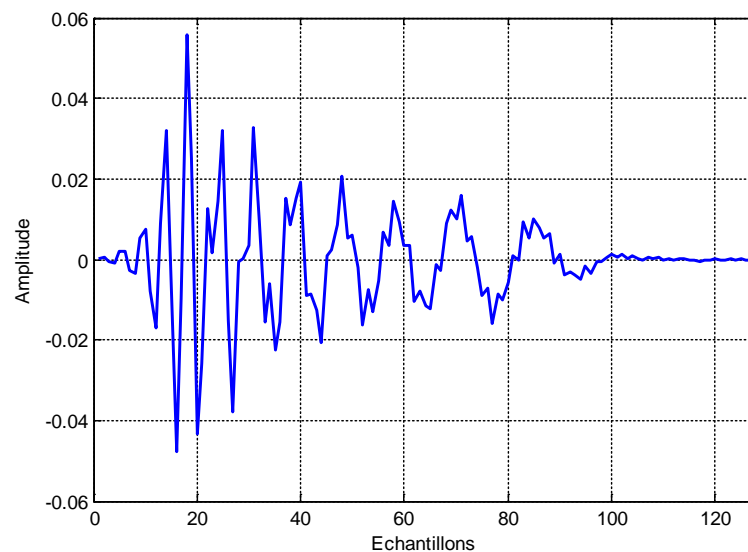


Figure 1.5. Exemple de réponse impulsionnelle du chemin d'écho électrique [62].

## 2.2. Echo acoustique

La section précédente a traité le problème de l'écho électrique qui est dû principalement à la désadaptation d'impédance au niveau des hybrides. Le deuxième type d'échos, appelé écho acoustique qu'on trouve aussi dans les systèmes de télécommunication et qui est due au couplage acoustique entre les microphones et les haut-parleurs. C'est le cas des communications dites

« mains-libres » utilisant les systèmes mobiles de communication ou à postes fixe disposant d'hauts parleurs. Il faut souligner à cet effet, que la téléphonie utilisant des haut-parleurs est devenue de plus en plus populaire ces dernières années et ce dans diverses applications, à savoir : les visiophones, les conférences audio et vidéo, les terminaux, les radio-mobiles ou encore les systèmes de reconnaissance vocale [54,63, 64]. Les avantages majeurs de telles communications, c'est le fait de communiquer en toute liberté (avoir les mains libres) et avec plus de sécurité en cas de conduite de véhicule. Cela permet à l'abonné mobile de conduire à deux mains tout en conversant avec le téléphone cellulaire.

### 3. REPONSE IMPULSIONNELLE ACOUSTIQUE

#### 3.1. Effet de réverbération

Lorsqu'un signal vocal est capté dans un espace fermé par un ou plusieurs microphones positionnés à distance du locuteur, le signal enregistré consiste en une superposition de nombreuses copies retardées et atténuées du signal vocal en raison de multiples réflexions des murs environnants et d'autres objets, comme illustré dans la figure. 1.6.

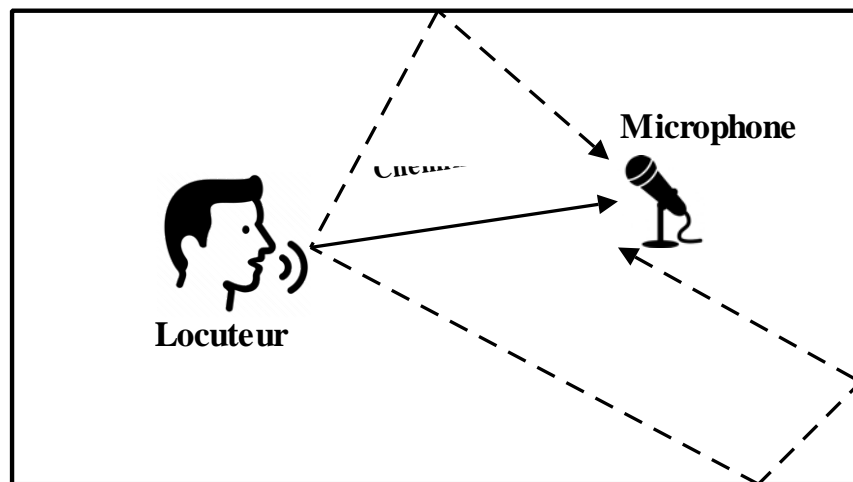


Figure 1.6. Effet de réverbération.

Le chemin direct est le chemin de propagation acoustique du locuteur au microphone sans réflexions. Il est à noter qu'un retard des copies superposées, se produit parce que tous les autres chemins de propagation sont plus longs que le chemin direct et qu'une atténuation supplémentaire se produit à chaque réflexion en raison de l'absorption dépendant de la fréquence [65, 66].

### 3.2. Propagation d'une impulsion sonore

Dans une salle, le son issu d'une source émettrice se propage dans toutes les directions. Pour effectuer le parcours d'un point source à un point d'observation, il peut emprunter une infinité de trajets respectant les lois de la réflexion spéculaire.

Une source sonore  $S$  émet, à l'instant  $t = 0$ , une impulsion dans une salle. Un microphone situé en un point  $M$  reçoit successivement :

- le signal porté par l'onde directe, atténué par la divergence sphérique et l'absorption de l'air.
- le signal formé par la première des réflexions (celle qui a suivi le plus court chemin). Ce signal, atténué par la divergence sphérique et l'absorption murale,
- les signaux fournis par les réflexions d'ordre 1 (réflexion sur une seule paroi), d'ordre 2 (réflexions sur 2 parois),..., d'ordre  $n$ , constituent une série de raies dont la densité croît avec le temps tandis que leur amplitude décroît avec la distance parcourue, le nombre de réflexions et la nature des matériaux rencontrés. Quand la densité des réflexions est trop importante, il n'est plus possible de dissocier les différentes composantes du son. Le champ résultant, observé au point  $M$ , est alors appelé champ diffus.

On distingue dans la figure 1.7, la distribution temporelle schématique d'une impulsion sonore émise à l'instant  $t = 0$ . Deux types de champs sont générés :

- le **champ direct** dont la valeur ne dépend que des caractéristiques de la source (niveau de puissance et directivité) et de la distance source-point de mesure ;
- le **champ réverbéré** qui comprend par définition :
  - le champ des réflexions successives dont l'ensemble forme la texture du son,
  - le champ diffus dont on admettra, en première approximation, qu'il est homogène et isotrope dans tout le volume du local à un instant donné, c'est-à-dire constitué d'une infinité d'ondes planes se propageant dans toutes les directions [67].

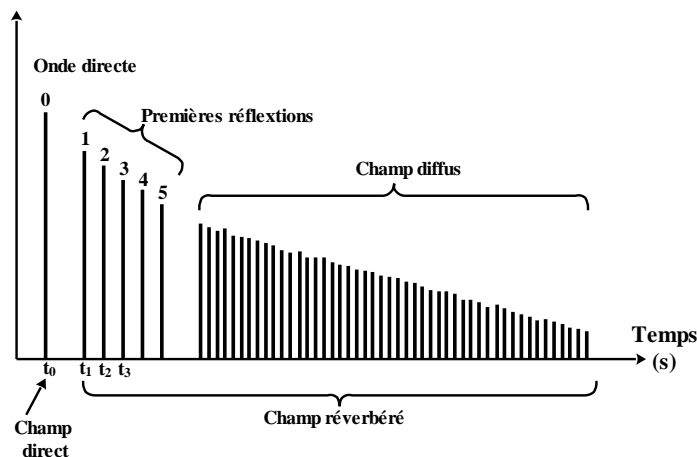


Figure 1.7. Distribution temporelle schématique d'une impulsion sonore [67].

### 3.3. Mesure de la réponse impulsionnelle acoustique

La façon la plus simple pour mesurer la réponse impulsionnelle d'un canal acoustique (salle, cabine et autres) est d'envoyer une impulsion à travers le chemin d'écho. Cependant, des considérations pratiques limitent l'énergie du signal qui peut être transmis à travers le canal acoustique ainsi que le bruit présent qui peut influencer sur la précision de la mesure [68]. De ce fait, plusieurs méthodes sont proposées dans la littérature afin d'améliorer la précision de la mesure. nous allons présenter brièvement quatre méthodes qui sont les plus utilisées : MLS (*Maximum Length Sequence*), IRS (*Inverse Repeated Sequence*), TSP (*Time-Stretched Pulses*) et SS logarithmique (*Sine Sweep*). Des comparaisons de ces différentes méthodes de mesure sont présentées dans [69,70].

#### 3.3.1. Mesure par la méthode MLS

Cette méthode a été proposée pour la première fois dans [71]. Elle est basée sur l'excitation de l'espace acoustique par un signal périodique pseudo-aléatoire ayant presque les mêmes propriétés stochastiques d'un bruit blanc. Le nombre d'échantillons d'une période d'un signal MLS d'ordre  $m$  est de :  $L=2^m-1$ . La réponse impulsionnelle est obtenue dans ce cas par intercorrélation circulaire entre la sortie mesurée et l'entrée (la séquence MLS).

#### 3.3.2. Mesure par la méthode IRS

Chaque séquence IRS ( $x[n]$ ) avec un nombre d'échantillons de  $2L$  est définie à partir de la séquence MLS correspondante ( $mls[n]$ ) d'un nombre d'échantillons de  $L$  comme suit :

$$x[n] = \begin{cases} mls[n], & \text{si } n \text{ est pair, } 0 \leq n < 2L \\ -mls[n], & \text{si } n \text{ est impair, } 0 < n < 2L \end{cases} \quad (1.2)$$

La déconvolution se fait exactement de la même manière que dans la technique MLS (corrélation circulaire).

#### 3.3.3. Mesure par la méthode TSP

Cette méthode est basée sur une technique d'expansion et de compression temporelle d'un signal impulsif [105]. Le but de l'utilisation de cette procédure est d'augmenter la quantité de puissance acoustique émise pour une amplitude fixe de ce signal et donc d'augmenter le rapport signal sur bruit sans augmenter les non-linéarités introduites par le système de mesure. Une fois la réponse à ce signal "étiré" mesurée, un filtre de compression est utilisé afin de compenser les effets d'étirement introduites et d'obtenir la réponse impulsionnelle déconvoluée.

### 3.3.4. Mesure par la méthode SS logarithmique

Les méthodes déjà discutées (MLS, IRS et TSP) considèrent que le système est linéaire et invariant dans le temps et provoquent des distorsions dans la réponse impulsionnelle déconvoluée. La technique SineSweep développée par Farina [73] surmonte ces limitations. Elle est basée sur le balayage de fréquence à croissance temporelle exponentielle, il est possible de déconvoluer simultanément la réponse impulsionnelle linéaire du système et de séparer sélectivement chaque réponse impulsionnelle correspondant aux ordres de distorsion harmonique considérés. Les distorsions harmoniques apparaissent avant la réponse impulsionnelle linéaire.

Par conséquent, la réponse impulsionnelle linéaire mesurée est assurée sans non-linéarité et, en même temps, la mesure de la distorsion harmonique à différents ordres peut être effectuée.

La figure 1.8 représente un exemple de réponse impulsionnelle acoustique, il s'agit d'une réponse impulsionnelle correspondant à l'habitacle d'une voiture, échantillonnée à 16 KHz et composée de 1024 échantillons [74, 75]. Il est à souligner que c'est cette réponse impulsionnelle qui sera utilisée plus tard dans toutes nos simulations.

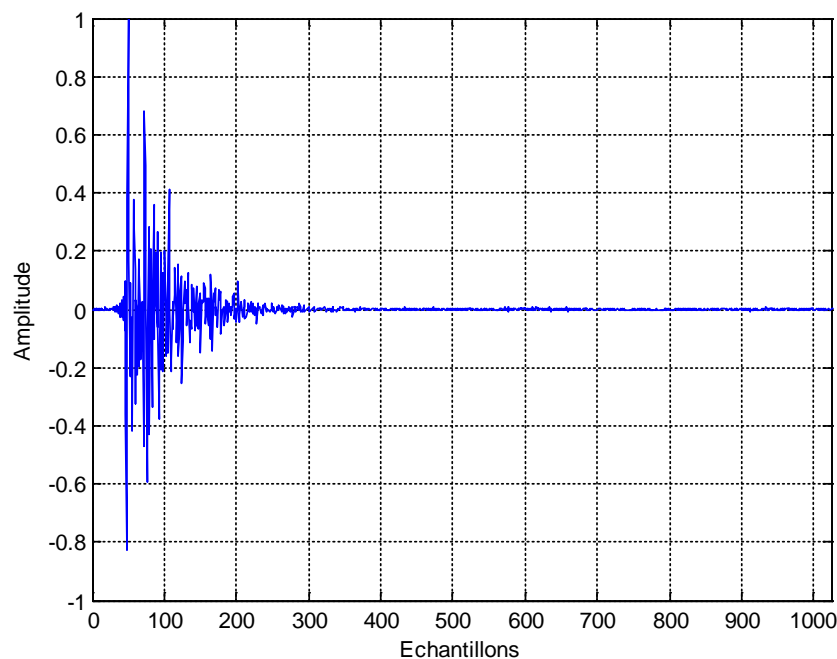


Figure 1.8. Réponse impulsionnelle de l'habitacle d'une voiture.

## 4. CONCEPT D'ANNULATION D'ECHO ACOUSTIQUE

Supposons qu'on parle (locuteur lointain) avec une personne se trouvant à l'intérieur d'une salle (locuteur local) utilisant un téléphone de type « mains-libres » ne disposant pas d'annuleur d'écho acoustique. Alors, quand le son de notre voix atteint le haut-parleur du locuteur local, il va se

propager à l'intérieur de la salle en subissant des réflexions sur les différents murs. Une partie du son peut être absorbée par certaines parois, mais le reste sera renvoyé en tant que signal d'écho au microphone du locuteur local, qu'on va par la suite entendre à l'autre bout du fil après sa retransmission, et ce avec un certain retard et une atténuation, comme indiqué d'ailleurs dans la figure 1.9.

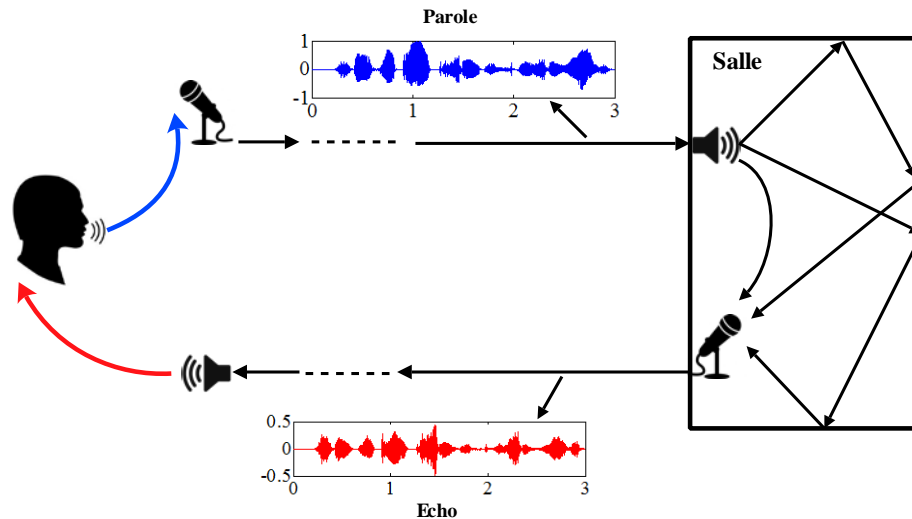


Figure 1.9. L'écho dans les systèmes de communication mains-libres.

Le signal d'écho dépend des caractéristiques acoustiques de chaque enceinte (salle, cabine, etc.) ainsi que de l'emplacement du téléphone de type « mains-libres ». De plus, ces caractéristiques acoustiques peuvent changer lors d'un appel téléphonique, car le locuteur local peut par exemple circuler, ouvrir une fenêtre, déplacer un objet etc. L'écho acoustique doit être dans tous les cas annulé par un filtre adaptatif, qui effectue une mise à jour en ligne de ses paramètres grâce à un algorithme d'adaptation. On montre dans la figure 1.10, l'insertion d'un filtre adaptatif qui va être responsable de l'annulation du signal d'écho. Dans cette configuration, le filtre adaptatif doit identifier le chemin de l'écho et fournir à sa sortie une estimation de ce signal d'écho. Ainsi, une version synthétisée de cet écho est soustraite du signal capté par le microphone du locuteur local. Dans un scénario idéal, le signal résultant sera exempt d'écho et ne contiendra que le signal utile (celui du locuteur local). La configuration générale d'un annuleur d'écho est illustrée dans la figure 1.11 [76].

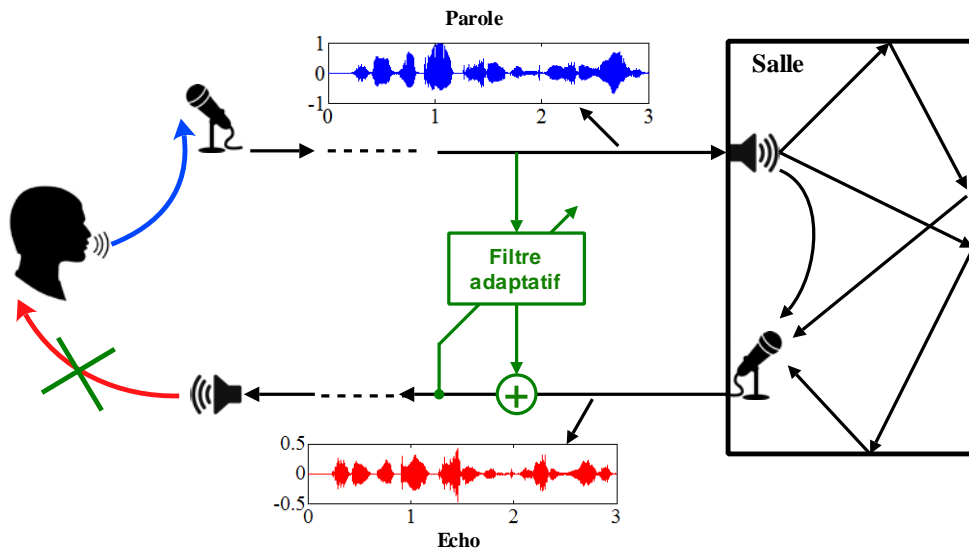


Figure 1.10. Principe de l'annulation d'écho acoustique par filtrage adaptatif.

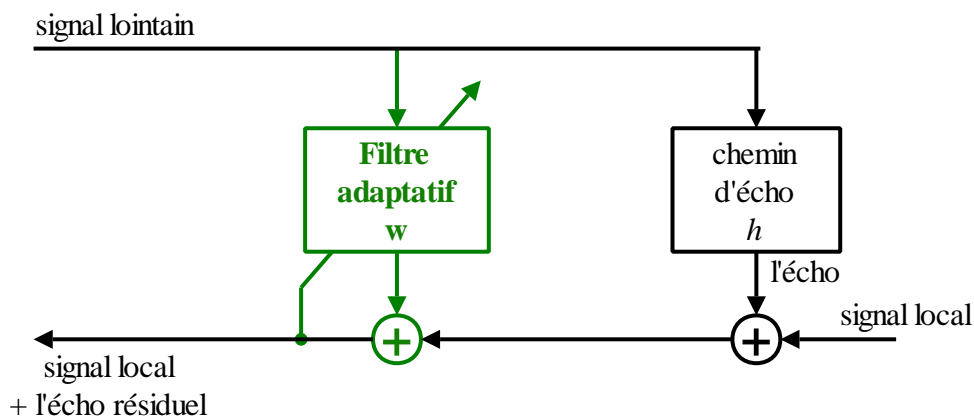


Figure 1.11. Schéma de principe d'un annuleur d'écho acoustique.

## 5. PROBLEME DE DOUBLE PAROLE

L'annulation d'écho acoustique ou électrique se fait donc de la même manière, il s'agit d'utiliser un filtre adaptatif qui sert à identifier le chemin d'écho et par conséquent estimer le signal d'écho qui est soustrait du signal du microphone [33]. Dans une situation dite de « simple parole » c'est-à-dire lorsque le locuteur lointain parle seul, ce concept peut fonctionner parfaitement avec bien sûr un bon choix des paramètres du filtre adaptatif. Cependant, plusieurs facteurs peuvent influencer le comportement de l'annuleur d'écho. Parmi ceux-ci, la situation dite de double parole *DT (Double Talk)* qui est probablement la plus complexe, où les deux locuteurs parlent simultanément, ou encore lorsque le locuteur local parle seul. Dans ce cas, cette parole proche (locuteur local) agit comme un niveau élevé de perturbation décorrélée sur le filtre adaptatif, et cela peut provoquer sa divergence [77-79]. Deux approches principales sont utilisées dans la littérature pour remédier à ce problème, la première est d'utiliser des algorithmes de filtrage adaptatif plus complexes qui peuvent donner de bons résultats même dans des situations de DT, entre autres les

algorithmes proposés dans [29, 30], toutefois le problème de ces algorithmes reste la complexité de calcul. La deuxième approche consiste à utiliser un détecteur de double parole DTD (*Double Talk Detector*) qui sert à détecter la présence de la parole locale à travers le calcul d'une variable de décision comparée à un seuil pour ensuite agir sur l'arrêt de l'adaptation des coefficients du filtre pendant les périodes DT afin d'éviter sa divergence [78].

Dans notre travail, nous avons opté pour la solution évoquée dans la seconde approche à cause de la moindre complexité de sa mise en œuvre. Nous discuterons plus en détail des DTDs dans le troisième chapitre.

## 6. SIGNAUX DE SIMULATION

Les signaux qu'on va exploiter dans les simulations de ce travail, sont extraits à partir de deux bases de données très utilisées dans le domaine de l'acoustique.

- La base de données NOIZEUS :

NOIZEUS est un ensemble de « signaux parole » bruités, enregistrés pour faciliter la comparaison des travaux de groupes de recherche portant sur les algorithmes de traitement de la parole. Cette base de données contient 30 phrases lues par trois locuteurs masculins et trois locuteurs féminins, et sont perturbées par 08 bruits différents du monde réel, à différents niveaux (train, voiture, salle d'exposition etc.). Ces signaux sont échantillonnés à 8 KHz et codés sur 16 bits [80, 81].

- La base de données TIMIT :

TIMIT est une base de signaux parole conçus pour des études acoustiques-phonétiques ainsi que pour le développement et l'évaluation de systèmes de reconnaissance automatique de la parole. TIMIT contient des enregistrements de 630 locuteurs de 08 principaux dialectes de l'anglais américain. Les signaux sont échantillonnés à 16 kHz et codés sur 16 bits [82].

## CONCLUSION

Dans ce premier chapitre introductif, nous avons présenté des notions générales du domaine de l'annulation d'écho acoustique. La méthode utilisée pour résoudre le problème d'écho a été dans ce cadre présentée. Les réponses impulsionnelles ainsi que les méthodes utilisées pour les mesurer, ont été alors décrites. Les critères d'évaluation d'un système AEC ainsi que les signaux de simulation à utiliser lors de cette étude, ont été par conséquent présentés. L'objet du chapitre suivant portera sur les filtres adaptatifs qui constituent le cœur d'un système AEC.

# **Chapitre 2**

## ***Le filtrage adaptatif en annulation d'écho acoustique***

### **INTRODUCTION**

Faut-il rappeler que l'opération d'annulation d'écho acoustique utilisée dans les systèmes de communication « mains-libres », est pour assurer une communication de qualité. Toutefois, La partie prépondérante d'un annuleur d'écho acoustique, est le filtre adaptatif qui a pour but d'estimer la réponse impulsionnelle du lieu de communication (salle, habitacle de véhicule, etc.) [83].

En effet, les algorithmes adaptatifs sont multiples, mais les algorithmes LMS et RLS sont connus pour être les algorithmes de base, où une famille de variantes d'algorithmes est formulée autour de chacun. Cependant, quelle que soit la structure de l'algorithme d'adaptation au sein de chaque famille, celui-ci conserve certaines propriétés de l'algorithme de base [83, 84]. Une des différences majeures entre les deux familles, est bien la complexité de calcul, où les chercheurs tentent souvent de trouver les bons compromis, d'une part pour améliorer les performances de convergence et d'autre part, pour réduire la complexité de calcul, car il s'agit bien d'une application temps réel, où le calcul doit se faire dans un délai bien déterminé qui respecte la période d'échantillonnage des signaux [85, 86].

Ce chapitre est consacré essentiellement aux fondements mathématiques de la méthode d'annulation d'écho basée sur le filtrage adaptatif. Les algorithmes d'adaptation sont par conséquent présentés, en commençant par le filtrage au sens de Wiener, et clôturant par les deux grandes familles d'algorithmes de type LMS et RLS avec leurs variantes. Une évaluation des performances de ces algorithmes est effectuée en fin de chapitre.

### **1. APPLICATIONS DU FILTRAGE ADAPTATIF**

Les techniques de filtrage adaptatif sont utilisées de différentes façons et dans diverses disciplines scientifiques. Dans cette section, nous allons nous focaliser sur quatre classes, à savoir : l'identification des systèmes, la modélisation inverse, l'annulation d'interférence et le filtrage prédictif [66, 83-88].

### 1.1. Identification des systèmes

Un filtre adaptatif peut servir à l'identification d'un système ou encore d'un processus industriel inconnu. La figure 2.1 illustre le contexte du problème d'identification. Dans ce cas, seuls les signaux d'entrée (excitation) et de sortie (mesure) sont connus, le modèle du système représenté par les coefficients de la réponse impulsionnelle s'obtient en ajustant ces coefficients suivant l'erreur calculée à chaque itération. Le problème d'annulation d'écho est une application typique de ce concept d'identification.

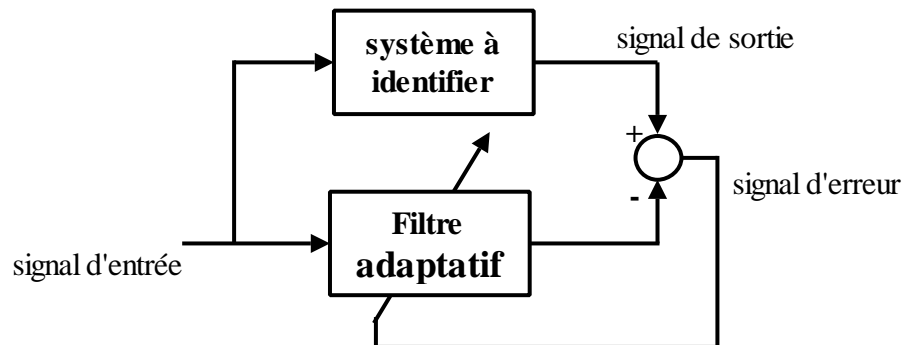


Figure 2.1. Principe de l'identification d'un système.

### 1.2. Modélisation inverse

Le rôle du filtre adaptatif dans ce cas est de compenser les déformations produites par un processus sur un signal de référence. Une application typique dans le domaine des télécommunications connue sous le nom d'égalisation du canal de transmission. La figure 2.2 représente le schéma de principe de la modélisation inverse.

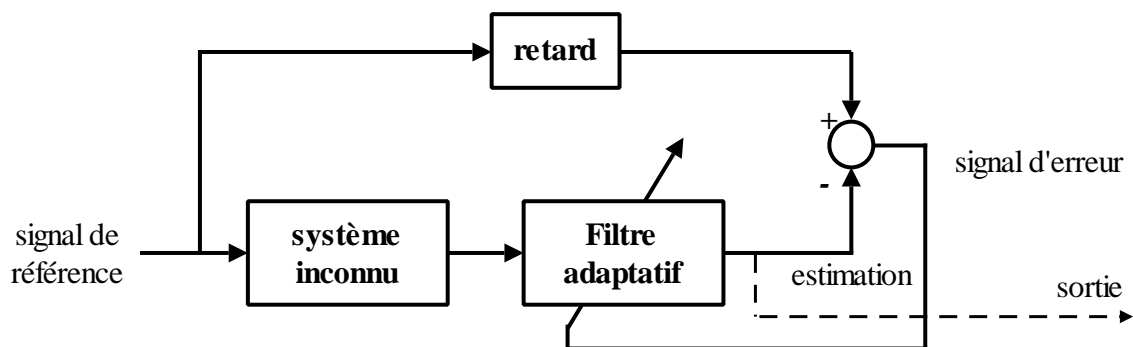


Figure 2. 2. Principe de modélisation inverse.

### 1.3. Annulation d'interférence

Un problème typique d'annulation d'interférence est rencontré dans l'enregistrement du signal électrocardiogramme ECG d'un fœtus. On dispose d'un signal primaire (ECG du fœtus pris au niveau du ventre de la mère), parasité par un signal de référence déformé (ECG de la mère pris au niveau du ventre). Le signal de référence est l'ECG de la mère pris au niveau du thorax. Le filtrage adaptatif permet dans ce cas une compensation de l'influence de l'ECG de la mère sur l'ECG du fœtus. La figure 2.3 représente le schéma de principe de l'annulation d'interférence.

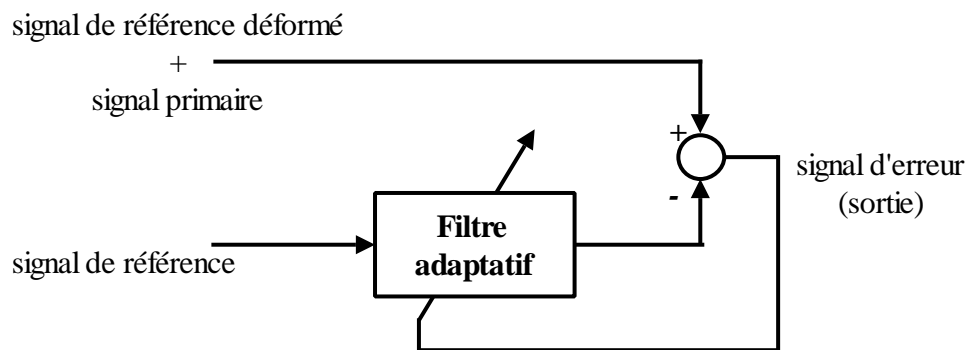


Figure 2.3. Principe de l'annulation d'interférence.

### 1.4. Filtre prédictif

La figure 2.4 montre le principe de prédiction. Il s'agit de prévoir l'évolution future d'une grandeur à partir de l'information passée. Dans ce cas, la fonction du filtre adaptatif est de fournir la meilleure prédiction (dans un certain sens) de la valeur actuelle d'un signal aléatoire.

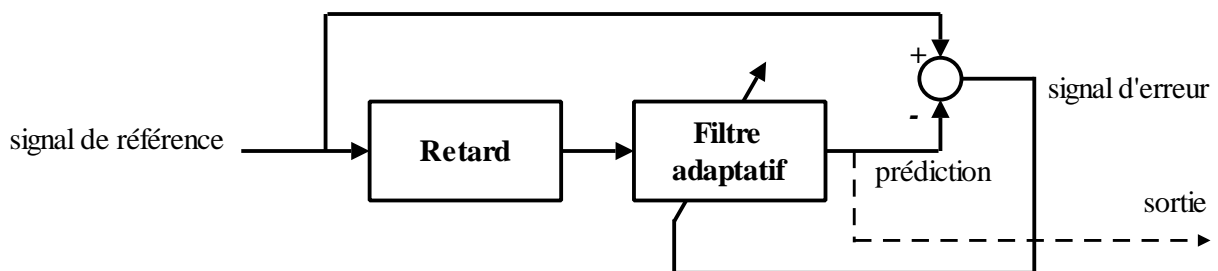


Figure 2.4. Principe de la prédiction.

## 2. FILTRE DE WIENER – FILTRAGE OPTIMAL

Le terme filtrage optimal signifie que la conception d'un filtre est fondée, non pas sur des spécifications fréquentielles ou temporelles, mais se réfère plutôt à un critère comme, par exemple, celui de l'erreur quadratique moyenne. Par conséquent, le filtrage linéaire optimal a pour objectif de rechercher le "meilleur" filtre linéaire, c'est-à-dire celui qui fournit une approximation telle que l'erreur quadratique moyenne est minimale. Un des filtres optimaux les plus importants en estimation linéaire est le filtre de Wiener. [89].

La théorie des filtres basés sur l'erreur quadratique moyenne, formulée par Norbert Wiener et Andrei Kolmogorov dans les années 1940, constitue le fondement des filtres linéaires dépendant des données. Ces filtres jouent un rôle central dans une large gamme d'applications telles que la prédiction linéaire, l'annulation d'écho, la restauration du signal, l'égalisation de canal et l'identification de systèmes [90].

La formulation du filtre de Wiener est la base des applications d'erreur des moindres carrés telles que la prédiction linéaire et les filtres adaptatifs [90].

## 2.1. Principe

La figure 2.5 montre le principe du filtrage de Wiener où l'objectif est de trouver une estimée  $\hat{d}(n)$  du signal désiré  $d(n)$ , à partir du filtrage du signal observé  $x(n)$ . Les signaux sont supposés stationnaires.

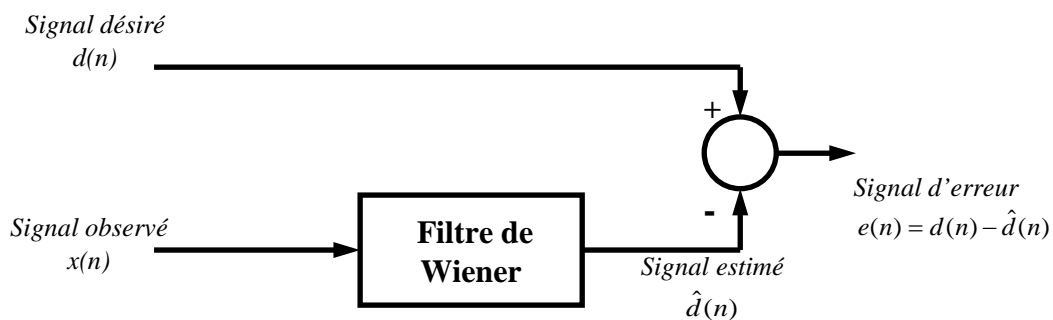


Figure 2.5. Principe du filtre de Wiener.

L'erreur d'estimation  $e(n)$  est donnée par :

$$e(n) = d(n) - \hat{d}(n) \quad (2.1)$$

L'objectif est de trouver un filtre « optimal » assurant la minimisation de l'erreur  $e(n)$  en se basant sur un critère d'optimisation le plus souvent utilisé qui est celui de l'erreur quadratique moyenne. La fonction « coût » est donnée dans ce cas par :

$$J = E \left[ |e(n)|^2 \right] \quad (2.2)$$

Où,  $E$  est l'opérateur « espérance mathématique » servant dans notre cas au calcul de la moyenne.

Un filtre de Wiener peut être à réponse impulsionnelle infinie (*Infinite Impulse Response* : IIR) ou à réponse impulsionnelle finie (*Finite Impulse Response* : FIR). Dans ce travail, on

considère les filtres de Wiener FIR, car ils sont relativement simples à calculer, intrinsèquement stables et plus pratiques.

## 2.2. Filtre FIR de Wiener

Soit à concevoir un filtre FIR de Wiener (figure 2.5). On suppose que  $x(n)$  et  $d(n)$  sont stationnaires avec des autocorrélations connues,  $r_x(n)$  et  $r_d(n)$  et une intercorrélacion  $r_{dx}(n)$  connue également. On note  $\mathbf{w}$ , le vecteur des coefficients du filtre et  $L$ , l'ordre du filtre.

Dans l'équation (2.2) le signal d'erreur est donné par :

$$e(n) = d(n) - \hat{d}(n) = d(n) - \sum_{l=0}^{L-1} w_l x(n-l) \quad (2.3)$$

Il est plus pratique d'adopter une notation matricielle pour la sortie du filtre, sachant que le signal de sortie du filtre  $\hat{d}(n)$  est la convolution de  $\mathbf{w}$  avec  $x(n)$  :

$$\begin{aligned} \hat{d}(n) &= \sum_{l=0}^{L-1} w_l x(n-l) \\ &= \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w} = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(n) \end{aligned} \quad (2.4)$$

Où :

$$\mathbf{w} = [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{L-1}]^T$$

est un vecteur contenant les  $L$  coefficients du filtre.

$$\mathbf{x}(n) = [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T \quad (2.5)$$

un vecteur contenant les  $L$  échantillons les plus récents de  $x(n)$ .

## 2.3. Principe d'orthogonalité

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

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.6)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} &= 2E \left\{ e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial \mathbf{w}} \right\} \\ &= -2E \{ e(n) \mathbf{x}(n) \} \end{aligned} \quad (2.7)$$

Donc, pour  $\mathbf{w} = \mathbf{w}_{\text{opt}}$ , on obtient :

$$E\{e_{\min}(n)\mathbf{x}(n)\} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.8)$$

Avec  $e_{\min}(n)$  est l'erreur obtenue pour  $\mathbf{w}=\mathbf{w}_{\text{opt}}$ , c'est-à-dire la fonction coût  $J$  atteint son minimum, c'est le principe d'orthogonalité signifiant que  $\mathbf{x}(n)$  est décorrélé de  $e(n)$ .

Autrement dit, la fonction  $J$  atteint son minimum si est seulement si l'erreur  $e(n)$  est orthogonale aux échantillons du signal d'entrée  $\mathbf{x}(n)$ .

## 2.4. Equation de Wiener-Hopf

En développant l'équation (2.2), on peut écrire alors :

$$\begin{aligned} J &= E\left[\left(d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}\right)^2\right] \\ &= E\left[\left(d(n)\right)^2 - 2d(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w} + \mathbf{w}^T\mathbf{x}(n)\mathbf{w}\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}\right] \\ &= E\left[d(n)^2\right] - 2E\left[d(n)\mathbf{x}^T(n)\right]\mathbf{w} + \mathbf{w}^T E\left[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\right]\mathbf{w} \end{aligned} \quad (2.9)$$

On définit la variance du signal désiré  $d(n)$ , le vecteur d'intercorrélation entre la sortie désirée  $d(n)$  et l'entrée  $x(n)$  et la matrice d'autocorrélation de  $x(n)$ , respectivement comme suit :

$$\sigma_d^2 = E\left[d(n)^2\right], \quad \mathbf{p}_{dx} = E\left[d(n)\mathbf{x}^T(n)\right], \quad \mathbf{R}_{xx} = E\left[\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\right]$$

On obtient donc :

$$J = \sigma_d^2 - 2\mathbf{p}_{dx}^T\mathbf{w} + \mathbf{w}^T\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w} \quad (2.10)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}} = -2\mathbf{p}_{dx} + 2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w} \quad (2.11)$$

Pour  $\mathbf{w}=\mathbf{w}_{\text{opt}}$ , le résultat précédent devient nul :

$$\mathbf{p}_{dx} = \mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}_{\text{opt}} \quad (2.12)$$

Donc :

$$\mathbf{w}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_{xx}^{-1}\mathbf{p}_{dx} \quad (2.13)$$

L'équation (2.8) est appelée l'équation de Wiener-Hopf.

L'équation (2.5) montre que la fonction  $J$  est un paraboloïde de dimension  $L$  qui a un minimum unique obtenu en prenant le gradient égal à zéro. Cette équation représente donc la surface de l'erreur quadratique moyenne.

La figure 2.6 montre un exemple où on a choisi un filtre de dimension  $L=2$ , avec une surface de l'erreur quadratique moyenne:

$$J(w_0, w_1) = 6 - 6w_0 - 4w_1 + 6[w_0^2 + w_1^2] + 6w_0w_1$$

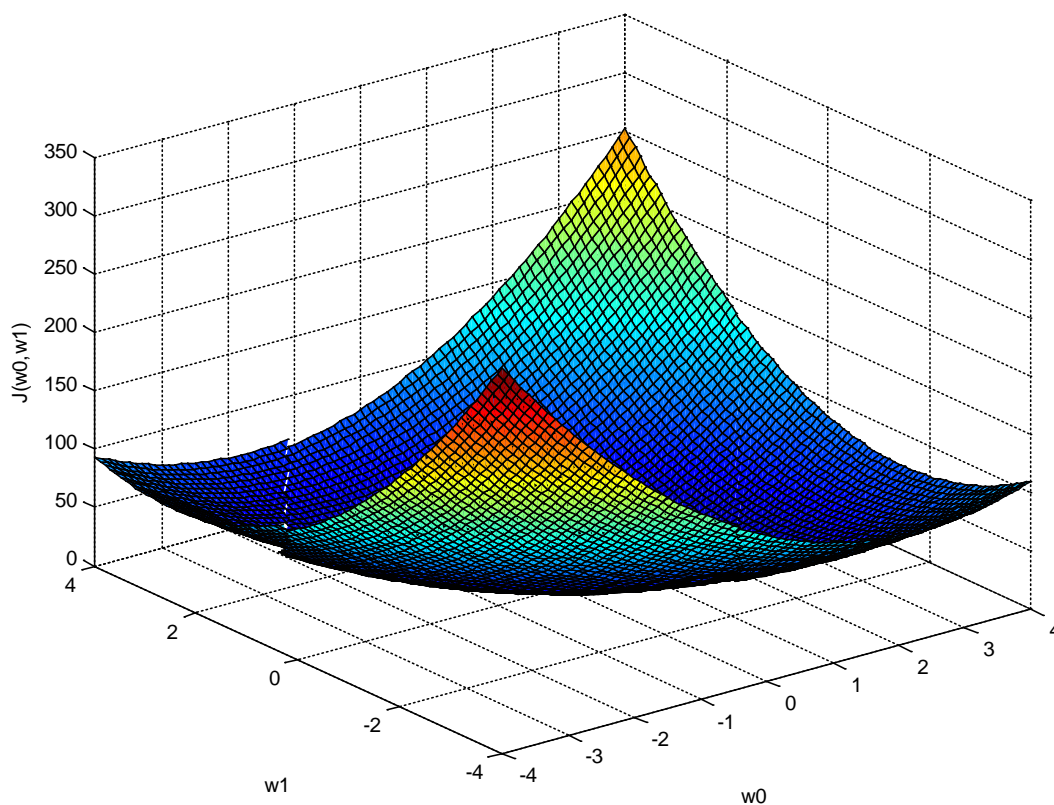


Figure 2.6. Surface MSE d'un filtre à deux dimensions.

### 3. ALGORITHME DE DESCENTE DU GRADIENT DETERMINISTE

#### 3.1. Principe

L'objectif de cet algorithme est de trouver une solution optimale minimisant une fonction coût  $J$  :

$$J(\mathbf{w}_{opt}) \leq J(\mathbf{w}), \quad \forall \mathbf{w} \quad (2.14)$$

Cet algorithme est un algorithme itératif simple qui consiste à commencer d'abord par une condition initiale  $\mathbf{w}(0)$  ensuite générer des vecteur  $\mathbf{w}(1), \mathbf{w}(2), \dots$ , de telle sorte que la fonction  $J(\mathbf{w})$  diminue à chaque itération :

$$J[\mathbf{w}(n+1)] < J[\mathbf{w}(n)] \quad (2.15)$$

L'algorithme classiquement utilisé est celui du gradient déterministe, dont son équation est donnée par :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \mathbf{g}(n) \quad (2.16)$$

Où,  $n$  représente l'itération,  $\mu$  une constante positive appelée « pas d'adaptation » et  $\mathbf{g}(n)$ , le gradient de la fonction coût  $J$  donnée par :

$$\mathbf{g}(n) = \frac{\partial J[\mathbf{w}(n)]}{\partial \mathbf{w}(n)} \quad (2.17)$$

Le vecteur  $\mathbf{w}$  est mis à jour comme suit :

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{w}(n) &= \mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n) \\ &= -\frac{1}{2} \mu \mathbf{g}(n) \end{aligned} \quad (2.18)$$

Dans le filtrage de Wiener, la fonction coût est donnée par l'équation (2.2) où :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n) \quad (2.19)$$

Le gradient de la fonction coût se calcule alors comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{g}(n) &= \frac{\partial E[|e(n)|^2]}{\partial [\mathbf{w}(n)]} \\ &= -2E[\mathbf{x}(n)e(n)] \\ &= -2E[\mathbf{x}(n)d(n) - \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)] \\ \mathbf{g}(n) &= -2\mathbf{p}_{dx} + 2\mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n) \end{aligned} \quad (2.20)$$

L'algorithme du gradient déterministe pour le filtrage de Wiener est alors donné par :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) - \frac{1}{2} \mu \mathbf{g}(n) \\ &= \mathbf{w}(n) + \mu [\mathbf{p}_{dx} - \mathbf{R}_{xx}\mathbf{w}(n)] \end{aligned} \quad (2.21)$$

En utilisant le signal d'erreur de l'équation (2.19), l'algorithme peut alors s'écrire :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu E[\mathbf{x}(n)e(n)] \quad (2.22)$$

C'est l'équation utilisée pour la mise à jour des coefficients du filtre dans l'algorithme du gradient déterministe.

## 4. ALGORITHME DE DESCENTE DU GRADIENT STOCHASTIQUE

### 4.1. Principe

Dans l'équation (2.21), les matrices  $\mathbf{p}_{dx}$  et  $\mathbf{R}_{xx}$  ne sont pas connues, le concept de l'algorithme LMS consiste à approcher ces grandeurs déterministes par leurs estimées  $\hat{\mathbf{R}}_{xx}(n)$  et  $\hat{\mathbf{p}}_{dx}(n)$  à l'instant  $n$  en utilisant la méthode la plus simple :

$$\hat{\mathbf{p}}_{dx}(n) = \mathbf{x}(n)d(n) \quad (2.23)$$

$$\hat{\mathbf{R}}_{xx}(n) = \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (2.24)$$

En remplaçant ces estimées dans l'équation (2.21) on obtient :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu \left[ \hat{\mathbf{p}}_{dx}(n) - \hat{\mathbf{R}}_{xx}(n)\mathbf{w}(n) \right] \\ &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n) \left[ d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \right] \\ \mathbf{w}(n+1) &= \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n) \end{aligned} \quad (2.25)$$

Le LMS peut être dans le tableau 2.1 comme suit :

Tableau 2.1. Résumé de l'algorithme LMS	
Paramètres :	$L$ = ordre du filtre. $\mu$ = pas d'adaptation
Initialisation:	$\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}_{L \times 1}$
Calcul :	Pour $n=0,1,2,\dots,N-1$ $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n)$ $\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n)e(n)$

On peut constater la simplicité de cet algorithme qui nécessite typiquement  $2L+1$  multiplications et  $2L$  additions par itération.

### 4.2. Condition de convergence

L'une des difficultés dans la conception et la mise en œuvre du filtre adaptatif LMS, est le choix du pas d'adaptation  $\mu$ . Pour le cas des signaux stationnaires, l'algorithme LMS converge en moyenne si :

$$0 < \mu < 2 / \lambda_{\max},$$

Où,  $\lambda_{\max}$  représente la plus grande valeur propre de la matrice  $\mathbf{R}_{xx}$ , et converge moyenne quadratique si :

$$0 < \mu < 2 / \text{tr}(\mathbf{R}_{xx}),$$

avec  $\text{tr}(\cdot)$ , est la somme des éléments de la diagonale de la matrice  $\mathbf{R}_{xx}$  (l'opérateur de la trace d'une matrice carrée).

Le temps de convergence de l'algorithme LMS dépend de la valeur du pas  $\mu$ . Si  $\mu$  est petit, la convergence peut prendre beaucoup de temps et si  $\mu$  est trop grand, l'algorithme peut ne jamais converger. La valeur de  $\mu$  doit donc être calculée en fonction des effets que l'environnement porte sur le signal  $d(n)$  [91, 92].

## 5. ALGORITHME DE DESCENTE GRADIENT STOCHASTIQUE NORMALISE

L'une des variantes les plus populaires de l'algorithme LMS classique, est le LMS normalisé ou NLMS (*Normalized LMS*). Cet algorithme surmonte le problème rencontré dans l'algorithme LMS qui est le choix du pas d'adaptation assurant une bonne vitesse de convergence, car l'énergie du signal d'entrée peut varier en fonction du temps, ce qui affecte la vitesse de convergence. Dans cet algorithme, la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif se fait presque de la même manière que dans l'algorithme LMS, le seul changement est la normalisation du signal d'entrée, et pour éviter la division par zéro quand l'énergie du signal d'entrée est trop petite, une petite constante positive  $\varepsilon$  est rajoutée au niveau du dénominateur, la mise à jour des coefficients du filtre se fait en utilisant l'équation suivante [93, 94] :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\beta}{\varepsilon + \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.26)$$

Où,  $\beta$  est le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS. La condition de stabilité et de convergence est :  $0 < \beta < 2$ .

Faut-il souligner que plusieurs variantes LMS existent, elles ne sont pas par conséquent présentées dans ce travail, mais toutes sont jugées et évaluées selon les deux critères de performance bien connus, à savoir la vitesse de convergence et la complexité de calcul.

## 6. ALGORITHME DES MOINDRES CARRÉS RECURSIFS

Les algorithmes des moindres carrés récursifs (RLS) sont connus pour leur convergence rapide et complexité de calcul élevée par rapport aux algorithmes LMS. En effet, il est bien connu que la vitesse de convergence des algorithmes de type RLS est peu affectée par la nature du signal d'entrée, même lorsque celui-ci est mal conditionné [95]. La difficulté de la méthode de descente de gradient déterministe réside dans le fait qu'elle nécessite la connaissance des matrices  $\mathbf{p}_{dx}$  et  $\mathbf{R}_{xx}$  et dans le cas où ces matrices ne sont pas connues, on est obligé de les estimer en utilisant par exemple les formules des équations (2.23) et (2.24). Bien que cette approche peut être adéquate dans certaines applications, dans d'autres cette estimation ne fournit pas une convergence rapide. Une alternative consiste à considérer la mesure de l'erreur sans introduire l'espérance mathématique, mais l'erreur se calcule directement à partir des données disponibles [96], par exemple l'erreur des moindres carrés :

$$J(n) = \sum_{i=0}^n |e(i)|^2 \quad (2.27)$$

Cette fonction ne nécessite aucune information statistique sur  $x(n)$  ou  $d(n)$ , et peut être évaluée directement à partir de  $x(n)$  et  $d(n)$ . Il existe cependant une différence philosophique importante entre la minimisation de l'erreur des moindres carrés et l'erreur quadratique moyenne. La minimisation de l'erreur quadratique moyenne produit le même ensemble de coefficients de filtre pour toutes les séquences qui ont les mêmes statistiques. Par conséquent, les coefficients ne dépendent pas des données entrantes, mais uniquement de leur moyenne d'ensemble. Avec l'erreur des moindres carrés, par contre, on minimise une erreur quadratique qui dépend explicitement des valeurs spécifiques de  $x(n)$  et  $d(n)$ . Par conséquent, pour différents signaux, on obtient différents filtres. Les coefficients du filtre qui minimisent l'erreur des moindres carrés seront donc optimaux pour les signaux donnés plutôt que statistiquement optimaux sur une classe particulière de processus. En d'autres termes, des réalisations différentes de  $x(n)$  et  $d(n)$  conduit à des solutions différentes, même si les statistiques de ces séquences sont les mêmes [83, 96].

Le filtre FIR adaptatif dans ce cas, minimise à l'instant  $n$  l'erreur quadratique moyenne pondérée donnée par :

$$\begin{aligned} J(n) &= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} |e(i)|^2 \\ &= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} |d(i) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(i)|^2 \end{aligned} \quad (2.28)$$

Où :

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

Est le signal d'entrée à l'instant  $i$ , et

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

Est le filtre RIF à l'instant  $n$ .  $\lambda$  est un facteur de pondération (facteur d'oubli) positif et proche de 1 ( $0 < \lambda \leq 1$ ).

L'objectif, est de trouver le vecteur des coefficients  $\mathbf{w}(n)$  minimisant la fonction  $J(n)$ . la solution s'obtient donc en mettant la dérivée de la fonction  $J(n)$  égale à zéro :

$$\sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [d(i) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(i)]\mathbf{x}(i) = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.29)$$

$$\sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} d(i)\mathbf{x}(i) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} [\mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i)]\mathbf{w}(n) \quad (2.30)$$

$$\mathbf{p}(n) = \mathbf{R}(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.31)$$

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{p}(n) \quad (2.32)$$

Avec:

$$\mathbf{R}(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i) \quad (2.33)$$

$$\mathbf{p}(n) = \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} d(i)\mathbf{x}(i) \quad (2.34)$$

Ces équations peuvent se calculer récursivement comme suit :

$$\begin{aligned} \mathbf{R}(n) &= \lambda \sum_{i=0}^{n-1} \lambda^{n-1-i} \mathbf{x}(i)\mathbf{x}^T(i) + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \\ &= \lambda \mathbf{R}(n-1) + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \end{aligned} \quad (2.35)$$

Et :

$$\mathbf{p}(n) = \lambda \mathbf{p}(n-1) + d(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.36)$$

En appliquant le lemme d'inversion matriciel, l'équation (2.35) peut s'écrire :

$$\mathbf{R}^{-1}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{R}^{-1}(n-1) - \frac{\lambda^{-2}\mathbf{R}^{-1}(n-1)\mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)}{1 + \lambda^{-1}\mathbf{x}^T(n)\mathbf{R}^{-1}(n-1)\mathbf{x}(n)} \quad (2.37)$$

Posons :

$$\mathbf{Q}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n) \quad (2.38)$$

$$\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{Q}(n-1)\mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1}\mathbf{x}^T(n)\mathbf{Q}(n-1)\mathbf{x}(n)} \quad (2.39)$$

L'équation récursive de peut s'écrire alors :

$$\mathbf{Q}(n) = \lambda^{-1}\mathbf{Q}(n-1) - \lambda^{-1}\mathbf{k}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{Q}(n-1) \quad (2.40)$$

L'équation (2.39) s'appelle équation de Riccati, et le vecteur  $\mathbf{k}(n)$  est appelé gain de Kalman où  $\mathbf{k}(n)$  peut s'écrire aussi :

$$\mathbf{k}(n) = \mathbf{Q}(n)\mathbf{x}(n) = \mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.41)$$

Pour le calcul des coefficients du filtre, on a :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n) &= \mathbf{R}^{-1}(n)\mathbf{p}(n) = \mathbf{Q}(n)\mathbf{p}(n) \\ &= \lambda\mathbf{Q}(n)\mathbf{p}(n-1) + \mathbf{Q}(n)\mathbf{x}(n)d(n) \end{aligned} \quad (2.42)$$

En remplaçant  $\mathbf{Q}(n)$  par l'équation (2.40), on obtient :

$$\begin{aligned} \mathbf{w}(n) &= \mathbf{Q}(n-1)\mathbf{p}(n-1) - \mathbf{k}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{Q}(n-1)\mathbf{p}(n-1) + \mathbf{Q}(n)\mathbf{x}(n)d(n) \\ &= \mathbf{w}(n-1) - \mathbf{k}(n)\mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n)d(n) \\ &= \mathbf{w}(n-1) - \mathbf{k}(n)\left[d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n-1)\right] \end{aligned} \quad (2.43)$$

Finalement, on a :

$$\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) - \mathbf{k}(n)e(n) \quad (2.44)$$

Avec :

$$e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n-1) \quad (2.45)$$

Est l'erreur a priori qui n'est pas la même que l'erreur a posteriori :

$$\varepsilon(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.46)$$

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

Le tableau 2.2 résume l'algorithme RLS :

Tableau 2.2. Résumé de l'algorithme RLS.	
Paramètres :	$L$ = ordre du filtre. $\lambda$ = facteur d'oubli. $\delta$ = constante positive.
Initialisation:	$\mathbf{w}(0) = \mathbf{0}_{L \times 1}$ $\mathbf{Q}(0) = \delta^{-1} \mathbf{I}$
Calcul :	Pour $n=0,1,2,\dots,N-1$ $\mathbf{k}(n) = \frac{\lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{x}(n)}{1 + \lambda^{-1} \mathbf{x}^T(n) \mathbf{Q}(n-1) \mathbf{x}(n)}$ $e(n) = d(n) - \mathbf{x}^T(n) \mathbf{w}(n-1)$ $\mathbf{w}(n) = \mathbf{w}(n-1) + \mathbf{k}(n) e(n)$ $\mathbf{Q}(n) = \lambda^{-1} \mathbf{Q}(n-1) - \lambda^{-1} \mathbf{k}(n) \mathbf{x}^T(n) \mathbf{Q}(n-1)$

Pour initialiser l'algorithme RLS, nous devons spécifier deux quantités :

1. Le vecteur des coefficients initiaux du filtre  $\mathbf{w}(0)$ . En pratique ce vecteur est initialement fixé à zéro.
2. La matrice de corrélation initiale  $\mathbf{Q}(0) = \delta^{-1} \mathbf{I}$ , où  $\delta$  est un paramètre de régularisation qui doit prendre une petite valeur pour un rapport signal / bruit (SNR) élevé et une valeur élevée pour un SNR faible.

Les performances de l'algorithme RLS dépendent de ces paramètres d'initialisation mais aussi du facteur d'oubli  $\lambda$ , sa valeur peut être choisie entre 0 et 1, et doit assurer un compromis entre plusieurs critères de performance. Lorsque le facteur d'oubli est très proche de 1, l'algorithme atteint une faible convergence et une bonne stabilité, mais sa capacité de poursuite est réduite. Une valeur plus petite du facteur d'oubli améliore la capacité de poursuite mais augmente en conséquence la convergence, et pourra affecter dans ce cas la stabilité de l'algorithme [97]. Une solution possible à résoudre ce compromis consiste à utiliser un facteur d'oubli variable (*Variable Forgetting Factor RLS* : VFF-RLS), par exemple, [26-28].

## 7. VERSIONS RAPIDES DE L'ALGORITHME RLS

Dans le cas de signaux d'entrée corrélés, l'algorithme RLS converge beaucoup plus rapidement que l'algorithme NLMS. Ceci est dû à une décorrélation implicite obtenue par la

multiplication par l'inverse de l'estimation de la matrice d'autocorrélation  $\mathbf{Q}(n)$  (voir tableau 2.2). Le prix à payer est une augmentation de la complexité de calcul passant de  $L$  à  $L$  opérations.

Les algorithmes adaptatifs sont appelés rapides si leur complexité de calcul est de l'ordre de  $L$  ou, en d'autres termes, si cette complexité augmente linéairement avec le nombre de coefficients du filtre adaptatif. Pour l'algorithme RLS, le passage de  $L^2$  à  $L$  est obtenu en utilisant les propriétés de décalage du vecteur d'entrée  $\mathbf{x}(n)$ , les propriétés des estimations de la matrice d'autocorrélation  $\mathbf{R}(n)$  et d'intercorrélation  $\mathbf{p}(n)$ . Pour montrer les récursions sur l'ordre, on note  $\mathbf{x}^{(L)}(n)$   $\mathbf{R}^{(L)}(n)$   $\mathbf{p}^{(L)}(n)$  où  $(L)$  repère l'ordre de la matrice [17, 98,99].

Commençant par le vecteur d'entrée :

$$\begin{aligned}\mathbf{x}^{(L)}(n) &= [x(n) \ x(n-1) \ \dots \ x(n-L+1)]^T \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{x}^{(L-1)}(n) \\ x(n-L+1) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} x(n) \\ \mathbf{x}^{(L-1)}(n-L) \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{2.47}$$

En l'insérant dans l'équation (2.33) on obtient :

$$\begin{aligned}\mathbf{R}^{(L)}(n) &= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \mathbf{x}^{(L)}(i) \mathbf{x}^{(L)T}(i) \\ &= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^{(L-1)}(i) \\ x(i-L+1) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x}^{(L-1)T}(i) & x(i-L+1) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{R}^{(L-1)}(n) & * \\ * & * \end{bmatrix}\end{aligned}\tag{2.48}$$

Où \* désigne les termes qui ne présentent pas d'intérêt dans ce contexte. De la même manière on peut écrire :

$$\mathbf{R}^{(L)}(n) = \begin{bmatrix} * & * \\ * & \mathbf{R}^{(L-1)}(n) \end{bmatrix}\tag{2.49}$$

Pour le vecteur d'intercorrélation, la récursivité d'ordre est :

$$\begin{aligned}
\mathbf{p}(n) &= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} d(i) \mathbf{x}^{(L)}(i) \\
&= \sum_{i=0}^n \lambda^{n-i} d(i) \begin{bmatrix} \mathbf{x}^{(L-1)}(i) \\ x(i-L+1) \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} \mathbf{p}^{(L-1)}(n) \\ * \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} * \\ \mathbf{p}^{(L-1)}(n-L) \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.50}$$

En entrelaçant le temps et l'ordre des récursions, un certain nombre d'algorithmes rapides ont été développés [19,20, 100-103]. L'un des plus efficaces, est le premier algorithme de filtre transversal rapide (*Fast Transversal Filter* : FTF) [18]. Pour les données réelles, l'algorithme FTF atteint une complexité  $7L$  par rapport à  $2L$  pour l'algorithme NLMS. Il combine quatre filtres transversaux: un prédicteur direct, un prédicteur récurrent, un filtre pour le calcul du vecteur de gain et le filtre estimateur du système. Un nouveau problème cependant se pose avec les algorithmes rapides RLS (ou également Kalman) ; lorsqu'ils sont implémentés avec une arithmétique à virgule fixe de précision finie, des instabilités numériques se produisent. Un certain nombre de versions stabilisées ont été proposées (par exemple, [104-106]). Ils introduisent des calculs redondants et augmentent ainsi la complexité numérique des algorithmes associés. Cependant, ils conservent la complexité en nombre d'opérations ( $L$ ). Une procédure de stabilisation simple, consiste à surveiller certaines variables.

## 8. ALGORITHME VFF-RLS

Les performances des algorithmes de type RLS en termes de convergence, la poursuite, le désajustement (Misalignment) et la stabilité dépendent du facteur d'oubli  $\lambda$ . L'algorithme RLS classique utilise un facteur d'oubli constant ( $0 \leq \lambda \leq 1$ ) qui doit assurer un compromis entre les critères de performance précédents. Lorsque le facteur d'oubli est très proche de 1, l'algorithme atteint un faible Misalignment et une bonne stabilité, mais ses capacités de poursuite sont réduites. Une valeur plus petite du facteur d'oubli améliore la poursuite mais augmente le Misalignment, et cela pourrait affecter la stabilité de l'algorithme. Motivés par ces aspects, plusieurs algorithmes RLS à facteur d'oubli variable (VFF-RLS) ont été développés, entre autres [26-28, 107]. La performance et la possibilité d'application de ces algorithmes pour l'identification des systèmes, dépendent de plusieurs facteurs tels que : la capacité de détecter les changements du système, le niveau et la nature du bruit qui affecte habituellement la sortie du système inconnu, la complexité et les problèmes de stabilité [26].

Il est à noter que dans le contexte de l'identification des systèmes en général, lorsque la sortie du système inconnu est affectée par un autre signal (qui est généralement un bruit additif, ou encore

le signal du locuteur local dans le cas d'annuleurs d'écho acoustique), le but du filtre adaptatif n'est pas de rendre le signal d'erreur nul, car cela introduit du bruit dans le filtre adaptatif, l'objectif est plutôt de récupérer le « signal perturbateur » dans le signal d'erreur du filtre adaptatif après que celui-ci ait convergé vers la bonne solution. Sur la base de cette condition, l'algorithme VFF-RLS est proposé dans [26] dont le mécanisme qui contrôle le facteur d'oubli est très simple et peu coûteux en termes de complexité. De plus, l'algorithme proposé a de bonnes capacités de poursuite, un comportement stable et est très robuste contre différentes variations du « signal d'excitation ».

En se basant sur l'équation (2.45) de l'erreur a priori et en considérant le contexte d'annulation d'écho acoustique où le signal du microphone  $d(n)$  contient le signal d'écho  $y(n)$  plus le bruit  $b(n)$ , le signal du locuteur local  $v(n)$  n'est pas pris en considération, car en situation de double parole et avec l'utilisation du DTD, la mise à jour des coefficients du filtre adaptatif est arrêtée) et l'erreur a priori s'écrit :

$$e(n) = \mathbf{x}^T(n)[\mathbf{h} - \mathbf{w}(n-1)] + b(n) \quad (2.51)$$

De la même manière, l'erreur a posteriori de l'équation (2.46) s'écrit alors :

$$\varepsilon(n) = \mathbf{x}^T(n)[\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)] + b(n) \quad (2.52)$$

en utilisant (2.51) et (2.44) dans (2.52), on obtient :

$$\varepsilon(n) = e(n)[1 - \mathbf{x}^T(n)\mathbf{k}(n)] \quad (2.53)$$

dans ce contexte d'annulation d'écho acoustique, il est souhaitable de récupérer le signal additif du signal d'erreur, on peut donc imposer la condition suivante :

$$E[\varepsilon^2(n)] = \sigma_b^2 \quad (2.54)$$

où  $E[.]$  représente l'espérance mathématique et  $\sigma_b^2 = E[b^2(n)]$  est la puissance du bruit additif. De plus, en substituant (2.54) dans (2.53), et en prenant en compte (2.39), on peut écrire :

$$E\left\{\left[1 - \frac{\theta(n)}{\lambda(n) + \theta(n)}\right]^2\right\} = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_e^2(n)} \quad (2.55)$$

Où :  $\theta(n) = \mathbf{x}^T(n)\mathbf{Q}(n-1)\mathbf{x}(n)$

Dans l'équation (2.55), on suppose que le signal d'entrée et le signal d'erreur sont décorrélés, ce qui est vrai lorsque le filtre commence à converger vers la bonne solution. On suppose également que le facteur d'oubli est déterministe et est en fonction du temps. En résolvant l'équation quadratique (2.55), on trouve donc l'expression du facteur d'oubli variable :

$$\lambda(n) = \frac{\sigma_\theta(n)\sigma_b}{\sigma_e(n) - \sigma_b} \quad (2.56)$$

$$\text{où : } E[\theta^2(n)] = \sigma_\theta^2(n)$$

En pratique, la variance du signal d'erreur peut être estimée en utilisant la formule :

$$\hat{\sigma}_e^2(n) = \alpha \hat{\sigma}_e^2(n-1) + (1-\alpha)e^2(n) \quad (2.57)$$

où :  $\alpha = 1 - 1/(KL)$ , avec  $K \geq 1$ .

La variance de  $\theta(n)$  est estimée de la même manière :

$$\hat{\sigma}_\theta^2(n) = \alpha \hat{\sigma}_\theta^2(n-1) + (1-\alpha)\theta^2(n) \quad (2.58)$$

L'estimée de la puissance du bruit,  $\hat{\sigma}_b^2(n)$  peut être déterminée de différentes manières.

Théoriquement,  $\sigma_e(n) \geq \sigma_b$  dans l'équation (2.56). Comparé à l'algorithme NLMS (où il y a le bruit du gradient, pour que  $\sigma_e(n) > \sigma_b$ ), l'algorithme RLS avec  $\lambda(n) \approx 1$  conduit à  $\sigma_e(n) \approx \sigma_b$ .

En pratique (du moment où les estimations des puissances sont utilisées), plusieurs situations sont à éviter dans l'équation (2.56). Lorsque  $\hat{\sigma}_e(n) \leq \hat{\sigma}_b$ , on peut poser  $\lambda(n) = \lambda_{\max}$ , où  $\lambda_{\max}$  est très proche ou égal à 1. Mais cela peut être une limitation, car en régime statique de l'algorithme,  $\hat{\sigma}_e(n)$  varie autour de  $\hat{\sigma}_b$ . Une solution plus raisonnable est d'imposer  $\lambda(n) = \lambda_{\max}$  lorsque :

$$\hat{\sigma}_e(n) \leq \rho \hat{\sigma}_b \quad (2.59)$$

Avec  $1 < \rho \leq 2$ , sinon, le facteur d'oubli de l'algorithme VFF-RLS est évalué comme suit :

$$\lambda(n) = \min \left[ \frac{\hat{\sigma}_\theta(n)\hat{\sigma}_b(n)}{\zeta + |\hat{\sigma}_e(n) - \hat{\sigma}_b(n)|}, \lambda_{\max} \right] \quad (2.60)$$

Nous nous limitons volontairement dans le cadre de ce travail, à l'utilisation de l'algorithme VFF-RLS comme algorithme d'adaptation de référence par rapport au RLS classique, et ce pour ses performances en matière de vitesse de convergence et de capacité de poursuite.

## 9. CRITERES D'EVALUATION DES PERFORMANCES

Dans le domaine de l'annulation d'écho acoustique, tout se réalise autour de la mesure de l'atténuation de l'écho indésirable. Il existe plusieurs façons (implicite ou explicite) de mesurer cette atténuation, mais trois mesures de performance sont particulièrement les plus utilisées dans la littérature relative au contexte du filtrage adaptatif.

### 9.1. Erreur quadratique moyenne

L'erreur quadratique moyenne, EQM (Mean-Square error: MSE), est la moyenne quadratique de la différence entre le signal désiré et la sortie du filtre [83]. Elle est définie par :

$$\text{MSE}(n) = E \left\{ [d(n) - \hat{y}(n)]^2 \right\} \quad (2.61)$$

Où :  $E\{\cdot\}$  représente l'espérance mathématique,

$$\text{MSE}(n) = [\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}(n-1)]^T \mathbf{R}_x [\mathbf{h} - \hat{\mathbf{h}}(n-1)] + \sigma_w^2 \quad (2.62)$$

Où :

$$\mathbf{R}_x = E [\mathbf{x}(n) \mathbf{x}^T(n)]$$

Est la matrice de corrélation de  $\mathbf{x}(n)$  et :

$$\sigma_w^2 = E [w^2(n)]$$

Est la variance du bruit. A partir de l'équation (1.4), on observe bien que lorsque le filtre adaptatif  $\hat{\mathbf{h}}(n)$ , converge vers la réponse impulsionnelle  $\mathbf{h}$  du système, la MSE converge vers

la variance du bruit  $\sigma_w^2$ , c'est à dire :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \text{MSE}(n) = \sigma_w^2 \quad (2.63)$$

La mesure MSE n'est pas peut-être la meilleure mesure de performance pour deux raisons. D'une part, dans certaines situations ou applications, même si cette mesure converge vers le niveau du bruit, ou vers de petites valeurs, cela ne signifie pas que  $\hat{\mathbf{h}}(n)$  converge vers  $\mathbf{h}$ . Un exemple typique de ce comportement, est le problème de l'annulation d'écho acoustique stéréophonique [33,73, 108,109]. D'autre part, la MSE ne donne pas de mesure explicite ou précise de l'atténuation de l'écho, car elle dépend également de la variance du bruit additif [110].

### 9.2. Echo-Return Loss Enhancement

Une mesure plus objective pour évaluer l'annulation d'écho par le filtre adaptatif, est l'amélioration de la perte de retour d'écho (*Echo-Return Loss Enhancement* : ERLE), définie comme suit [98] :

$$\begin{aligned} \text{ERLE}(n) &= \frac{E [y^2(n)]}{E \left\{ [y(n) - \hat{y}(n)]^2 \right\}} \\ &= \frac{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_x \mathbf{h}}{[\mathbf{h} - \mathbf{w}(n-1)]^T \mathbf{R}_x [\mathbf{h} - \mathbf{w}(n-1)]} \end{aligned} \quad (2.63)$$

Dans la deuxième ligne de l'expression précédente, nous avons supposé que  $\mathbf{w}(n)$  est déterministe. On observe à partir de (2.63) que l'ERLE ne dépend pas du bruit additif. De plus, lorsque  $\mathbf{w}(n)$  converge vers  $\mathbf{h}$ , l'ERLE tend vers l'infini. Par conséquent, plus l'ERLE est grand, plus l'écho est atténué.

Ce critère est considéré comme l'un des critères les plus utilisés pour l'évaluation des performances des systèmes AEC. Il est à souligner que la recommandation G.131 de l'union internationale des télécommunications (*International Telecommunications Union* : ITU) exige une atténuation supérieure à 40 dB en cas d'absence de double-parole [111].

Il est simple de voir que le MSE et l'ERLE sont liés comme suit :

$$\text{MSE}(n) = \sigma_w^2 + \frac{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_x \mathbf{h}}{\text{ERLE}(n)} \quad (2.64)$$

Une autre façon intéressante d'écrire l'ERLE comme :

$$\text{ERLE}(n) = \frac{\text{ENR}}{\text{REN}(n-1)} \quad (2.65)$$

Où :

$$\text{ENR} = \frac{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_x \mathbf{h}}{\sigma_w^2} \quad (2.66)$$

C'est le rapport écho sur bruit (*Echo-to-Noise Ratio*) et:

$$\text{REN}(n-1) = \frac{[\mathbf{h} - \mathbf{w}(n-1)]^T \mathbf{R}_x [\mathbf{h} - \mathbf{w}(n-1)]}{\sigma_w^2} \quad (2.67)$$

Avec REN est le ENR résiduel.

Les faibles ENR affectent généralement les performances des algorithmes adaptatifs et, par conséquent, le REN sera également affecté.

### 9.3. Misalignment

La mesure de performance la plus utilisée dans l'annulation d'écho est probablement ce qu'on appelle le désajustement (*Misalignment* : Mis) [33].

Ce critère quantifie directement comment (en termes de convergence, de suivi et de précision de la solution) un filtre adaptatif converge vers la réponse impulsionnelle du système à identifier [110]. Il est défini comme suit :

$$\text{Mis}(n) = \frac{\|\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)\|_2^2}{\|\mathbf{h}\|_2^2} \quad (2.68)$$

ou encore en dB :

$$\text{Mis}(n) = 20 \log_{10} \frac{\|\mathbf{h} - \mathbf{w}(n)\|_2^2}{\|\mathbf{h}\|_2^2} \quad (\text{dB}) \quad (2.69)$$

## 10. EVALUATION DES ALGORITHMES DE FILTRAGE ADAPTATIF

L'objectif de cette section est d'évaluer particulièrement l'algorithme adaptatif de base décrit précédemment, qui est le RLS. Le but est de confirmer les indications ci-dessus quant à ses caractéristiques intrinsèques ; l'algorithme NLMS est plutôt utilisé dans un but comparatif avec le RLS pour refléter les comportements de convergence de ces deux familles d'algorithmes. Il s'agira dans un premier temps d'évaluer leurs performances avec des scénarios de « simple parole », où seul le locuteur lointain parle. Plusieurs tests vont être effectués par la suite dans différentes situations, à savoir un environnement non-bruité, puis un environnement bruité, et enfin avec un changement du chemin d'écho. Nous allons introduire par la suite, la parole du locuteur local pour voir son impact sur les performances de ces algorithmes en cas de double parole. Cette évaluation portera sur les deux critères les plus utilisés dans la littérature du domaine AEC à savoir, le Misalignment et l'ERLE.

La réponse impulsionnelle acoustique utilisée est celle de la figure 1.8, qui est à l'origine composée de 1024 échantillons, mais nous l'avons volontairement limité à une longueur de 512 échantillons uniquement. Les signaux de parole utilisés, sont pris de la base de données TIMIT [82], où deux signaux différents sont retenus pour la simulation afin de représenter le locuteur local, comme le montre d'ailleurs la figure 2.7.

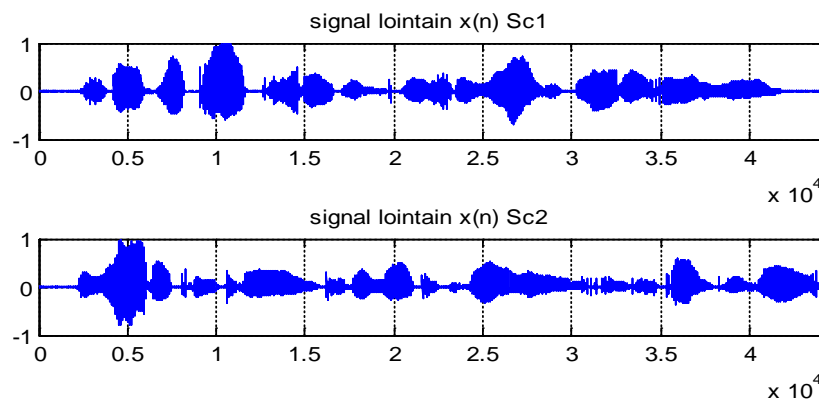


Figure 2.7. Signaux du locuteur lointain utilisés pour la simulation.

## 10.1. Evaluation de l'algorithme RLS

Nous allons étudier l'influence des paramètres sur les performances de l'algorithme RLS à savoir, le facteur d'oubli  $\lambda$ , le paramètre de régularisation  $\delta$  et la longueur du filtre  $L$ .

### 10.1.1. Influence du facteur d'oubli

Dans cette simulation, nous évaluons l'algorithme RLS en matière d'influence du facteur d'oubli  $\lambda$  sur ses performances. Sachant que  $\lambda$  est une constante positive comprise entre 0 et 1 et proche de 1. Nous avons fixé la valeur de  $\delta$  à 0.0001 et la longueur du filtre  $L$  à 512.

Les figures 2.8 et 2.9 montrent respectivement le Misalignment et l'ERLE, obtenus pour différentes valeurs de  $\lambda$ . On peut constater d'ailleurs que  $\lambda$  a un effet direct sur les performances de l'algorithme RLS où, plus sa valeur est proche de 1, et plus sa convergence diminue, tout en restant plus stable, cependant plus sa valeur s'éloigne de 1, et plus sa convergence devient meilleure avec bien sûr moins de stabilité. La valeur de  $\lambda$  doit donc être choisie soigneusement si on veut améliorer la convergence tout en évitant l'instabilité.

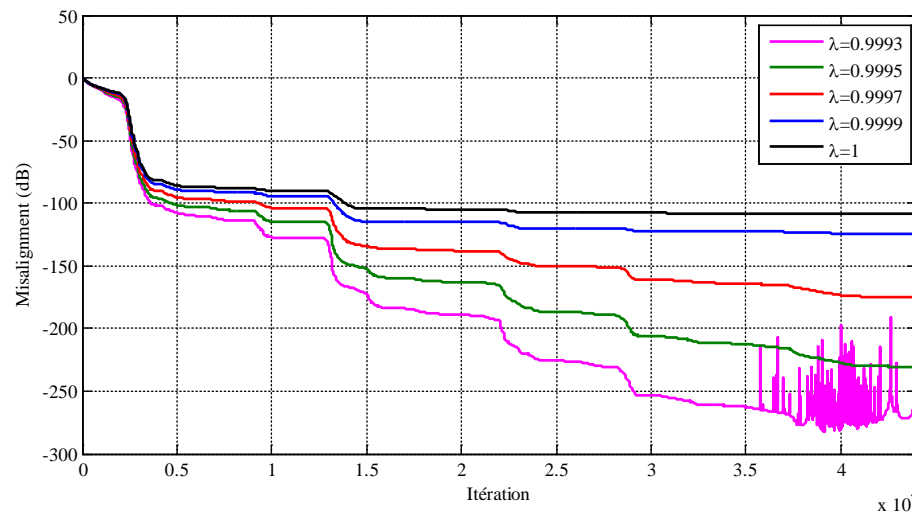


Figure 2.8. Convergence de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de  $\lambda$  avec  $\delta=0.0001$ .

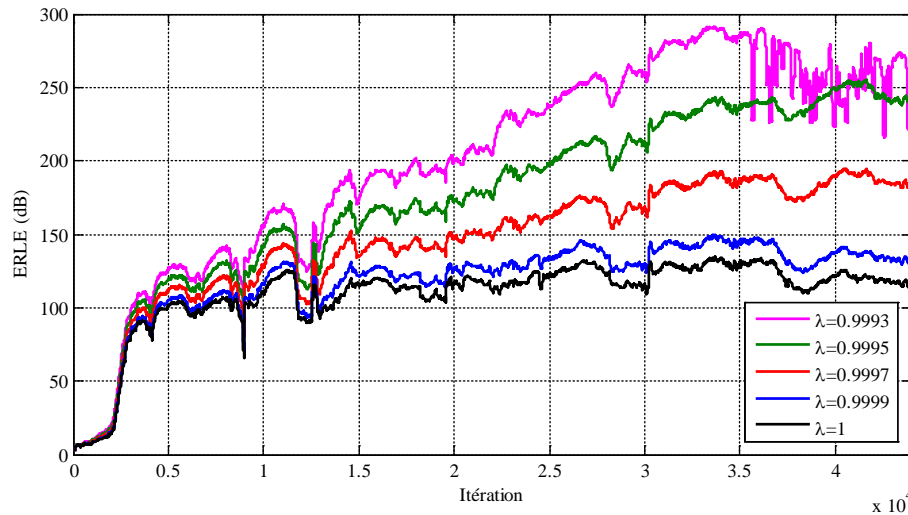


Figure 2.9. ERLE de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de  $\lambda$  avec  $\delta=0.0001$ .

On remarque que la rapidité de convergence reste étroitement liée à l'élévation du niveau ERLE.

### 10.1.2. Influence du paramètre de régularisation

Nous avons mentionné que le paramètre de régularisation  $\delta$  doit prendre de petites valeurs pour un SNR élevé. Dans cette section nous allons voir quel est l'effet de ce paramètre sur les performances globales de l'algorithme RLS. Sachant que le facteur d'oubli  $\lambda$  est fixé à 0.9997 et la longueur du filtre  $L$  à 512. Les figures 2.10 et 2.11 montrent cet effet où plusieurs valeurs ont été utilisées pour  $\delta$ .

On peut remarquer que les performances sont meilleures lorsque la valeur de  $\delta$  est petite, ce qui s'explique par le fait que  $\delta$  s'introduit dans l'initialisation de l'algorithme. On remarque bien pour les premières itérations, que les courbes de convergence prennent plus de temps pour atteindre des niveaux de convergence acceptables lorsque  $\delta$  est plus grand.

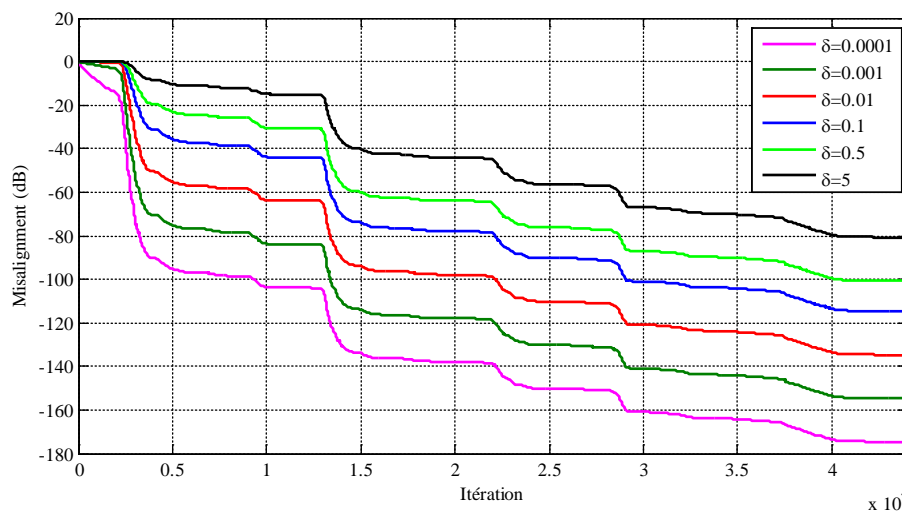


Figure 2.10. Convergences de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de  $\delta$  avec  $\lambda=0.9997$ .

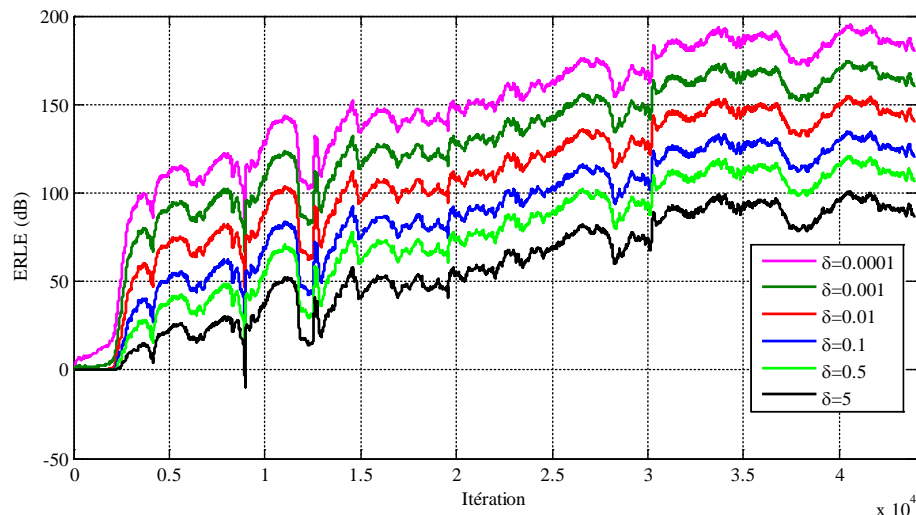


Figure 2.11. ERLE de l'algorithme RLS pour différentes valeurs de  $\delta$  avec  $\lambda=0.9997$ .

Comme déjà souligné plus haut, la convergence de l'algorithme RLS impacte l'ERLE où celui-ci reste étroitement lié à sa vitesse. Ce comportement se confirme une seconde fois.

### 10.1.3. Influence de la longueur du filtre

Dans cette section, nous avons à identifier la réponse impulsionnelle avec des filtres FIR de différentes longueurs, et ce afin de monter l'impact de cette longueur sur les performances de l'identification et par conséquent sur les performances globales du filtre adaptatif. Nous avons pris les valeurs 0.9997 et 0.0001 pour les paramètres  $\lambda$  et  $\delta$  respectivement. Les figures 2.12 et 2.13, montrent que la vitesse de convergence est proportionnelle à la longueur du filtre. En réalité la longueur du filtre adaptatif doit être supérieure ou égale à la réponse impulsionnelle à identifier pour que l'identification soit précise.

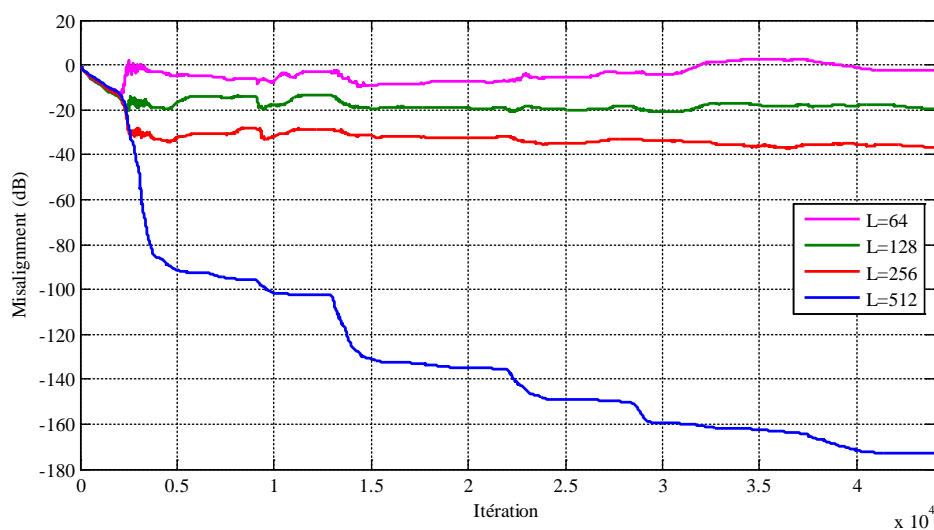


Figure 2.12. Convergences de l'algorithme RLS pour différentes longueurs du filtre.

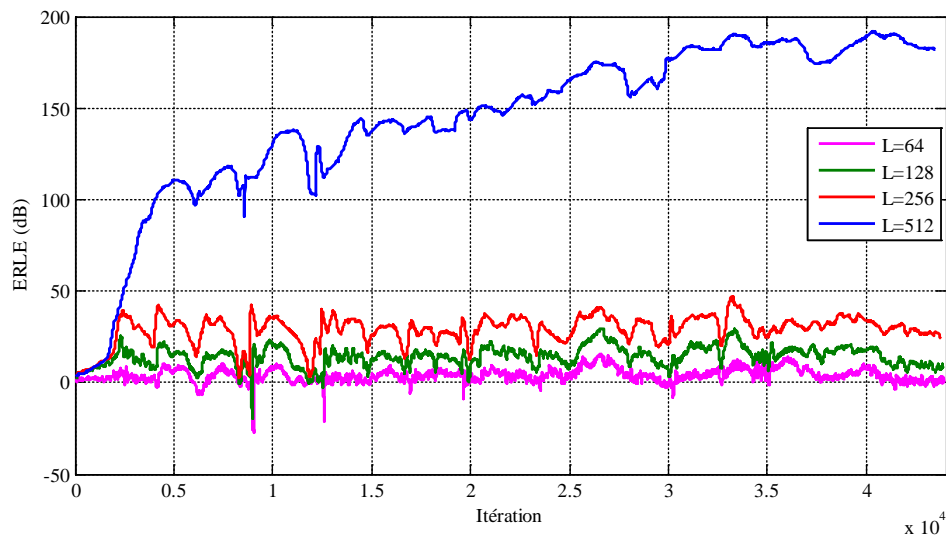


Figure 2.13. ERLE de l'algorithme RLS pour différentes longueurs du filtre.

## 10.2. Comparaison avec l'algorithme NLMS

Dans cette section, nous allons comparer les algorithmes RLS et NLMS en matière de vitesse de convergence, et ce dans différentes situations de présence de bruit et de changement du chemin d'écho.

### 10.2.1. Situation simple

Dans la suite une situation simple est étudiée, où ni bruit et ni changement de chemin d'écho, ne sont pris en considération. Les paramètres utilisés dans ce cas, sont comme suit :

NLMS:  $\beta=0.5$  etc=0.0001.

RLS :  $\lambda=0.9995$  et  $\delta=0.0001$ .

Les figures 2.14 et 2.15, montrent respectivement une comparaison en termes de Misalignment et d'ERLE entre les deux algorithmes RLS et NLMS. On peut déjà remarquer la vitesse de convergence très élevée de l'algorithme RLS comparée à celle du NLMS. Il est tout à fait clair, que ceci est dû au fait que le RLS dispose par nature, d'une vitesse de convergence importante, mais aussi à cause de l'absence de bruit et d'éventuels changements dans le chemin d'écho, qui font que les performances de ces algorithmes n'ont pas été impactées, le RLS en particulier.

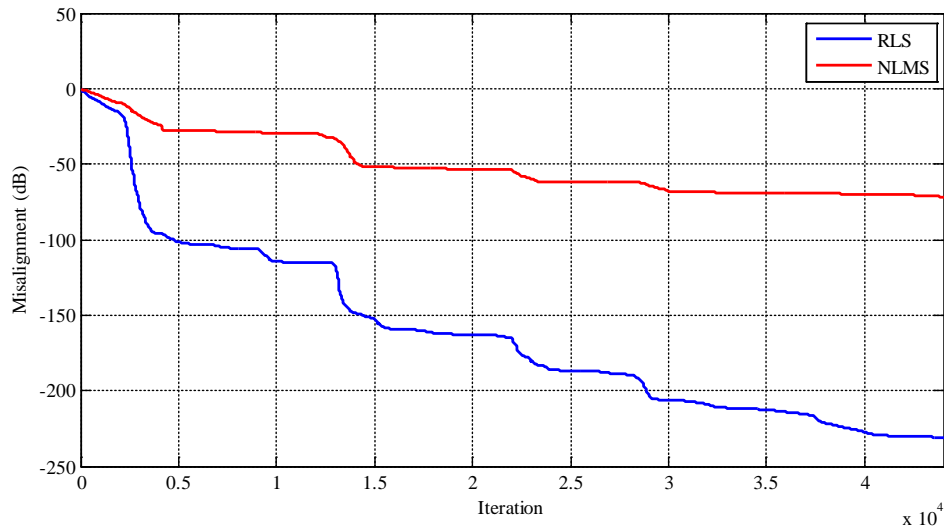


Figure 2.14. Convergences des algorithmes RLS et NLMS en situation simple.

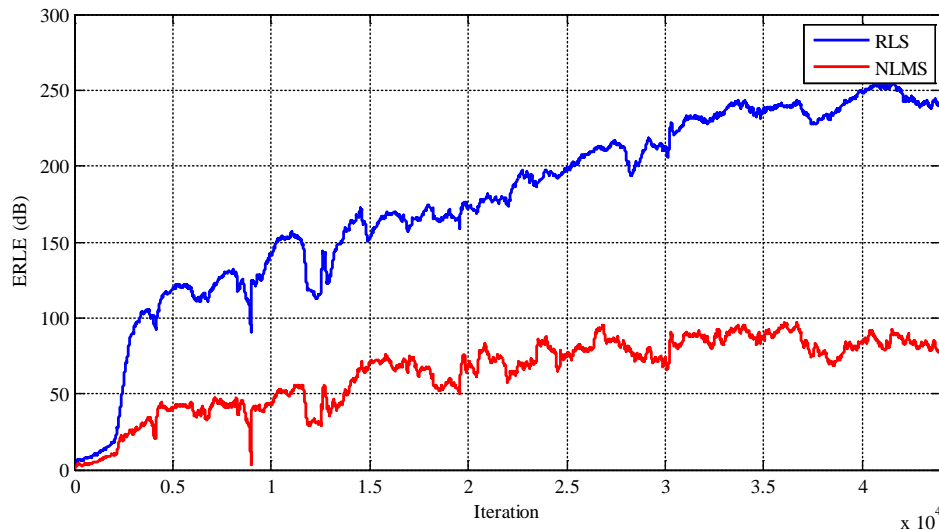


Figure 2.15. ERLE des algorithmes RLS et NLMS en situation simple.

### 10.2.2. Changement du chemin d'écho

Dans ce paragraphe, un changement du chemin d'écho est prévu pour voir son impact sur le comportement de ces deux algorithmes. Ce changement de chemin, équivaut en fait à la variation de la réponse impulsionnelle de l'endroit où cet écho a pris naissance (pièce, salle, habitacle de voiture etc.), ce qui est le cas en pratique, car le locuteur peut éventuellement se déplacer, ou encore faire déplacer par exemple des objets dans la pièce durant sa communication.

Dans cette simulation, on prévoit un changement brusque après 22000 échantillons du signal, où les coefficients de la réponse impulsionnelle du canal acoustique, ont été multipliés par 6.

On montre dans les figures 2.16 et 2.17, que le RLS garde toujours une vitesse de convergence supérieure à celle du NLMS. La même remarque sur les courbes de l'ERLE, où le RLS

atteint dans l'ensemble, des niveaux supérieurs à 100 dB dans la première phase (avant le changement), et supérieurs à 50 dB dans la deuxième phase (après le changement).

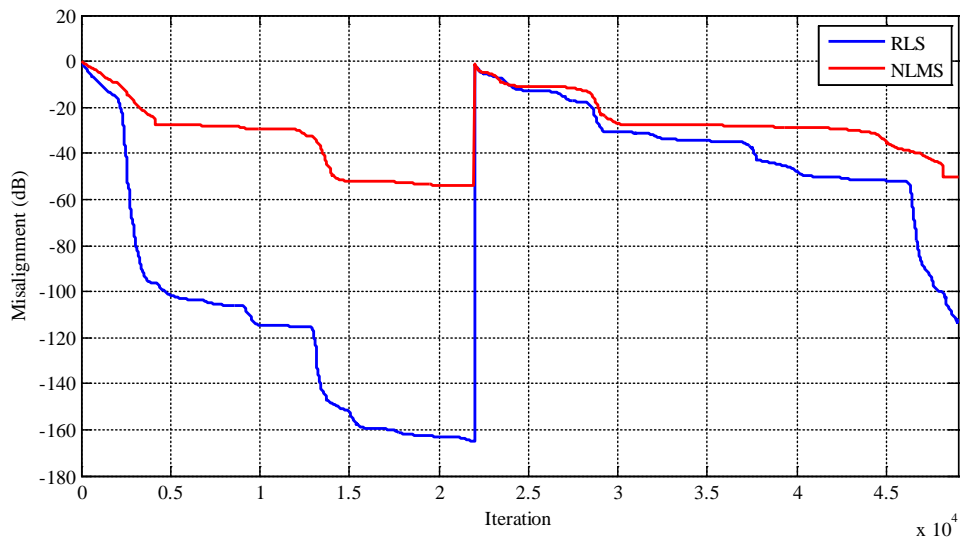


Figure 2.16. Convergences des algorithmes RLS et NLMS avec un changement du chemin d'écho.

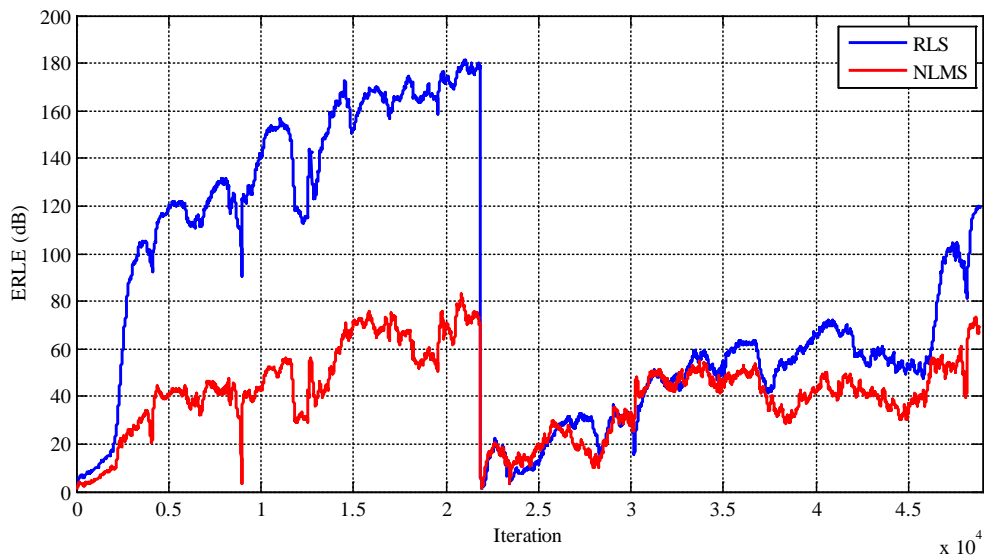


Figure 2.17. ERLE des algorithmes RLS et NLMS avec un changement du chemin d'écho.  
 $(\lambda=0.9995, \delta=0.0001, \beta=0.5, c=0.0001)$

### 10.2.3. Présence de bruit

Dans cette section, un bruit blanc gaussien est présent au niveau du signal d'écho  $y(n)$  avec différents niveaux du rapport signal sur bruit, défini par le SNR, comme suit :

$$SNR(dB) = 10 \log_{10} \left\{ \frac{E \left[ |y(n)|^2 \right]}{E \left[ |b(n)|^2 \right]} \right\} \quad (2.70)$$

Sachant que les paramètres choisis dans cette simulation, sont comme suit :

NLMS :  $\beta=0.5$ ,  $c=0.0001$ .

RLS :  $\lambda=0.9995$ ,  $\delta=0.0001$ .

La figure 2.18 montre les convergences des deux algorithmes dans un environnement bruité, avec un niveau SNR=15 dB. On remarque encore une fois de plus, que le RLS est toujours celui qui converge le plus rapidement, mais au détriment d'une certaine instabilité.

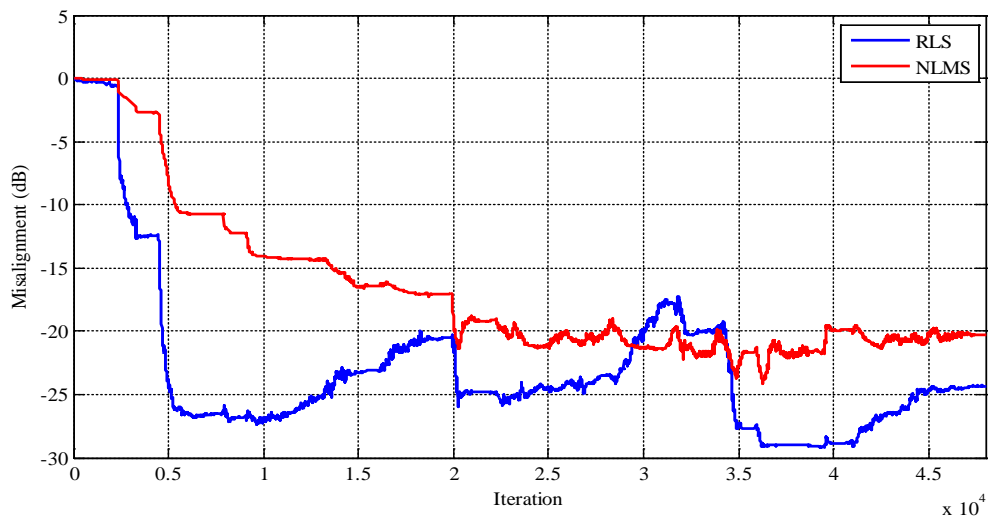


Figure 2.18. Convergences des algorithmes RLS et NLMS avec bruit (SNR=15dB).

La figure 2.19 représente graphiquement les valeurs statistiques d'ERLE affichées dans le tableau 2.3. Ces valeurs représentant les 02 scénarios Sc1 et Sc2, sont obtenues avec des niveaux SNR variant de 5 à 25 dB.

Tableau 2.3. Valeurs statistiques d'ERLE obtenues pour les algorithmes RLS et NLMS.

SNR		NLMS			RLS		
		min	moy	max	Min	moy	max
5	Sc1	-1.59	3.07	16.35	-0.94	3.92	17.47
	Sc2	-0.99	3.07	14.89	-1.26	3.95	17.40
10	Sc1	-1.41	5.63	21.36	-0.81	6.56	22.48
	Sc2	-0.67	5.70	18.09	-0.54	6.78	22.38
15	Sc1	-0.98	8.70	26.38	-0.63	9.80	27.50
	Sc2	-0.78	8.86	20.96	-0.51	10.28	27.38
20	Sc1	-1.31	12.08	31.36	-0.34	13.50	32.51
	Sc2	-1.93	12.33	25.93	-0.35	14.26	32.36
25	Sc1	-2.67	15.61	36.25	-0.22	17.53	37.52
	Sc2	-4.03	15.93	30.92	-0.33	18.56	37.32

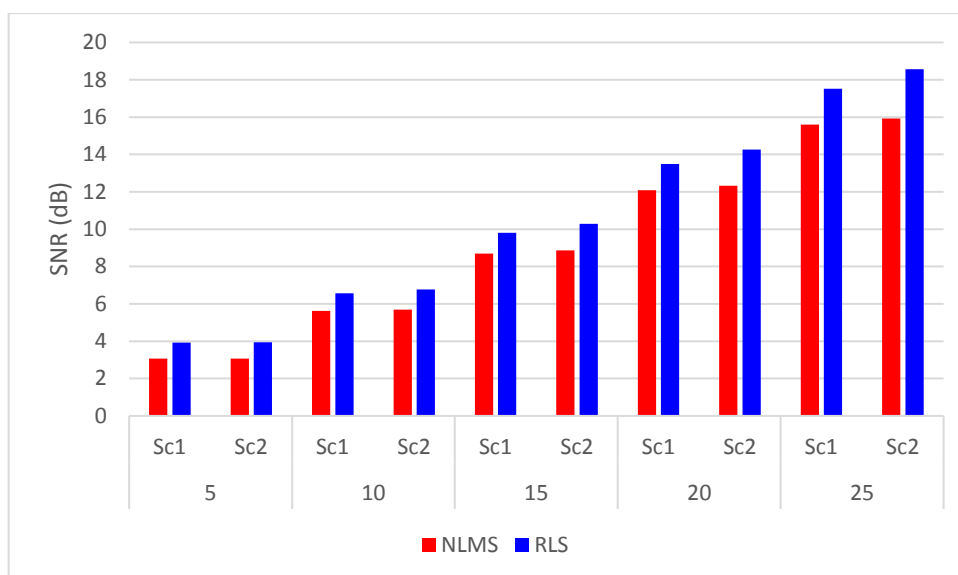


Figure 2.19. Valeurs moyennes ERLE des algorithmes RLS et NLMS dans un environnement bruité.

Comme on peut le remarquer, le RLS atteint toujours des niveaux supérieurs d'ERLE par rapport au NLMS. Dans ce cas précis, la rapidité de convergence du RLS, même en présence d'instabilité, reste étroitement liée au niveau supérieur de l'ERLE qui garde des valeurs moyennes supérieures pour le RLS par rapport au NLMS, et ce pour les cas des deux scénarios utilisés.

### 10.3. Double parole et divergence

Dans cette dernière étape, nous allons présenter une situation plus critique, dans laquelle on suppose qu'il existe le signal du locuteur local, et nous allons voir comment ces algorithmes d'adaptation vont-ils réagir vis-à-vis de cette situation.

La figure 2.20 représente les signaux lointain et local, utilisés dans cette simulation.

On distingue trois périodes :

- La première période simple parole, ST (*Simple Talk*) : de l'échantillon 1 jusqu'à 18000.
- Une deuxième période DT : de l'échantillon 18000 jusqu'à 30000.
- Une troisième période ST : de l'échantillon 30000 jusqu'à 44000.

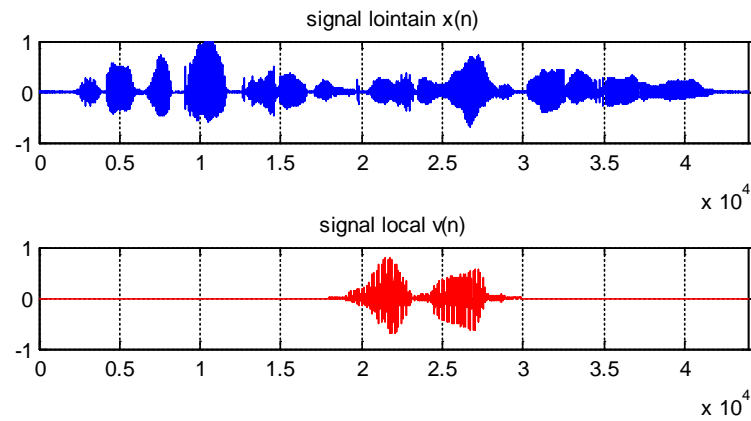


Figure 2.20. Signaux utilisés pour la simulation en cas de DT.

Les figures 2.21 et 2.22 représentent les résultats obtenus en termes de convergence et d'ERLE.

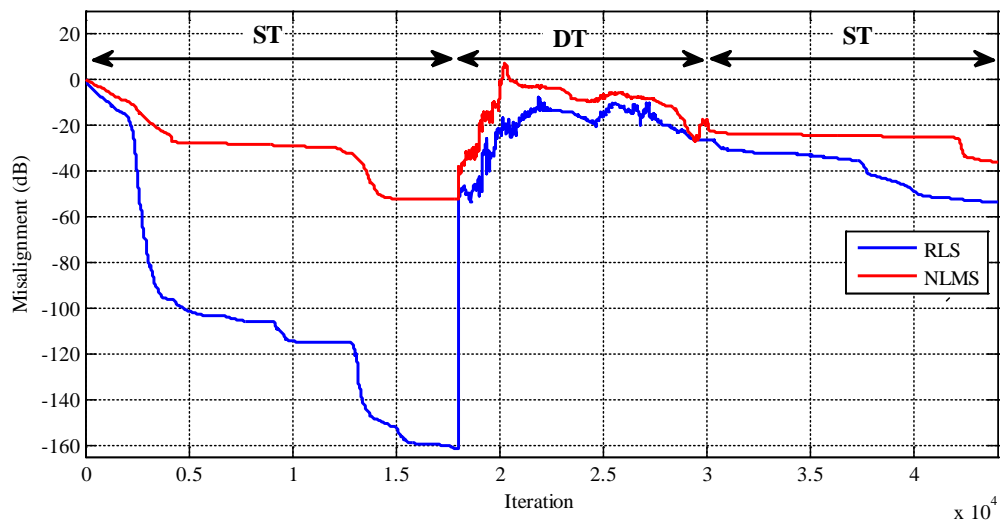


Figure 2.21. Convergences des algorithmes RLS et NLMS en cas de DT.

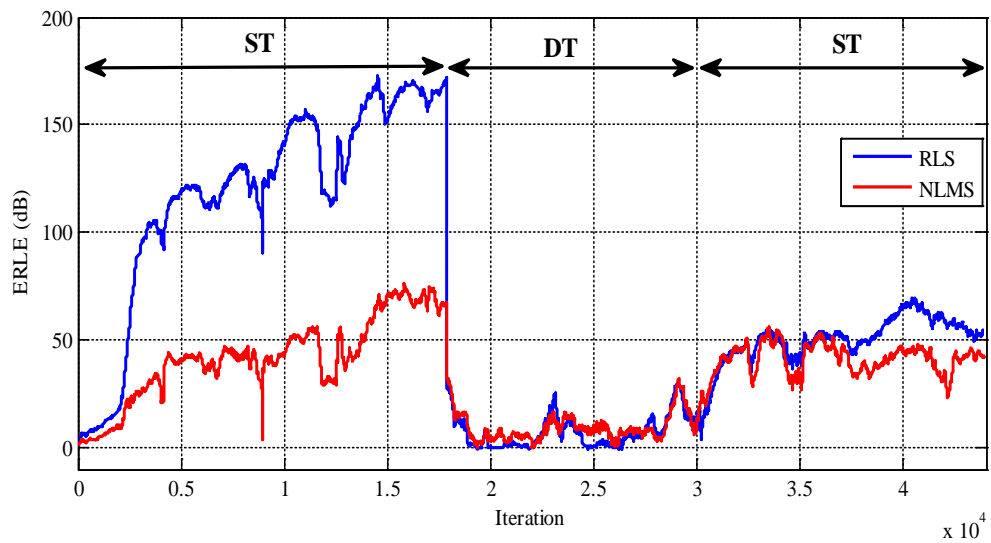


Figure 2.22. ERLE des algorithmes RLS et NLMS en cas de DT.

Dans la figure 2.21, on remarque que l'algorithme RLS avant la DT, présente une bonne convergence due aux caractéristiques intrinsèques de cet algorithme, de telle sorte qu'il atteint -160 dB avant l'apparition de la parole locale contre -52 dB pour le NLMS. Au moment de l'apparition de la parole locale, le RLS perd 110 dB et atteint -50 dB ensuite sa divergence continue pendant la période de DT entre les échantillons 18000 et 30000, le NLMS diverge aussi mais d'une manière plus légère, où il perd uniquement 16 dB et atteint -36 dB.

L'impact de la DT apparaît également au niveau des courbes ERLE de la figure 2.22, où le RLS atteint plus de 100 dB avant la DT, largement supérieur au NLMS qui atteint plus de 50 dB. La supériorité du RLS en matière d'ERLE, se réitère encore une fois dans la seconde période ST qui suit immédiatement la phase DT.

On peut conclure donc, que plus la vitesse de convergence d'un algorithme est rapide, et plus sa vitesse de divergence est rapide et importante. Toutefois, la situation de DT qui se trouve souvent à l'origine de la divergence du filtre, demeure constamment une problématique cruciale qu'il faut résoudre.

Le travail qu'on va présenter dans ce cadre, vise d'ailleurs une étude portant sur l'évaluation des performances en matière de divergence des algorithmes d'adaptation de type RLS, connus particulièrement pour leur vitesse de convergence. La limitation de la divergence de ce type d'algorithmes dans un annuleur d'écho acoustique utilisant un DTD, fera l'objet principal de ce travail. Toute l'importance réside dans la réaction du DTD et de l'effet qu'il apporte sur la minimisation et la limitation de l'impact de cette divergence.

## CONCLUSION

Ce deuxième chapitre a été consacré particulièrement aux fondements mathématiques de la méthode d'annulation d'écho acoustique basée sur le filtrage adaptatif. Les algorithmes d'adaptation ont été par conséquent présentés, en commençant par le filtrage au sens de Wiener, et clôturant par les deux grandes familles d'algorithmes d'adaptation de type LMS et RLS avec leurs variantes respectives, entre autres le NLMS et le VFF-RLS. Une évaluation particulière des performances de l'algorithme RLS a été effectuée en fin de chapitre, car le travail qu'on va mener, portera sur une étude de l'évaluation des performances en matière de divergence de ce type d'algorithmes, connus particulièrement pour leur vitesse de convergence. L'étude de la limitation de cette divergence dans un annuleur d'écho acoustique à base de DTD, représente l'objet principal de ce travail. D'ailleurs, une étude plus détaillée de ces DTDs, est entamée dans le chapitre suivant.

## Chapitre 3

### *Les détecteurs de double parole*

#### INTRODUCTION

Dans ce chapitre nous allons présenter un dispositif qui joue un rôle fondamental dans un système AEC, il s'agit du détecteur de double-parole ou DTD. On sait qu'une situation de DT qui est définie comme étant une situation où les deux locuteurs parlent au même temps, ou encore lorsque le locuteur local parle seul, conduit souvent à une divergence rapide du filtre adaptatif, ce qui provoque une dégradation de la qualité de communication. La nécessité d'avoir un DTD dans ce cas là, permettra d'arrêter l'adaptation des coefficients du filtre pour éviter sa divergence.

Ce chapitre présente les DTDs où le principe de fonctionnement dans un système AEC est d'abord montré. Des exemples d'algorithmes de DTD proposés dans la littérature ainsi que leurs fondements mathématiques, en particulier ceux qui sont pris comme référence dans notre travail, sont aussi présentés. Des critères d'évaluation des performances d'un DTD, sont par conséquent définis en fin de ce chapitre.

#### 1. PRINCIPE

La figure 3.1 présente la structure générale d'un système AEC muni d'un DTD. Le principe de fonctionnement est basé sur le calcul d'une variable de détection  $\xi$  à partir des signaux disponibles (le signal lointain  $x$ , le signal du microphone  $d$ , le signal d'écho estimé  $\hat{y}$  et le signal d'erreur  $e$ ). Cette variable est ensuite comparée à un seuil  $T$ , pour prendre la décision qui est celle de continuer ou d'arrêter l'adaptation des coefficients du filtre adaptatif.

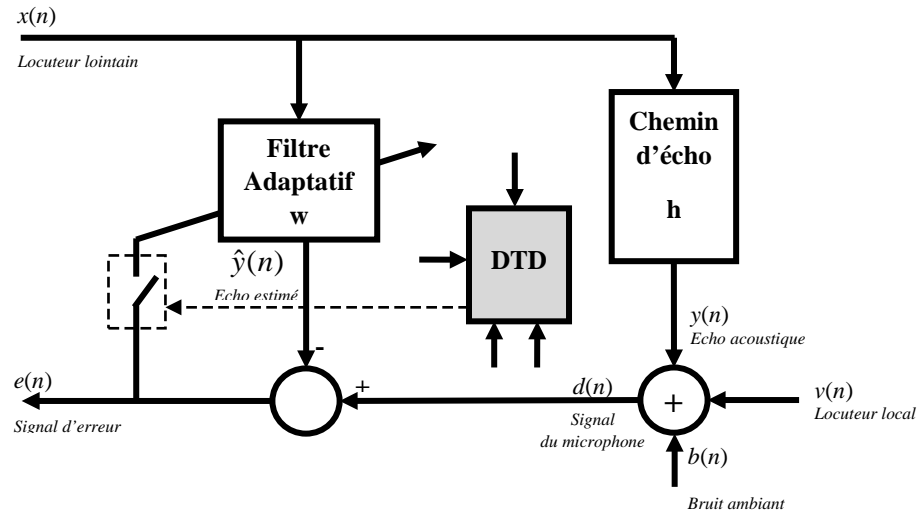


Figure 3.1 Structure générale d'un système AEC à base de DTD.

Tous les types de DTD fonctionnent dans l'ensemble pratiquement de la même manière. Ainsi, la procédure générale du traitement associé est décrite par les éléments suivants :

1. Une variable statistique de détection  $\zeta$  formée à base des signaux disponibles :  $x$ ,  $d$ ,  $e$  et  $\hat{y}$ , et les coefficients  $\mathbf{w}$  estimés du filtre.
2. La variable statistique de détection  $\zeta$  est ensuite comparée à un seuil prédéfini  $T$ , et la DT est déclarée si  $\zeta < T$ .
3. Une fois la DT déclarée, la détection est maintenue pendant une durée minimale  $T_{hold}$ . Tant que la détection est maintenue, l'adaptation du filtre est arrêtée.
4. Si  $\zeta \geq T$  pendant un temps  $T_{hold}$ , le filtre reprend l'adaptation, tandis que la comparaison de  $\zeta$  à  $T$  se poursuit jusqu'à ce que  $\zeta < T$  à nouveau.

Le temps de maintien  $T_{hold}$  de l'étape 3 et l'étape 4 est nécessaire pour supprimer les fausses détections dues au comportement de la variable de détection. Bien qu'il existe quelques variantes possibles, la plupart des algorithmes de détection de double parole conservent cette forme de base et ne diffèrent que par la manière de former la variable de détection.

Une variable de décision "optimale"  $\zeta$  pour un DTD se comporte comme suit :

- (i) si  $v(n) = 0$  (il n'y a pas de double parole),  $\zeta \geq T$ .
- (ii) si  $v(n) \neq 0$  (double parole),  $\zeta < T$ .
- (iii)  $\zeta$  est insensible aux variations du chemin d'écho lorsque  $v(n) = 0$ .

Le seuil  $T$  doit être une constante, indépendante des données. De plus, il est souhaitable que les décisions soient prises sans introduire de retard (ou minimiser le retard introduit) dans la mise à jour du filtre adaptatif. Dans le cas contraire, les décisions retardées affecteront négativement l'algorithme AEC [112, 114].

## 2. ETAT DE L'ART

Depuis l'apparition des AECs et les chercheurs ne cessent de proposer des techniques et méthodes de détection DT afin d'améliorer les performances de ces systèmes. Le point commun reliant les différents DTDs proposés dans la littérature, est le principe de procédure générale de traitement décrit antérieurement. En revanche, ces DTDs diffèrent par la méthode utilisée pour le calcul de la variable de décision et aussi par les signaux utilisés pour le calcul de cette variable.

Toutefois, les méthodes de détection de DT peuvent être classées comme suit : celles qui sont basées sur la comparaison des amplitudes ou les énergies des signaux comme l'algorithme de Geigel, à titre d'exemple [34], les méthodes axées sur la cohérence [35] ou sur le calcul de l'énergie du signal d'erreur [115], les méthodes à base d'intercorrélation (corrélation croisée) ou de corrélation croisée normalisée (*Normalized Cross-Correlation* : NCC) entre les différents signaux, comme celles proposées dans [36, 38, 116], les méthodes utilisant des calculs dans le domaine fréquentiel [117-121] ou spatiotemporel [40], ou encore d'autres, comme celle proposée dans [122] basée sur une décision soft, ou celle basée sur l'estimation du chemin d'écho [39] où un calcul énergétique est effectué selon trois étapes sur les signaux disponibles afin de prendre une décision, ou enfin la méthode basée sur l'enveloppe des signaux [123] et sans être exhaustif, bien d'autres travaux utilisant presque les mêmes techniques et concepts de détection de DT, se trouvant dans la littérature.

Dans la section suivante et dans un but illustratif, quelques exemples de méthodes de détection de double parole, plus connues en littérature, sont présentées.

## 3. EXEMPLES D'ALGORITHMES DE DETECTION DE DOUBLE PAROLE

Dans cette section, nous allons présenter quelques algorithmes de détection de double parole parmi les DTDs existants dans la littérature.

### 3.1. Algorithme de Geigel

C'est pratiquement l'algorithme de détection de DT le plus simple, développé par A. A. Geigel [34]. Son schéma de principe est équivalent à celui de la figure 3.1, sauf que ce DTD utilise les signaux  $d(n)$  et  $x(n)$  seulement pour le calcul de la variable de décision.

Son principe consiste à déclarer la présence de la parole du locuteur local si :

$$\xi_G = \frac{\max \{|x(n)|, |x(n-1)|, \dots, |x(n-L_G+1)|\}}{|d(n)|} < T \quad (3.1)$$

Où :  $L_G$  et  $T$  sont des constantes choisies soigneusement.

La détection est basée sur une comparaison du niveau d'amplitude entre le signal du microphone  $d(n)$  (présenté par son dernier échantillon) et le signal du locuteur lointain  $x(n)$  (présenté par le maximum de ses  $L_G$  derniers échantillons), en supposant que le signal du locuteur local  $v(n)$  est généralement plus fort que le signal d'écho  $\hat{y}(n)$ . La valeur maximale des  $L_G$  derniers échantillons de  $x(n)$ , est prise pour la comparaison à cause du retard inconnu dans le chemin d'écho. Le seuil  $T$  est destiné à compenser le niveau d'énergie de la réponse du chemin d'écho  $h$ , il est souvent fixé à 2 pour les annuleurs d'écho électrique, car l'affaiblissement hybride est généralement d'environ 6 dB ou plus. Cependant, pour un AEC, il n'est pas facile de définir un seuil standard pour qu'il fonctionne de manière fiable dans toutes les situations, car l'affaiblissement sur le chemin de l'écho acoustique peut varier considérablement en fonction de nombreux facteurs. Pour  $L_G$ , un choix simple consiste à le définir de la même longueur du filtre adaptatif  $L$ , car on peut supposer que le chemin d'écho est couvert par cette longueur.

### 3.2. Algorithme NCC entre le signal lointain et le signal d'erreur

L'utilisation du concept de la corrélation croisée entre les signaux mesurables au niveau de l'AEC a été introduite pour la première fois dans [36], les auteurs proposent d'utiliser une estimation de la fonction d'intercorrélation entre le signal du locuteur lointain  $x(n)$  et le signal d'erreur  $e(n)$ , pour distinguer une situation de double parole d'un changement du chemin d'écho. La moyenne de cette fonction (*Average Cross-Correlation* : ACC) est définie comme suit :

$$ACC(n) = \left[ \sum_{i=1}^N |C_i(n)| \right] / N \quad (3.2)$$

Où :  $C_i(n)$  représente les coefficients de corrélation croisée entre  $x(n-i)$  et  $e(n)$ .

$N$  : est la longueur du filtre adaptatif.

les coefficients de la corrélation croisée  $C_i(n)$   $i=1,2,\dots,N$ , sont adaptés en utilisant l'algorithme de pondération récursive exponentielle (*exponential recursive weighting algorithm*) [124] :

$$P_e^2(n) = \alpha P_e^2(n-1) + (1-\alpha)e^2(n) \quad (3.3)$$

$$P_i^2(n) = \alpha P_i^2(n-1) + (1-\alpha)x^2(n-i) \quad (3.4)$$

$$P_{e,i}(n) = \alpha P_{e,i}(n-1) + (1-\alpha)e(n)x(n-i) \quad (3.5)$$

$$C_i(n) = \frac{P_{e,i}(n)}{P_e(n) \times P_i(n)}, \quad i=1,2,\dots,N \quad (3.6)$$

Où  $\alpha$  est le facteur de pondération récursive exponentielle qui détermine la constante de temps ainsi que la précision de l'estimation de l'algorithme de pondération récursive exponentielle. Une petite valeur de  $\alpha$ , améliore la capacité de poursuite des variations temporelles du signal, mais au détriment de la précision de l'estimation. En pratique, pour des signaux à variations temporelles lentes, une valeur  $0.9 < \alpha < 1$  est généralement utilisée.

Le DTD fonctionne comme suit :

- 1) Si  $ACC(n) \leq T$  ( $T$  est le seuil de détection), le DTD décide que l'annuleur d'écho a bien convergé. Pour empêcher l'annuleur d'être affecté par la présence de DT, l'adaptation est arrêtée.
- 2) Si  $ACC(n) > T$ , le DTD décide que soit l'annuleur d'écho n'a pas bien convergé ou bien c'est le chemin d'écho qui est changé, donc l'adaptation continue.

Le seuil  $R_{th}$  doit être choisi soigneusement. Une grande valeur de ce seuil, conduit à une poursuite difficile des changements du chemin d'écho, tandis qu'une petite valeur fait augmenter le bruit de Misalignment pendant les périodes de DT. La proposition des auteurs stipule que  $R_{th}$  soit un peu supérieur à la valeur de  $ACC(n)$  en état stable.

### 3.3. Algorithme NCC entre le signal lointain et le signal du microphone

La même idée de la section 2.2 a été utilisée dans [37] et [125] mais avec la corrélation croisée entre le signal  $x(n)$  et le signal du microphone  $d(n)$ , qui a d'ailleurs amélioré les résultats.

Dans [38], les auteurs ont utilisé le vecteur de corrélation croisée entre le vecteur  $x$  et le scalaire  $d(n)$  défini comme suit :

$$\begin{aligned}
c_{xd} &= \frac{E\{\mathbf{x}(n)y(n)\}}{\sqrt{E\{x^2(n)\}E\{y^2(n)\}}} \\
&= \frac{r_{xd}}{\sigma_x \sigma_d} \\
&= [c_{xd,1} \ c_{xd,2} \ \dots \ c_{xd,L}]
\end{aligned} \tag{3.7}$$

Où :  $E\{.\}$  représente l'espérance mathématique et  $c_{xd,i}$ , le coefficient de corrélation croisée entre  $x(n-i)$  et  $y(n)$ .

L'idée est de comparer :

$$\xi = \|c_{xd}\|_{\infty} = \max_i |c_{xd,i}|, \quad i = 1, 2, \dots, L \tag{3.8}$$

à un seuil  $T$ . La règle de décision est simple : une situation de DT est présente si  $\xi < T$ .

Malgré que la norme  $l_{\infty}$  dans l'équation (3.8) est peut-être plus naturelle, d'autres grandeurs peuvent également être utilisées ( $l_1$ ,  $l_2$  entre autres).

Vue la difficulté de choisir la valeur du seuil  $T$  qui est une constante qui doit être indépendante des données utilisées avec la variable de décision  $\xi$  qui doit être insensible aux variations du chemin d'écho lorsque  $v(n)=0$ , une autre façon de normaliser le vecteur de corrélation croisée est proposée et fonctionne comme suit :

On suppose que  $v(n)=0$ , et dans ce cas :

$$\sigma_d^2 = \mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} \tag{3.9}$$

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

puisque  $d(n) = \mathbf{h}^T \mathbf{x}(n)$ , on obtient :

$$r_{xd} = \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} \tag{3.10}$$

et (3.9) peut être réécrite comme suit :

$$\sigma_d^2 = \mathbf{r}_{xd}^T \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{xd} \tag{3.11}$$

En général pour  $v(n) \neq 0$ , on a :

$$\sigma_d^2 = \mathbf{r}_{xd}^T \mathbf{R}_{xx}^{-1} \mathbf{r}_{xd} + \sigma_v^2 \tag{3.12}$$

En divisant (3.11) par  $\sigma_d^2$  et en prenant la racine carrée on obtient la variable de décision :

$$\begin{aligned}
\xi &= \sqrt{\mathbf{r}_{xd}^T (\sigma_d^2 \mathbf{R}_{xx})^{-1} \mathbf{r}_{xd}} \\
&= \|c_{xd}\|_2
\end{aligned} \tag{3.13}$$

avec :

$$\mathbf{c}_{xd} = \left( \sigma_d^2 \mathbf{R}_{xx} \right)^{-1/2} \mathbf{r}_{xd} \quad (3.14)$$

qui est appelé : vecteur de corrélation croisée entre  $\mathbf{x}$  et  $y$ .

En substituant (3.9) et (3.12) dans (3.13), la variable de décision devient alors :

$$\xi = \frac{\sqrt{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h}}}{\sqrt{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} + \sigma_v^2}} \quad (3.15)$$

On peut déduire ainsi que : pour  $v(n)=0$ ,  $\xi=1$  et pour  $v(n) \neq 0$ ,  $\xi < 1$ .  $\xi$  dans ce cas est insensible aux variations du chemin d'écho lorsque  $v(n)=0$ .

Notons qu'une version rapide de cette méthode est proposée dans [126], qui fonctionne comme suit :

L'équation (3.13) peut être réécrite comme suit :

$$\xi^2(n) = \frac{\mathbf{r}_{xd}^T(n) \mathbf{R}_{xx}^{-1}(n) \mathbf{r}_{xd}(n)}{\sigma_d^2(n)} \quad (3.16)$$

Pour une raison de simplicité, c'est le carré de la variable de décision qui est considéré pour le calcul. Les variables de corrélations peuvent être estimées comme suit :

$$\mathbf{r}_{xd}(n) = \alpha \mathbf{r}_{xd}(n-1) + \mathbf{x}(n)y(n) \quad (3.17)$$

$$\mathbf{R}_{xx}(n) = \alpha \mathbf{R}_{xx}(n-1) + \mathbf{x}(n)\mathbf{x}^T(n) \quad (3.18)$$

$$\sigma_d^2(n) = \alpha \sigma_d^2(n-1) + y^2(n) \quad (3.19)$$

### 3.4. Algorithme NCC entre le signal du microphone et le signal d'erreur

Une autre méthode basée sur la corrélation croisée utilisant d'autres signaux qui sont disponibles dans le système AEC, il s'agit de la méthode proposée dans [116], où les auteurs proposent la même méthodologie utilisée dans [38], mais avec le signal du microphone  $d(n)$  et le signal d'erreur  $e(n)$ . L'expression calculée est donnée comme suit :

$$\begin{aligned} r_{ed} &= E \left[ (y + v - \mathbf{w}^T \mathbf{x})(y + v)^T \right] \\ &= E \left[ (\mathbf{h}^T \mathbf{x} - \mathbf{w}^T \mathbf{x} + v)(\mathbf{h}^T \mathbf{x} + v)^T \right] \\ &= E \left[ (\mathbf{h}^T \mathbf{x} - \mathbf{w}^T \mathbf{x})\mathbf{h}^T \mathbf{x} + v\mathbf{h}^T \mathbf{x} + v^2 \right] \\ &= (\mathbf{h}^T - \mathbf{w}^T) \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} + \sigma_v^2 \end{aligned} \quad (3.20)$$

La nouvelle variable de décision se calcule alors :

$$\xi = 1 - \frac{r_{ed}}{\sigma_d^2} \quad (3.21)$$

en substituant (3.9) (avec  $v(n) \neq 0$ ) et (3.20) dans (3.21), on obtient :

$$\begin{aligned} \xi &= 1 - \frac{(\mathbf{h}^T - \mathbf{w}^T) \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} + \sigma_v^2}{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} + \sigma_v^2} \\ &= \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h}}{\mathbf{h}^T \mathbf{R}_{xx} \mathbf{h} + \sigma_v^2} \end{aligned} \quad (3.22)$$

On remarque dans cette équation que pour  $v=0$ ,  $\xi$  est très proche de 1 et pour  $v \neq 0$ ,  $\xi < 1$ .

Les valeurs de  $r_{ed}$  et  $\sigma_d^2$  dans l'équation (3.21) sont exactes, mais ne sont pas disponibles en pratique, la variable de décision finale est donc donnée par :

$$\xi = 1 - \frac{\hat{r}_{ed}}{\hat{\sigma}_d^2} \quad (3.23)$$

Ces valeurs sont estimées en utilisant l'algorithme de pondération récursive exponentielle [124] comme suit :

$$\hat{r}_{ed}(n) = \alpha \hat{r}_{ed}(n-1) + (1-\alpha)e(n)d(n) \quad (3.24)$$

$$\hat{\sigma}_d^2(n) = \alpha \hat{\sigma}_d^2(n-1) + (1-\alpha)d^2(n) \quad (3.25)$$

Où :  $d(n)$  et  $e(n)$  représentent respectivement les échantillons à l'instant  $n$  des signaux du microphone et de l'erreur, et  $\alpha$  est le facteur pondération récursive.

Si  $\xi < T$ , l'échantillon du  $d(n)$  est donc affecté par la présence du signal du locuteur local, une décision de DT est donc prise.

### 3.5. Algorithme basé sur la cohérence

Dans [35], les auteurs proposent pour former la variable de décision, d'utiliser la cohérence quadratique au lieu du vecteur de corrélation croisée. L'idée est d'estimer la cohérence entre  $x(n)$  et  $d(n)$ . La cohérence est proche de 1 en cas de simple parole et proche à 0 dans les situations de DT. La figure 3.2 montre un exemple d'estimation de cohérence entre le signal du microphone et celui du haut-parleur en cas de présence et d'absence de DT.

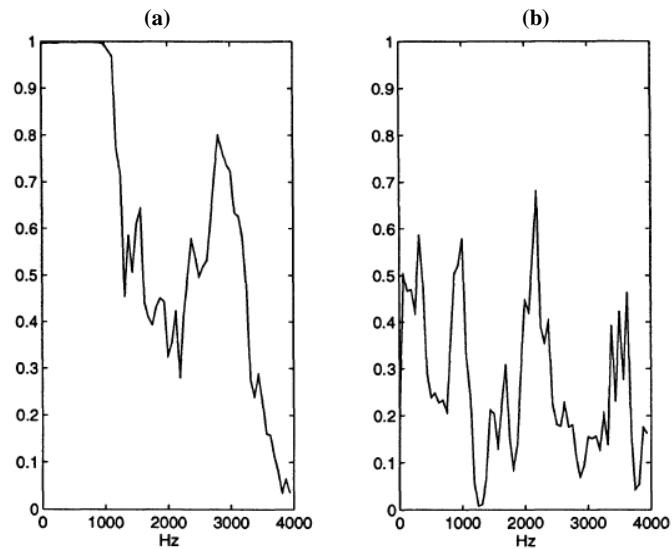


Figure 3.2. Fonction d'estimation de la cohérence : (a) cas de simple parole sans la présence de bruit.  
(b) cas de double parole [35].

La cohérence quadratique est donnée par :

$$\gamma_{xd}^2(k) = \frac{|S_{xd}(k)|^2}{S_{xx}(k)S_{dd}(k)} \quad (3.26)$$

Où :  $S_{..}(k)$  est la transformée de Fourier discrète, et  $k$  l'index de fréquence. Comme paramètre de décision, une moyenne sur quelques fréquences est utilisée pour former la variable de décision :

$$\xi = \frac{1}{I} \sum_{i=0}^{I-1} \gamma_{xd}^2(k_i) \quad (3.27)$$

Où :  $I$  est le nombre d'intervalles utilisés. Un choix typique de ce paramètre est  $I=3$  et  $k_0, k_1$  et  $k_2$  sont les intervalles utilisés tels que leurs centres correspondent approximativement à 300, 1200 et 1800 Hz respectivement. Cela donne en pratique une performance nettement meilleure que la moyenne sur toute la gamme de fréquences à cause du faible rapport signal/bruit dans les hautes fréquences (le spectre moyen de la parole diminue d'environ 6 dB/octave au-dessus de 2 kHz).

L'estimation des spectres dans l'équation 3.26 peut être effectuée en utilisant des techniques de fenêtrage multiples [127, 128].

### 3.6. Algorithme basé sur l'enveloppe des signaux

La méthode de détection de double parole proposée dans [123] est illustrée dans la figure 3.3.

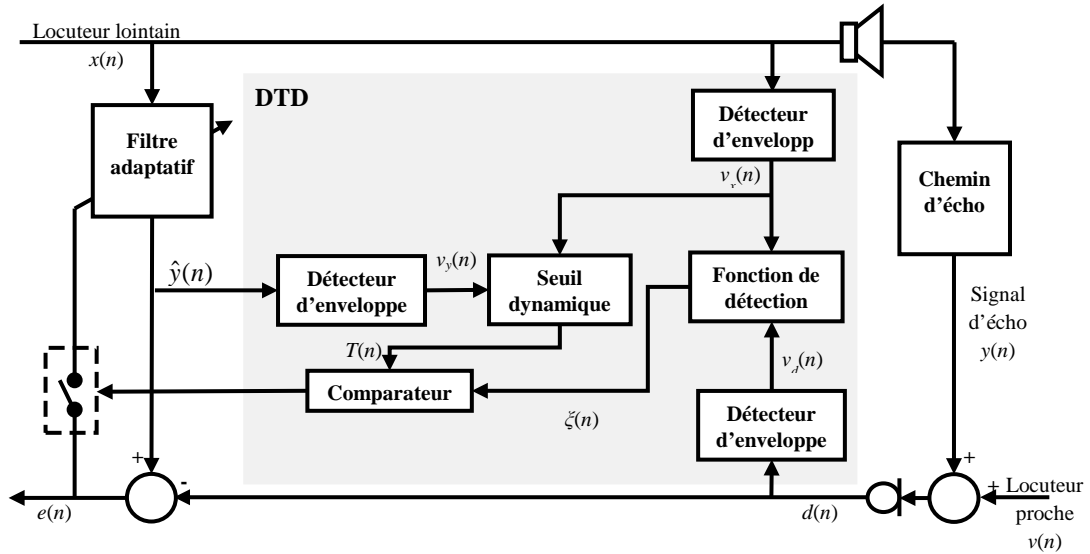


Figure 3.3. Schéma global de DTD à base de détection de l'enveloppe du signal [123].

Cette méthode est basée sur une comparaison de l'énergie du signal du microphone avec l'énergie du signal du locuteur lointain, de manière similaire à l'algorithme Geigel. Cependant, ce dernier est basé sur une comparaison des valeurs absolues des échantillons, ce qui entraîne une fonction de détection qui change rapidement. Des résultats plus précis peuvent être obtenus en utilisant l'énergie du signal au lieu des valeurs absolues des échantillons. L'approche proposée est basée sur un calcul de l'enveloppe du signal comme mesure de l'énergie du signal. Cette méthode est moins complexe en termes de calcul que le calcul direct de l'énergie. Diverses méthodes de détection d'enveloppe peuvent être utilisées; entre autres le filtrage passe-bas du signal. Dans l'algorithme DTD proposé, l'enveloppe  $v_x(n)$  est calculée à partir des valeurs absolues des échantillons de  $x(n)$ , en utilisant la formule :

$$v_x(n) = \alpha v_x(n-1) + (1-\alpha)|x(n)| \quad (3.28)$$

Où  $\alpha$  est un facteur d'oubli qui définit la rapidité avec laquelle le détecteur d'enveloppe réagit aux changements rapides de l'amplitude du signal. Afin d'obtenir une estimation précise de l'énergie du signal, la valeur de  $\alpha$  doit être légèrement inférieure à 1.

Afin de former la fonction de décision, deux détecteurs d'enveloppe sont nécessaires :  $v_x(n)$  pour le signal du locuteur lointain  $x(n)$  et  $v_d(n)$  pour le signal de microphone  $d(n)$ . La fonction de détection est donnée par la formule :

$$\xi(n) = \frac{v_d(n)}{v_x(n) + \gamma} \quad (3.29)$$

Le paramètre  $\gamma$  est utilisé afin de limiter les valeurs de la fonction de détection pendant les périodes où le signal ne contient que le bruit, lorsque les valeurs des deux enveloppes sont faibles. La valeur  $\gamma$  doit être petite [123].

On suppose que l'énergie de l'écho est faible par rapport à l'énergie de la parole du locuteur lointain tandis que l'énergie de la parole locale est nettement supérieure à l'énergie de l'écho. Par conséquent, la valeur de la fonction de détection augmente de manière significative lorsqu'une situation DT se produit et elle diminue lorsque la DT se termine. Ce concept est similaire à celui utilisé dans l'algorithme Geigel. Cependant, la fonction de détection dans cette méthode est beaucoup plus fluide et change lentement, ce qui permet une détection plus facile des parties du signal contenant la DT. Si la valeur de la fonction de détection dépasse la valeur du seuil  $T$  choisi, la DT est détectée [37, 123].

L'algorithme décrit précédemment possède le même inconvénient que l'algorithme Geigel qui est le choix d'un seuil permettant une détection DT précise. Si le seuil est de petite valeur, il conduit à de nombreuses fausses décisions positives ; et s'il est trop élevé, il entraîne de nombreuses fausses décisions négatives. Afin d'éviter cette dépendance entre la précision du DTD et le choix du seuil, les auteurs ont proposé une méthode de réglage dynamique du seuil, en introduisant un détecteur d'enveloppe supplémentaire dans l'algorithme. Le concept de la détection de double parole avec le seuil dynamique est basé sur le fait qu'en présence de DT, l'énergie du signal du microphone est considérablement plus grande que l'énergie de l'écho, de plus, le signal d'écho estimé produit par le filtre adaptatif convergent peut être utilisé comme approximation de l'écho réel.

L'enveloppe de l'écho estimé  $\hat{y}(n)$  est comparée à l'enveloppe du signal de microphone  $d(n)$ . Si l'enveloppe de  $d(n)$  est significativement supérieure à l'enveloppe de  $\hat{y}(n)$ , cela indique la présence de DT. Afin d'améliorer d'avantage cette méthode, une approche modifiée qui est basée sur l'utilisation de l'enveloppe estimée du signal d'écho  $v_{\hat{y}}(n)$  dans le calcul du seuil dynamique, selon la formule :

$$T(n) = \frac{v_{\hat{y}}(n)}{v_x(n) + \gamma} + \beta \quad (3.30)$$

Elle est presque identique à la formule de l'équation 3.29, sauf que l'enveloppe de l'écho estimé remplace l'enveloppe du signal du microphone. Le paramètre  $\beta$  est utilisé afin de laisser une certaine marge pour l'erreur de détection qui est de petite valeur positive. Cette modification annule la nécessité de fixer la valeur de seuil constante pour la détection. Le seuil dynamique s'adapte aux changements d'enveloppe du signal d'écho en temps réel. Si la DT est présente, l'enveloppe du

signal du microphone est supérieure à l'enveloppe de l'écho estimé. Par conséquent, la DT peut être détectée en comparant la valeur actuelle de la fonction de détection à la valeur de seuil dynamique actuelle. L'enveloppe du signal lointain  $v_x(n)$  peut être considérée comme un terme de normalisation qui améliore la précision de détection par rapport à la version originale de l'algorithme décrit précédemment [37, 123].

Il faut noter que la précision de ce DTD dépend de la précision de l'estimation d'écho produite par le filtre adaptatif ; par conséquent, le calcul du seuil dynamique ne doit pas être effectué tant que la convergence du filtre n'est pas terminée. Le seuil est initialement fixé à une valeur constante  $T_{init}$ . Les trois enveloppes sont calculées à partir du premier échantillon. Lorsque l'adaptation du filtre est terminée, le seuil dynamique est calculé et utilisé à la place de  $T_{init}$ . De plus, il est plus pratique de définir des limites inférieures et supérieures sur le seuil dynamique ( $T_{min}$  et  $T_{max}$ ) qui aident à éviter les erreurs de détection dans les parties du signal contenant uniquement du bruit. Pour résumer l'algorithme proposé, une situation DT est détectée si le filtre adaptatif a suffisamment convergé et que :

$$\xi(n) > T \quad (3.31)$$

où

$$T = \begin{cases} T(n) & T_{min} < T(n) < T_{max} \\ T_{min} & T(n) < T_{min} \\ T_{max} & T(n) > T_{max} \end{cases} \quad (3.32)$$

Avec  $T(n)$  est le seuil dynamique donné par l'équation (3.30)

### 3.7. Algorithme basé sur la transformée de Stockwell

Dans [40], les auteurs ont proposé une nouvelle méthode de détection de DT qui est basée sur la transformée de Stockwell [129, 130] qui est une analyse temps-fréquence qui surmonte le problème de la faible résolution de la STFT (*Short-Time Fourier Transform*) et l'absence d'information de la phase dans la transformée en ondelettes DWT (*Discrete Wavelet Transform*), la transformée de Stockwell est donc une combinaison de ces deux méthodes d'analyse et qui est donnée par l'expression :

$$StT[x(n)] = \int_{-\infty}^{+\infty} x(n)w(\tau - n, f, \zeta)e^{-j2\pi f n} dn \quad (3.33)$$

Où :

$$w(\tau, f) = \frac{|f|}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{\tau^2 f^2}{2}\right) \quad (3.34)$$

qui représente la fonction fenêtre de cette transformée.

Le DTD basé sur la St-T est illustré dans la figure 3.4, la transformée est appliquée sur les deux signaux  $x(n)$  et  $d(n)$  en prenant des trames de longueur  $P \leq L$  pour donner respectivement les transformées  $\mathbf{x}_P(n)$  et  $\mathbf{d}_P(n)$ .

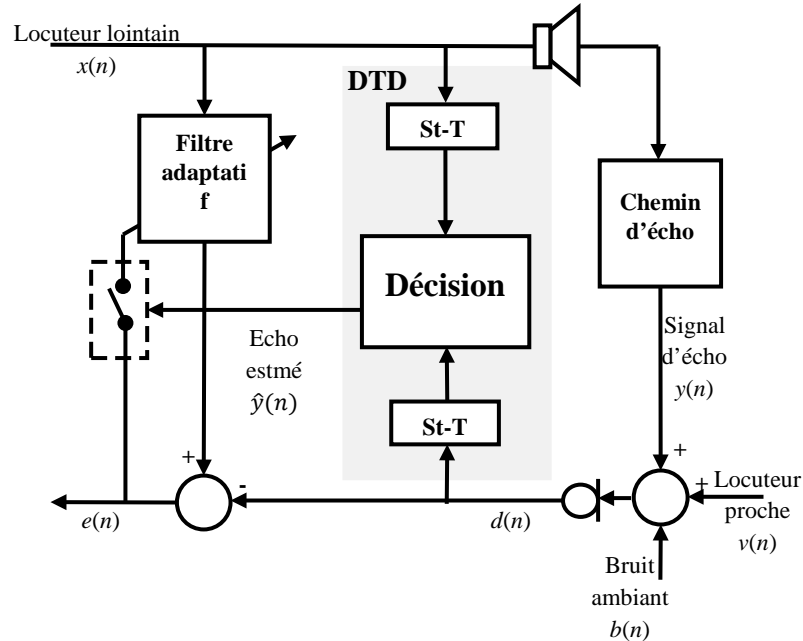


Figure 3.4. Structure du DTD à base de St-T [66].

La décision de DT est prise après extraction d'information des spectres  $S_x(\tau, f)$  et  $S_d(\tau, f)$  des trames  $\mathbf{x}_P(n)$  et  $\mathbf{d}_P(n)$  respectivement. Les matrices résultantes comportent les représentations temps-fréquence de  $\mathbf{x}_P(n)$  et  $\mathbf{d}_P(n)$  respectivement.

Le DTD fonctionne en deux étapes, à savoir l'analyse spectrale de la St-T, ensuite la décision DT.

Dans la première étape, et pour chaque itération du filtre adaptatif, la fenêtre de Hamming qui est donnée par :

$$w_H(k) = 0.54 - 0.46 \cos\left(2\pi \frac{k}{P-1}\right) \quad (3.35)$$

où :  $0 \leq k \leq P$  est appliquée sur les deux trames des signaux  $x(n)$  et  $d(n)$ . La St-T est appliquée donc sur la trame fenêtrée de chaque signal :  $\mathbf{x}_H(n) = \mathbf{x}_P \circ w_H(k)$  et  $\mathbf{d}_H(n) = \mathbf{d}_P \circ w_H(k)$ , où  $\circ$  désigne le produit de Hadamard.

Enfin, le calcul de la valeur moyenne de  $\phi_1 |S_x(\tau, f)|$  et la valeur maximale de  $\phi_2 |S_d(\tau, f)|$  est effectuée, où  $|S_x(\tau, f)|$  et  $|S_d(\tau, f)|$  sont les spectres d'amplitude des trames fenêtrées de  $P$  échantillons, et  $\phi_1$  et  $\phi_2$  sont des paramètres de contrôle.

Dans l'étape de décision, un seuil de fréquence  $f_{th}$  est d'abord déterminé, donc les valeur moyenne  $\text{mean}_\tau \{ \phi_1 |S_x(\tau, f)| \}$  et maximale  $\max_\tau \{ \phi_2 |S_d(\tau, f)| \}$ , sont calculées dans les bandes de fréquence  $[0, f_{th}]$  et  $[f_{th}, f_{max}]$ .

Une segmentation (voisée / non-voisée / silence) est appliquée ensuite sur le signal du locuteur lointain  $x(n)$  pour déterminer la valeur du seuil de fréquence, où une valeur variable est déterminée pour améliorer la discrimination entre deux fenêtres de parole.

Le seuil  $f_{th}$  est défini en fonction de  $f_{max} = P/2$ , comme suit :

$$f_{th} = \begin{cases} 0.1 f_{max} & \text{si } \mathbf{x}_H(n) \text{ non-voisée} \\ 0.8 f_{max} & \text{si } \mathbf{x}_H(n) \text{ voisée} \\ 0.05 f_{max} & \text{si } \mathbf{x}_H(n) \text{ silence} \end{cases} \quad (3.36)$$

- pour  $f \in [0, f_{th}]$

$$G_{xv}(n) = \text{mean} \left\{ \text{mean}_\tau \left[ \phi_1 |S_x(\tau, f)| \right] \right\} \quad (3.37)$$

$$G_{dv}(n) = \text{mean} \left\{ \max_\tau \left[ \phi_2 |S_d(\tau, f)| \right] \right\} \quad (3.38)$$

- pour  $f \in [f_{th}, f_{max}]$

$$G_{xu}(n) = \text{mean} \left\{ \text{mean}_\tau \left[ \phi_1 |S_x(\tau, f)| \right] \right\} \quad (3.39)$$

$$G_{du}(n) = \text{mean} \left\{ \max_\tau \left[ \phi_2 |S_d(\tau, f)| \right] \right\} \quad (3.40)$$

Pour garantir une certaine robustesse à la présence du bruit de l'environnement, les valeurs moyennes  $G_{dv1}$ ,  $G_{du1}$  sont calculées comme suit :

$$G_{dv1}(n) = G_{dv}(n) - \beta_1 \hat{\sigma}_b \quad (3.41)$$

$$G_{du1}(n) = G_{du}(n) - \beta_2 \hat{\sigma}_b \quad (3.42)$$

où  $\beta_1$  et  $\beta_2$  sont les paramètres de régulation, et  $\hat{\sigma}_b$  est l'écart type du bruit de l'environnement.

La décision de DT est définie comme suit :

$$\begin{cases} \text{si } \xi_{ST1}(n) \leq T_{ST1} \text{ ou } \xi_{ST2}(n) \leq T_{ST2}, & \text{non-adaptation} \\ \text{sinon} & \text{adaptation} \end{cases} \quad (3.43)$$

$$\xi_{ST1}(n) = \frac{G_{xv}(n)}{G_{dv1}(n)} \quad (3.44)$$

$$\xi_{ST2}(n) = \frac{G_{xu}(n)}{G_{du1}(n)} \quad (3.45)$$

Avec :

$\xi_{ST1}(n)$  et  $\xi_{ST2}(n)$  : variables de décision.

$T_{ST1}$   $T_{ST2}$  : seuils de décision.

#### 4. CRITERES D'EVALUATION

Pour l'évaluation des performances et la comparaison entre les différents algorithmes de détection de double parole, on utilise les critères utilisés pour l'évaluation des algorithmes de filtrage adaptatif, à savoir, l'ERLE, le Misalignment et la MSE, et ce pour montrer l'effet du DTD sur les performances du filtre. Mais pour que l'évaluation d'un DTD soit plus objective, une méthode d'évaluation proposée dans [125], qui est inspirée du fait que le rôle du seuil  $T$  est très important pour les performances du DTD, où il n'existe pas une méthode systématique pour choisir sa valeur. Pour résoudre ce problème, on peut considérer la détection de double parole comme un problème de détection binaire classique, où il est possible de s'appuyer sur la théorie de la détection déjà utilisée dans les applications RADAR.

Les caractéristiques générales de détection binaire sont les suivantes :

- Probabilité de fausse alarme (*Probability of False detection*)  $P_f$ , qui est définie comme étant la probabilité de déclarer une situation de double parole alors qu'il s'agit de simple parole.
- Probabilité de détection (*Probability of detection*)  $P_d$ , qui est la probabilité d'une détection DT réussie.
- Probabilité de détection échouée (*Probability of Miss Detection*)  $P_m = 1 - P_d$ : qui est définie comme étant la probabilité d'échec de détection, quand une situation DT est présente.

Un bon DTD maximise  $P_d$  tout en minimisant  $P_f$  même pour un faible SNR. En général, une  $P_d$  plus élevée est obtenue avec une  $P_f$  plus élevée. [95, 125].

Une approche courante pour caractériser différentes méthodes de détection consiste à représenter la caractéristique de détection  $P_d$  (ou  $P_m$ ) en fonction de la probabilité de fausse alarme  $P_f$ , sous une

contrainte donnée sur le SNR. C'est ce qu'on appelle une caractéristique de fonctionnement du récepteur (*Receiver Operating Characteristic* : ROC). La contrainte  $P_f$  peut être interprétée comme étant le taux de fausses alarmes maximum tolérable.

## CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté une composante fondamentale des systèmes AEC qui est le DTD. Son principe de fonctionnement a d'abord été expliqué, ensuite quelques exemples d'algorithmes de détection DT les plus connus dans la littérature, ont fait l'objet d'exposé de leurs fondements mathématiques. Comme on a pu le voir, les différentes méthodes présentées, diffèrent essentiellement, soit par la combinaison des signaux d'entrée utilisés pour le calcul de la variable de décision, soit de la méthode de calcul adoptée. Des critères d'évaluation et de comparaison entre les différents DTDs, ont par conséquent été définis en fin de chapitre. L'intérêt attendu d'un DTD, est notamment, sa performance quant à son comportement vis-à-vis des situations de DT, mais aussi sa moindre complexité de calcul indispensable au traitement temps-réel utilisant des algorithmes d'adaptation complexes de filtrage adaptatif, tels que les RLS.

Le chapitre suivant sera consacré à la présentation de notre contribution et à l'évaluation des performances.

# Chapitre 4

## *Mise en œuvre du DTD proposé*

### *- Simulation et évaluation -*

#### **INTRODUCTION**

Le travail qu'on va présenter dans ce chapitre, vise comme ça été souligné, une étude portant sur l'évaluation des performances en matière de divergence des algorithmes d'adaptation de type RLS, connus pour leur vitesse de convergence. L'évaluation de l'impact de la divergence de ce type d'algorithmes dans un annuleur d'écho acoustique à base de DTD, est le principal objectif attendu de ce travail. Toute l'importance réside en fait, dans la réaction du DTD et de sa contribution dans la limitation de cet impact. D'ailleurs, le nouveau DTD qu'on va présenter dans ce chapitre, qui marie simplicité, efficacité et moindre complexité, permettra de montrer son influence sur la limitation de la divergence du filtre adaptatif, utilisant les RLS comme algorithmes d'adaptation. L'évaluation des performances des algorithmes RLS classique et VFF-RLS en présence du DTD proposé, exprime tout l'intérêt de cette étude.

Dans ce chapitre, l'évaluation des performances de l'algorithme d'adaptation VFF-RLS est d'abord relatée. Comparé au RLS, celui-ci est testé et évalué en matière de rapidité de convergence et de capacité de poursuite. Le DTD proposé, est ensuite appliqué pour vérifier sa contribution à limiter la divergence du filtre fonctionnant à base de cet algorithme d'adaptation, le VFF-RLS. L'étude en simulation qui va être présentée dans ce qui suit, utilise des signaux réels issus de la base de données TIMIT.

#### **1. ALGORITHME VFF-RLS**

Cet algorithme est une variante du RLS classique dont le facteur d'oubli est variable, de telle sorte qu'il améliore la capacité de poursuite en cas de changement de la réponse impulsionnelle correspondant au chemin d'écho, car ces changements sont fréquents dans les systèmes AEC.

L'organigramme de la figure 4.1, résume les étapes de calcul de cet algorithme.

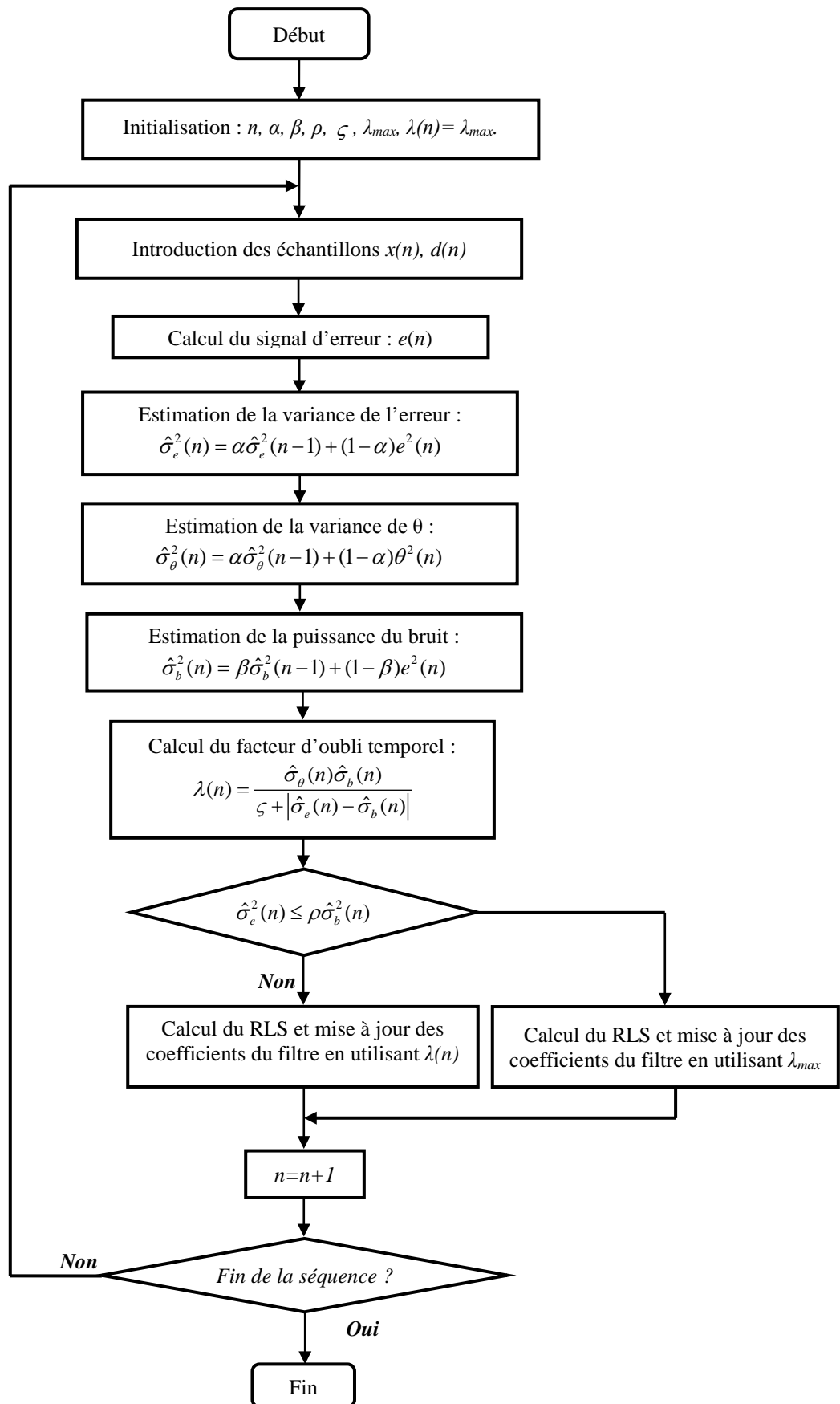


Figure 4.1. Organigramme de l’algorithme VFF-RLS.

## 1.2. Application de l'algorithme VFF-RLS dans un système AEC

Dans cette section, nous allons évaluer les algorithmes VFF-RLS et RLS en matière de convergence et de capacité de poursuite. Pour se faire, les 02 scénarios déjà utilisés précédemment en figure.2.7, sont appliqués d'abord pour le cas de simple parole.

Les paramètres de l'algorithme RLS sont ajustés à  $\delta=0.09$  pour le paramètre de régularisation et 02 valeurs pour le facteur d'oubli, à savoir  $\lambda=0.9991$  et  $\lambda=1$ , qui représentent des valeurs extrêmes et sont sélectionnées après plusieurs tests. Pour l'algorithme VFF-RLS, les paramètres sont ajustés comme suit :  $\alpha=0.98$ ,  $\beta=0.99$ ,  $\rho=1.2$ ,  $\zeta=0.0001$  et  $\lambda_{max}=0.9991$ .

Le bruit est rajouté directement au signal d'écho  $y(n)$ , il s'agit d'un bruit blanc gaussien, avec différents niveaux SNR. A titre de rappel, pour simuler le changement dans le chemin d'écho, nous avons multiplié par 6 les coefficients de la réponse impulsionnelle (figure 1.8) à partir de l'échantillon 22000. L'évaluation des performances se fait en utilisant le Misalignment et l'ERLE. Les figures 4.2 et 4.3 montrent respectivement les résultats obtenus pour un niveau SNR=20 dB pour le scénario Sc1.

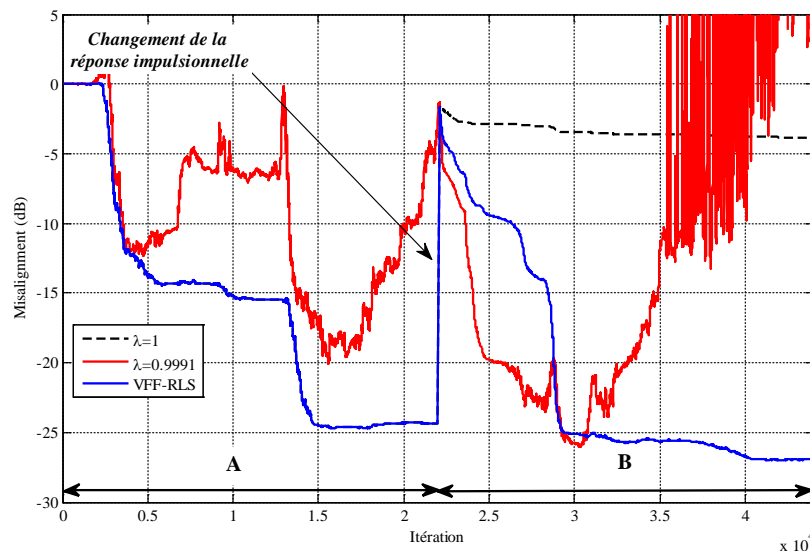


Figure 4.2. Misalignments des algorithmes RLS ( $\lambda=1$  et  $\lambda=0.9991$ ) et VFF-RLS avec le scénario Sc1.

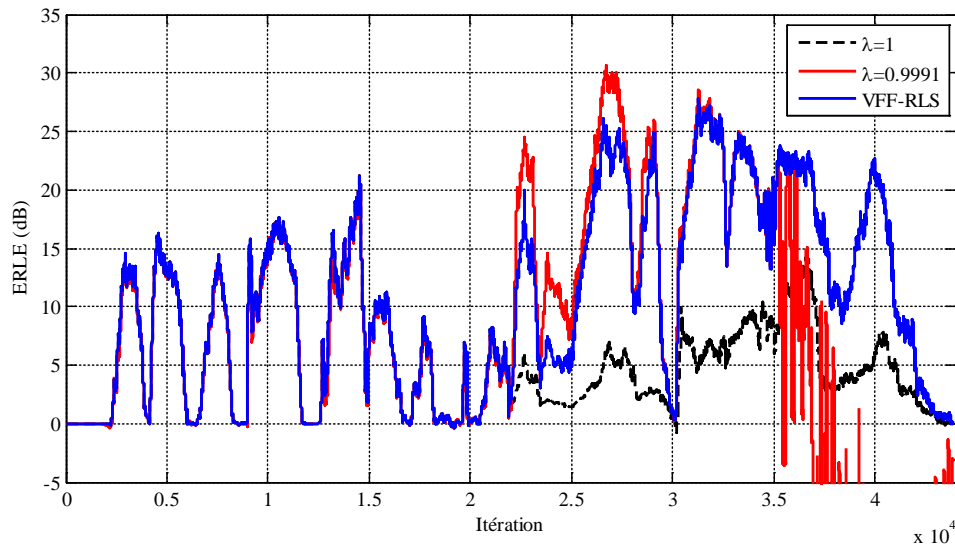


Figure 4.3. ERLE des algorithmes RLS ( $\lambda=1$  et  $\lambda=0.9991$ ) et VFF-RLS avec le scénario Sc1.

On remarque d'après ces résultats, que lors de la période « A » (avant changement de la réponse impulsionnelle), la courbe du VFF-RLS est superposée à celle du RLS pour  $\lambda=1$ , car dans cette période, le facteur d'oubli du VFF-RLS sélectionné suivant l'équation (2.60), est toujours  $\lambda(n) = \lambda_{max} = 1$  et son comportement est identique à celui du RLS, tandis que pour le RLS, avec  $\lambda=0.9991$ , on remarque que ce dernier est moins performant (instabilité). Rappelons que la diminution du facteur d'oubli, réduit la convergence, améliore la capacité de poursuite et affecte la stabilité de l'algorithme.

Dans la période « B », après changement de la réponse impulsionnelle, l'algorithme RLS avec  $\lambda=1$ , n'arrive pas à suivre ce changement tout en restant stable, l'algorithme RLS avec  $\lambda=0.9991$  présente par contre une bonne capacité de poursuite, mais avec une stabilité affectée, ce qui a provoqué sa divergence en fin de séquence. On voit bien alors que l'algorithme VFF-RLS, assure un bon compromis entre stabilité, convergence et capacité de poursuite, il est donc le plus performant dans ce contexte.

Pour confirmer sa supériorité vis-à-vis du RLS, nous avons procédé à les comparer en présence de bruit avec plusieurs niveaux SNR. Le tableau 4.1 résume ces résultats en termes de valeurs ERLE.

Tableau.4.1. ERLE des algorithmes RLS et VFF-RLS pour les scénarios Sc1 et Sc2.

SNR		RLS avec $\lambda=1$			RLS avec $\lambda=0.9991$			VFF-RLS		
		min	moy	max	min	Moy	max	min	moy	max
10	Sc1	-0.46	2.88	11.32	-64.95	-0.03	20.88	-0.46	2.88	11.32
	Sc2	-0.74	2.54	11.13	-79.77	-0.13	18.90	-0.78	4.07	19.58
15	Sc1	-0.35	4.14	16.23	-60.50	2.69	25.82	-0.35	7.69	23.55
	Sc2	-1.17	3.70	15.89	-77.18	2.72	23.68	-1.58	6.31	23.17
20	Sc1	-0.71	5.55	21.24	-55.73	5.86	30.67	-0.43	10.60	27.77
	Sc2	-2.49	5.15	20.62	-73.35	6.04	28.54	-3.08	8.83	27.08
25	Sc1	-1.31	7.10	26.26	-50.83	9.35	35.05	-0.26	13.43	29.03
	Sc2	-4.61	6.82	25.22	-68.81	9.63	33.52	-4.15	11.65	31.27
30	Sc1	-1.83	8.78	31.29	-45.87	13.05	39.62	-0.27	15.87	32.70
	Sc2	-6.96	8.63	29.39	-63.97	13.36	38.51	-5.42	14.97	39.22

Dans le tableau 4.1, on montre que pour des niveaux SNR faibles (niveau du bruit élevé), le RLS pris pour  $\lambda=1$ , est plus performant que dans le cas où  $\lambda=0.9991$ , où celui-ci diverge à la fin de la séquence comme déjà souligné dans la figure 4.2. Pour les niveaux SNR élevés où le bruit n'affecte pas fortement la stabilité, le RLS pris pour  $\lambda=0.9991$ , est meilleur que celui avec  $\lambda=1$ . Dans les deux cas, le VFF-RLS est toujours le plus performant à cause du compromis qu'il assure.

La figure 4.4 est une illustration graphique du tableau 4.1, où on représente les moyennes des valeurs ERLE obtenues pour les deux scénarios (Sc1 et Sc2) en présence de bruit.

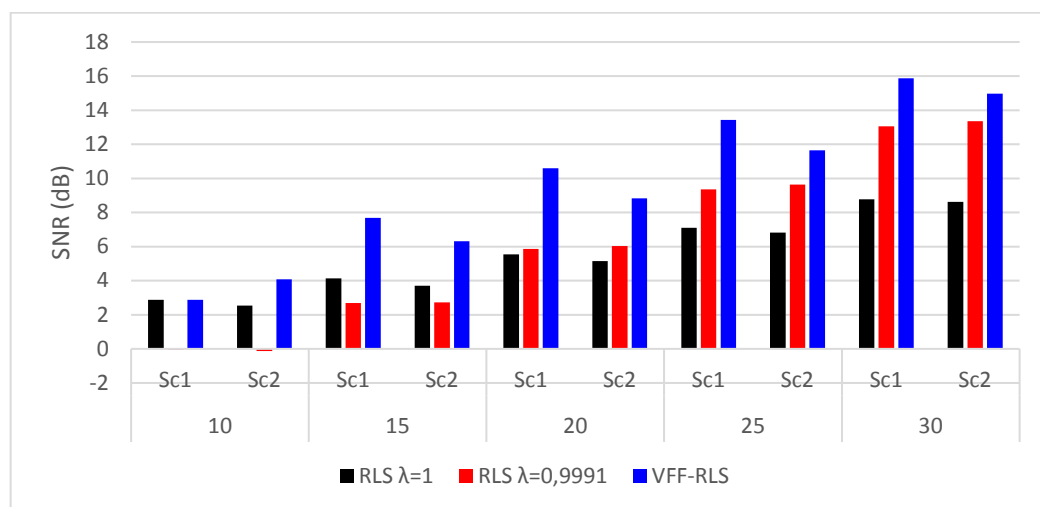


Figure 4.4. Evolution des valeurs moyennes ERLE des algorithmes RLS et VFF-RLS en présence de bruit.

## 2. ALGORITHME PROPOSE POUR LA DETECTION DE DOUBLE PAROLE

### 2.1. Principe

Dans cette section nous allons présenter un nouveau DTD, qui est à la fois simple, efficace et de moindre complexité [131]. L'objectif recherché, est celui de garantir de bonnes performances, tout en réduisant la complexité de calcul. Son schéma général est inspiré de la figure 3.1 où on n'utilise que les signaux  $d(n)$  et  $x(n)$ .

Le calcul dans cet algorithme, est basé sur une estimation récursive de la variable de décision qui est obtenue à partir du rapport entre le signal du locuteur lointain et le signal du microphone. Cette estimation est effectuée selon l'algorithme de pondération récursive exponentielle [124].

Notons que la variable de décision est définie comme suit :

$$\xi_{Es} = \frac{\hat{m}_x(n)}{\hat{d}(n)} \quad (4.1)$$

Avec :

$\hat{m}_x(n)$  : L'estimation du dernier échantillon du signal lointain.

$\hat{d}(n)$  : L'estimation du dernier échantillon du signal du microphone.

Où :

$$\hat{m}_x(n) = \alpha \hat{m}_x(n-1) + (1-\alpha) |x(n)| \quad (4.2)$$

$$\hat{d}(n) = \alpha |\hat{d}(n-1)| + (1-\alpha) |d(n)| \quad (4.3)$$

Où :  $0 < \alpha < 1$ ,  $\alpha = 0.99$  dans notre cas.

$x(n)$  et  $d(n)$  sont respectivement les échantillons actuels du signal lointain et celui du microphone.

$\alpha$  est le facteur de pondération exponentiel. Une petite valeur de  $\alpha$ , implique une meilleure capacité de poursuite mais au détriment de la précision de l'estimation.  $\alpha$  est généralement choisi  $\approx 1$  [34].

La décision est prise suite à une comparaison de la variable de décision par un seuil convenable T. Le résultat de décision, est donc une variable binaire calculée comme suit :

Si une situation double-parole est détectée, Alors : Décision =1.

Sinon, Décision =0.

## 2.2. Application du DTD proposé dans un AEC

Pour montrer les performances du DTD proposé, une comparaison est effectuée avec deux DTDs de référence, à savoir l'algorithme Geigel [34] qui est le DTD de base le plus simple, et le DTD basé sur la corrélation croisée normalisée (NCC). L'algorithme NCC est pris dans ce travail comme référence, en raison de sa grande efficacité et de sa robustesse [116].

Dans le travail de simulation qui suit, la réponse impulsionnelle utilisée est toujours celle de la figure 1.8 et les signaux utilisés correspondant aux locuteurs lointain et local, sont pris de la base TIMIT [82], comme le montre la figure 4.5.

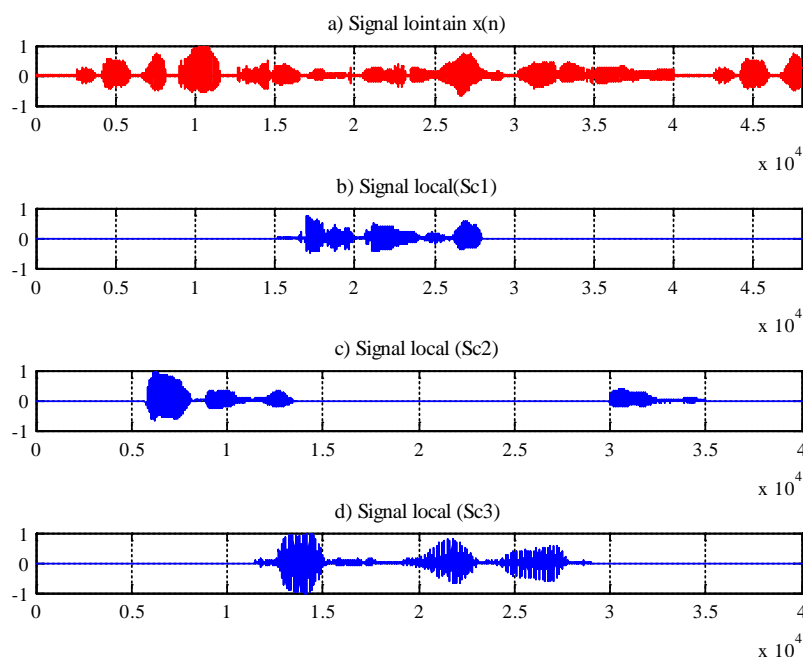


Figure 4.5. Signaux utilisés : (a). Signal lointain. (b). Signal local (Sc1). (c). Signal local (Sc2), (d). Signal local (Sc3).

Comme première étape et dans un environnement non bruité, le scénario Sc1 est utilisé pour comparer les propriétés des différents DTDs à évaluer, à savoir Geigel, NCC et le proposé. Les paramètres ( $\lambda$  and  $\delta$ ) de l'algorithme d'adaptation RLS utilisé lors de cette étape, sont déterminés empiriquement après plusieurs tests dans le but avoir un bon compromis entre  $\lambda=0.9995$  et  $\delta=0.05$ . L'évaluation des performances, repose sur les trois critères d'évaluation bien connus, à savoir, le Misalignment, l'ERLE et la méthode d'évaluation objective proposée et présentée au chapitre 3. Cette dernière est basée sur les critères définis comme suit :

La probabilité d'une fausse alarme pour chaque seuil, est calculée sans tenir compte du signal local  $v(n)$  :

$$P_f = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{x}(n)\phi(n) \quad (4.4)$$

$\phi(n)$  est la variable binaire de décision du DTD (1 en simple parole et 0 en double parole).

$N$ , étant le nombre d'échantillons du signal  $x(n)$ .

$\bar{x}(n)$  et  $\bar{v}(n)$  : sont les détections de l'activité vocale (*Voice Activity Detection* : VAD) des signaux lointain  $x(n)$  et local  $v(n)$  respectivement.

La VAD est une variable binaire dont le calcul est basé sur l'énergie moyenne du signal sur une fenêtre, puis comparée à un seuil prédéterminé [132].

La probabilité de détection échouée est calculée avec la prise en compte du signal local  $v(n)$  comme suit :

$$P_m = 1 - \frac{\sum_{n=1}^N \bar{x}(n)\bar{v}(n)\phi(n)}{\sum_{n=1}^N \bar{x}(n)\bar{v}(n)} \quad (4.5)$$

La figure 4.6 représente les Misalignments obtenus en présence des différents DTDs évalués. Ce résultat montre la supériorité de la méthode proposée comparativement aux deux autres (Geigel et NCC). La convergence lente de l'algorithme Geigel est due au grand nombre de fausses alarmes ; tandis que la divergence de la méthode NCC indique sa haute sensibilité à la présence d'une situation de DT. La méthode proposée présente alors un compromis équilibré entre une bonne convergence et une stabilité remarquable pendant les périodes de DT. On confirme bien à partir de la figure 4.6, la divergence inévitable du filtre adaptatif en l'absence de DTD.

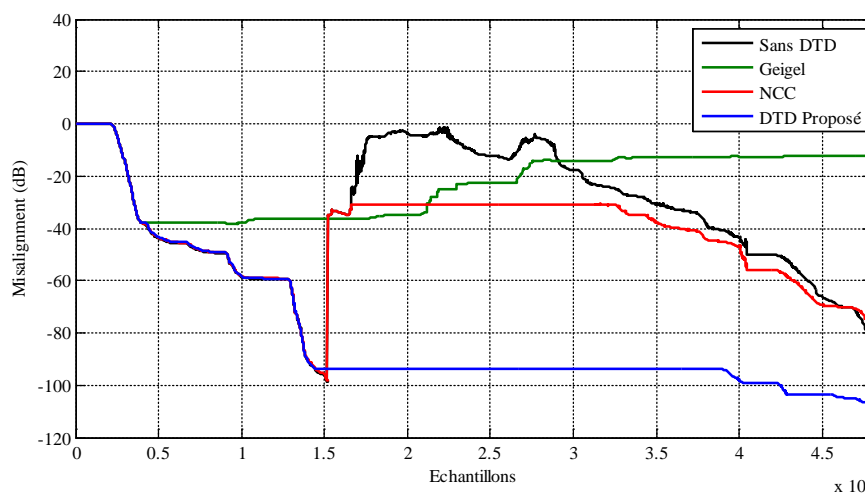


Figure 4.6. Misalignment en présence des différents DTDs dans un environnement non bruité (scénario Sc1).

L'évaluation selon le critère ERLE est donnée dans la figure 4.7, où on montre encore une fois la supériorité de la méthode proposée avec une atténuation moyenne de plus de 50 dB dans la période A et plus de 100 dB dans la période C (périodes de simple parole).

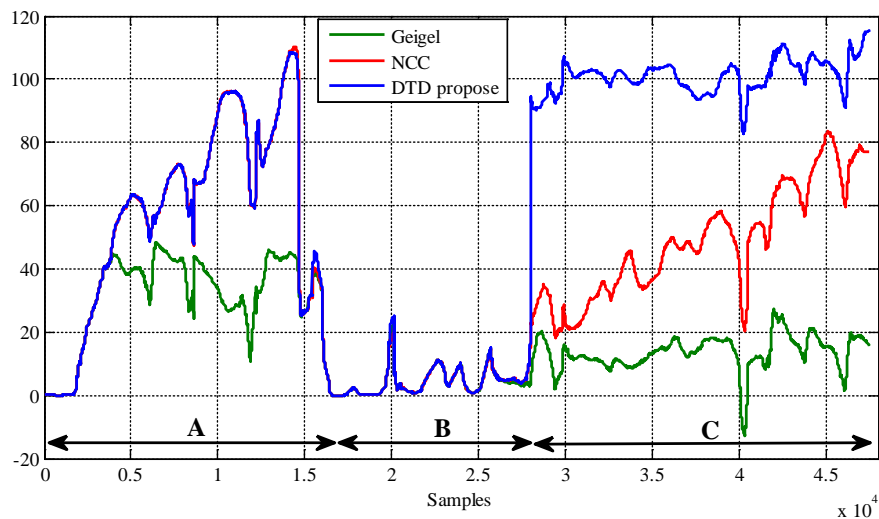


Figure 4.7. ERLE en présence des différents DTDs dans un environnement non bruité (scénario Sc1).

Le tableau 4.2 montre les valeurs ERLE obtenues en présence des différents DTDs pour les trois périodes (A, B et C) du scénario Sc1.

Tableau 4.2. Valeurs ERLE obtenues en présence des différents DTDs pour les trois périodes (scénario Sc1).

Période	Geigel			NCC			DTD proposé		
	Min	Max	Moy	Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
A	-16.75	48.44	29.98	-0.19	110.30	53.82	-0.16	108.49	<b>53.88</b>
B	-0.24	23.70	4.33	-0.27	22.31	4.50	-0.24	23.70	<b>4.68</b>
C	-12.63	27.33	13.59	18.35	83.65	48.54	51.29	115.42	<b>100.94</b>

Dans le paragraphe suivant, un bruit blanc gaussien est rajouté au signal d'écho  $y(n)$  avec différents niveaux SNR. Le tableau 4.3, montre les valeurs ERLE obtenues en présence des trois DTDs dans un environnement bruité.

Tableau 4.3. Valeurs ERLE obtenues en présence des différents DTDs dans un environnement bruité (scénario Sc1).

SNR (dB)	Geigel			NCC			DTD proposé		
	Min	Max	Moy	Min	Max	Moy	Min	Max	Moy
8	-0.5	30.53	4.77	-5.91	40.08	4.73	-3.98	40.10	<b>4.97</b>
12	-0.47	60.67	6.33	-2.39	40.10	6.82	-1.50	40.08	<b>7.17</b>
16	-0.51	30.57	8.05	-4.37	40.23	8.70	-0.86	40.04	<b>9.13</b>
20	-0.92	30.69	9.48	-0.54	40.05	11.31	-0.42	40.04	<b>11.42</b>

Dans la figure 4.8, on observe clairement la supériorité des valeurs moyennes ERLE correspondant au DTD proposé.

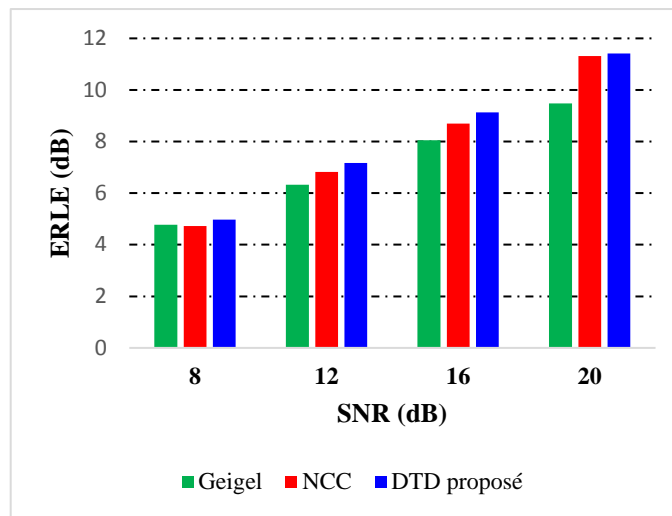


Figure 4.8. Valeurs moyennes ERLE en présence des différents DTDs dans un environnement bruité (scénario Sc1).

En utilisant toujours le scénario Sc1 et dans un environnement bruité, nous présentons dans la figure 4.9, la comparaison des Misalignment obtenus en présence de ces trois DTDs.

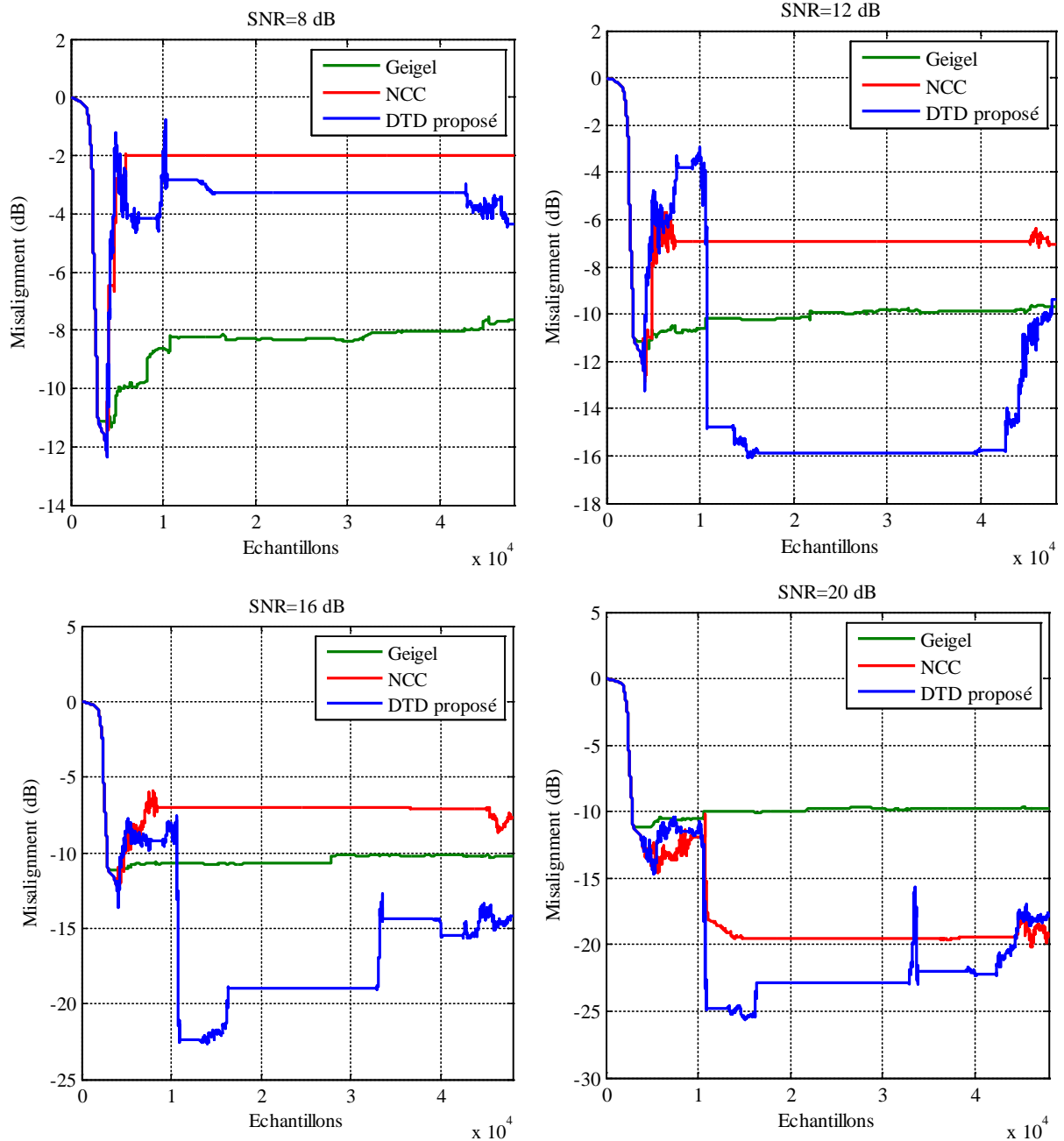


Figure 4.9. Misalignments obtenu en présence des trois DTDs dans un environnement bruité (scénario Sc1).

Dans la plupart des cas, le DTD proposé montre de bonnes performances quant à son impact sur la vitesse de convergence de l’algorithme d’adaptation et par conséquent sur la limitation de sa divergence.

Pour confirmer l’efficacité de la méthode proposée, nous allons procéder au test des deux autres scénarios (Sc2 et Sc3) où des périodes de DT sont omniprésentes. Dans le tableau 4.4, nous présentons dans le cas de ces deux scénarios, les valeurs ERLE obtenues en présence des trois DTDs dans un environnement bruité.

Tableau 4.4. Valeurs ERLE obtenues en présence des trois DTDs, pour différents SNR (scenarios Sc2 et Sc3).

SNR (dB)	Sc	Geigel			NCC			Proposed		
		Min	Max	Mean	Min	Max	Mean	Min	Max	Mean
8	Sc2	-1.63	30.50	4.81	-1.63	40.07	4.88	-2.02	40.05	<b>5.24</b>
	Sc3	-0.94	30.50	4.55	-1.29	39.99	4.56	-3.33	40.10	<b>4.80</b>
12	Sc2	-1.57	30.57	6.40	-2.70	40.04	6.81	-2.02	40.03	<b>7.15</b>
	Sc3	-1.33	30.28	5.91	-1.78	40.09	6.06	-1.25	40.07	<b>6.63</b>
16	Sc2	-1.74	30.61	7.99	-2.44	40.13	8.65	-1.91	40.01	<b>9.19</b>
	Sc3	-1.41	30.70	7.17	-1.41	40.08	7.73	-1.59	40.02	<b>8.42</b>
20	Sc2	-1.8	30.59	9.26	-1.80	40.10	10.93	-1.65	40.05	<b>11.15</b>
	Sc3	-1.19	30.70	8.32	-1.64	40.10	9.72	-1.31	40.09	<b>10.22</b>

On observe une fois de plus, pour d'autres scénarios utilisés (Sc2 et Sc3), la méthode proposée donne le meilleur ERLE moyen pour un SNR variant entre 8 et 20 dB.

Maintenant, pour simuler un changement brusque dans le chemin d'écho, nous avons augmenté de 4, le gain de l'échantillon 24000, au niveau de la réponse impulsionnelle. La figure 4.10, montre que la méthode proposée présente une meilleure performance, comparée aux deux autres en termes de vitesse de convergence, de Misalignment en régime stable et de capacité de poursuite.

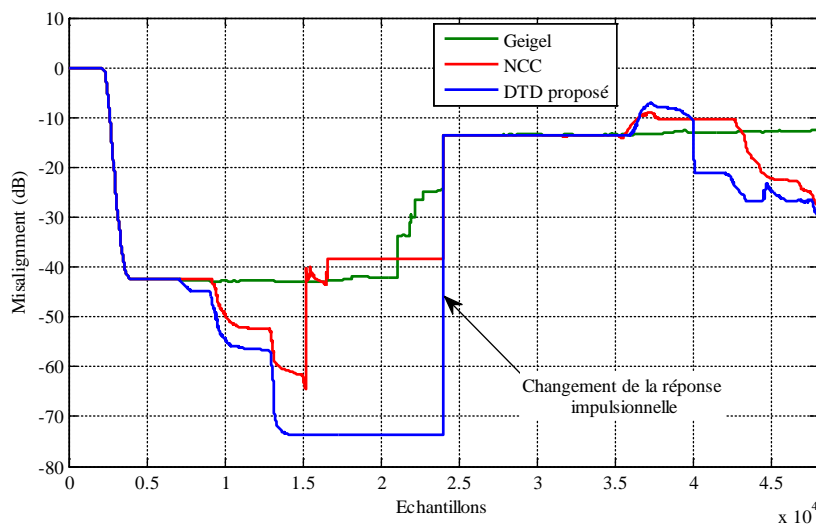


Figure 4.10. Misalignment obtenu des différents algorithmes lors d'un changement brusque de la réponse impulsionnelle.

La sensibilité et la stabilité de la variable de décision de la méthode proposée, semblent pouvoir contourner efficacement ce changement brusque dans le chemin d'écho. Cependant, la méthode NCC paraît très sensible aux changements dans le signal local, donc incapable de traiter efficacement ce changement brusque dans le chemin d'écho.

Afin d'éviter le choix empirique du seuil  $T$ , un seuil adaptatif variant en fonction du temps est proposé et calculé en utilisant l'algorithme de pondération récursive exponentielle.

$$T(n) = \beta T(n-1) + (1-\beta)\xi_{Es}(n) \quad (4.6)$$

Où :  $\beta = 0.99$

Les détails des différentes étapes de calcul du seuil adaptatif  $T$ , sont données dans l'organigramme de la figure 4.11.

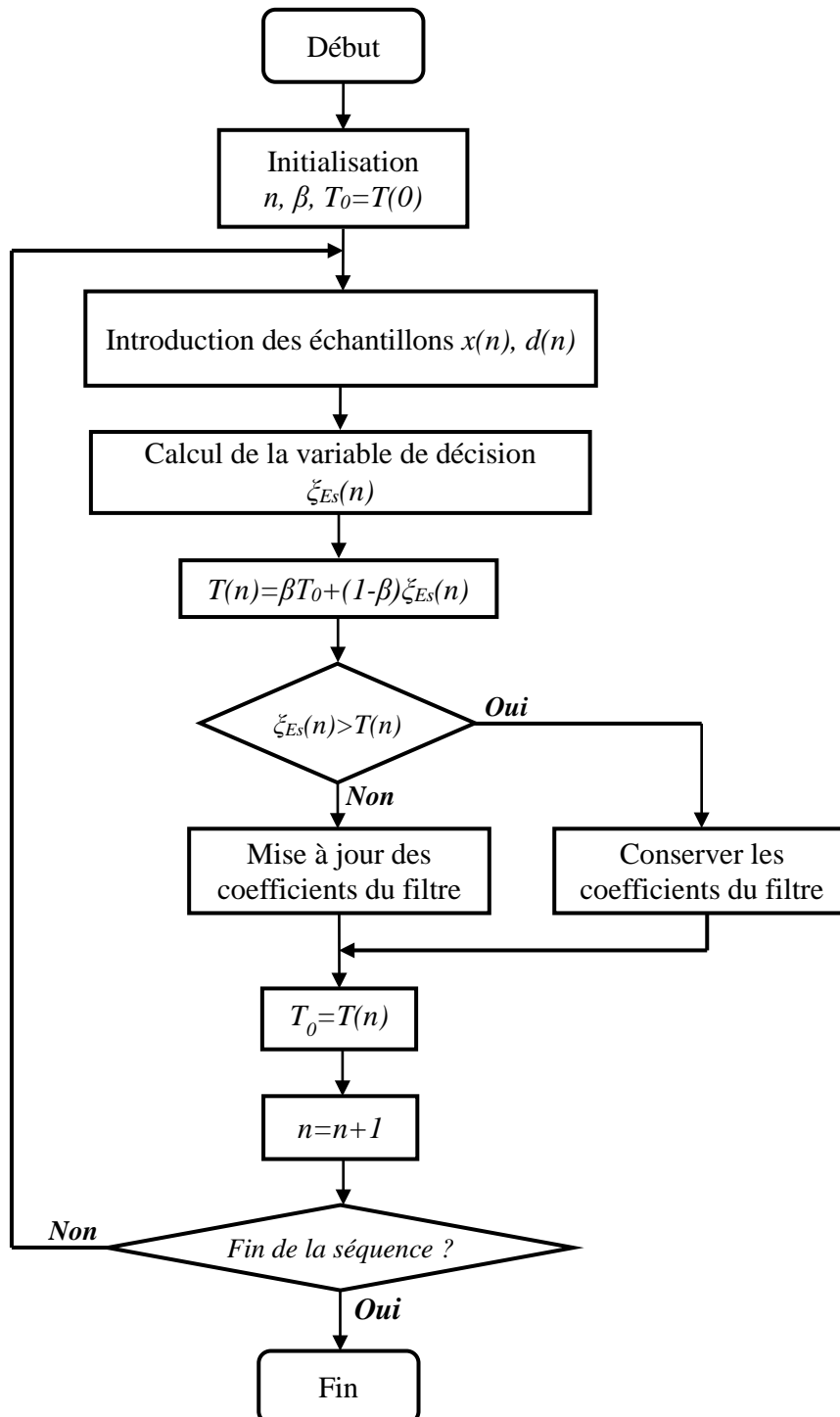


Figure 4.11. Organigramme de calcul du seuil adaptatif du DTD.

La figure 4.12, représente les Misalignments obtenus en présence du DTD proposé, en comparant l'usage du seuil adaptatif avec différentes valeurs choisies pour un seuil fixe. Il est utile de noter dans ce cadre, que les résultats précédents ont été obtenus avec un seuil fixe de  $T=0.78$ .

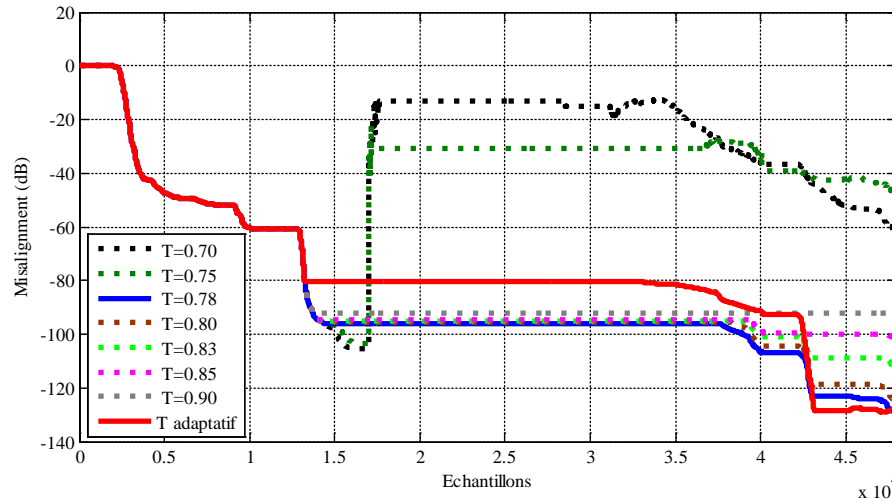


Figure 4.12. Misalignment obtenu en présence du DTD proposé, dans les cas d'un seuil adaptatif et des valeurs d'un seuil fixe.

On remarque bien dans la figure 4.12, que lorsque la valeur du seuil  $T$  décroît en s'éloignant de 1, la détection de DT se fait en retard, ce qui fait que l'algorithme d'adaptation diverge au début de la phase de DT. Maintenant, lorsque la valeur de  $T$  est proche de 1, la détection est précoce ce qui assure une stabilité de l'algorithme d'adaptation, mais ralentit sa convergence. L'utilisation d'un seuil adaptatif a donné un bon compromis, mariant à la fois stabilité et convergence.

Une évaluation objective basée sur la probabilité de détection échouée  $P_m$ , est présentée dans la figure 4.13. Cette probabilité est calculée comme étant une fonction du NFR (*Near-end to Far-end Ratio*) qui est le rapport entre l'énergie du signal local et celle du signal lointain.

$$NFR(dB) = 10 \log_{10} \left\{ \frac{E \left[ |v(n)|^2 \right]}{E \left[ |x(n)|^2 \right]} \right\} \quad (4.7)$$

Plusieurs valeurs ont été utilisées variant entre -18 dB et 10 dB. Le seuil utilisé pour chaque DTD, est celui qui donne une probabilité de fausse alarme  $P_f=0.4$ .

Cette évaluation montre que le DTD proposé est meilleur que les deux autres, en termes de probabilité de détection échouée pour des NFR supérieurs à -10 dB.

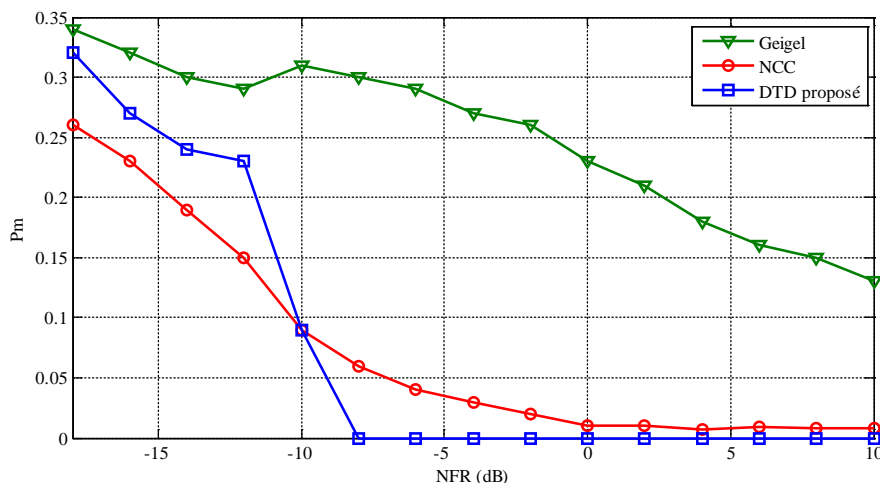


Figure 4.13. Probabilité de détection échouée pour les trois DTDs.

Finalement, pour évaluer la complexité de calcul correspondant aux trois DTDs, on a résumé dans le tableau 4.5, le nombre d'opérations par itération utilisé au niveau de chaque méthode. Notons bien, que la complexité de calcul de l'algorithme Geigel dépend directement de la longueur  $L_G$  de la fenêtre, utilisée pour le calcul du max du signal  $x(n)$ . Cependant, la complexité de calcul au niveau de l'algorithme proposé ainsi que NCC, est indépendante de ce paramètre.

Comme on peut le remarquer, l'algorithme proposé représente une moindre complexité par rapport à NCC. Sa variable de décision est seulement calculée en 7 opérations, soit (4 multiplications, 2 additions et 1 division) par itération.

Tableau 4.5. Complexité de calcul par itération des différents DTDs.

Algorithmes	Additions	Soustractions	Multiplications	Divisions	Comparaisons
Geigel	0	0	0	1	$L-1$
NCC	2	1	6	1	0
DTD proposé	2	0	4	1	0

### 3. DIVERGENCES DU RLS ET DU VFF-RLS EN PRESENCE DU DTD PROPOSE

Dans cette dernière section, nous allons mener une étude plutôt quantitative de l'influence pouvant être apportée par l'utilisation du DTD proposé au niveau d'un annuleur d'écho acoustique. Son impact sur la réduction et la limitation de la divergence du filtre adaptatif utilisant un algorithme d'adaptation de type RLS, est recherché dans cette étude.

Dans le contexte de ce travail, la divergence du filtre adaptatif doit être contrée par la présence d'un DTD, capable de stopper aussi efficacement que rapidement la mise à jour des

coefficients de ce filtre. Ce problème de divergence devient d'autant plus difficile à contourner que la vitesse de convergence de l'algorithme d'adaptation est plus importante. Dans ce cas, la divergence serait également rapide, et l'impact sur les caractéristiques globales du système AEC devient néfaste, si le problème n'est pas traité de façon rapide et efficace. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle, les algorithmes d'adaptation de type RLS, caractérisés par leur vitesse de convergence élevée, sont concernés par cette étude. La grande vitesse de convergence de ces algorithmes, en profite certes pour une annulation rapide de l'écho, mais au prix d'un DTD, disposant de toutes les qualités lui permettant de s'opposer efficacement aux divergences du filtre adaptatif lors de situations de DT.

Dans ce qui suit, il serait d'abord utile de vérifier les critères de vitesse de convergence et d'ERLE pour les algorithmes d'adaptation RLS et VFF-RLS. Les comportements de ces algorithmes vont être relatés avec et sans la présence du DTD proposé.

Dans cette simulation qui va être menée le long de trois parties distinctes, les signaux utilisés sont illustrés dans la figure 4.14, où un signal du locuteur lointain et deux scénarios (Sc1 et Sc2) représentant les signaux du locuteur local, composés chacun de 44000 échantillons, sont représentés.

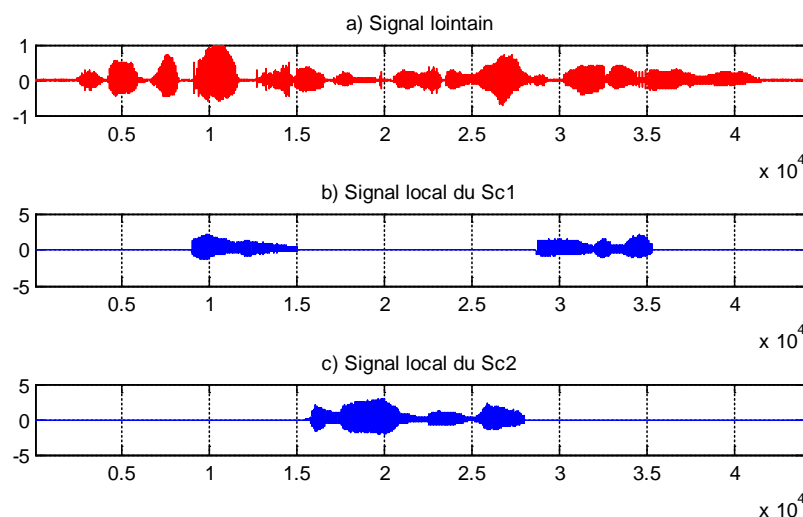


Figure 4.14. Signaux utilisés : (a). Signal lointain. (b). Signal local (Sc1). (c). Signal local (Sc2).

Dans les deux sections de la première partie de simulation, un bruit blanc gaussien avec un niveau SNR=40 dB, est rajouté aux signaux des deux scénarios Sc1 et Sc2. Dans la seconde partie, pour un SNR variable, une évaluation de l'ERLE obtenue de ces algorithmes d'adaptation avec et sans la présence de DTD, est effectuée. Dans la troisième et dernière partie, une étude quantitative portant sur le Misalignment moyen obtenu dans les deux scénarios Sc1 et Sc2, est présentée.

A rappeler que les signaux des scénarios utilisés pour ces trois parties cette simulation, se réfèrent à la figure 4.14.

Dans la première section de la première partie de simulation, le scénario Sc1 est utilisé en envisageant un changement brusque de la réponse impulsionnelle à l'échantillon 20000. Cinq périodes sont définies pour cela, deux pour la double parole (périodes B et D) et trois de simple parole (périodes A, C et E). Les figures 4.15 et 4.16 représentent les résultats correspondant aux Misalignment et ERLE, obtenus en utilisant l'algorithme RLS avec un facteur d'oubli  $\lambda=0.9999$ .

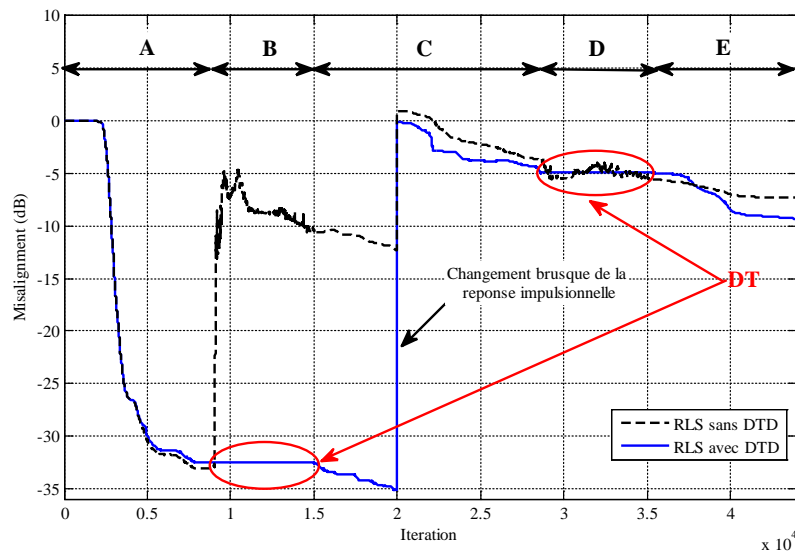


Figure 4.15. Misalignment obtenu pour l'algorithme RLS avec et sans DTD (scénario Sc1).

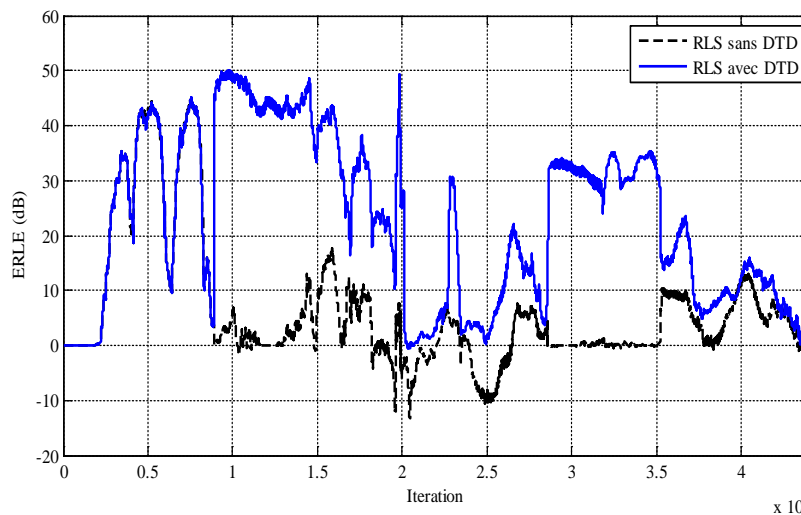


Figure 4.16. ERLE obtenu pour l'algorithme RLS avec et sans DTD (scénario Sc1).

Dans la période A, le RLS sans DTD paraît légèrement meilleur que le RLS avec DTD. Cela est dû aux fausses détections de DT, où la mise à jour des coefficients est arrêtée, alors qu'il n'y a pas de situations de DT. Dans la période B, où il y a une situation de DT, le RLS sans DTD diverge de façon abrupte, perdant plus de 25 dB de convergence, alors qu'en présence du DTD, la mise à jour des coefficients du filtre est arrêtée, et le Misalignment se maintient à un niveau stable de -32 dB. A la fin de période B, un changement brusque de la réponse impulsionnelle à l'échantillon 20000, a conduit systématiquement à une divergence abrupte du filtre où le DTD a réagi à ce changement avec un léger amortissement par rapport au cas où celui-ci est absent. Dans la période C, puisqu'il s'agit d'une situation de simple parole, le RLS avec DTD a repris rapidement la mise à jour des coefficients du filtre et avec une vitesse de convergence supérieure à celle du cas sans DTD. Dans la période D, qui est également une période de DT, l'effet de celle-ci est clair sur la courbe du RLS sans DTD où une divergence apparaît, mais en présence de DTD, le filtre ne subit aucune divergence et le Misalignment se maintient à un état stable. Enfin dans la période E, les deux courbes reprennent le cours de convergence, où la présence de DTD reste toujours avantagée.

En résumé, on peut remarquer clairement la différence entre les deux courbes de Misalignment, où les performances du RLS apparaissent bien meilleures en présence de DTD, surtout pour des niveaux de Misalignment importants.

Dans ce qui suit, nous allons remplacer le RLS par le VFF-RLS et recommencer le même test déjà utilisé plus haut. Les figures 4.17 et 4.18 représentent les résultats de Misalignment et ERLE obtenus avec le VFF-RLS en cas d'absence et de présence de DTD.

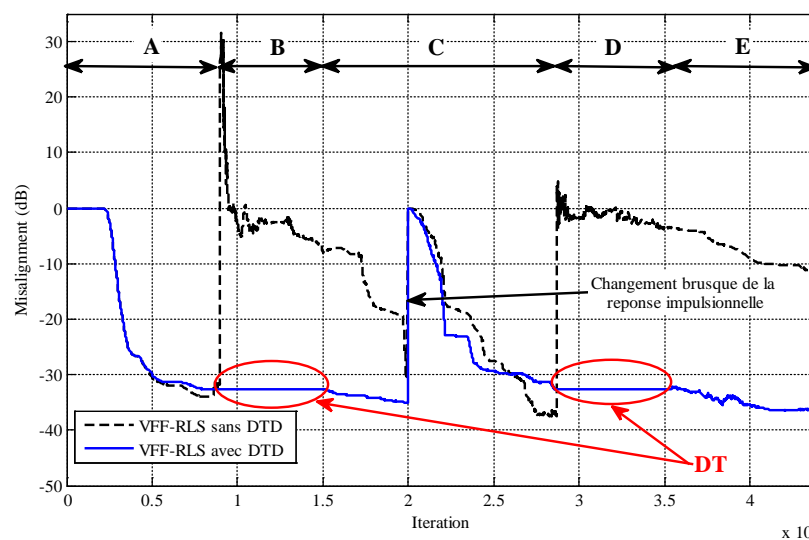


Figure 4.17. Misalignment obtenu pour l'algorithme VFF-RLS avec et sans DTD (scénario 1).

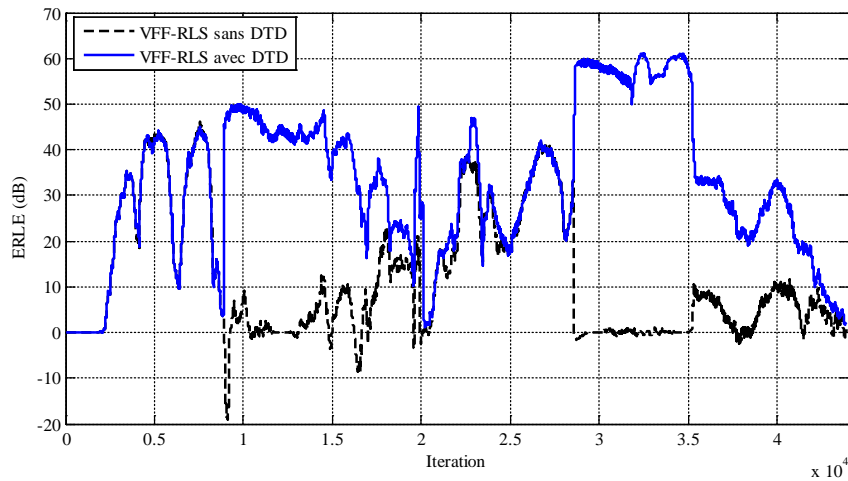


Figure 4.18. ERLE obtenu pour l'algorithme VFF-RLS avec et sans DTD (scénario Sc1).

Dans les périodes A et B, le comportement du VFF-RLS en présence de DTD est presque identique à celui du RLS classique. Dans la période C, le VFF-RLS montre une vitesse de convergence plus importante à cause de sa capacité de poursuite, et par conséquent le niveau de Misalignement atteint est près de -35 dB juste avant le changement de la réponse impulsionnelle. La supériorité du VFF-RLS avec DTD demeure plus claire et atteint près de -35 dB à la fin du scénario, et ce malgré les deux périodes de DT et le changement de réponse impulsionnelle. Ces performances sont confirmées par les courbes d'ERLE, où on atteint des niveaux supérieurs à 50 dB dans les périodes de DT lorsqu'on utilise le DTD.

Dans la seconde section de cette première partie de simulation, et dans le but de confirmer les résultats précédemment obtenus, nous avons appliqué le scénario Sc2, sans changement dans la réponse impulsionnelle. Les figures 4.19 et 4.20, représentent respectivement les Misalignments et ERLE obtenus pour les algorithmes RLS et VFF-RLS avec et sans DTD.

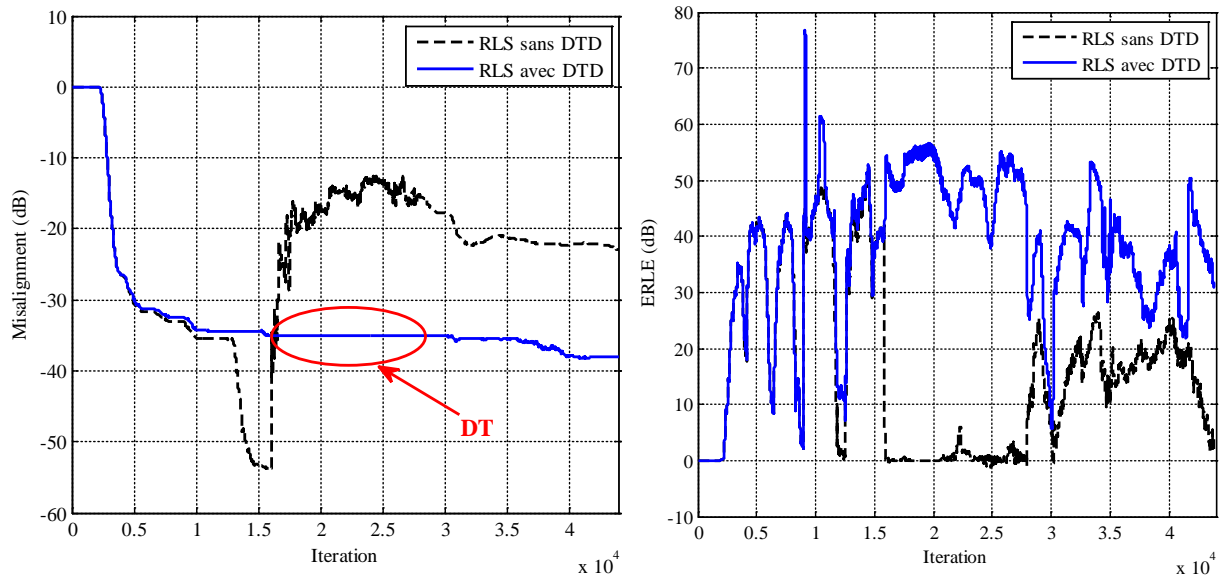


Figure 4.19. Misalignment et ERLE obtenus pour l’algorithme RLS avec et sans DTD (scénario Sc2).

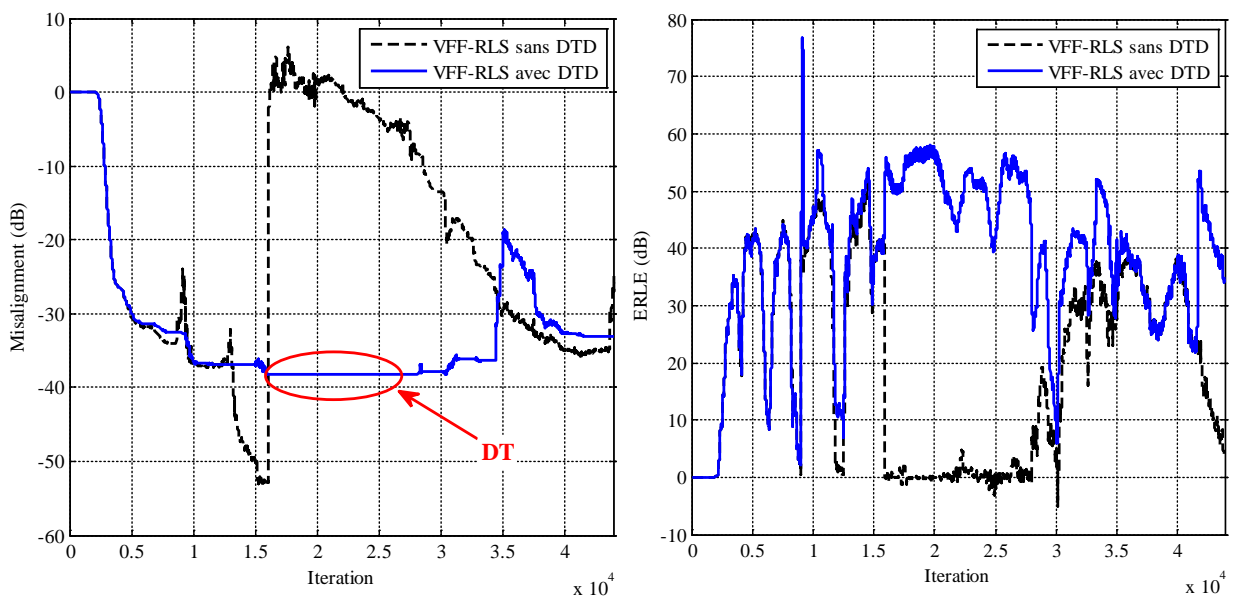


Figure 4.20. Misalignment et ERLE obtenus pour l’algorithme VFF-RLS avec et sans DTD (scénario Sc2).

On peut remarquer clairement la limitation de la divergence apportée par la présence du DTD. Cependant, dans la période de DT, le filtre adaptatif diverge rapidement en l’absence du DTD, d’où une perte de plus de 40 dB dans le cas du RLS et plus de 50 dB en cas d’usage du VFF-RLS. On peut remarquer également que le VFF-RLS, montre une meilleure capacité de poursuite par rapport au RLS, chose qu’on peut voir après la période de DT, où le VFF-RLS poursuit la convergence avec une vitesse plus importante. Dans les périodes de simple parole, l’utilisation du DTD peut ralentir dans de faibles proportions la convergence, à cause des situations de DT pouvant intervenir éventuellement à la suite de ces périodes.

Dans la seconde partie, et dans le cadre des scénarios Sc1 et Sc2, nous allons opter pour la variation du SNR pour voir son impact sur l'ERLE de ces algorithmes d'adaptation avec et sans DTD. Le Tableau 4.6 résume quantitativement ces résultats en termes d'ERLE max, min et moyen.

Tableau 4.6. Valeurs ERLE obtenues du RLS et du VFF-RLS en fonction du SNR (scenarios Sc1 et Sc2).

SNR		RLS sans DTD			RLS avec DTD			VFF-RLS sans DTD			VFF-RLS avec DTD		
		min	moy	Max	min	moy	max	min	moy	Max	min	Moy	Max
10	Sc1	-5.73	2.39	18.84	-4.00	10.13	26.62	-18.63	2.80	18.84	-4.00	<b>10.83</b>	27.77
	Sc2	-1.05	4.82	22.48	-11.46	5.33	22.06	-3.16	4.71	22.47	-11.96	<b>5.86</b>	20.63
15	Sc1	-7.75	3.18	23.82	-7.99	12.82	34.71	-18.90	4.38	23.82	-7.96	<b>15.16</b>	37.06
	Sc2	-1.11	6.88	27.50	-3.80	13.71	34.17	-3.02	6.91	27.48	-3.80	<b>14.78</b>	47.82
20	Sc1	-9.01	3.93	28.72	-9.09	13.79	51.99	-18.99	5.88	28.72	-8.30	<b>19.58</b>	57.19
	Sc2	-1.13	8.99	32.52	-7.82	15.91	39.91	-3.10	9.40	32.50	-8.71	<b>17.27</b>	39.91
25	Sc1	-9.88	4.62	33.40	-4.35	17.46	69.01	-19.02	7.35	33.40	-0.73	<b>24.07</b>	69.01
	Sc2	-1.14	10.99	37.54	-5.89	17.97	43.93	-3.40	11.87	37.51	-10.18	<b>20.43</b>	43.93
30	Sc1	-10.65	5.27	37.55	-14.32	22.62	54.01	-19.04	8.73	37.55	-0.03	<b>29.55</b>	67.60
	Sc2	-1.14	12.81	42.56	-1.15	26.00	51.98	-4.51	14.35	42.51	-5.25	<b>29.91</b>	69.19

On peut remarquer que la présence du DTD améliore de manière claire les caractéristiques globales d'un système AEC en matière d'ERLE pour les deux algorithmes RLS et VFF-RLS. Cette amélioration est plus remarquable pour des niveaux de bruit faibles, car un bruit intense a un effet déstabilisant même en présence d'un DTD. La spécificité du VFF-RLS par rapport au RLS, est sa capacité de poursuite, ce qui a fait que son ERLE moyen est toujours supérieur à celui du RLS classique en présence du DTD.

La figure 4.21 illustre une représentation graphique des valeurs moyennes ERLE, obtenues pour différents SNR et pour les deux scénarios utilisés.

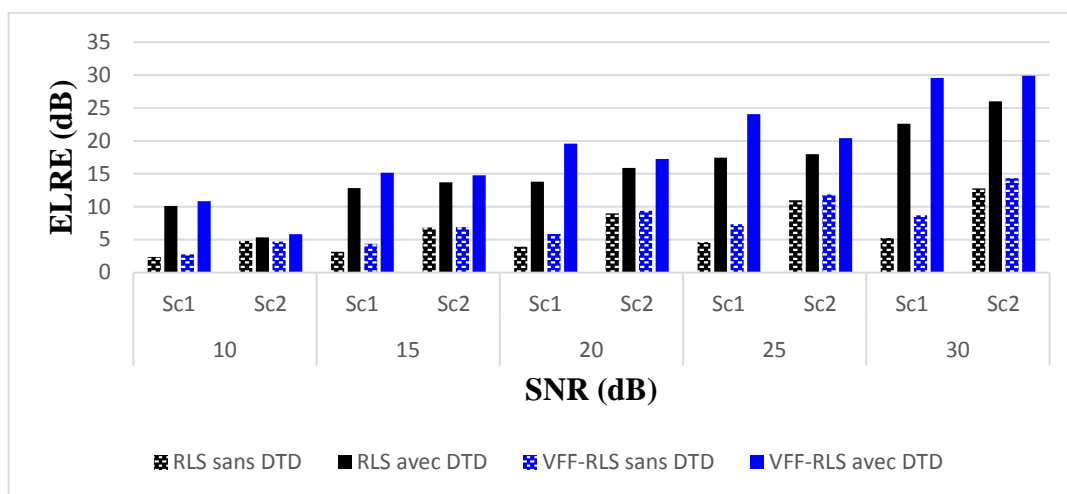


Figure 4.21. ERLE moyen du RLS et du VFF-RLS en fonction du SNR (scénarios Sc1 et Sc2).

Enfin dans la troisième et dernière partie, une étude quantitative avec et sans DTD, portant sur le Misalignment moyen obtenu des algorithmes RLS et VFF-RLS pour les deux scénarios Sc1 et Sc2, est présentée. Rappelons que le scénario Sc1 contient deux périodes de DT qui sont B et D, ainsi que trois périodes de simple parole, qui sont A, C et E. Le scénario Sc2 contient une seule période de DT qui est la période B et deux périodes de simple parole qui sont A et C.

Les tableaux 4.7 et 4.8 présentent les résultats obtenus pour les scénarios Sc1 et Sc2 respectivement :

Tableau 4.7. Misalignment moyen obtenu du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes (scénario Sc1).

SC1	A		B		C		D		E	
	RLS	VFF	RLS	VFF	RLS	VFF	RLS	VFF	RLS	VFF
<b>Sans DTD</b>	-20.42	-20.54	-8.85	-1.88	-5.06	-18.90	-4.97	-1.64	-6.61	<b>-7.71</b>
<b>Avec DTD</b>	-20.19	-20.19	-32.55	-32.55	-14.26	-26.96	-4.95	-32.55	-7.40	-34.88

Tableau 4.8. Misalignment moyen obtenu du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes (scénario Sc2).

SC2	A		B		C	
	RLS	VFF	RLS	VFF	RLS	VFF
<b>Sans DTD</b>	-28.84	-28.69	-18.77	-3.10	-21.07	-26.78
<b>Avec DTD</b>	-26.04	-26.96	-35.03	-38.17	-36.36	-32.38

Les figures 4.22 et 4.24 illustrent les valeurs des tableaux 4.7 et 4.8 sous forme d'histogramme 3D. Ces valeurs indiquent le Misalignment moyen des deux algorithmes RLS et VFF-RLS, obtenues avec et sans DTD au cours de chaque période des deux scénarios utilisés. Pour mettre en évidence la contribution apportée par le DTD proposé quant à son impact dans la limitation de la divergence du filtre adaptatif, la Différence entre les Misalignments moyens obtenus avec et sans DTD, est aussi représentée dans les figures 4.23 et 4.25 (Différence = Misalignment moyen avec DTD – Misalignment moyen sans DTD, est calculée pour chaque période).

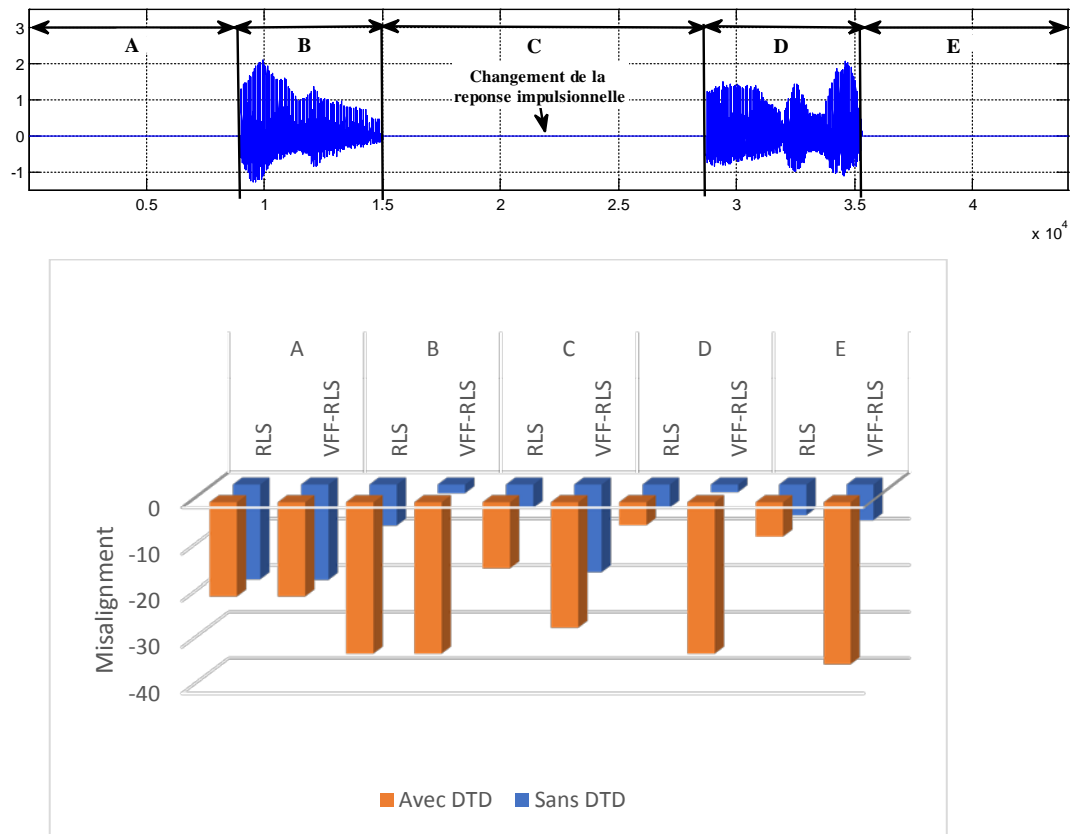


Figure 4.22. Histogramme 3D du Misalignment moyen du RLS et VFFF-RLS avec et sans DTD pour les différentes périodes du scénario Sc1.

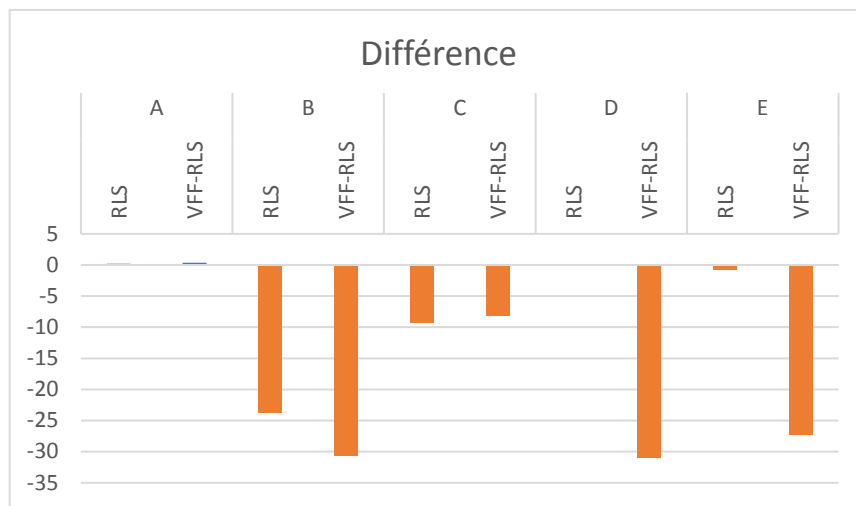


Figure 4.23. Différences entre les Misalignments moyens du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes du scénario Sc1.

Dans le cas du scénario Sc1, la contribution apportée par le DTD est confirmée. Pour la période A, on remarque qu’il n’y a pas d’impact du DTD sur la convergence, et ce à cause de l’absence de DT où l’utilisation du DTD n’a pas d’effet, ou plutôt un effet ralentissant sur la

convergence de l'algorithme. Dans la période B qui est une période de DT, on remarque clairement la contribution apportée par le DTD dans la limitation de la divergence des algorithmes RLS et VFF-RLS. Dans la période C, la différence est toujours au profit de l'utilisation du DTD, malgré qu'il s'agit d'une période de simple parole, et ce à cause du niveau de Misalignment atteint à la fin de la période B. Dans la période D qui est une période de DT, il y a une nette contribution du DTD avec le VFF-RLS, vue la capacité de poursuite de celui-ci qui a fait que cet algorithme a convergé avec une meilleure vitesse après le changement du chemin d'écho. Dans la période E qui est une période de simple parole, l'amélioration est claire pour le VFF-RLS à cause du niveau de Misalignment atteint à la fin de la période D, pour le RLS, une légère amélioration est obtenue à cause de la stabilité apportée par l'utilisation du DTD. A souligner, que la réduction du niveau moyen de la divergence du VFF-RLS, due à l'intervention du DTD, a été autour de -30 dB pour ce scénario, ce qui explique la collaboration étroite du DTD avec cet algorithme d'adaptation pour limiter la divergence du filtre adaptatif, et par conséquent préserver les performances de cet algorithme au niveau de l'annuleur.

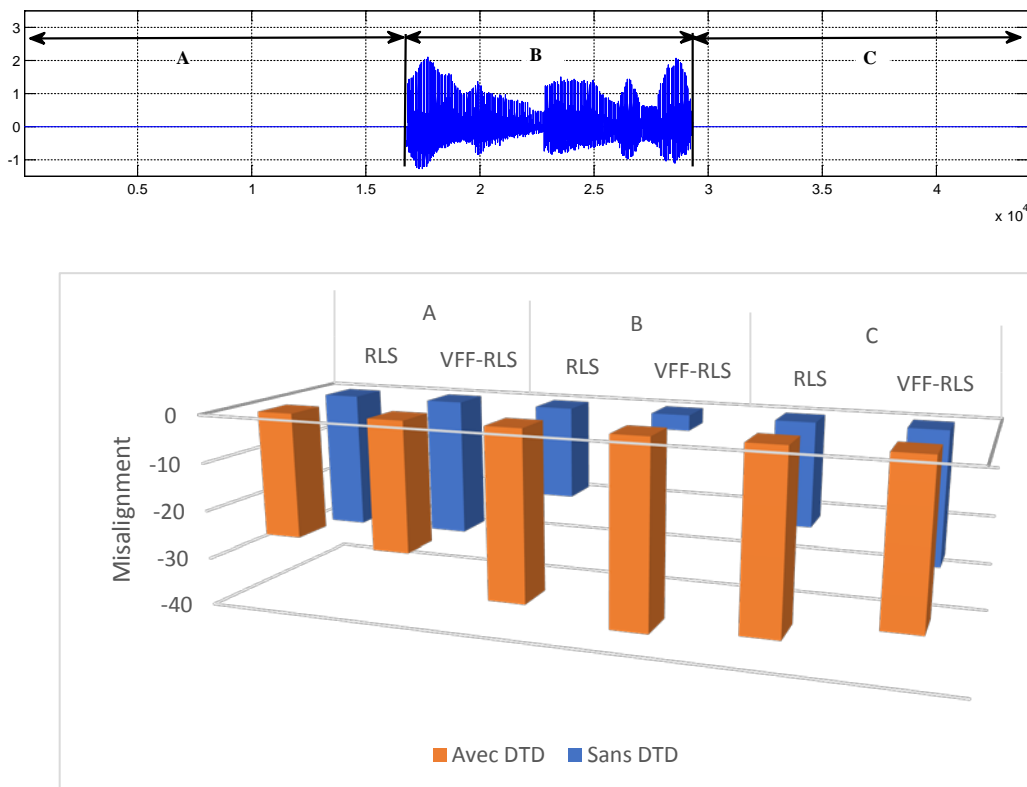


Figure 4.24. Histogramme 3D du Misalignment moyen du RLS et VFF-RLS avec et sans DTD pour les différentes périodes du scénario Sc2.

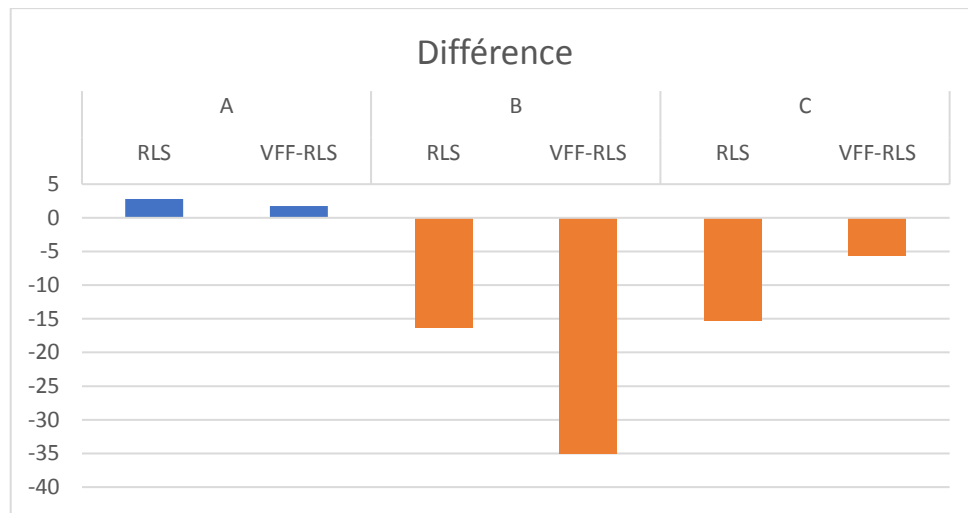


Figure 4.25. Différences entre les Misalignments moyens du RLS et du VFF-RLS pour les différentes périodes du scénario Sc2.

Pour le scénario Sc2, on remarque que la contribution du DTD proposé est aussi bien confirmée. Dans la période A, qui est une période de simple parole, l'utilisation du DTD ralentit la convergence, où le Misalignment sans DTD est plus convergent qu'avec la présence du DTD, chose qui est normale, vue les fausses alarmes en présence du DTD en cas d'absence du signal local durant cette période. La période B qui est une période de DT, la contribution due à la présence du DTD est plus nette pour le VFF-RLS, à cause de sa forte divergence relative à sa vitesse de convergence élevée, mais aussi à cause de la réaction aussi rapide et efficace du DTD. Dans la période C de simple parole, la contribution est plutôt plus claire pour le RLS, car le VFF-RLS sans DTD reprend sa convergence avec une vitesse élevée après la période de DT, et ce à cause de sa capacité de poursuite. La réduction du niveau moyen de divergence du VFF-RLS, due à l'intervention du DTD, a été dans ce cas-là, autour de -35 dB, ce qui confirme encore une fois, la collaboration étroite du DTD avec cet algorithme d'adaptation pour limiter la divergence du filtre adaptatif, et donc entretenir les performances de cet algorithme au niveau de l'annuleur.

Dans cette troisième et dernière partie de simulation, une étude quantitative avec et sans DTD, portant sur le Misalignment moyen des algorithmes RLS et VFF-RLS obtenus dans deux scénarios différents, a été présentée. Les résultats montrent et confirment dans les figures 4.23 et 4.25, d'une part, la grande vitesse de convergence relatée par ces algorithmes d'adaptation, en particulier celle du VFF-RLS, et d'autre part la présence du DTD, conduisant à la réduction et la minimisation de la divergence découlant de situations de DT avec des niveaux d'atténuation se situant entre -30 et -35 dB.

## CONCLUSION

Le travail présenté dans ce chapitre, a porté sur une étude visant l'évaluation des performances en matière de divergence des algorithmes d'adaptation de type RLS, connus pour leur grande vitesse de convergence. L'évaluation de l'impact de la divergence de ce type d'algorithmes dans un annuleur d'écho acoustique à base d'un nouveau DTD proposé, a été le principal objectif attendu dans ce travail. La contribution de ce DTD dans la limitation de la divergence du filtre adaptatif, utilisant les RLS et VFF-RLS comme algorithmes d'adaptation, a d'ailleurs été montrée à travers une étude quantitative. Ces algorithmes d'adaptation, ont été choisis à cet effet pour leur vitesse de convergence, qui a un impact direct sur l'annulation de l'écho acoustique. L'algorithme VFF-RLS à facteur d'oubli variable, a en effet montré des performances remarquables quant à sa vitesse de convergence et sa capacité de poursuite, particulièrement en cas de changement brusque dans le chemin d'écho. La grande vitesse de convergence qui caractérise cet algorithme, a rendu celui-ci plus sensible aux divergences provoquées en cas de situations de DT. La mise en œuvre du DTD proposé, simple, efficace et de moindre complexité de calcul, a donc été introduite pour répondre à cette préoccupation de divergence. D'ailleurs, le compromis recherché était d'une part, de préserver la qualité de convergence dans l'adaptation, et d'autre part, de limiter au maximum la divergence provoquée. Les résultats obtenus ont confirmé d'une part, la grande vitesse de convergence relatée par ces algorithmes d'adaptation, en particulier celle du VFF-RLS, et d'autre part, la réduction et la minimisation de la divergence découlant de situations de DT avec des niveaux d'atténuation se situant entre -30 et -35 dB.

En conclusion, on peut dire que deux principales observations ont découlées de cette étude pour la conception de l'annuleur d'écho acoustique, à savoir, l'utilisation d'algorithmes d'adaptation rapides pour le filtrage adaptatif, et la mise en œuvre d'un DTD efficace de moindre complexité, compensant la divergence générée par ces algorithmes en cas de situations de DT.

L'objectif global peut être considéré comme atteint, puisque l'évaluation des performances des algorithmes de type RLS en annulation d'écho acoustique, a été menée en montrant leurs caractéristiques intrinsèques en matière de vitesse de convergence, de capacité de poursuite et de réduction de divergence, en collaboration avec le DTD proposé disposant de qualités de détection et de réaction rapide vis-à-vis de situations de DT ainsi que d'éventuels changements brusques dans le chemin d'écho. .

# CONCLUSION GENERALE

La croissance rapide de notre capacité de communication, a été l'un des progrès les plus révolutionnaires de notre société au cours des dernières décennies. L'utilisation croissante des dispositifs numériques de communication, a conduit à la nécessité d'utiliser des algorithmes sophistiqués due au fait que l'environnement acoustique dans lequel nous communiquons, est extrêmement complexe. L'un des problèmes cruciaux souvent rencontrés, se trouve au niveau des dispositifs d'annulation d'écho acoustique des systèmes de communications dits « mains-libres ». Basés principalement sur les techniques de filtrage adaptatif, ces dispositifs ont pour objectif l'élimination du signal d'écho affectant souvent et considérablement la qualité de la communication.

Dans ce domaine, plusieurs algorithmes de filtrage adaptatif ont été utilisés, les RLS entre autres, connus pour leurs performances en matière de vitesse de convergence, se sont montrés capables pour une annulation plus rapide de l'écho mais au détriment d'une instabilité et une divergence aussi rapide en cas de situations de double parole (DT), de changement de chemin d'écho ou de bruits intenses. Une variante de ces algorithmes, à facteur d'oubli variable (VFF-RLS), a apporté en plus de la vitesse de convergence, une grande capacité de poursuite. Le fait d'utiliser au niveau du dispositif d'annulation, un détecteur de double parole (DTD) dont le but est de ralentir ou d'arrêter complètement le processus d'adaptation pendant les périodes de DT, pourrait contribuer à limiter la divergence de ces algorithmes. D'ailleurs, le principal défi toujours attendu de ces DTDs, a été la rapidité et l'efficacité avec lesquelles celui-ci arrête l'impact de la divergence de ces algorithmes.

L'objectif recherché dans le cadre de cette thèse, est l'évaluation des performances de ces algorithmes d'adaptation de type RLS en annulation d'écho acoustique, et ce dans le but de montrer leurs caractéristiques intrinsèques en matière de vitesse de convergence, de capacité de poursuite et de réduction de la divergence, en collaboration avec un DTD disposant des qualités de détection et de réaction rapide vis-à-vis des situations de DT, d'éventuels changements dans le chemin d'écho et de bruits intenses.

C'est dans cet esprit d'ailleurs, qu'on a présenté dans le cadre de ce travail, une étude portant sur l'évaluation des performances des algorithmes d'adaptation de type RLS pouvant être utilisés dans les systèmes d'annulation d'écho acoustique en association avec un DTD. L'objectif envisagé, est de solutionner un dilemme qui consiste en l'utilisation de ces algorithmes, afin d'exploiter leurs bonnes performances, tout en limitant au maximum l'impact causé par les divergences qui en découlent. D'ailleurs, l'étude de la divergence de ce type d'algorithmes d'adaptation, associés à un nouveau DTD proposé, a été effectuée dans ce sens. Ce dernier, mariant à la fois simplicité, efficacité et moindre complexité, a permis lors de cette étude, d'évaluer son impact et sa contribution.

Le travail réalisé a été structuré autour de quatre chapitres. Dans le premier chapitre, des notions générales du domaine de l'annulation d'écho acoustique, ont été présentées. La méthode utilisée pour résoudre le problème d'écho a été explicitée. Les critères d'évaluation d'un système d'annulation d'écho acoustique, ainsi que les signaux de simulation utilisés lors de cette étude, ont été aussi présentés. Le deuxième chapitre a été consacré particulièrement aux fondements mathématiques de la méthode d'annulation d'écho acoustique basée sur le filtrage adaptatif. Une évaluation particulière des performances de l'algorithme RLS a été montrée en fin de chapitre. Dans le chapitre trois, le principe de fonctionnement du DTD dans un annuleur d'écho acoustique, a été expliqué. Quelques exemples d'algorithmes de détection de DT, les plus connus dans la littérature, ont fait l'objet d'un exposé général de leurs fondements mathématiques. Des critères d'évaluation et de comparaison entre les différents DTDs, ont été définis en fin de ce chapitre. Enfin, le quatrième et dernier chapitre, a porté sur une étude visant l'évaluation des performances en matière de divergence des algorithmes d'adaptation de type RLS, connus pour leur grande vitesse de convergence. L'évaluation de l'impact de la divergence de ce type d'algorithmes dans un annuleur d'écho acoustique à base d'un nouvel DTD proposé, a été le principal objectif souligné. La contribution de ce DTD dans la limitation de la divergence du filtre adaptatif, utilisant les RLS et VFF-RLS comme algorithmes d'adaptation, a d'ailleurs été montrée à travers une étude quantitative. L'algorithme VFF-RLS à facteur d'oubli variable, a en effet montré des performances remarquables quant à sa vitesse de convergence et sa capacité de poursuite, particulièrement en cas de changement brusque dans le chemin d'écho. La grande vitesse de convergence qui caractérise cet algorithme, a rendu celui-ci plus sensible aux divergences provoquées en cas de situations de DT. D'ailleurs, le DTD proposé, qualifié par sa

simplicité, efficacité et moindre complexité de calcul, a été introduit pour répondre à cette préoccupation de divergence. Le compromis recherché, était d'une part, de préserver la qualité de convergence dans l'adaptation, et d'autre part, de limiter au maximum la divergence provoquée. Les résultats obtenus ont montré d'une part, la grande vitesse de convergence relatée par ces algorithmes d'adaptation, en particulier le VFF-RLS, et d'autre part, la réduction et la minimisation de la divergence découlant de situations de DT avec des niveaux d'atténuation se situant entre -30 et -35 dB, grâce à la présence du DTD.

En conclusion, on peut dire que deux principales observations ont été déduites de cette étude pour la conception d'un annuleur d'écho acoustique, à savoir, l'évaluation des algorithmes d'adaptation rapides en filtrage adaptatif, et la proposition d'un DTD efficace de moindre complexité, compensant la divergence générée par ces algorithmes en cas de situations de DT. L'objectif dressé au départ, est considéré comme atteint, puisque l'évaluation des performances des algorithmes d'adaptation de type RLS dans un annuleur d'écho acoustique, a été menée en relatant leurs caractéristiques intrinsèques en matière de vitesse de convergence, de capacité de poursuite et de réduction de divergence, en association avec le DTD proposé qui a montré des qualités de détection satisfaisantes.

Ce travail reste ouvert à d'autres travaux de recherche ainsi que d'autres contributions dans le domaine, et ce à travers la proposition d'autres variantes d'algorithmes RLS de moindre complexité de calcul. L'utilisation des techniques d'optimisation pour résoudre le problème de choix empirique des différents paramètres contrôlant le comportement des filtres adaptatifs, ainsi que la proposition d'autres algorithmes de détection de double parole ayant une plus grande capacité de différentier entre une situation de DT et un changement du chemin d'écho, sont fortement attendues. Une analyse quantitative de la divergence de filtres adaptatifs appropriés ne nécessitant pas de présence de DTD au niveau du dispositif d'annulation, est à recommander. Une étude comparative avec le travail présenté, pourrait dans ce cas être proposée.

## *RÉFÉRENCES*

- [1] Y. Huang and J. Benesty, "Audio Signal Processing for Next-Generation Multimedia Communication Systems", Springer, Berlin, 2004.
- [2] I. Cohen, J. Benesty, S. Gannot, "Speech Processing in Modern Communication: Challenges and Perspective", Springer, Berlin, 2010.
- [3] M. M. Sondhi, "Adaptive Echo Cancellation for Voice Signals" In: Benesty, J., Sondhi, M.M., Huang, Y.A. (eds) Springer Handbook of Speech Processing. Springer Handbooks. Springer, Berlin, 2008.
- [4] S. J. Park, C. G. Cho, C. Lee, D. H. Youn, "Integrated echo and noise canceler for hands-free applications", IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, vol. 49, no. 3, pp. 188-195, March 2002.
- [5] E. Hänsler; G. Schmidt, "Echo Cancellation" In "Acoustic Echo and Noise Control: A Practical Approach", IEEE, pp.163-219, 2004.
- [6] M. Sondhi, "The History of Echo Cancellation", IEEE Signal Processing Magazine, vol. 23, no. 5, pp. 95-102, 2006.
- [7] A. I. Sulyman and A. Zerguine, "Echo cancellation using a variable step-size NLMS algorithm", 12th European Signal Processing Conference, pp. 401-404, 2004.
- [8] J. Benesty, H. Rey, L. R. Vega, S. Tressens, "A Nonparametric VSS NLMS Algorithm", IEEE Signal Processing Letters, vol. 13, no. 10, pp. 581-584, Oct. 2006.
- [9] C. Paleologu, J. Benesty, S. L. Grant, C. Osterwise, "Variable step-size NLMS algorithms designed for echo cancellation" Conference Record of the Forty-Third Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, pp. 633-637, 2009.
- [10] H. Huang and J. Lee, "A New Variable Step-Size NLMS Algorithm and Its Performance Analysis" IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 60, no. 4, pp. 2055-2060, 2012.
- [11] T. Aboulnasr and K. Mayyas, "Complexity reduction of the NLMS algorithm via selective coefficient update", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 47, no. 5, pp. 1421-1424, 1999.
- [12] S. Werner, M. L. R. de Campos and P. S. R. Diniz, "Partial-update NLMS algorithms with data-selective updating," IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 52, no. 4, pp. 938-949, 2004.
- [13] K. Mayyas, "A variable step-size selective partial update LMS algorithm", Digital Signal Processing, Vol. 23, no. 1, pp. 75-85, 2013.
- [14] A. Benallal, M. Arezki, "A fast convergence normalized least-mean-square type algorithm for adaptive filtering", Int. J. Adapt. Control Signal Process, vol. 28, no. 10, pp. 1073-1080, 2013.
- [15] S. Zhang, J. Zhang, "Set-Membership NLMS Algorithm with Robust Error Bound", IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs, vol. 61, no. 7, pp. 536-540, 2014.

- [16] I. Hassani, M. Arezki, A. Benallal, "A novel set membership fast NLMS algorithm for acoustic echo cancellation, *Applied Acoustics*", Vol. 163, 107210, 2020.
- [17] S. Alexander, "Fast adaptive filters: A geometrical approach", *IEEE ASSP Magazine*, vol. 3, no. 4, pp. 18-28, 1986.
- [18] J. M. Cioffi, T. Kailath, "Fast, recursive-least-squares transversal filters for adaptive filtering", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 32, no. 2, pp. 304-337, 1984.
- [19] G. Carayannis, D. Manolakis, N. Kalouptsidis, "A fast sequential algorithm for the LS filtering and prediction", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 31, no. 6, pp. 1394-1402, 1983.
- [20] A. Benallal, A. Benkrid, "A simplified FTF-type algorithm for adaptive filtering", *Signal Processing*, vol. 87, no. 5, pp. 904-917, 2007.
- [21] J. Cioffi, T. Kailath, "Fast recursive least squares transversal filters for adaptive filtering", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 32, no. 2, pp. 304-337, 1984.
- [22] A. Gilloire, T. Petillon and S. Theodoridis, "Acoustic echo cancellation using fast RLS adaptive filters with reduced complexity," [Proceedings] 1992 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, pp. 2065-2068 vol.4, 1992.
- [23] A. Benallal, A. Gilloire, "A new method to stabilize fast RLS algorithms based on a first-order of the propagation of numerical errors", *ICASSP-88.*, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, New York, NY, USA, pp. 1373-1376 vol.3, 1988.
- [24] D. T. M. Slock, T. Kailath, "Numerically stable fast transversal filters for recursive least squares adaptive filtering" *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 39, no. 1, pp. 92-114, 1991.
- [25] A. Benallal, M. Arezki, "Nouvelles Versions d'Algorithmes MCR Numériquement Stables pour le Filtrage Adaptatif ", *Conférence Inter. 2<sup>nd</sup> international Conference SSA*, Blida, Algérie, 1999.
- [26] C. Paleologu, J. Benesty and S. Ciochina, "A Robust Variable Forgetting Factor Recursive Least-Squares Algorithm for System Identification," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 15, pp. 597-600, 2008.
- [27] S. Sukhumalchayaphong, C. Benjangkaprasert, "Variable forgetting factor RLS algorithm for adaptive echo cancellation," 14th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2014), pp. 971-974, 2014.
- [28] Shu-Hung Leung, C. F. So, "Gradient-based variable forgetting factor RLS algorithm in time-varying environments," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 53, no. 8, pp. 3141-3150, 2005.
- [29] Y. Chien, J. Li-You, "Convex Combined Adaptive Filtering Algorithm for Acoustic Echo Cancellation in Hostile Environments", *IEEE Access*, vol. 6, pp. 16138-16148, 2018.
- [30] F. Huang, J. Zhang and S. Zhang, "Combined-Step-Size Affine Projection Sign Algorithm for Robust Adaptive Filtering in Impulsive Interference Environments", *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, vol. 63, no. 5, pp. 493-497, 2016.
- [31] K. Mohanaprasad, P. Arulmozhivarman, "Wavelet based ICA using maximisation of non-Gaussianity for acoustic echo cancellation during double talk situation", *Applied Acoustics*, vol. 97, pp. 37-45, 2015.

- [32] J.M. Gil-Cacho, T.V. Waterschoot, M.Moonen, S.H. Jensen, "Wiener variable step size and gradient spectral variance smoothing for double-talk-robust acoustic echo cancellation and acoustic feedback cancellation", *Signal Processing*, Vol. 104, pp. 1-14, 2014.
- [33] J. Benesty, T. Gänslér, D. R. Morgan, M. M. Sondhi, S. L. Gay, "Advances in Network and Acoustic Echo Cancellation" Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2001.
- [34] D. Duttweiler, "A Twelve-Channel Digital Echo Canceler," *IEEE Transactions on Communications*, vol. 26, no. 5, pp. 647-653, 1978.
- [35] T. Gansler, M. Hansson, C-J. Ivarsson, G. Salomonsson, "A double-talk detector based on coherence", *IEEE Transactions on Communications*, vol. 44, no. 11, pp. 1421-1427, 1996.
- [36] Hua Ye and Bo-Xiu Wu, "A new double-talk detection algorithm based on the orthogonality theorem", *IEEE Transactions on Communications*, vol. 39, no. 11, pp. 1542-1545, 1991.
- [37] S. H. Pauline, D. Samiappan, R. B. Kumar, " Double Talk Detection in hands-free mobile communication- A comprehensive survey ", *Journal of Physics: Conference Series*, 1964-062044, 2021.
- [38] J. Benesty, D. R. Morgan, J. H. Cho, "A new class of doubletalk detectors based on cross-correlation", *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, vol. 8, no. 2, pp. 168-172, 2000.
- [39] H. K. Jung, N. S. Kim, T. Kim, "A new double-talk detector using echo path estimation, *Speech Communication*, vol. 45, pp. 41-48, 2005.
- [40] M. Hamidia, A. Amrouche, "A new robust double-talk detector based on the Stockwell transform for acoustic echo cancellation", *Digital Signal Processing*, vol. 60, pp. 99-112, 2017.
- [41] J. Benesty, Y. Huang, "Adaptive Signal Processing-Application to Real-World Problems", Springer, Berlin, 2003.
- [42] E. Hänsler, " The hands-free telephone problem- An annotated bibliography, *Signal Processing*, vol. 27, no. 3, pp. 259–271, 1992.
- [43] D. W. Ricker, *Echo Signal Processing*, The Netherlands: Springer, vol. 725, 2003.
- [44] M. M. Sondhi, D. A. Berkley, "Silencing echoes on the telephone network", *Proceedings of the IEEE*, vol. 68, pp. 948-963, 1980.
- [45] M. M. Sondhi, "An Adaptive Echo Canceller", *Bell System technical journal*, vol. 46, no. 3, pp. 497-511, 1967.
- [46] M. M. Sondhi, A. J. Presti, "A self-adaptive echo canceler", *The Bell System Technical Journal*, vol. 45, pp. 1851-1854, 1966.
- [47] R. Nath, "Adaptive Echo Cancellation Based on a Multipath Model of Acoustic Channel, *Circuits Syst Signal Process*", vol. 32, pp. 1673–1698, 2013.
- [48] M. Moser, "Engineering acoustics: an introduction to noise control", Springer, 2009.
- [49] M. Tohyama, "Sound and signals", Springer Science & Business Media, 2011.
- [50] F.P. Mechel, "Formulas of Acoustics", Springer-Verlag, 2008.

- [51] L. Hamayon, "Comprendre simplement : l'acoustique des bâtiments", Editions Le Moniteur, Paris, 2008.
- [52] P. Jax and P. Vary, "Bandwidth extension of speech signals: a catalyst for the introduction of wideband speech coding?", *IEEE Communications Magazine*, vol. 44, no. 5, pp. 106-111, 2006.
- [53] J. S. Sobolewski, *Data Transmission Media*, Editor(s): Robert A. Meyers, *Encyclopedia of Physical Science and Technology (Third Edition)*, Academic Press, pp. 277-303, 2003.
- [54] S. L. Gay, J. Benesty, "An introduction to acoustic echo and noise control", *Acoustic signal processing for telecommunication*, Springer, Boston, MA, pp. 1-19, 2000.
- [55] K. Murano, S. Unagami, F. Amano, "Echo cancellation and applications", *IEEE Communications Magazine*, vol. 28, no. 1, pp. 49-55, 1990.
- [56] D. G. Messerschmitt, "Echo Cancellation in Speech and Data Transmission", *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, vol. 2, no. 2, pp. 283-297, 1984.
- [57] V. K. Madisetti, D. B. Williams, "Digital signal processing handbook", CRC Press LLC, 1999.
- [58] S.V. Vaseghi, "Echo cancellation", *Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction*, pp. 396-413, John Wiley & Sons, New York, 2000.
- [59] C. W. K. Gritton, D. W. Lin, "Echo cancellation algorithms", *IEEE ASSP Magazine*, vol. 1, no. 2, pp. 30-38, 1984.
- [60] M.M. Sondhi, "Closed loop adaptive echo canceller using generalized filter networks", U.S. Patent 3 499 999, 1970.
- [61] J.L. Kelly, B.F. Logan, "Self-adaptive echo canceller", U.S. Patent 3 500 000, 1970.
- [62] Digital network echo cancellers, ITU-T Rec. G.168, 2002.
- [63] I. Papp, Z. Saric, N. Teslic, "Hands-free voice communication with TV", *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, vol.57, no. 2, pp.606-614, 2011.
- [64] J. Benesty, D.Morgan and M. Sondhi, "A hybrid mono/stereo acoustic echo canceler", *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, vol.6, no. 5, pp.468-475, 1998.
- [65] P. A. Naylor, N. D. Gaubitch, "Speech dereverberation", Springer Science & Business Media, 2010.
- [66] M. HAMIDIA, "Amélioration de l'annulation d'écho acoustique avec détection de double-parole dans les communications mobiles", Thèse de Doctorat en Electronique, Université des Sciences et de la Technologie Houari Boumediene, Alger, 2017.
- [67] J. Jouhaneau, "Acoustique des salles", *Techniques de l'ingénieur. Construction*, no. C3360, pp. C3360v1. 24, 1995.
- [68] V. Kanchan, E. Gibson, "Measurement of echo path response", *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 36, no. 7, pp. 1008-1010, 1988.

- [69] I. Mateljan, K. Ugrinovi, "The comparison of room impulse response measuring systems", Proceedings of the First Congress of Alps Adria Acoustics Association, 2003.
- [70] G.B. Stan, J.J. Embrechts, D. Archambeau, "Comparison of different impulse response measurement techniques.", Journal of the Audio Engineering Society, vol. 50, no. 4, pp. 249–262, 2002.
- [71] M. R. Schroeder, "Integrated-impulse method for measuring sound decay without using impulses", The Journal of the Acoustical Society of America, vol. 66, no. 2, pp. 497–500, 1979.
- [72] N. Aoshima, "Computer-generated pulse signal applied for sound measurement", vol. 65, no. 5, pp.1484–1488, 1981.
- [73] M. M. Sondhi, D. R. Morgan, J. L. Hall, "Stereophonic acoustic echo cancellation -an overview of the fundamental problem", IEEE Signal Processing Lett., vol. 2, pp. 148-151, 1995.
- [74] M. Djendi, A. Benallal, A. Guessoum, D.Berkani, "Three new versions for the Newton type adaptive filtering algorithm", Seventh International Symposium on Signal Processing and Its Applications, pp. 559-562. 2003.
- [75] M. Djendi, M. Bouchard, A. Guessoum, A. Benallal, D. Berkani, "Improvement of the convergence speed and the tracking ability of the fast Newton type adaptive filtering (FNTEF) algorithm", Signal Processing, vol. 86, no. 7, pp. 1704-1719, 2006.
- [76] V.H. Nascimento, M.T. Silva, "Adaptive filters", Academic Press Library in Signal Processing. Vol. 1, pp. 619-761, Elsevier, 2014.
- [77] C. Paleologu, J. Benesty, T. Gaensler and S. Ciochină, "Class of double-talk detectors based on the holder inequality", IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 425-428, 2011.
- [78] V. Das, A. Kar, M. Chandra, "Advanced Adaptive Algorithms for Double Talk Detection in Echo Cancellers: A Technical Review", Proceedings of the 3rd International Conference on Frontiers of Intelligent Computing: Theory and Applications (FICTA), 2014.
- [79] C. Carlemalm, F. Gustafsson, "Detection and Discrimination of Double Talk and Echo Path Changes in a Telephone Channel" In: A. Procházka, A., J. Uhlíř, P. W. J. Rayner, N. G. Kingsbury, (eds) Signal Analysis and Prediction. Applied and Numerical Harmonic Analysis. Birkhäuser, Boston, MA, 1998.
- [80] P. C. Loizou, "Speech Enhancement: Theory and Practice", CRC Press, 2013.
- [81] Y. H. Philipos, C. Loizou, "Subjective comparison and evaluation of speech enhancement algorithms", Speech Communication, Vol. 49, no. 8, pp. 588-601, 2007.
- [82] J.S. Garofolo, "TIMIT acoustic phonetic continuous speech corpus, Linguistic Data Consortium", 1993.
- [83] S. Haykin, "Adaptive Filter Theory", Fifth Edition, NJ: Pearson Education, 2014
- [84] P. S. R. Diniz, "Adaptive Filtering", Springer Nature, Switzerland AG, 2020.

- [85] V. Lawrence, S. Tewksbury, "Multiprocessor Implementation of Adaptive Digital Filters", IEEE Transactions on Communications, vol. 31, no. 6, pp. 826-835, 1983.
- [86] M. Taherzadeh, D. Sosale, "Performance evaluation of a DSP-based teleconferencing system", IEEE Transactions on Consumer Electronics, vol. 40, no. 4, pp. 957-962, 1994.
- [87] ] D.A. Poularikas, "Adaptive Filtering: Fundamentals of Least Mean Squares with MATLAB", CRC Press, 2015.
- [88] K. Meghriche, "Filtrage adaptatif utilisant les statistiques d'ordre supérieur", Thèse de Doctorat en Electronique, Ecole Nationale Polytechnique, Alger, 2006.
- [89] A. Ouahabi, "Pratique du filtrage Filtrage linéaire numérique", Techniques de l'ingénieur. Mesures - Analyses, R1101v1, 2021.
- [90] S.V. Vaseghi, "Wiener Filters", in Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction, pp. 178–204, John Wiley & Sons, New York, 2000.
- [91] M.I. Troparevsky, C.E. D'Attellis, "On the convergence of the LMS algorithm in adaptive filtering", Signal Processing, vol.84, pp.1985-1988, 2004.
- [92] A. Rai, A. K. Kohli, "Convergence Analysis of LMS based Adaptive filter", AIP Conference Proceedings, pp. 349-351, 2010.
- [93] S. A. Ghauri, M. F. Sohail, "System identification using LMS, NLMS and RLS", IEEE Student Conference on Research and Development, Putrajaya, Malaysia, pp. 65-69, 2013.
- [94] E. H. Krishna, M. Raghuram, K. V. Madhav, K. A. Reddy, "Acoustic echo cancellation using a computationally efficient transform domain LMS adaptive filter", 10<sup>th</sup> International Conference on Information Science, Signal Processing and their Applications ISSPA, Kuala Lumpur, Malaysia, pp. 409-412, 2010.
- [95] J. Benesty, C. Paleologu, T. Gänsler, S. Ciochină, "A perspective on stereophonic acoustic echo cancellation", Springer Topics in Signal Processing (Vol. 4). Springer-Verlag, 2011.
- [96] M. H. Hayes, "Statistical digital signal processing and modeling", USA:Wiley New York, 1996.
- [97] S. Ciochina, C. Paleologu, J. Benesty, A. A. Enescu, "On the influence of the forgetting factor of the RLS adaptive filter in system identification", International Symposium on Signals, Circuits and Systems, pp. 1-4, 2009.
- [98] E. Hänsler, G. Schmidt, "Acoustic Echo and Noise Control-A Practical Approach", Hoboken, NJ:Wiley, 2004.
- [99] P.S.R. Diniz, "Fast Transversal RLS Algorithms", In: Adaptive Filtering, The Springer International Series in Engineering and Computer Science, vol. 399. Springer, Boston, MA, 1997.
- [100] L. Ljung, M. Morf, D. Falconer, "Fast Calculation of gain matrices for recursive estimation schemes", Int. J. Control, vol. 27, pp. 1-19, 1978.
- [101] M. Arezki, A. Benallal, P. Meyrueis, D. Berkani, "A new algorithm with low complexity for adaptive filtering", Engineering Letters, vol. 18, no. 3, 2010.

- [102] F. Soong, A. Peterson, "Fast least-squares (LS) in the voice echo cancellation application", ICASSP '82. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, pp. 1398-1403, Paris, France, 1982.
- [103] F. Capman, J. Boudy and P. Lockwood, "Acoustic echo cancellation using a fast QR-RLS algorithm and multirate schemes", International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, vol.2, pp. 969-972, Detroit, MI, USA, 1995.
- [104] A. Benallal, A. Gilloire, "A new method to stabilize fast RLS algorithms in transversal adaptive filters", Proc. ICASSP '88, pp. 1373-1376, New York, NY, 1988.
- [105] S. Ljung, L. Ljung, "Error propagation properties of recursive LS adaptation algorithms", Automatica, vol. 21, pp. 157-167, 1985.
- [106] D. T. M. Slock, T. Kailath, "Numerically stable fast transversal filters for recursive least squares adaptive filtering", IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 39, pp. 92-114, 1991.
- [107] C.Elisei-Iliescu, C. Paleologu, "Recursive least-squares algorithms for echo cancellation-an overview and open issues", The Sixteenth International Conference on Networks, 2017.
- [108] J. Benesty, D.R. Morgan, and M.M. Sondhi, "A better understanding and an improved solution to the specific problems of stereophonic acoustic echo cancellation", IEEE Trans. Speech, Audio Processing, vol. 6, pp. 156–165, 1998.
- [109] T. Gänsler, and J. Benesty, "Stereophonic acoustic echo cancellation and two-channel adaptive filtering: an overview", International Journal of adaptive control and signal processing, vol. 14, no. 6, pp. 565-586, 2000.
- [110] C. Paleologu, J. Benesty, S. Ciochina, "Sparse adaptive filters for echo cancellation", Synthesis Lectures on Speech and Audio Processing, vol. 6, no. 1, pp. 1-124, 2010.
- [111] Talker echo and its control, ITU-T Rec. G.131. (2003).
- [112] T. Gänsler, J. Benesty, S.L. Gay, "Double-talk detection schemes for acoustic echo cancellation. In Acoustic signal processing for telecommunication", pp. 81-97, Springer, Boston, MA. 2000.
- [113] J. Benesty et al. "A Perspective on Stereophonic Acoustic Echo Cancellation" , STSP 4, pp. 71–79. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2011.
- [114] V. Das, A. Kar, M. Chandra, "Advanced adaptive algorithms for double talk detection in echo cancellers: a technical review", Advances in Intelligent Systems and Computing, vol. 328, pp. 297–305, 2015.
- [115] W. Heo, T. Kim and K. Bae, "Robust double-talk detection in the acoustic echo canceller using normalized error signal power", 9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications, pp. 1-4, 2007.
- [116] M. A. Iqbal, J. W. Stokes, S. L. Grant, "Normalized Double-Talk Detection Based on Microphone and AEC Error Cross-Correlation", IEEE International Conference on Multimedia and Expo, pp. 360-363, 2007.

- [117] K.H. Lee, J.H. Chang, N. S. Kim, S. Kang, Y. Kim, "Frequency-domain double-talk detection based on the Gaussian mixture model", *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 17, no. 5, pp. 453-456, 2010.
- [118] G. C. Sih, "Doubletalk detection by means of spectral content," Washington, DC Patent U.S. Patent No. 5,732,134, 1998.
- [119] K. Rahbar, "Double talk detection method based on spectral acoustic properties," Washington, DC Patent U.S. Patent No. 8,335,319, 2012.
- [120] S. Y. Low, S. Venkatesh, S. Nordholm, "A spectral slit approach to doubletalk detection", *IEEE Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, vol. 20, no. 3, pp. 1074-1080, 2012.
- [121] J. Benesty, T. Gänslér, "A Multidelay Double-Talk Detector Combined with the MDF Adaptive Filter", *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, vol. 11, pp.1056-1063, 2003.
- [122] Y.S. Park, J.H. Chang, "Double-talk detection based on soft decision for acoustic echo suppression", *Signal Processing*, vol. 90, no. 5, pp. 1737-1741, 2009.
- [123] G. Szwoch, A. Czyzewski, M. Kulesza, "A low complexity double-talk detector based on the signal envelope", *Signal Processing*, vol. 88, no. 11, pp. 2856-2862, 2008.
- [124] B. Porat, "Second-order equivalence of rectangular and exponential windows in least-squares estimation of Gaussian autoregressive processes," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 33, no. 5, pp. 1209-1212, 1985.
- [125] J. H. Cho, D. R. Morgan, J. Benesty, "An objective technique for evaluating doubletalk detectors in acoustic echo cancelers", *IEEE Trans. Speech Audio Processing*, vol. 7, pp. 718–724, 1999.
- [126] T. Gänslér, J. Benesty, "The fast normalized cross-correlation double-talk detector", *Signal Processing*, vol. 86, pp.1124–1139, 2006.
- [127] D. J. Thomson, "Spectrum estimation and harmonic analysis," *Proc. of the IEEE*, vol. 70, pp. 1055-1096, 1982.
- [128] P. D. Welch, "The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms", *IEEE Trans. Audio Electroacoustics*, vol. AU-15, pp. 70-73, 1967.
- [129] R.G. Stockwell, L. Mansinha, R. Lowe, "Localization of the complex spectrum: the S-transform", *IEEE Transaction on Signal Processing*, vol. 44, pp. 998–1001, 1996.
- [130] R. Stockwell, "Why use the S-transform", in: *AMS Pseudo-Differential Operators: Partial Differential Equations and Time–Frequency Analysis*, pp.279–309, 2007.
- [131] M. Benziane, M. Bouamar, M. Makdir, "Simple and efficient double-talk-detector for acoustic echo cancellation", *Traitement du Signal*, Vol. 37, no. 4, pp. 585-592, 2020.
- [132] H. Bao, Y. Yang, J. Liu, X. Bao and Q. Yuan, "A robust algorithm of double talk detection based on voice activity detection", *International Conference on Audio, Language and Image Processing*, pp. 12-15, 2010.

## Contribution de l'auteur

### Publications internationales :

1. M. Benziane, M. Bouamar, M. Makdir, "Simple and efficient double-talk-detector for acoustic echo cancellation", *Traitement du Signal*, Vol. 37, no. 4, pp. 585-592, 2020.
2. M. Benziane, M. Bouamar, M. Makdir, "Performance evaluation of RLS algorithm used in acoustic echo cancellation system", *Journal of Automation & Systems Engineering* vol. 12, no.1, pp. 48-57, 2018.

### Communications internationales :

1. M. Benziane, M. Bouamar, M. Makdir, Variable forgetting factor RLS algorithm for acoustic echo cancellation. In the 2nd World Energy Storage Conference (WESC), pp. 152-159, Istanbul, Turkey, 2022.
2. M. Benziane, M. Bouamar, M. Makdir, Double-talk detection based on enhanced Geigel algorithm for acoustic echo cancellation. In the 6th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT), pp. 1-5, Istanbul, Turkey, 2018.
3. M. Benziane, M. Bouamar, M. Makdir, RLS algorithm for acoustic echo cancellation with double talk detection. In the 2nd International Conference on Recent Advances in Electrical Systems (ICRAES), pp. 32-36, Hammamet, Tunisia, 2017.

**Résumé :** L'annulation d'écho acoustique (AEC) constitue un aspect incontournable dans les systèmes de communication dits « mains-libres ». Classiquement, les techniques utilisées pour traiter ce problème, sont basées sur les algorithmes du filtrage adaptatif, qui peuvent d'ailleurs être classées en deux grandes familles, à savoir les LMS et les RLS. Ces derniers se caractérisent par une vitesse de convergence élevée, conduisant rapidement à l'annulation de l'écho, mais au prix d'une complexité de calcul accrue. Toutefois, l'avantage présenté par cette vitesse de convergence, se traduit le plus souvent à une source de problèmes en cas de présence de double parole (*Double-Talk* : DT), de bruit intense ou de changement brusque dans le chemin d'écho. Dans ces situations, les algorithmes RLS se mettent rapidement à diverger, ce qui affecte les performances globales du système AEC.

Le travail présenté dans cette thèse, porte sur une étude en simulation visant l'évaluation des performances en matière de divergence de ces algorithmes d'adaptation de type RLS, pouvant d'ailleurs être utilisés dans des systèmes AEC à base de Détecteurs de double parole (*Double-Talk-Detector* : DTD). Notre contribution réside dans l'étude de la divergence de ce type d'algorithmes dans un annuleur d'écho acoustique à base d'un DTD qu'on a proposé. Ce dernier, mariant à la fois simplicité, efficacité et moindre complexité de calcul, nous permettra lors de cette étude, d'évaluer son impact sur la divergence du filtre adaptatif, en se basant sur les algorithmes d'adaptation, RLS classique et VFF-RLS. La grande vitesse de convergence présentée par ces derniers, implique toutefois une divergence du filtre aussi rapide et importante qu'elle soit, en cas de présence de périodes DT. L'objectif à atteindre, réside dans la réaction de ce nouvel DTD, et de l'effet qu'il apporte sur la minimisation et la limitation de l'impact de cette divergence. L'évaluation des performances de ces algorithmes rapides d'adaptation en présence de ce DTD, exprime tout l'intérêt de cette étude.

**Mots clés :** AEC, RLS, VFF-RLS, DTD, Divergence, Evaluation des performances, Simulation.

Acoustic echo cancellation (AEC) is an essential component of "hands-free" communication systems. Traditional methods for dealing with this problem involve adaptive filtering algorithms, which can be divided into two main classes: LMS and RLS. RLS algorithms are known for their high convergence speed, leading to quick echo cancellation, but they also have a higher computational complexity. However, the fast convergence speed can lead to problems when faced with double talk (DT), intense noise, or abrupt changes in the echo path. In these situations, RLS algorithms can quickly diverge, which can adversely affect the performance of the AEC system.

This thesis presents a simulation study that aims to evaluate the divergence performance of RLS-type adaptation algorithms that can be used in AEC systems based on Double Talk Detectors (DTDs). Our contribution lies in studying the divergence of these algorithms in an acoustic echo canceller based on a proposed DTD that combines simplicity, efficiency, and low computational complexity. This study evaluates the impact of the proposed DTD on the divergence of the adaptive filter, based on two adaptation algorithms: classic RLS and VFF-RLS. The fast convergence speed of these algorithms can lead to significant divergence of the filter during DT periods. The objective of this study is to investigate the impact of the proposed DTD on minimizing and limiting the impact of this divergence. The performance evaluation of these fast adaptation algorithms in the presence of this DTD demonstrates the importance of this study.

**Key words :** AEC, RLS, VFF-RLS, DTD, Divergence, Performances evaluation, Simulation.

**ملخص:** يعد إلغاء الصدى الصوتي (AEC) جانبًا أساسيًا فيما يسمى بأنظمة الاتصال "بدون استخدام اليدين". تعتمد التقنيات المستخدمة للتعامل مع هذه المشكلة تقليديًا على خوارزميات التصفية التكيفية، والتي يمكن أيضًا تصنيفها إلى فئتين رئيسيتين، وهما LMS و RLS. تتميز الأخيرة بسرعة تقارب عالية، مما يؤدي بسرعة إلى إلغاء الصدى، ولكن على حساب زيادة التعقيد الحسابي. ومع ذلك، فإن الميزة التي توفرها سرعة التقارب هذه غالبًا ما تؤدي إلى مصدر مشاكل في حالة وجود حديث مزدوج (Double-Talk: DT) أو ضوضاء شديدة أو تغيير مفاجئ في مسار الصدى. في هذه الحالات، تبدأ خوارزميات RLS في التباعد بسرعة، مما يؤثر على الأداء العام لنظام AEC.

يتعلق العمل المقدم في هذه الأطروحة بدراسة محاكاة تهدف إلى تقييم الأداء من حيث تباعد خوارزميات التكيف من نوع RLS، والتي يمكن استخدامها أيضًا في أنظمة AEC القائمة على كاشفات الحديث المزدوج (Double-Talk-Detector: DTD). تكمن مساهمتنا في دراسة تباين هذا النوع من الخوارزميات في جهاز إلغاء صدى صوتي بناءً على DTD الذي اقترحناه. هذا الأخير، الذي يجمع بين الكفاءة البساطة الحسابية، سيسمح لنا خلال هذه الدراسة بتقييم تأثيره على تباعد المرشح التكيفي، استنادًا إلى خوارزميات التكيف، و RLS الكلاسيكي و VFF-RLS. الهدف الذي يجب تحقيقه يكمن في رد فعل DTD الجديد، وتأثير ذلك على تقليل والحد من تأثير هذا التباعد. إن تقييم أداء خوارزميات التكيف السريع هذه في وجود DTD هذا يعبر عن كل الاهتمام بهذه الدراسة.