

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE  
SCIENTIFIQUE  
UNIVERSITE FERHAT ABBAS -SETIF 1-  
UFAS (ALGERIE)

## THESE

Présentée à la faculté de technologie

Département d'Electronique

Pour l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Par :

**Mr. CHERGUI Laid**

**Thème**

# **Débruitage de la Parole par des Méthodes Basées sur les Transformées Discrètes**

Soutenue le : 19/04/2017

Devant le jury composé de :

Mr A. FERHAT HAMIDA	Prof à l'université de Sétif-1	Président
Mr S. BOUGUEZEL	Prof à l'université de Sétif-1	Rapporteur
Mr N. AMARDJIA	Prof à l'université de Sétif-1	Examineur
Mr N. BENOUDJIT	Prof à l'université de Batna-2	Examineur
Mr A. KACHA	Prof à l'université de Jijel	Examineur
Mr K. ROUABAH	M.C.C.A à l'université de BBA	Examineur

## REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma sincère gratitude et mes vifs remerciements à mon directeur de thèse **Mr Saad BOUGUEZEL**, professeur au département de l'électronique à l'université de Sétif 1, pour son soutien continu de mes études de doctorat, pour sa patience, sa motivation, son enthousiasme et ses hautes compétences.

Je voudrais remercier également les membres de jury pour avoir accepté d'évaluer ce travail, **Mr Abdelhak FERHAT HAMIDA**, Professeur à l'université de Sétif-1, d'avoir accepté de juger mon travail et de présider le jury de cette thèse, **Mr Noureddine AMARDJIA**, Maître de conférences classe A à l'université de Sétif-1, **Mr Nabil BENOUDJIT**, Professeur à l'université de Batna-2, **Mr Abdallah KACHA**, Professeur à l'université de Jijel, **Mr Khaled ROUBAH**, maître de conférences classe A à l'université de BBA, qu'ils m'ont fait l'honneur d'examiner le contenu de cette thèse.

Mes remerciements vont également aux membres de ma famille et mes amis qui m'ont aidé pour l'achèvement de ce travail.

## Liste des Figures

1.1 Signal de parole contaminé par le bruit .....	8
1.2 Schéma synoptique d'un système de débruitage de la parole par soustraction spectrale [32] .....	10
1.3 Schéma synoptique de l'implémentation d'un filtre de Wiener dans le domaine fréquentiel pour le débruitage de la parole [1] .....	12
1.4 Schéma synoptique d'un système de débruitage de la parole basé sur le filtre de Kalman [1] .....	14
1.5 Schéma synoptique d'un annulateur adaptatif de bruit [42] .....	15
1.6 Structure typique d'un filtre adaptatif utilisant le signal d'entrée et le signal d'erreur pour l'adaptation de ses coefficients [44] .....	18
1.7 Système prédicteur annulateur couplé [13] .....	20
1.8 Structure d'un filtre adaptatif par la décorrélation de la paire $(\mathbf{x}_k, e_k)$ après le processus du filtrage [11] .....	21
1.9 Schéma synoptique d'un filtre LMS dans le domaine de transformée (TDLMS) .....	22
2.1 Filtrage de Wiener généralisé [22] .....	37
2.2 Performance de l'EQM de la TFD $^\alpha$ d'ordre $N = 16$ dans le filtrage de Wiener pour $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et pour quelques valeurs de $\rho$ [22] .....	38
2.3 Performance de l'EQM de la TFD $^\alpha$ d'ordre $N = 32$ dans le filtrage de Wiener pour $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et pour quelques valeurs de $\rho$ [22] .....	39
2.4 Performance de l'EQM de la TFD $^\alpha$ d'ordre $N = 64$ dans le filtrage de Wiener pour $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et pour quelques valeurs de $\rho$ [22] .....	39
2.5 Performance de l'EQM de la TFD $^\alpha$ et la THD $^\alpha$ d'ordre $N = 16$ dans le filtrage de Wiener pour $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et pour $\rho = 0.9$ [22] .....	40
3.1 Schéma synoptique d'un filtre adaptatif [44] .....	43
3.2 Filtre adaptatif transversal de longueur $N$ .....	44
3.3 Surface de performance d'erreur typique pour un filtre transversal à deux coefficients .....	46
3.4 Schéma synoptique de l'identification adaptative d'un système [44].....	47
3.5 Schéma synoptique d'un annulateur adaptatif d'écho .....	48
3.6 Schéma synoptique d'un prédicteur adaptatif [60] .....	49
3.7 Schéma synoptique d'un prédicteur adaptatif [40] .....	50
3.8 Schéma synoptique du filtre adaptatif TDLMS .....	55
4.1 Dispersions des valeurs propres de $S_N$ obtenues par l'algorithme TFD-LMS, pour $N = 16$ , $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et quelques valeurs de $\rho$ [66] .....	63
4.2 Dispersions des valeurs propres de $S_N$ obtenues par les algorithmes TFD $^\alpha$ -LMS, pour $N=32$ , $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et quelques valeurs de $\rho$ [66] .....	64

4.3	Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ obtenues par les algorithmes TFD $^\alpha$ -LMS, pour $N=64$ , $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et quelques valeurs de $\rho$ [66] .....	65
4.4	Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ obtenues par les algorithmes TFD $^\alpha$ -LMS et THD $^\alpha$ -LMS, pour $N=16$ , $-2\pi \leq \alpha \leq 0$ et $\rho = 0.9$ [66] .....	66
4.5	Annulateur adaptatif de bruit basé sur le pré-blanchiment de l'algorithme TDLMS proposé [66] .....	68
4.6	Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour $N = 16$ , $\rho = 0.9$ et différentes valeurs de $a_1$ [66] .....	71
4.7	Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour $N = 16$ , $\rho = 0.8$ et différentes valeurs de $a_1$ [66] .....	72
4.8	Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour $N = 16$ , $\rho = 0.7$ et différentes valeurs de $a_1$ [66] .....	73
4.9	Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour $N = 16$ , $\rho = 0.6$ et différentes valeurs de $a_1$ [66] .....	74
4.10	Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour $N = 16$ , $\rho = 0.5$ et différentes valeurs de $a_1$ [66] .....	75
4.11	Réponse impulsionnelle du chemin du bruit $\mathbf{h}$ [66] .....	81
4.12	Convergence de l'EQM du TDLMS et du PW-TDLMS avec les valeurs suggérées et optimales de $a_1$ pour les différentes transformées dans le cas d'un signal parole simulé, $N = 16$ et un bruit AR (1) coloré avec $\rho = 0.5$ [66] ....	82
4.13	Convergence de l'EQM du TDLMS et du PW-TDLMS avec les valeurs suggérées et optimales de $a_1$ pour les différentes transformées dans le cas d'un signal parole simulé, $N = 16$ et un bruit AR (1) coloré avec $\rho = 0.9$ [66] .....	83
4.14	Convergence de l'EQM des algorithmes DNLMS-NLMS et le PW-DCT-LMS proposé pour un signal parole simulé bruité par un bruit AR(1) coloré avec $\rho = 0.9$ et $N = 16$ [66] .....	84
4.15	Une portion de: (a) le signal de parole propre, (b) signal de parole bruité par un bruit <i>street</i> avec un SNR=0 dB [66] .....	86
4.16	Une portion (Après convergence) du signal de parole amélioré, dans le cas d'un bruit <i>street</i> et un SNR = 0 dB, à la sortie de : (a) Filtre adaptatif DCT-LMS, (b) Filtre adaptatif PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé [66] .....	87
4.17	EQME des algorithmes PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé et le DCT-LMS pour un signal de parole et un bruit de type <i>street</i> avec un SNR = 0 dB [66] .....	88
4.18	Bruits résiduels dans le signal à la sortie, pour un bruit de type <i>street</i> et un SNR = 0 dB, du (a) DCT-LMS, (b) PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé [66] .....	89
4.19	Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type <i>Airport</i> et différents niveaux des SNR d'entrée [66] .....	90
4.20	Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type <i>Street</i> et différents niveaux des SNR d'entrée [66] .....	91
4.21	Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type <i>Babble</i> et différents niveaux des SNR d'entrée [66] .....	92

**4.22** Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD <sup>$\pi/6$</sup> -LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type *Train* et différents niveaux des SNR d'entrée [66] ..... 93

## Liste des Tableaux

1.1 Différents types du bruit [23] .....	5
1.2 Classification des méthodes de débruitage de la parole .....	5
2.1 Nombre d'opérations requises par la THD et la THD <sup>α</sup> en utilisant l'algorithme split-radix-2/8 FHT [56] .....	36
2.2 Nombre d'opérations requises par la TFD et la TFD <sup>α</sup> en utilisant l'algorithme split-radix FFT [55] .....	36
2.3 Performance de l'EQM des différentes transformées dans le filtrage de Wiener pour quelques valeurs de $\rho$ et $N = 16$ [22] .....	40
4.1 Valeurs minimales des dispersions des valeurs propres de $S_N$ pour les différentes transformées avec $N=16$ et quelques valeurs de $\rho$ [66] .....	67
4.2 Quelques valeurs des dispersions des valeurs propres de $S_N$ achevées par les algorithmes TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour les différentes transformées, $N = 16$ , quelques valeurs de $\rho$ et $\alpha_1 \in [0.58, 0.72]$ [66] .....	77
4.3 Complexités de calcul du DCT-LMS et du PW-DHT <sup>-<math>\pi/6</math></sup> -LMS proposé [66] .....	78
4.4 Erreur quadratique moyenne excédentaire à l'état stable EQME <sub>ES</sub> , le Désajustement M et le SNR de sortie obtenus par les algorithmes DCT-LMS et PW-THD <sup>-<math>\pi/6</math></sup> -LMS proposé pour $P = 60000$ et $J = 200$ [66] .....	94

## Liste des Acronymes

<b>LMS</b>	Least Mean Square Algorithm.
<b>EQM</b>	Erreur Quadratique Moyenne.
<b>MSE</b>	Mean squared error.
<b>EQME</b>	Erreur Quadratique Moyenne Excédentaire.
<b>EQME<sub>ES</sub></b>	Erreur Quadratique Moyenne Excédentaire à l'état Stable.
<b>RSB</b>	Rapport Signal sur Bruit.
<b>SNR</b>	Signal to Noise Ratio.
<b>TFD</b>	Transformée de Fourier Discrète.
<b>THD</b>	Transformée de Hartley Discrète.
<b>DCT</b>	Transformée en Cosinus Discrète (Discrete Cosine Transform).
<b>TDLMS</b>	Algorithme LMS dans le Domaine de Transformée (Transform Domain LMS).
<b>PW-TDLMS</b>	Pre-Blanchiment de l'Algorithme TDLMS (Pre-Whitening TDLMS).
<b>NLMS</b>	Algorithme LMS Normalisé (Normalised LMS).
<b>ANC</b>	Annulation Adaptative du Bruit (Adaptive Noise Cancellation).
<b>AR</b>	Autoregressive Process.
<b>LPC</b>	Codage Prédicatif Linéaire (Linear Predictive Coding)
<b>FHT</b>	Transformée de Hartley rapide (Fast Hartley Transform)
<b>FFT</b>	Transformé de Fourier rapide (Fast Fourier Transform)

## TABLES DES MATIERES

**Remerciements**

**Liste des figures**

**Liste des tableaux**

**Liste des acronymes**

**Introduction Générale** ..... 1

### **Chapitre 1 : Etat de l'art des méthodes de débruitage de la parole**

1.1 Introduction	4
1.2 Nature et caractéristiques du bruit	4
1.3 Classification des méthodes de débruitage de la parole	5
1.4 Etat de l'art des méthodes de débruitage de la parole	6
1.4.1 Débruitage de la parole par soustraction spectrale	8
1.4.2 Débruitage de la parole par filtrage de Wiener	11
1.4.3 Débruitage de la parole par filtrage e Kalman	12
1.4.3.1 Principe de fonctionnement	13
1.4.4 Débruitage de la parole par annulation adaptative du bruit	15
1.4.4.1 Algorithme LMS	17
1.4.4.2 Algorithme NLMS	19
1.4.4.3 Algorithmes LMS et NLMS décorrélé	19
1.4.4.4 Algorithme LMS dans le domaine de transformée	21
1.5 Mesures des performances	22
1.5.1 Mesure des performances de l'algorithme PW-TDLMS	22
1.5.1.1 $EQME_{ES}$ et M	22
1.5.2 Mesures des performances de la nouvelle structure ANC	23
1.6 Conclusion	24

### **Chapitre 2 : Rappel sur les transformées discrètes classiques et paramétriques**

2.1 Introduction	25
2.2 Transformée de Fourier Discrète (TFD)	25
2.2.1 TFD directe	25
2.2.2 TFD inverse	25



2.2.3 Propriétés de la TFD .....	25
2.2.3.1 Théorème de Parseval .....	25
2.2.3.2 Convolution circulaire .....	26
2.2.3.3 Convolution linéaire .....	26
2.2.3.4 Théorème de la convolution discrète circulaire .....	26
2.2.3.5 Théorème du retard circulaire .....	27
2.3 Transformée de Hartley Discrète (THD) .....	27
2.4 Transformée en cosinus Discrète (DCT) .....	28
2.4.1 Définition .....	28
2.5 Transformées de Fourier et de Hartley paramétriques .....	29
2.5.1 Propriétés des transformées paramétriques .....	31
2.5.1.1 Linéarité .....	32
2.5.1.2 Théorème de Plancherel .....	32
2.5.1.3 Relations entre la $TFD^\alpha$ et la $THD^\alpha$ .....	32
2.5.1.4 Symétrie .....	33
2.5.2 Complexité de calcul .....	34
2.5.3 Application des transformées discrètes paramétriques au filtrage de Wiener généralisé .....	37
2.6 Conclusion .....	41

### **Chapitre 3 : Filtrage Adaptatif basé sur L'algorithme LMS**

3.1 Introduction .....	42
3.2 Intérêt du filtrage adaptatif .....	42
3.3 Principe de fonctionnement d'un filtre adaptatif .....	43
3.3.1 Surface de performance d'erreur .....	45
3.4 Utilité et applications du filtrage adaptatif .....	46
3.4.1 Identification du système .....	47
3.4.2 Amélioration du signal .....	47
3.4.2.1 Annulation adaptative de l'écho acoustique .....	48
3.4.3 Prédiction adaptative .....	48
3.4.4 Modélisation adaptative inverse .....	49

3.5 Algorithme du gradient stochastique (Least-Mean-Square LMS) .....	50
3.5.1 Dérivation de l'algorithme LMS .....	50
3.5.2 Analyse des performances de l'algorithme LMS .....	52
3.5.3 Stabilité de l'algorithme LMS .....	52
3.5.4 Erreur quadratique moyen excédentaire et désajustement .....	53
3.6 Algorithme LMS dans le domaine de transformée .....	55
3.6.1 Forme analytique .....	55
3.6.2 Analyse de la stabilité .....	57
3.6.3 Analyse de la convergence avec un processus AR du premier ordre .....	58
3.6.3.1 Dispersion des valeurs propres dans le cas de la TFD, THD et DCT .	59
3.7 Conclusion .....	60

## **Chapitre 4 : Résultats des Simulations et Comparaisons**

4.1 Introduction .....	61
4.2 Dispersion des valeurs propres dans le cas de la TFD <sup>α</sup> et la THD <sup>α</sup> .....	61
4.3 Proposition d'un nouveau pré-blanchiment du filtre adaptatif LMS dans le domaine de transformée .....	68
4.4 Complexités de calcul .....	78
4.5 Simulations et résultats .....	79
4.5.1 Test avec un signal <i>Speech-Like</i> .....	79
4.5.2 Test avec un signal de parole réel .....	80
4.6 Conclusion .....	95
<b>Conclusion Générale</b> .....	<b>96</b>
<b>Bibliographie</b> .....	<b>98</b>

# **Introduction Générale**

## INTRODUCTION GENERALE

Le signal de parole communiqué ou enregistré dans un environnement réel est généralement accompagné par le bruit. La présence du bruit dans le signal de parole réduit la qualité et l'intelligibilité de la parole d'une manière significative. Afin d'améliorer les performances dans un environnement bruité, la plupart des systèmes modernes de communication ou d'enregistrement du signal de parole disposent des modules dédiés au rehaussement de la parole ou réduction du bruit. Le débruitage de la parole est une opération cruciale pour l'amélioration de la qualité et l'intelligibilité de la voix et la réduction de la fatigue de communication dans les systèmes modernes, tels que la téléphonie mobile et les systèmes à commande vocale qui sont généralement utilisés dans des environnements bruités [1]. La plupart des bruits acoustiques audiofréquences, tels que le bruit du ventilateur de l'ordinateur et le bruit des gens et des voitures, ont un spectre basse-fréquence et par conséquent sont colorés [1,2]. Ces bruits altèrent souvent le signal parole, qui est aussi coloré. Par conséquent, il est important de considérer les bruits colorés dans la conception des techniques de débruitage de la parole.

Généralement, on distingue deux grandes catégories de méthodes de débruitage de la parole. Une opère dans le domaine temporel et l'autre dans le domaine fréquentiel. Il est à noter que les méthodes temporelles exigent un coût de calcul prohibitif, par contre les méthodes fréquentielles consomment moins d'opérations et sont plus adaptées aux calculs en temps réel. Ceci est dû principalement au fait que les méthodes fréquentielles utilisent des transformées discrètes possédant des algorithmes de calcul rapide et efficace. Les méthodes fréquentielles les plus utilisées sont la soustraction spectrale et ses variantes et le filtrage de Wiener. Quoique que ces méthodes sont avérées satisfaisantes pour plusieurs applications, la réduction de la complexité de leurs implémentations reste encore un problème du grand challenge surtout pour les portables et les systèmes de communication mobile. Elles présentent aussi l'inconvénient de l'amélioration de la qualité de la parole au détriment de l'intelligibilité. Par exemple, les méthodes de soustraction spectrale introduisent le bruit musical (artéfacts) gênant qui doit être supprimé ou réduit. Les performances de ces méthodes qui rentrent dans la catégorie des approches mono-capteur dépendent fortement des caractéristiques du bruit et deviennent satisfaisantes seulement dans le cas où le bruit de l'observation est considéré stationnaire [3, 4]. Cependant, les propriétés du bruit varient dans le temps dans la majorité des applications de la vie réelle, telles que les communications téléphoniques depuis les voitures, les usines et les cafétérias [3].

Afin d'avoir de bonnes performances même dans ces conditions, les méthodes adaptatives d'annulation du bruit (annulateurs adaptatifs du bruit, en anglais Adaptive Noise Cancelers (ANC)) à deux-capteurs sont couramment utilisées [3-7]. Ces méthodes sont généralement basées sur l'algorithme du gradient stochastique (en anglais Least Mean Square (LMS)) et leurs performances dépendent directement des performances de l'algorithme LMS. Ce dernier est le plus souvent préféré pour sa simplicité et sa robustesse [8]. Cependant, il a une convergence lente dans le cas des signaux d'entrée fortement corrélés (colorés) [9,10]. Ceci est dû au fait que la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée présente une large dispersion des valeurs propres.

Pour remédier à ce problème par la réduction de la dispersion des valeurs propres, un blanchiment (ou décorrélation adaptative) a été proposé pour l'algorithme LMS dans le domaine temporel [11-13]. Dans [11], les auteurs ont proposé une décorrélation conjointe des deux signaux d'entrée et d'erreur. La décorrélation est achevée dans le domaine temporel en utilisant un filtre adaptatif de décorrélation basé sur le concept de la prédiction. La structure résultante du filtre LMS normalisé (NLMS) et décorrélé a l'avantage d'améliorer la vitesse de convergence et l'état stable de l'erreur quadratique moyenne (EQM) comparativement aux algorithmes LMS et NLMS conventionnels. La décorrélation du signal d'entrée peut aussi être achevée par une transformation orthogonale de ce dernier suivie par une normalisation par la puissance [14]. Ces deux opérations ont conduit à une nouvelle configuration appelée filtre adaptatif LMS dans le domaine de transformée (en anglais Transform Domain LMS (TDLMS) adaptive filter), qui dépasse le filtre LMS dans le domaine temporel en termes de vitesse de convergence et de l'état stable de l'erreur quadratique moyenne (EQM) [15-17]. Les transformées orthogonales telles que la transformée de Fourier discrète (TFD), la transformée de Hartley discrète (THD) et la transformée en cosinus discrète (en anglais, discret cosine transforme (DCT)) ont été utilisées dans le TDLMS [14]. Les filtres adaptatifs résultants ont été nommés par : TFD-LMS, THD-LMS et DCT-LMS [18]. La vitesse de convergence de ces filtres dépend de la transformée utilisée [15,18,19]. Généralement, le filtre DCT-LMS présente une performance de convergence meilleure que celles des filtres TFD-LMS et THD-LMS [18]. Ceci est dû principalement au fait que la DCT est sous optimale en terme de décorrélation [20,21]. Par conséquent, il est hautement souhaitable d'utiliser dans les filtres adaptatifs TDLMS des transformées ayant une meilleure décorrélation. Cependant, les transformées existantes sont fixes et par conséquent, il est impossible d'augmenter leur capacité de décorrélation.

Par conséquent, nous proposons, dans cette thèse, un nouveau pré-blanchiment de l'algorithme TDLMS appelé en anglais Pre-whitening TDLMS (PW-TDLMS) [66]. Nous exploitons cet algorithme PW-TDLMS pour développer une nouvelle structure à deux entrées pour le débruitage adaptatif de la parole [66]. Notre principale contribution consiste à introduire un pré-blanchiment en utilisant un filtre de décorrélation simple du premier ordre avant l'application de la transformée pour renforcer sa décorrélation. L'algorithme que nous proposons a l'avantage d'être utilisé avec n'importe quelle transformée même avec une faible décorrélation. Cet avantage peut être exploité pour considérer des transformées ayant des complexités de calcul et structurel plus faibles que celles des transformées classiques. De ce fait, nous examinons l'utilisation des autres transformées, à savoir les transformées de Fourier et de Hartley paramétriques. Dans notre méthodologie, l'analyse est accomplie par l'étude des dispersions des valeurs propres obtenues pour une transformée paramétrique donnée. Ceci, nous permet de trouver la valeur du paramètre correspondant à la dispersion minimale des valeurs propres. La valeur obtenue du paramètre permet un meilleur comportement de convergence de l'erreur quadratique moyenne (EQM). Par ailleurs, cette méthodologie suggère de nouvelles transformées intéressantes pour l'algorithme proposé. Les performances de la structure de débruitage adaptatif de la parole proposée sont évaluées comparativement à celles de la structure basée sur l'algorithme conventionnel pour différentes transformées. Enfin, il est à noter que cette comparaison est effectuée en termes de la complexité de calcul, vitesse de convergence de l'EQM, niveau de l'état stable atteint par l'EQM, le bruit résiduel dans le signal amélioré, l'EQM excédentaire à l'état stable, le désajustement et le rapport signal sur bruit (en anglais, signal to noise ratio SNR) de sortie.

Cette thèse est structurée de la façon suivante : Chapitre 1 donne un état de l'art des méthodes de débruitage de la parole, notamment les méthodes mono-capteur opérant dans le domaine fréquentiel et les méthodes à deux capteurs. Chapitre 2 présente une revue sur les transformées de Fourier et de Hartley discrètes et paramétriques proposées par Bouguezal *et al.* [22] ainsi que la TFD, la THD et la DCT classiques. Dans le chapitre 3, nous présentons en détail le principe du filtrage adaptatif et l'analyse de l'algorithme LMS et de l'algorithme TDLMS pour un processus de Markov 1. Chapitre 4 est consacré au développement d'un nouvel algorithme PW-TDLMS et une nouvelle structure de débruitage adaptatif du signal parole. Il présente aussi les résultats de simulation, les comparaisons et les discussions. La thèse est terminée par une conclusion générale.

# **CHAPITRE I**

Etat de l'Art des Méthodes de  
Débruitage de la Parole.

## **1.1. Introduction**

Les communications vocales dans des milieux bruités sont souvent accompagnées de bruit qui dégrade leur qualité et leur intelligibilité. Le débruitage de la parole est une opération cruciale qui permet l'amélioration des communications téléphoniques et des services de commande vocale dans de tels milieux, en minimisant les effets spectraux du bruit sur le signal de parole utile. Les méthodes de débruitage de la parole opérant dans le domaine temporel exigent une complexité de calcul abusive. Tandis que, les méthodes fréquentielles de débruitage qui sont basées dans leur fonctionnement sur des transformées discrètes disposant d'algorithmes de calcul rapide, sont plus adéquates pour les systèmes fonctionnant en temps réel. Cela est dû au fait que ces méthodes sont plus simples en matière de complexité de calcul que les méthodes temporelles.

La plupart de ces méthodes disposent d'une seule entrée, et elles sont donc classées dans la catégorie des méthodes mono-capteurs. Leurs performances sont limitées car elles supposent que le bruit est stationnaire et blanc. Elles sont basées sur des connaissances à priori sur le signal de parole et le signal de bruit.

La méthode de l'annulation adaptative de bruit à deux capteurs basée sur l'algorithme LMS est plus adéquate pour le cas non stationnaire, et elle ne nécessite aucune connaissance à priori sur le signal de bruit.

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art des méthodes de débruitage de la parole ainsi que leur principe de fonctionnement. Nous donnons aussi les critères utilisés pour mesurer les performances des algorithmes adaptatifs ainsi que ceux utilisés pour mesurer les performances de réduction de bruit de la structure de débruitage de la parole par annulation adaptative de bruit.

## **1.2. Nature et caractéristiques du bruit**

Le bruit a une nature aléatoire et possède certaines caractéristiques statistiques, spectrales ou spatiales [23]. Le bruit peut être de type acoustique ou électrique. Le bruit acoustique provient généralement du milieu ambiant où la communication est effectuée, comme le cas des bruits provenant des gens ou des voitures. Le bruit électrique provient fréquemment des systèmes électroniques qui sont utilisés pour le traitement, la transmission ou l'enregistrement du signal parole. Le tableau 1.1 montre les différents types du bruit.



**Tableau 1.1.** Différents types du bruit [23].

Type	Propriété
Continu/Impulsif/Périodique	Structure
Additif/Multiplicatif/Convolutif	Interaction
Stationnaire/Non-stationnaire	Temporel
Etroit/Large	Bande de fréquence
Corrélé/Décorrélé	Dépendance
Dépendant/Indépendant	Statistique
Cohérent/Incohérent	Spatiale

### 1.3. Classification des méthodes de débruitage de la parole

Les méthodes de débruitage de la parole peuvent être classées de plusieurs façons comme est montrée dans le tableau suivant.

**Tableau 1.2.** Classification des méthodes de débruitage de la parole.

Type de l'algorithme	Adaptatif / Non Adaptatif
Nombres des canaux d'entrées (nombre de capteurs)	Un / Deux / Multiples
Domain du traitement	Temporel / Fréquentiel

Pratiquement, les systèmes de débruitage de la parole sont basés sur certaines hypothèses et contraintes qui dépendent pratiquement de l'application et de l'environnement. Les performances des méthodes de débruitage de la parole sont limitées par les facteurs suivants [24]:

- Limitation dans le nombre de sources de bruit disponibles.
- Différentes utilisations d'une information à priori sur le signal utile et /ou le bruit corrupteur.

- Limitation dans les variations temporelles (non-stationnaires) autorisées pour le signal corrompu.
- Les limitations basées sur le modèle comme la restriction de l'algorithme au bruit non corrélé.

#### **1.4. Etat de l'art des méthodes de débruitage de la parole**

La soustraction spectrale est parmi les méthodes de débruitage de la parole les plus anciennes. Elle est introduite par Boll en 1979 [25], le débruitage de la parole est réalisé par la soustraction du spectre du bruit stationnaire de celui de la parole bruitée. Cette méthode est efficace du point de vue complexité de calcul. Son inconvénient majeur est que le spectre du signal amélioré n'a pas été dérivé d'une façon optimale. Cette méthode introduit un bruit musical qui peut être dans certains cas plus gênant que les distorsions causées par le bruit interférant. Des modifications ont été apportées à cette méthode afin d'améliorer ses performances. Virag [26] a présenté une généralisation de la soustraction spectrale, qui est faite par le mixage des algorithmes de Boll [25] et de Bertouli [27] avec la généralisation de Lim [28]. Cette généralisation a pour intérêt de trouver un compromis entre la réduction du bruit et la distorsion du signal amélioré. Les méthodes de soustraction spectrale sont de performances limitées car elles supposent que le bruit est blanc et stationnaire. Plusieurs méthodes de débruitage de la parole ont été reportées dans la littérature [28], la méthode de filtrage de Wiener stationnaire a été une méthode de débruitage de la parole très importante, son inconvénient est qu'elle présente des performances limitées, ce qui est dû à la non stationnarité du signal parole. Paliwal [29] a proposé une méthode de filtrage de Wiener non stationnaire pour le débruitage de la parole, cette méthode est optimale pour un segment donné de parole au sens du moins erreur carré (en anglais, least square error sens), mais elle n'utilise pas la connaissance sur le processus de production de la parole. Le filtrage de Kalman pour le débruitage de la parole a été introduit en 1987 par Paliwal *et al* [30], c'est une méthode qui permet la non stationnarité de la parole et en même temps exploite le modèle de production de la parole. Cette méthode est complexe car elle suppose un modèle temporel de l'évolution du signal à estimer. L'implémentation du filtre de Wiener dans le domaine fréquentiel [28] est faite par l'estimation du rapport de la puissance spectrale de la parole propre à celle de la parole bruitée, ce rapport est appelé SNR à priori. Cette méthode permet une atténuation spectrale variable commode pour le cas des bruits colorés. Le problème avec cette approche est

l'estimation du spectre du bruit à chaque trame, qui est limitée par les performances de la technique de la détection de l'activité vocale (en anglais, voice activity detector (VAD)). Ces méthodes peuvent être classées dans la catégorie des approches mono-capteurs et leurs caractéristiques dépendent de celles du bruit. Généralement, elles présentent de bonnes performances lorsqu'elles sont employées avec des bruits stationnaires.

Sambur [31] a proposé une méthode de débruitage de la parole par annulation adaptative du bruit basée sur l'algorithme LMS. Cette méthode ne nécessite aucune connaissance a priori sur les caractéristiques du bruit. Elle rentre dans la catégorie des méthodes multi-capteurs et elle est adéquate pour le cas des bruits non-stationnaires. Les performances de cette méthode dépendent de celles de l'algorithme utilisé pour l'adaptation des coefficients du filtre. L'algorithme LMS est le plus utilisé pour sa simplicité et sa robustesse [8]. L'inconvénient majeur de cet algorithme est qu'il souffre d'une lente convergence lorsqu'il est employé avec des signaux corrélés (colorés) [9, 10]. Ces derniers sont caractérisés par une matrice d'autocorrélation qui présente une large dispersion des valeurs propres. Les auteurs dans [11-13] ont proposé un blanchiment ou décorrélation adaptative du signal d'entrée afin de réduire la dispersion des valeurs propres de sa matrice d'autocorrélation, et par conséquent, d'améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme LMS. Cette décorrélation est achevée dans le domaine temporel par l'utilisation des filtres adaptatifs de décorrélation basés sur le concept de prédiction. La structure du filtre NLMS décorrélé a permis d'améliorer la vitesse de convergence et l'état stable atteint par l'EQM comparativement aux algorithmes LMS et NLMS conventionnels. La décorrélation du signal d'entrée peut être effectuée en le transformant par une transformée orthogonale suivie par une normalisation du signal transformé par sa puissance [14]. La dispersion des valeurs propres de la matrice d'autocorrélation du signal ainsi obtenu, sera réduite par rapport à celle du signal corrélé. La structure résultante est appelée filtre adaptatif LMS dans le domaine de transformée (TDLMS). Ce dernier dépasse le filtre LMS opérant dans le domaine temporel en termes de la vitesse de convergence et de l'état stable atteint par l'EQM [15-17]. Les performances du filtre TDLMS dépendent de la transformée utilisée, la TFD, la THD et la DCT sont les plus utilisées [14, 15, 18, 19]. Les performances du filtre TDLMS basé sur la DCT sont généralement meilleures comparativement à celles des filtres basés sur la TFD et la THD [18]. Cela est dû principalement au fait que la DCT est la meilleure en terme de décorrélation [20, 21].

### 1.4.1. Débruitage de la parole par soustraction spectrale

La soustraction spectrale [1, 32, 33] est parmi les méthodes de débruitage de la parole les plus anciennes, qui a été présentée en 1979 par Boll [25]. Le débruitage de la parole est réalisé par la soustraction du spectre du bruit stationnaire de celui de la parole bruitée. Le bruit est supposé additif, par conséquent, le signal de parole bruité  $d_k$  à l'entrée du système de débruitage est exprimée dans le domaine fréquentiel comme

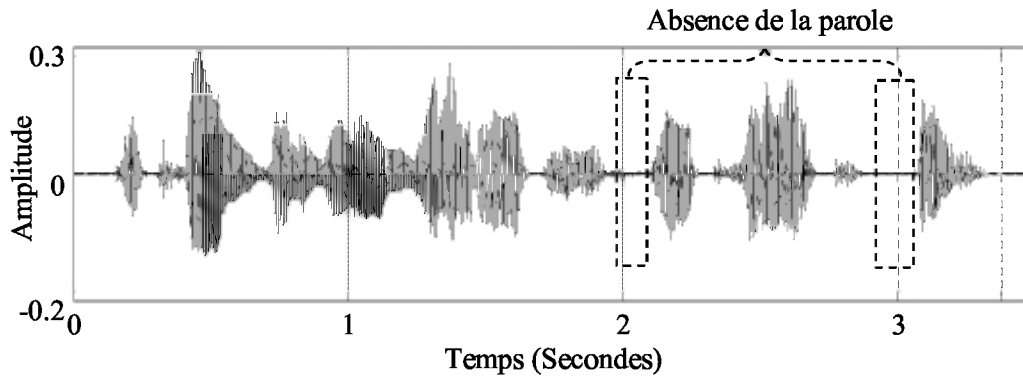
$$D(f) = S(f) + N(f) \quad (1.1)$$

où  $D(f)$ ,  $S(f)$  et  $N(f)$  sont les spectres obtenus par l'application de la TFD sur  $d_k$ ,  $s_k$  et  $n_k$ , respectivement.  $D(f)$  et  $N(f)$  peuvent être exprimés sous forme polaire comme suit

$$D(f) = |D(f)|e^{j\varphi_d(f)} \quad (1.2)$$

$$N(f) = |N(f)|e^{j\varphi_n(f)} \quad (1.3)$$

où  $|D(f)|$  et  $|N(f)|$  sont les spectres d'amplitude du signal de parole bruité et du bruit additif, respectivement, et  $\varphi_d(f)$  et  $\varphi_n(f)$  sont leurs phases.



**Figure 1.1.** Signal de parole contaminé par le bruit.

Le spectre d'amplitude  $|N(f)|$  du bruit additif est estimé par le calcul de sa valeur moyenne pendant l'absence de la parole bruitée comme est montré dans la figure 1.1. La phase  $\varphi_n(f)$  est remplacée par la phase de la parole bruitée  $\varphi_d(f)$ , car la phase n'affecte pas l'intelligibilité de la parole, mais peut affecter sa qualité dans un certain sens [34]. Le spectre estimé du signal original est donné par

$$\hat{S}(f) = [|D(f)| - |\hat{N}(f)|]e^{j\varphi_d(f)} \quad (1.4)$$

où  $|\hat{N}(f)|$  est l'estimation du spectre d'amplitude du bruit. Le signal de parole estimé  $\hat{s}(k)$  est obtenu par le calcul de la transformée de fourrier inverse de  $\hat{S}(f)$ . Le calcul du spectre d'amplitude  $|\hat{S}(f)|$  doit être fait avec prudence pour assurer que sa valeur ne soit pas négative. Pour cela, une rectification à demi-onde peut être appliquée sur la différence des spectres comme suit

$$|\hat{S}(f)| = \begin{cases} |D(f)| - |\hat{N}(f)| & \text{si } |D(f)| > |\hat{N}(f)| \\ 0 & \text{ailleurs} \end{cases} \quad (1.5)$$

Le spectre de puissance à court terme de la parole bruitée peut être obtenu en multipliant  $D(f)$  dans l'équation (1.1) par son conjugué  $D^*(f)$ , ce qui donne

$$\begin{aligned} |D(f)|^2 &= |S(f)|^2 + |N(f)|^2 + S(f) \cdot N^*(f) + S^*(f) \cdot N(f) \\ &= |S(f)|^2 + |N(f)|^2 + 2\text{Re}\{S(f) \cdot N^*(f)\} \end{aligned} \quad (1.6)$$

Les termes  $|N(f)|^2$ ,  $S(f) \cdot N^*(f)$  et  $S^*(f) \cdot N(f)$  sont approximés par le calcul de leurs espérances  $E\{|N(f)|^2\}$ ,  $E\{S(f) \cdot N^*(f)\}$  et  $E\{S^*(f) \cdot N(f)\}$ , respectivement, où  $E\{\cdot\}$  désigne l'opérateur de l'espérance mathématique. Si nous supposons que  $n_k$  a une valeur moyenne nulle et incorréllé avec le signal propre  $s_k$ , alors  $E\{S(f) \cdot N^*(f)\} = 0$  et  $E\{N^*(f) \cdot S(f)\} = 0$ . Le spectre de puissance de la parole propre peut être estimé comme

$$|\hat{S}(f)|^2 = |D(f)|^2 - |\hat{N}(f)|^2 \quad (1.7)$$

Le spectre de puissance  $|\hat{S}(f)|^2$  estimé dans l'équation (1.7) n'est pas garanti d'être positif. Alors, le processus de rectification à demi-onde donné par l'équation (1.5) peut être appliqué. Le signal amélioré  $\hat{s}_k$  est obtenu par le calcul de la transformée de Fourier inverse de la racine carrée de  $|\hat{S}(f)|^2$  en utilisant la phase du signal de parole bruité  $d_k$ . L'équation (1.7) peut être écrite sous la forme

$$|\hat{S}(f)|^2 = H^2(f)|D(f)|^2 \quad (1.8)$$

où

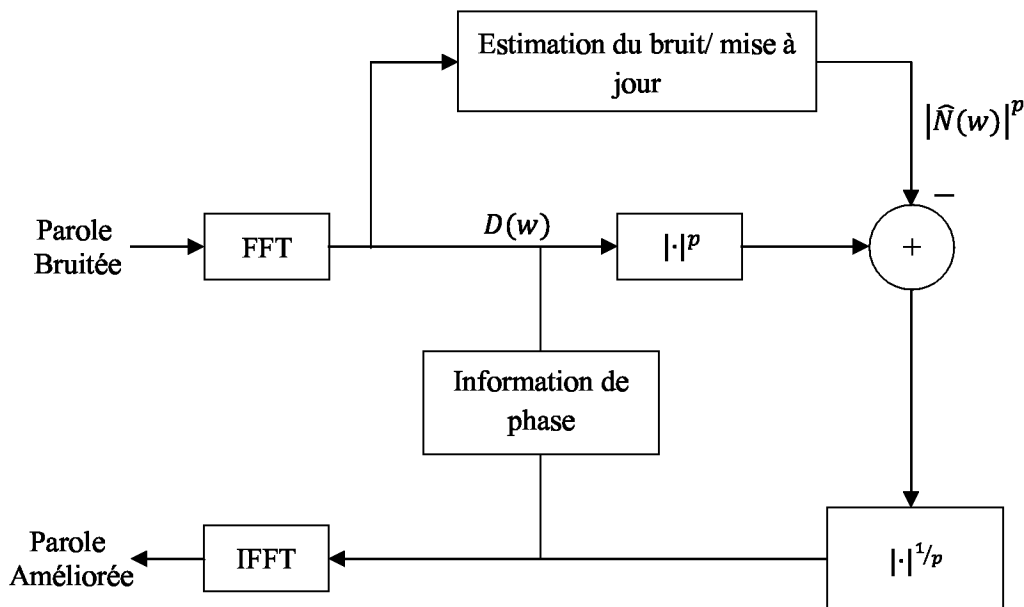
$$H(f) = \sqrt{1 - |\hat{N}(f)|^2 / |D(f)|^2} \quad (1.9)$$

$H(f)$  est connue comme la fonction du gain ou la fonction de suppression. Dans la théorie des systèmes linéaires, elle est connue comme la fonction de transfert. Cette fonction est réelle et positive et prend des valeurs dans l'intervalle  $[0,1]$ . Les valeurs dans cette intervalle, représentent la quantité de la suppression ou l'atténuation qui doit être appliquée au spectre de puissance du signal de parole bruitée  $d_k$ .

L'algorithme de la soustraction spectrale peut être présenté sous une forme plus générale comme

$$|\hat{S}(f)|^p = |D(f)|^p - |\hat{N}(f)|^p \quad (1.10)$$

où  $p$  est l'exposant de puissance. Si  $p = 1$ , alors l'équation (1.10) correspondra à l'algorithme de la soustraction spectrale d'amplitude originale [25]. Si  $p = 2$ , alors l'équation (1.10) correspondra à l'algorithme de la soustraction spectrale de puissance. La forme générale de l'algorithme de la soustraction spectrale est montrée dans la figure 1.2.



**Figure 1.2.** Schéma synoptique d'un système de débruitage de la parole par soustraction spectrale [32].

La soustraction spectral est efficace du point de vue complexité de calcul, elle est caractérisé par un simple mécanisme de contrôle du compromis entre la distorsion du signal de parole amélioré et le bruit résiduelle dans ce dernier. L'inconvénient majeur de cette technique est qu'elle introduise dans le signal amélioré un bruit musical gênant.

### 1.4.2. Débruitage de la parole par filtrage de Wiener

La théorie du filtrage de Wiener forme le fondement des systèmes du débruitage de la parole. La sortie d'un filtre de Wiener est donnée par [1, 32]

$$\hat{s}_k = \sum_{i=0}^{N-1} w(i)d_{k-i} \quad (1.11)$$

Le signal bruité est donnée par

$$d_k = s_k + n_k \quad (1.12)$$

où  $n_k$  est le signal de bruit et  $s_k$  est le signal original. Le vecteur  $\mathbf{w}$  du filtre dont les coefficients sont  $w(i)$  est destiné au débruitage de la parole bruitée d'entrée  $d_k$ , et  $\hat{s}_k$  est l'estimation de la parole propre  $s_k$ .

Les coefficients du filtre de Wiener  $\mathbf{w} = [w(0), w(1), \dots, w(N-1)]^T$  sont obtenus par la résolution de l'équation de Wiener-Hopf donnée par

$$\mathbf{w} = \mathbf{R}_d^{-1} \mathbf{p}_{sd} \quad (1.13)$$

où  $\mathbf{R}_d^{-1}$  est l'inverse de la matrice de l'autocorrélation du signal de parole bruitée  $d_k$ , et  $\mathbf{p}_{sd}$  est le vecteur de l'intercorrélacion entre le signal de parole propre  $s_k$  et la parole bruitée  $d_k$ .

Pour des signaux de parole et de bruit non corrélés, l'équation (1.13) peut être écrite comme

$$\mathbf{w} = [\mathbf{R}_s + \mathbf{R}_n]^{-1} \mathbf{p}_{sd} \quad (1.14)$$

où  $\mathbf{R}_s$  et  $\mathbf{R}_n$  sont les matrices de l'autocorrélation de la parole et du bruit, respectivement. Dans le domaine fréquentiel et pour un bruit additif non corrélé avec la parole, l'équation du filtre de Wiener a été dérivée comme

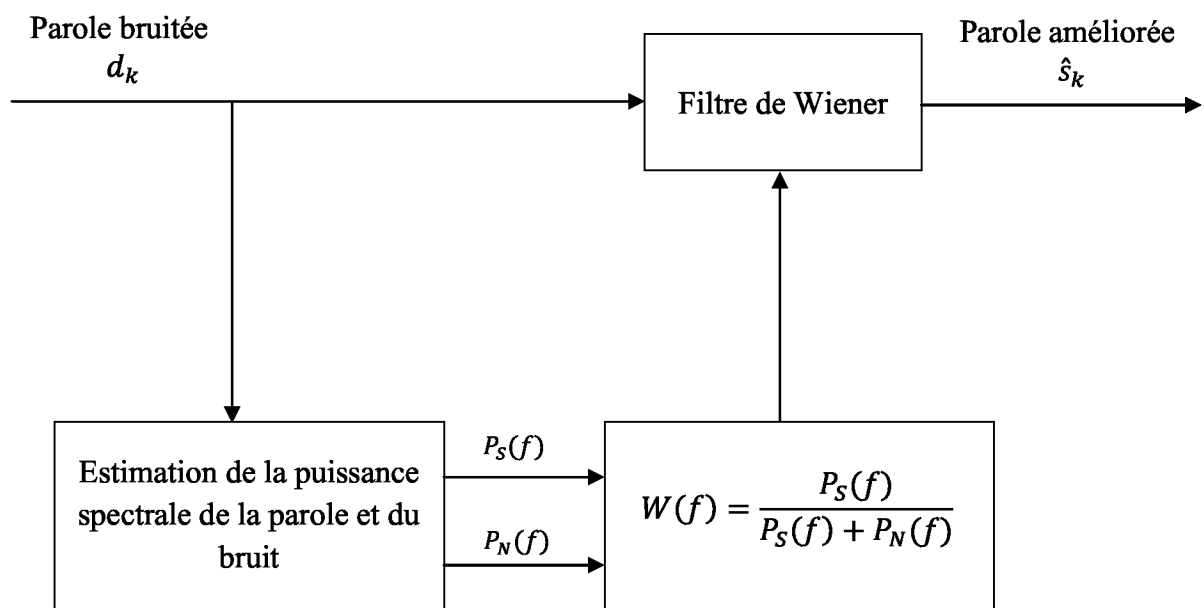
$$W(f) = P_S(f) / (P_S(f) + P_N(f)) \quad (1.15)$$

où  $W(f)$  est la réponse fréquentielle du filtre de Wiener,  $P_S(f)$  et  $P_N(f)$  sont les spectres de puissance de la parole et du bruit, respectivement, et  $f$  est une variable fréquentielle. La figure 1.3 montre le schéma synoptique de l'implémentation du filtre de Wiener dans le domaine fréquentiel.

Par la division du numérateur et du dénominateur de l'équation (1.15) par  $P_N(f)$ , le filtre de Wiener peut être exprimé en terme du rapport du signal sur bruit comme

$$W(f) = \frac{SNR(f)}{SNR(f) + 1} \quad (1.16)$$

Cette équation révèle un aspect important du fonctionnement général du système de réduction du bruit du signal d'entrée. Les méthodes de suppression de bruit utilisent efficacement une fonction des estimations des rapports signal sur bruit pour modifier les amplitudes spectrales du signal bruité.



**Figure 1.3.** Schéma synoptique de l'implémentation d'un filtre de Wiener dans le domaine fréquentiel pour le débruitage de la parole [1].

Le filtrage de Wiener est caractérisé par une complexité de calcul réduite, son inconvénient est qu'il ne possède pas un mécanisme pour le contrôle du compromis entre la distorsion du signal de parole amélioré et le bruit résiduel dans ce dernier.

### 1.4.3. Débruitage de la parole par filtrage de Kalman

Le filtrage de Kalman a été présenté par son auteur en 1960. Il est considéré comme l'extension du filtre de Wiener pour le cas des signaux aléatoires non stationnaires [35, 36]. Le filtrage de Kalman a été introduit pour la première fois dans l'amélioration de la parole par Paliwal *et al* [30], il permet d'assurer une réduction significative du bruit lorsque les



coefficients (LPC) estimés à partir d'un signal parole propre sont disponibles. Le filtrage de Kalman permet l'estimation conjointe du spectre d'amplitude et de phase de la parole, sous hypothèse de non-stationnarité. Le filtrage de Kalman permet une inclusion explicite des équations à temps variable des processus de la parole et du bruit, et peut être implémenté pour le débruitage de la parole dans le domaine temporel ou dans le domaine fréquentiel [1].

### 1.4.3.1. Principe de fonctionnement

Le filtre de Kalman est un estimateur récursif, où l'estimation de l'état courant est basée sur la connaissance de l'estimation de l'état précédent et les mesures actuelles. L'état du filtre est indiqué par l'estimation de l'état à l'instant  $k$ ,  $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$  et la matrice de covariance de l'erreur  $\mathbf{P}_{k|k-1}$  qu'est une mesure de la précision de l'état estimé. Le filtrage de Kalman passe par deux phases. La première phase est appelée phase de prédiction, qui permet de produire une estimation de l'état actuel en utilisant l'état estimé à l'instant précédent. L'équation d'état du vecteur de prédiction est donnée par [1]

$$\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} = \mathbf{A}_{k-1}\hat{\mathbf{z}}_{k-1} \quad (1.17)$$

Le vecteur d'état est composé du vecteur de la parole et du bruit. La matrice de covariance de l'erreur de prédiction est donnée par [1]

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{A}_{k-1}^T + \mathbf{G}\mathbf{V}_{k-1}\mathbf{G} \quad (1.18)$$

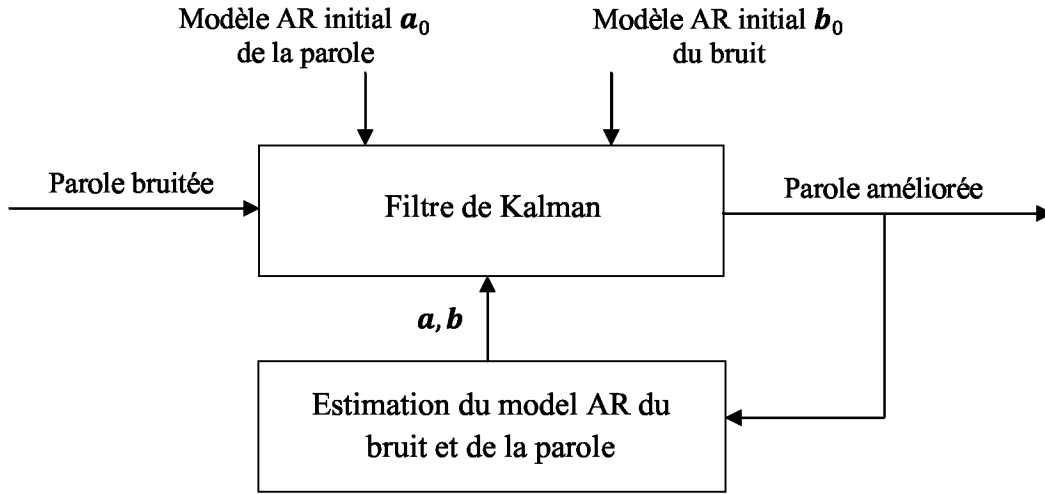
La deuxième phase est celle de la mise à jour, dont le but est d'obtenir une estimation plus précise en utilisant les observations de l'instant actuel pour corriger l'état prédit. Elle est définie par [1]

$$\hat{\mathbf{z}}_k = \hat{\mathbf{z}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k[\mathbf{y}_k - \mathbf{h}^T\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}] \quad (1.19)$$

Le terme  $\mathbf{y}_k - \mathbf{h}^T\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$  représente le signal de l'innovation qui est une matrice des parties imprédictibles du signal et du bruit. C'est un terme correctif ajouté pour corriger l'estimation à priori  $\hat{\mathbf{z}}_{k|k-1}$ . La matrice de covariance de l'estimation de l'erreur est donnée par [1]

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{h}^T)\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (1.20)$$

La figure 1.4 donne une vue générale sur le débruitage de la parole basé sur le filtre de Kalman.



**Figure. 1.4.** Schéma synoptique d'un système de débruitage de la parole basé sur le filtre de Kalman [1].

Le signal de parole  $s_k$  et le bruit  $n_k$  sont modélisés par des processus autorégressifs, comme

$$s_k = \sum_{m=1}^P a_m s_{k-m} + e_k \quad (1.21)$$

$$n_k = \sum_{m=1}^q b_m n_{k-m} + v_k \quad (1.22)$$

où  $a_m$  et  $b_m$  sont les coefficients du model autorégressif de la parole et du bruit, respectivement. Les modèles AR de la parole et du bruit  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_p]$  et  $\mathbf{b} = [b_1, b_2, \dots, b_p]$  sont obtenus par l'application de l'algorithme estimate-maximize, qui donne effectivement l'équation normale de Yule-Walker suivante

$$\hat{\mathbf{a}} = \mathbf{R}_{\hat{s}\hat{s}}^{-1} \mathbf{r}_{\hat{s}\hat{s}} \quad (1.23)$$

$$\hat{\mathbf{b}} = \mathbf{R}_{\hat{n}\hat{n}}^{-1} \mathbf{r}_{\hat{n}\hat{n}} \quad (1.24)$$

où les matrices de l'autocorrélation de la parole et du bruit sont obtenues comme

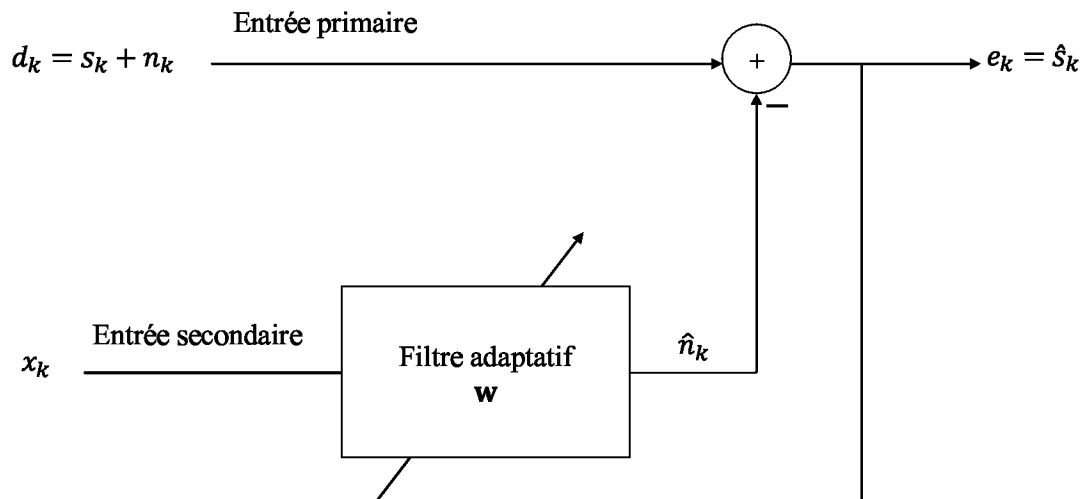
$$\mathbf{R}_{\hat{s}\hat{s}} = E \left\{ [\hat{s}_k, \dots, \hat{s}_{k-p}]^T [\hat{s}_k, \dots, \hat{s}_{k-p}] \right\} \quad (1.25)$$

$$\mathbf{R}_{\hat{n}\hat{n}} = E \left\{ [\hat{n}_k, \dots, \hat{n}_{k-q}]^T [\hat{n}_k, \dots, \hat{n}_{k-q}] \right\} \quad (1.26)$$

Cette technique est rarement utilisée pour la restauration du son. D'une part, cette technique est complexe car elle suppose un modèle temporel de l'évolution du signal à estimer ; d'autre part, le filtre de Kalman est identique à celui de Wiener dans le cas stationnaire, ce qui correspond, dans la plus part des cas, aux bruits de fond d'enregistrement [37].

#### 1.4.4. Débruitage de la parole par annulation adaptatif du bruit

L'annulation adaptative du bruit est une méthode de débruitage largement utilisée dans différentes applications du traitement du signal, tels que le débruitage de la parole, les induits dans les lignes de transmission téléphonique et la théorie des antennes [38-41]. Elle est basée dans son fonctionnement sur des algorithmes adaptatifs.



**Figure 1.5.** Schéma synoptique d'un annulateur adaptatif de bruit [42].

La figure 1.5 montre le schéma synoptique d'un système d'annulation adaptative de bruit qui est constitué de deux entrées. Une entrée primaire permettant de recevoir le signal contaminé par le bruit et une entrée secondaire reliée à un capteur placé dans le champ de bruit où le signal utile est absent ou son intensité est faible. Cette entrée secondaire permet

de recevoir le bruit qui est supposé décorrélié avec le signal utile et corrélé dans un certain sens inconnu avec le bruit dans l'entrée primaire.

Le bruit dans l'entrée secondaire  $x_k$  est filtré par le biais d'un filtre adaptatif pour générer une estimation  $\hat{n}_k$  du bruit additif  $n_k$  dans le signal bruité  $d_k$ . Le filtre adaptatif utilisé est un filtre RIF basé sur l'algorithme du gradient stochastique LMS. Le bruit estimé  $\hat{n}_k$  est donné par

$$\hat{n}_k = \sum_{i=0}^{N-1} w(i)x_{k-i} \quad (1.27)$$

Cette estimation est par la suite supprimée du signal bruité, ce qui donne à la sortie de l'annulateur adaptatif de bruit une estimation  $\hat{s}_k$  du signal propre  $s_k$  [42].

$$\hat{s}_k = d_k - \hat{n}_k \quad (1.28)$$

Le filtre adaptatif est contrôlé par le signal de sortie  $\hat{s}_k$ , et l'ajustement du filtre est fait de façon à ce que l'énergie de  $\hat{s}_k$  sera la plus faible possible, et par conséquent,  $\hat{s}_k$  sera la meilleure estimation du signal propre  $s_k$ . Cela est prouvé dans [31] en calculant l'énergie de  $\hat{s}_k$  de la façon suivante

$$\begin{aligned} \hat{s}_k &= d_k - \hat{n}_k \\ &= s_k + n_k - \hat{n}_k \\ &= s_k + (n_k - \hat{n}_k) \end{aligned} \quad (1.29)$$

$$E\{\hat{s}_k^2\} = E\{s_k^2 + (n_k - \hat{n}_k)^2 + 2s_k(n_k - \hat{n}_k)\} \quad (1.30)$$

Comme les échantillons du bruit et ceux du signal propre sont supposés décorréliés, d'où  $E\{2s_k(n_k - \hat{n}_k)\} = 0$ , et par conséquent, l'équation (1.30) devient

$$E\{\hat{s}_k^2\} = E\{s_k^2 + (n_k - \hat{n}_k)^2\} \quad (1.31)$$

Puisque l'énergie du signal propre  $E\{s_k^2\}$  est de quantité fixe pour une observation donnée, la minimisation de l'énergie de sortie revient à

$$\min(E\{\hat{s}_k^2\}) = E\{s_k^2\} + \min(E\{(n_k - \hat{n}_k)^2\}) \quad (1.32)$$

Ainsi, lorsque le filtre adaptatif est ajusté de façon à ce que  $E\{\hat{s}_k^2\}$  soit minimisé,  $E\{(n_k - \hat{n}_k)^2\}$  est par conséquent minimisé, dans ce cas, la sortie du filtre  $\hat{n}_k$  sera la meilleure estimation du bruit primaire  $n_k$  au sens des moindres carrés. Cependant, lorsque  $E\{(n_k - \hat{n}_k)^2\}$  est minimisé,  $E\{(s_k - \hat{s}_k)^2\}$  est toujours minimisé puisque

$$s_k - \hat{s}_k = n_k - \hat{n}_k \quad (1.33)$$

Aussi,  $\hat{s}_k$  est la meilleure estimation de  $s_k$  au sens des moindres carrés.

Dans la figure 1.5, le filtre adaptatif est basé sur l'algorithme du gradient stochastique LMS qui est considéré comme un algorithme simple robuste et numériquement efficace.

Cette méthode de débruitage de la parole est beaucoup plus performante que les méthodes mono-capteurs, et ceci est essentiellement dû au fait que cette méthode ne nécessite aucune connaissance antérieure sur le signal de parole ou le bruit. Cependant, la corrélation entre le bruit dans le signal de parole bruitée et le bruit dans l'entrée secondaire est nécessaire pour l'adaptation de l'algorithme du gradient stochastique LMS [7].

L'algorithme LMS opérant dans le domaine temporel est connu par sa simplicité et sa robustesse. Malgré les avantages qu'il présente, l'algorithme LMS souffre d'une lente convergence lorsqu'il est employé avec des signaux corrélés (colorés). Ce problème est dû au fait que la matrice de l'autocorrélation du signal d'entrée présente une large dispersion des valeurs propres.

#### 1.4.4.1. Algorithme LMS

L'algorithme LMS a été développé par Windrow *et al* [43] pour étudier la machine de reconnaissance des formes. C'est l'algorithme du filtrage adaptatif le plus utilisé à cause de sa simplicité et de sa robustesse. Il est basé sur une équation récursive qui permet d'ajuster les coefficients du filtre d'une façon automatique afin que l'erreur  $e_k$  soit minimisée et les coefficients du vecteur du filtre  $\mathbf{w}_k$  convergent d'une façon itérative vers la solution optimale  $\mathbf{w}^o$  [44].

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_k + \mu e_k \mathbf{x}_k \quad (1.34)$$

$$y_k = \mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k \quad (1.35)$$

$$e_k = d_k - \mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k \quad (1.36)$$

où  $\mu$  est un paramètre constant appelé pas d'adaptation, qui détermine la stabilité et la convergence de l'algorithme,  $\mathbf{x}_k$  est le signal d'entrée,  $y_k$  est le signal à la sortie du filtre,  $\mathbf{w}_k$  est le vecteur du filtre,  $d_k$  est le signal désiré et  $e_k$  est le signal d'erreur.

La stabilité de l'algorithme est assurée par le choix du paramètre  $\mu$  dans l'intervalle

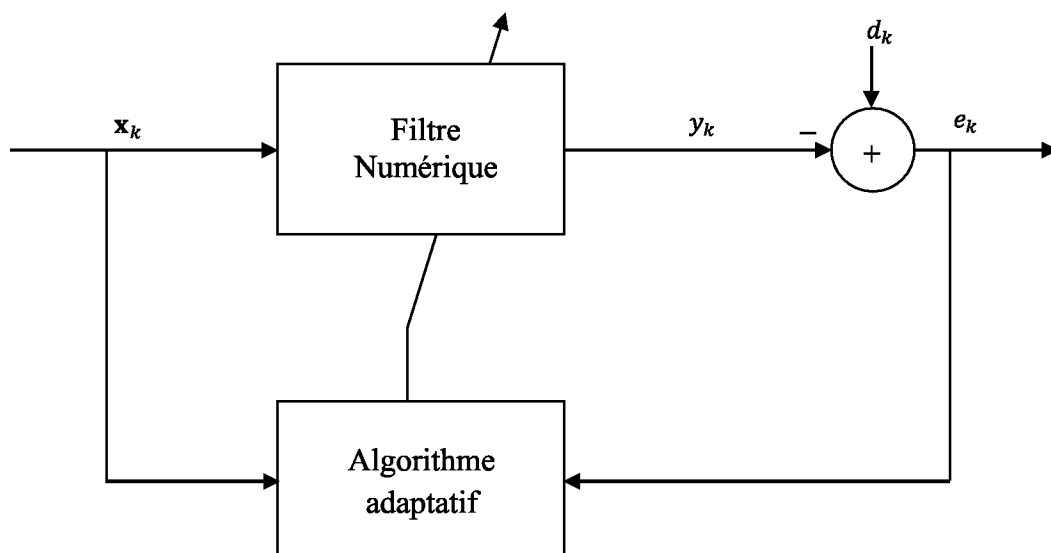
$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}} \quad (1.37)$$

où  $\lambda_{max}$  est la plus grande valeur propre de la matrice de l'autocorrélation  $\mathbf{R}$  du signal d'entrée  $\mathbf{x}_k$ .

$$\lambda_{max} = \text{trace}(\mathbf{R}) \quad (1.38)$$

$$\text{trace}(\mathbf{R}) = N P_x \quad (1.39)$$

avec  $\mathbf{R}$  est la matrice de l'autocorrélation du signal d'entrée,  $\text{trace}$  est la trace d'une matrice,  $N$  est la longueur du filtre et  $P_x$  est la puissance moyenne du signal d'entrée. Le pas d'adaptation  $\mu$  dépend de l'énergie du signal d'entrée, il est inversement proportionnel à cette dernière. Pour assurer la stabilité de l'algorithme LMS, il faut faire un choix minutieux de la limite maximale de  $\mu$ . Un signal fort doit utiliser un petit pas d'adaptation, tandis qu'un faible signal peut utiliser un pas d'adaptation de grande valeur.



**Figure.1.6.** Structure typique d'un filtre adaptatif utilisant le signal d'entrée et le signal d'erreur pour l'adaptation de ses coefficients [44].

Le problème de stabilité lié à la puissance du signal d'entrée est résolu par la normalisation de ce dernier par sa puissance. Cette opération a mené à une nouvelle variante de l'algorithme LMS appelée algorithme LMS normalisé (NLMS).

#### 1.4.4.2. Algorithme NLMS

L'algorithme NLMS est une variante améliorée de l'algorithme LMS, il est obtenu par la normalisation du signal d'entrée, dans l'équation récursive de l'adaptation des coefficients du filtre, par son énergie [44]. L'équation d'adaptation résultante est donnée par

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_k + \mu e_k \frac{\mathbf{x}_k}{\mathbf{x}_k^T \mathbf{x}_k} \quad (1.40)$$

$$\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_k + \mu_k e_k \mathbf{x}_k \quad (1.41)$$

où

$$\mu_k = \frac{\mu}{\mathbf{x}_k^T \mathbf{x}_k} \quad (1.42)$$

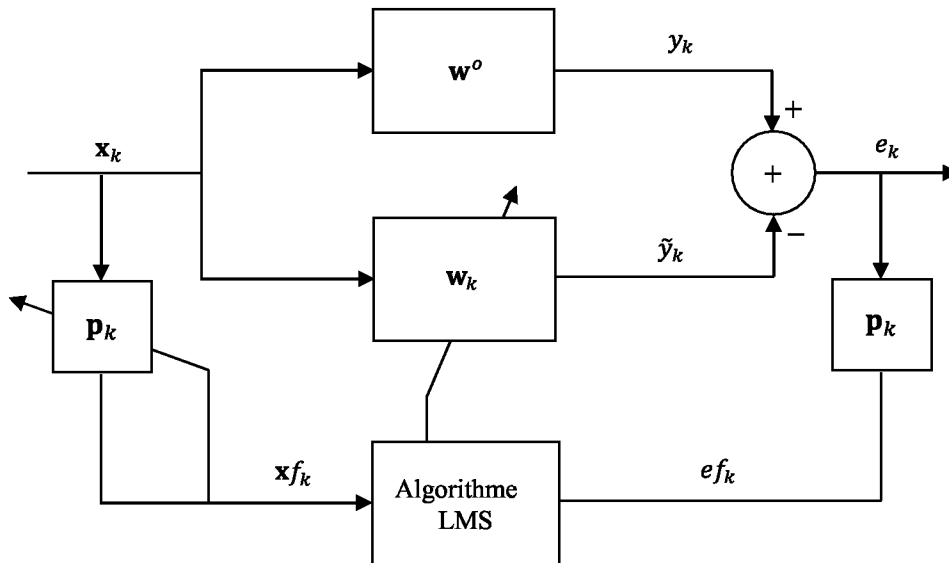
Le pas d'adaptation résultant  $\mu_k$  est à temps variable, il est indépendant de l'énergie du signal d'entrée. Cette normalisation a permis d'améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme NLMS comparativement à celle de l'algorithme LMS. Le pas d'adaptation est limité dans l'intervalle

$$0 < \mu < 2 \quad (1.43)$$

#### 1.4.4.3. Algorithmes LMS et NLMS décorrélé

Mboup *et al* [13] ont proposé d'étudier la structure proposée dans [45]. Certaines structures similaires ont été déjà proposées dans [45-48]. La convergence de l'algorithme LMS est inversement proportionnelle à la longueur du filtre et à la dispersion des valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation du signal d'entrée. Lorsque la dispersion est large, la matrice est dite mal conditionnée. La vitesse de convergence de l'algorithme LMS peut être améliorée par l'utilisation d'un filtre adaptatif de pré-blanchiment comme un filtre adaptatif de prédiction pour réduire la dispersion des valeurs propres. La structure

montrée dans la figure 1.7 est plus performante comparativement à celle sans pré-blanchiment.



**Figure.1.7.** Système predicteur annulateur couplé [13]

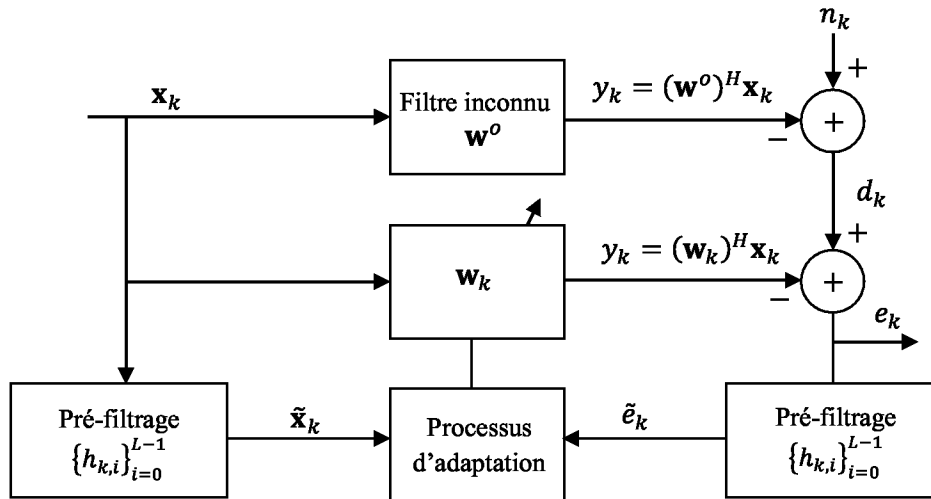
où  $\mathbf{p}_k$  est la réponse impulsionnelle du filtre de décorrélation,  $\mathbf{x}f_k$  et  $ef_k$  sont les signaux d'entrée et d'erreur pré-filtré par le filtre de décorrélation,  $\mathbf{w}^o$  est la réponse impulsionnelle qu'on désire l'identifiée et  $\tilde{y}_k$  est l'estimation de  $y_k$ .

Les auteurs dans [12] ont décrit deux algorithmes qui font un auto-blanchiment du signal d'entrée dans l'adaptation des coefficients du vecteur du filtre. Ces algorithmes sont des algorithmes de pré-blanchiment qui ne nécessitent pas de filtres de prédiction.

Gazor *et al* [11] ont présenté une nouvelle structure utilisant un filtre de décorrélation pour les algorithmes adaptatifs du gradient stochastique (LMS). La structure proposée est valable pour les cas où l'un des deux signaux, d'entrée ou de bruit, est coloré et pour le cas où sont tous les deux colorés. Dans la figure 1.8, le filtre linéaire  $h_{i,k}$  est appliqué conjointement à la paire d'entrée sortie avant l'adaptation pour lisser les DSP (densités spectrales de puissance, en anglais power spectrale densité (PSD)) de  $\tilde{\mathbf{x}}_k$  et de  $\tilde{e}_k$  ensemble. Il peut être vu comme un filtre de décorrélation pour le signal d'entrée et le bruit. Les auteurs [11] ont montrés que les algorithmes de type décorrélation proposés dépassent les algorithmes conventionnels au détriment d'une légère augmentation de la complexité de calcul. La sélection d'un algorithme approprié et la quantité de



l'amélioration possible sont liées à la dispersion des deux spectres d'entrée et du bruit. Pour le cas où le signal d'entrée et le bruit sont colorés, l'algorithme à décorrélation conjointe DNLMS-NLMS donne des améliorations importantes comparativement à l'algorithme NLMS, cela est dû au fait que le filtre de décorrélation blanchit les deux signaux d'entrée et de bruit [11].



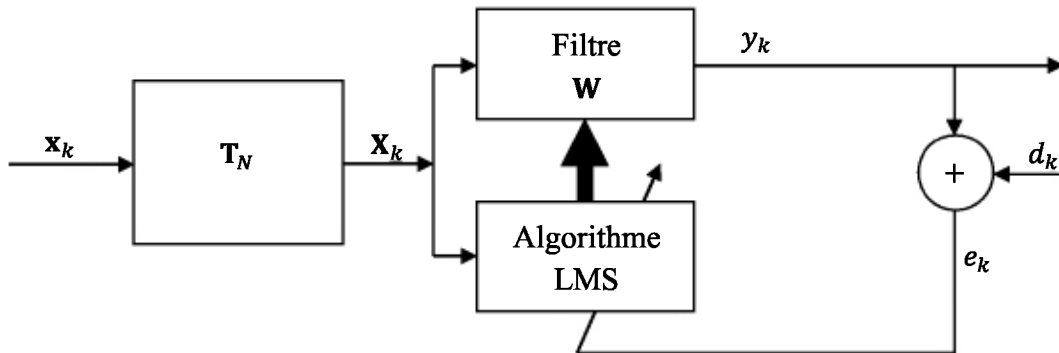
**Figure. 1.8.** Structure d'un filtre adaptatif par la décorrélation de la paire  $(\mathbf{x}_k, e_k)$  après le processus du filtrage [11].

Cet algorithme sera pris en considération, dans le chapitre IV, dans les tests comparatifs de notre nouvel algorithme PW-TDLMS que nous avons proposé pour le développement d'une nouvelle structure de débruitage de la parole par annulation adaptative de bruit.

#### 1.4.4.4. Algorithme LMS dans le domaine de transformée

Le concept de l'algorithme LMS dans le domaine de transformée (TDLMS) a été introduit par Narayan *et al* [15]. Le signal d'entrée est transformé par une transformée orthogonale, et le signal transformé résultant est par la suite normalisé par sa puissance afin de réduire la dispersion des valeurs propres de sa matrice d'autocorrélation. Ces opérations ont permis d'effectuer un blanchiment du spectre de puissance du signal d'entrée avant qu'il soit appliqué à l'algorithme LMS, ce qu'il a permis d'accélérer la vitesse de convergence de ce dernier. Le choix d'un domaine de transformée approprié permet d'améliorer la vitesse de convergence de l'algorithme LMS d'une façon significative. Les

auteurs [15] ont montré que la DCT est un bon choix pour les applications de filtrage adaptatif liées à la parole. D'autres transformées discrètes orthogonales telles que la TFD et la THD ont été largement étudiées pour l'algorithme TDLMS [14, 15, 18, 19].



**Figure. 1.9.** Schéma synoptique d'un filtre LMS dans le domaine de transformée (TDLMS).

## 1.5. Mesure des performances

Dans cette section nous allons décrire les critères utilisés pour mesurer les performances de l'algorithme adaptatif proposé (PW-TDLMS) ainsi que celles utilisés pour mesurer les performances de la nouvelle structure de débruitage de la parole par annulation adaptative de bruit proposée.

### 1.5.1. Mesure des performances de l'algorithme PW-TDLMS

Les critères utilisés sont la vitesse de convergence de l'EQM, l'état stable atteint par l'EQM, le niveau de l'EQM excédentaire à l'état stable ( $EQME_{ES}$ ) et le désajustement ( $M$ ).

#### 1.5.1.1. $EQME_{ES}$ et $M$

L'erreur quadratique moyenne excédentaire (EQME) et le désajustement ( $M$ ) sont parmi les mesures de performances les plus utilisées en filtrage adaptatif. Dans [20], l'EQME est définie à chaque instant d'échantillon  $k$  comme :

$$EQME_k = \frac{1}{J} \sum_{i=0}^{J-1} |er_{k-i}|^2 \quad (1.44)$$

où, dans le cas de l'annulation adaptative de bruit présentée dans la figure 1.5 l'erreur, résiduelle  $er_k$  est la différence entre le signal de parole originale  $s_k$  et le signal de parole estimée  $\hat{s}_k = e_k$ .  $J$  c'est le nombre des échantillons utilisés dans l'estimation de l' $EQME_k$ . L'erreur quadratique moyenne excédentaire à l'état stable ( $EQME_{ES}$ ) est le résultat du calcul de la moyenne de l' $EQME_k$  à partir de la valeur de  $k$  après laquelle l'algorithme atteint son état stable. L' $EQME_{ES}$  est définie par :

$$EMSE_{ss} = \left( \frac{1}{K-P} \right) \sum_{k=P}^{K-1} EMSE_k \quad (1.45)$$

où  $K$  est le nombre total des échantillons et  $P$  est le nombre des échantillons après lesquelles l'algorithme atteint l'état stable.

Le Désajustement  $M$  est défini par :

$$M = \frac{EQME_{ES}}{EQM_{min}} \quad (1.46)$$

L' $EQM_{min}$  est définie par :

$$EQM_{min} = \left( \frac{1}{K-P} \right) \sum_{k=P}^{K-1} |s_k|^2 \quad (1.47)$$

### 1.5.2. Mesure des performances de la nouvelle structure ANC

Les performances sont mesurées en termes de réduction de bruit par l'estimation du rapport signal sur bruit du signal de sortie (RSB) calculé en décibels (dB) comme [49]

$$output\ SNR_{dB} = 10 \log_{10} \left( \frac{\sum_{k=0}^{K-1} |s_k|^2}{\sum_{k=0}^{K-1} |s_k - e_k|^2} \right) \quad (1.48)$$

## **1.6. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté un état de l'art des méthodes de débruitage de la parole les plus communément utilisées. Les méthodes fréquentielles sont plus performantes que les méthodes temporelles et elles sont plus adéquates pour le traitement en temps réel dû à leur complexité de calcul réduite. Ces méthodes sont généralement mono-capteurs, leur inconvénient est qu'elles requièrent une connaissance à priori sur les signaux de parole et du bruit, et elle suppose que le bruit est stationnaire. Par contre, l'annulation adaptative du bruit, qui est largement utilisée pour le débruitage de la parole, ne nécessite aucune connaissance à priori sur le signal de parole et du bruit. Elle est basée sur un filtre adaptatif qui permet d'estimer le bruit corrupteur. Ce dernier est soustrait par la suite du signal bruité pour obtenir à la sortie de l'annulateur une estimation du signal de parole originale. Les performances de cette méthode dépendent de celles de l'algorithme LMS utilisé dans l'adaptation des coefficients du filtre, ce dernier souffre d'une lente convergence lorsqu'il est employé avec des signaux corrélés. L'algorithme TDLMS basé sur les transformées discrètes dans la décorrélation du signal d'entrée est meilleur en termes des performances de convergence comparativement à l'algorithme LMS. Il peut être employé pour améliorer les performances de l'annulateur adaptatif de bruit.

# **CHAPITRE II**

## **Rappel sur les Transformées Discrètes Classiques et Paramétriques**

## 2.1. Introduction

Les transformées de Fourier et de Hartley paramétriques développées à partir de la transformée de Fourier discrète orthogonale et unitaire classique sont attractives dans le domaine du filtrage de Wiener [22]. Ces transformées seront considérées dans le chapitre 4 pour le développement d'un algorithme LMS dans le domaine des transformées et qui sera par conséquent utilisé dans le développement d'une nouvelle méthode de débruitage de la parole.

Ce chapitre donne un rappel sur les transformées de Fourier et de Hartley discrètes classiques et paramétriques ainsi que la transformée en cosinus discrète (DCT).

## 2.2. Transformée de Fourier Discrète (TFD)

### 2.2.1. TFD directe

La transformée de Fourier discrète (TFD) d'une séquence  $x(0), x(1), \dots, x(N-1)$  est définie par [50]

$$X(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k) e^{-j2\pi \frac{kn}{N}}, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.1)$$

### 2.2.2. TFD inverse

La transformée inverse de la séquence  $X(0), X(1), \dots, X(N-1)$  est définie par

$$x(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X(n) e^{j2\pi \frac{kn}{N}}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.2)$$

### 2.2.3. Propriétés de la TFD

#### 2.2.3.1. Théorème de Parseval

Le théorème de Parseval est donné sous forme discrète par [50]

$$\sum_{k=0}^{N-1} |x(kT_e)|^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |X(n)|^2 \quad (2.3)$$

où  $T_e$  est la période d'échantillonnage du signal  $x(k)$ .

### 2.2.3.2. Convolution circulaire

La convolution circulaire de deux séquences  $x(k)$  et  $y(k)$  de durée finie  $N$  est la séquence  $z(k)$  de longueur  $N$  définie par [50]

$$z(k) = x(k) \otimes y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} x(i) y(\|k - i\|) \quad \text{pour } k \in [0, N - 1] \quad (2.4)$$

où le symbole  $\otimes$  représente la convolution circulaire et la notation  $\|k - i\|$  signifie  $(k - i)$  modulo  $N$ .

### 2.2.3.3. Convolution linéaire

La convolution linéaire des deux séquences  $x(k)$  et  $y(k)$  de longueur  $N$  est la séquence  $u(k)$  de longueur  $2N - 1$  définie par [50]

$$u(k) = x(k) * y(k) = \sum_{i=0}^{N-1} x(i) y(k - i) \quad \text{pour } k \in [0, 2N - 1] \quad (2.5)$$

### 2.2.3.4. Théorème de la convolution discrète circulaire

La TFD de la convolution circulaire  $z(k)$  des deux séquences  $x(k)$  et  $y(k)$  est le produit des TFD des suites  $x(k)$  et  $y(k)$

$$z(k) = x(k) \otimes y(k) \Rightarrow \text{TFD}(z(k)) = \text{TFD}(x(k)) \text{TFD}(y(k)) \quad (2.6)$$

De façon réciproque, le produit des deux séquences  $x(k)$  et  $y(k)$  est la séquence  $p(k)$ . Sa TFD est la séquence  $P(n)$  qui est la convolution circulaire des suites  $X(n)$  et  $Y(n)$

$$p(k) = x(k)y(k) \Rightarrow P(n) = X(n) \otimes Y(n) \quad (2.7)$$

où

$$P(n) = \text{TFD}(p(k))$$

$$X(n) = \text{TFD}(x(k))$$

$$Y(n) = \text{TFD}(y(k))$$

### 2.2.3.5. Théorème du retard circulaire

Soit la séquence  $y(k)$  obtenue en retardant la séquence  $x(k)$  de  $k_0$  échantillons. La TFD de  $y(k)$  est  $Y(n)$  qui se déduit de celle de  $x(k)$  par

$$Y(n) = X(n)e^{-j2\pi nk_0/N} \quad (2.8)$$

### 2.3. Transformée de Hartley Discrète (THD)

La transformée de Hartley discrète THD d'une séquence de nombres réelles  $x(k)$  avec  $k = 0, 1, \dots, N - 1$  est donnée par [51, 52]

$$\begin{aligned} X(n) &= \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \left[ \cos\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) + \sin\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \right], \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \\ &= \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \operatorname{cas}\left(\frac{2\pi kn}{N}\right) \end{aligned} \quad (2.9)$$

où  $\operatorname{cas}(\theta) = \sin(\theta) + \cos(\theta)$ .

La transformée de Hartley inverse d'une séquence de  $N$  nombres réels pour  $n = 0, 1, \dots, N - 1$  est définie par

$$x(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X(n) \operatorname{cas}\left(\frac{2\pi kn}{N}\right), \quad k = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (2.10)$$

Les autres propriétés de la THD peuvent être obtenues facilement à partir de celles de la TFD. La transformée de Hartley discrète peut être obtenue simplement par la soustraction de la partie imaginaire de la partie réelle de la TFD d'une séquence réelle. Soit  $H(n)$  la transformée de Hartley discrète de la séquence  $x(k)$  et  $F(n)$  sa TFD,  $H(n)$  est obtenue à partir de  $F(n)$  comme

$$H(n) = \operatorname{Re}[F(n)] - \operatorname{Im}[F(n)] \quad (2.11)$$

Les autres propriétés de la THD sont obtenues facilement à partir de celles de la TFD.



## 2.4. Transformée en cosinus discrète (DCT)

La transformée en cosinus discrète, en anglais discrete cosine transform (DCT), a été présentée par Ahmed *et al.* [53]. Son algorithme de calcul rapide a été aussi développé. Elle est utilisée en traitement du signal dans des applications de la reconnaissance des formes et le filtrage de Wiener. La comparaison de ses performances avec celles d'une classe des transformées orthogonales a montré qu'elles sont proches de celles de la transformée de Karhunen-Loeve. Cette dernière est connue comme une transformée optimale dont le problème majeur est qu'elle dépend du signal à transformer.

### 2.4.1. Définition

La DCT d'une séquence  $x(k)$  avec  $k = 0, 1, \dots, N - 1$ , est définie par

$$X(n) = \begin{cases} \frac{\sqrt{2}}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k), & n = 0. \\ \frac{2}{N} \sum_{k=0}^{N-1} x(k) \cos \frac{(2k+1)n\pi}{2N}, & n = 1, 2, \dots, N-1. \end{cases} \quad (2.12)$$

La transformée en cosinus discrète inverse, en anglais inverse discrete cosine transform (IDCT), est définie par

$$x(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} X(0) + \sum_{n=0}^{N-1} X(n) \cos \frac{(2k+1)n\pi}{2N}, \quad k = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.13)$$

La transformée en cosinus discrète peut être présentée sous forme matricielle [18]

$$T_N(i, l) = \sqrt{\frac{2}{N}} K_i \cos \left( \frac{i(l+\frac{1}{2})\pi}{N} \right) \quad (2.14)$$

où  $T_N(i, l)$  représentent les éléments de la matrice  $\mathbf{T}_N$  de la DCT,  $i = 0, 1, \dots, N-1$  et  $K_i = 1/\sqrt{2}$  pour  $i = 0$  and 1 autrement. Par conséquent, (2.12) peut être exprimée comme

$$\mathbf{X} = \mathbf{T}_N \mathbf{x} \quad (2.15)$$

où  $\mathbf{X}$  est la DCT de  $\mathbf{x}$  donnée à l'instant  $k$ . Alors,

$$\mathbf{x} = \mathbf{T}_N^{-1} \mathbf{X} \quad (2.16)$$

Noter que la matrice  $\mathbf{T}_N$  est orthogonale, c.-à-d.

$$\mathbf{T}_N^{-1} = \mathbf{T}_N^T \quad (2.17)$$

Dû à la propriété d'orthogonalité, la relation de Parseval est aussi applicable dans le cas de la DCT, en d'autres termes, l'énergie du signal est égale à l'énergie des coefficients de la transformée.

$$\sum_{n=0}^{N-1} (X(n))^2 = \mathbf{X}^T \mathbf{X} = (\mathbf{T}_N \mathbf{x})^T (\mathbf{T}_N \mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{T}_N^T \mathbf{T}_N \mathbf{x} = \mathbf{x}^T \mathbf{x} = \sum_{i=0}^{N-1} (x(i))^2 \quad (2.18)$$

La DCT est dotée d'une propriété très importante lorsque elle est appliquée pour des signaux tels que le son et la vidéo, où la plupart de l'énergie est concentrée dans quelques coefficients de la transformée et les coefficients à faible énergie peuvent être abandonnés pendant la transmission sans introduire une distorsion significative dans le signal original [54]. Pour cette raison, elle est largement utilisée pour la compression des signaux.

## 2.5. Transformées de Fourier et de Hartley paramétriques

Dans [22], Bouguezel *et al.* ont proposé une approche pour une paramétrisation partielle de la TFD pour  $N > 16$  ( $N = 2^r$ ). Cette approche consiste à introduire de manière appropriée trois paramètres non nuls  $a, b$  et  $c$  dans le noyau de la TFD.

Les  $N$  facteurs du noyau paramétrique résultant sont organisés sous la forme

$$\mathbf{V}_{F^{a, b, c}} = [1 \quad \mathbf{V} \quad c \quad -j\mathbf{V} \quad -1 \quad -\mathbf{V} \quad -c \quad j\mathbf{V}] \quad (2.19)$$

où le vecteur noyau  $\mathbf{V}$  est donnée par

$$\mathbf{V} = \left[ W_N^1 \quad \dots \quad W_N^{(N/16)-1} \quad a \quad W_N^{(N/16)+1} \quad \dots \quad W_N^{(N/8)-1} \quad b \quad W_N^{(N/8)+1} \quad \dots \quad W_N^{(3N/16)-1} \quad -ja^* \quad W_N^{(3N/16)+1} \quad \dots \quad W_N^{(N/4)-1} \right]$$

Ce vecteur noyau peut être obtenu à partir du vecteur noyau de la TFD classique donné par

$$\mathbf{V}_F = [1 \ W_N^1 \ W_N^2 \ \dots \ W_N^{N-1}] \quad (2.20)$$

Une transformée réciproque orthogonale à trois paramètres est obtenue par l'utilisation de la propriété de symétrie quadrantal des emplacements des facteurs de rotation sur le cercle unité par le remplacement des entrées  $v_F(N/16)$ ,  $v_F(N/8)$ ,  $v_F(3N/16)$  et  $v_F(N/4)$  de  $\mathbf{V}_F$  par  $a, b, -ja^*$ , et  $c$ . Elle est définie pour une séquence complexe  $x(k)$  d'ordre  $N = 2^r$ , ou  $r > 3$ , comme

$$X^{a,b,c}(n) = \sum_{k=0}^{N-1} x(k) v_{F^{a,b,c}}(nk \bmod N), \quad 0 \leq n \leq N-1 \quad (2.21)$$

où  $v_{F^{a,b,c}}(i)$ ,  $0 \leq i \leq N$ , désigne les entrées du vecteur noyau donné par (2.19). La forme matricielle de (2.21) peut être écrite comme

$$\mathbf{X}^{a,b,c} = \mathbf{F}_N^{a,b,c} \cdot \mathbf{x} \quad (2.22)$$

où les entrées de la matrice à trois paramètres  $\mathbf{F}_N^{a,b,c}$  sont

$$f_N^{a,b,c}(n, k) = v_{F^{a,b,c}}(nk \bmod N), \quad 0 \leq n, k \leq N-1 \quad (2.23)$$

D'après le théorème présentée dans [22], l'inverse de la transformée réciproque orthogonal à trois paramètres définie par (2.21) est donnée par

$$x(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} X^{a,b,c}(n) \frac{1}{v_{F^{a,b,c}}(n, k \bmod N)}, \quad 0 \leq k \leq N-1 \quad (2.24)$$

La forme matricielle correspondante à (2.23) peut être obtenue en utilisant (2.22), tel que

$$\mathbf{x} = (\mathbf{F}_N^{a,b,c})^{-1} \cdot \mathbf{X}^{a,b,c} = \frac{1}{N} (\mathbf{F}_N^{a,b,c})^{\text{RT}} \cdot \mathbf{X}^{a,b,c}.$$

où  $(\cdot)^{\text{RT}}$  désigne la transposée réciproque.

La transformée réciproque orthogonale définie par (2.19) possède trois paramètres qui peuvent être choisis arbitrairement dans le plan complexe, par conséquent, un grand nombre de nouvelles transformées avec des caractéristiques différentes peuvent être

obtenues. Quelques cas particuliers de cette transformée paramétrique peuvent être envisagés.

Si les trois paramètres de la transformée paramétrique sont choisis tels que  $a = W_N^{16}$ ,  $b = W_N^8$ , et  $c = W_N^4$ , alors il est évident que la transformée paramétrique se réduit à la transformée classique. En outre, si les valeurs de ces paramètres sont arbitrairement choisis dans le cercle unité, alors la transformée paramétrique devient une transformée unitaire à trois paramètres.

L'un des cas spéciaux les plus intéressants de la transformée paramétrique est celui où  $a = e^{j\alpha}$  avec  $\alpha$  étant un paramètre à valeur réelle arbitraire,  $b = W_N^8$ , et  $c = W_N^4$ .

Soit  $F_N^\alpha$  l'opérateur matriciel de cette transformée unitaire de valeur complexe résultante, qui n'est autre que la TFD classique paramétrée par un paramètre réel  $\alpha$ . Cette transformée est notée par  $TFD^\alpha$ .

Il a été vérifié que la matrice  $H_N^\alpha$  obtenue par

$$H_N^\alpha = \text{Re}(F_N^\alpha) - \text{Im}(F_N^\alpha) \quad (2.25)$$

qui est une matrice involutive, par conséquent, la matrice  $F_N^\alpha$  possède la propriété de conversion du complexe-au-réel (C-R). La matrice  $H_N^\alpha$  définit une nouvelle transformée de valeur réelle involutive d'un seul paramètre, qui n'est autre que la THD classique paramétrée par un paramètre  $\alpha$ . Cette transformée est notée par  $THD^\alpha$ .

Noter que  $F_N^{-\pi/8}$  est la matrice de la TFD, et par conséquent,  $H_N^{-\pi/8}$  est la matrice de la THD. Alors, la TFD et la THD classiques correspondent à la  $TFD^{-\pi/8}$  et à la  $THD^{-\pi/8}$ , respectivement.

### 2.5.1. Propriétés des transformées paramétriques

Soit  $x_1(k)$ ,  $x_2(k)$  et  $x(k)$  trois séquences complexes dont les transformées sont

$$x_1(k) \xleftrightarrow{\text{TFD}^{a,b,c}} X_1^{a,b,c}(n)$$

$$x_2(k) \xleftrightarrow{\text{TFD}^{a,b,c}} X_2^{a,b,c}(n)$$

$$x(k) \xleftrightarrow{\text{TFD}^{a,b,c}} X^{a,b,c}(n)$$

$$x(k) \xleftrightarrow{\text{TFD}^\alpha} X^\alpha(n)$$

### 2.5.1.1. Linéarité

Pour des constantes arbitraires  $\beta$  et  $\gamma$ , nous avons

$$\beta x_1(k) + \gamma x_2(k) \xrightarrow{\text{TFD}^{a,b,c}} \beta X_1^{a,b,c}(k) + \gamma X_2^{a,b,c}(k)$$

où les paramètres  $a, b$  et  $c$  peuvent être choisis de façon arbitraire du cercle unité.

### 2.5.1.2. Theorem de Plancherel

$$N \sum_{k=0}^{N-1} x_1(k)(x_2(k))^* = \sum_{n=0}^{N-1} X_1^{a,b,c}(n)(X_2^{a,b,c}(n))^*$$

Le théorème de Parseval dérive également, car c'est un cas particulier du théorème de Plancherel.

### 2.5.1.3. Relations entre la $\text{TFD}^\alpha$ et la $\text{THD}^\alpha$

Soit  $s(k)$  une séquence réelle et  $\alpha$  un paramètre arbitraire à valeur réelle. Si

$$s(k) \xrightarrow{\text{TFD}^\alpha} F^\alpha(n)$$

$$s(k) \xrightarrow{\text{THD}^\alpha} H^\alpha(n)$$

Donc

$$H^\alpha(n) = \text{Re}(F^\alpha(n)) - \text{Im}(F^\alpha(n))$$

$$H^\alpha(n) = \frac{1+j}{2} F^\alpha(n) + \frac{1-j}{2} (F^\alpha(n))^*$$

Le spectre est donné par

$$F^\alpha(n) = \frac{1-j}{2} H^\alpha(n) + \frac{1+j}{2} H^\alpha(N-n)$$

Le spectre de puissance est donné par

$$\begin{aligned} P^\alpha(n) &= F^\alpha(n) \times (F^\alpha(n))^* \\ &= \frac{1}{2} ((H^\alpha(n))^2 + (H^\alpha(N-n))^2) \end{aligned}$$

## Dualité

$$X^\alpha(k) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} Nx(N-n)$$

### 2.5.1.4. Symétrie

$$x^*(k) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} (X^\alpha(N-n))^*$$

$$x^*(N-n) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} (X^\alpha(n))^*$$

$$\text{Re}(x(k)) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} \frac{1}{2}(X^\alpha(n) + (X^\alpha(N-n))^*)$$

$$j \times \text{Im}(x(k)) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} \frac{1}{2}(X^\alpha(n) - (X^\alpha(N-n))^*)$$

$$\frac{1}{2}(x(k) + (x(N-k))^*) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} \text{Re}(X^\alpha(n))$$

$$\frac{1}{2}(x(k) - (x(N-k))^*) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} j \times \text{Im}(X^\alpha(n))$$

### Propriété de symétrie pour des séquences réelles

$$s(k) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} F^\alpha(n) = (F^\alpha(N-n))^*$$

$$\frac{1}{2}(s(k) + s(N-k)) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} \text{Re}(F^\alpha(n))$$

$$\frac{1}{2}(s(k) - s(N-k)) \stackrel{\text{TFD}^\alpha}{\longleftrightarrow} j \times \text{Im}(F^\alpha(n))$$

La convolution cyclique des deux séquences  $x(k)$  et  $y(k)$  représentés par deux vecteurs  $\mathbf{x}$  et  $\mathbf{y}$  peuvent être calculés par la  $\text{TFD}^{a,b,c}$  proposée comme

$$\frac{1}{N} (\mathbf{F}_N^{a,b,c})^{\text{RT}} (\mathbf{X} \odot \mathbf{Y}) + \frac{1}{N} (\mathbf{P}_N^{a,b,c})^{\text{RT}} (\mathbf{X} \odot \mathbf{Y})$$

où  $\odot$  désigne la multiplication élément-par-élément et

$$\mathbf{X} = \mathbf{F}_N^{a,b,c} \mathbf{x} + \mathbf{Q}_N^{a,b,c} \mathbf{x},$$

$$\mathbf{Y} = \mathbf{F}_N^{a,b,c} \mathbf{y} + \mathbf{Q}_N^{a,b,c} \mathbf{y}.$$

Cette forme de convolution cyclique proposée dans [22] se réduit à celle de la convolution cyclique classique de la TFD lorsque  $a = W_N^{N/16}$ ,  $b = W_N^{N/8}$ , et  $a = W_N^{N/4}$ .

### 2.5.2. Complexité de calcul

Etant donné que les transformées paramétriques proposées sont développées de façon appropriée par le remplacement de certains facteurs de rotation dans le noyau de la TFD ou la THD par certains paramètres arbitraires, elles peuvent être calculées par des algorithmes classiques correspondants.

Si l'algorithme split-radix FFT [55] est utilisé pour le calcul de la  $TFD^{-\pi/6}$  à  $N$  points, alors les expressions pour le nombre requis de multiplications, opérations de bit-shift, et les additions sont données, respectivement, par

$$M_N = 1.5N - 12 + M_{N/2} + 2M_{N/4}$$

$$B_N = 4 + B_{N/2} + 2B_{N/4}$$

$$A_N = 4.5N - 8 + A_{N/2} + 2A_{N/4}$$

Si une multiplication complexe est effectuée en utilisant trois multiplications réelles et trois additions (le concept du 3mult-3add), alors les expressions correspondantes sont

$$M_N = 2N - 20 + M_{N/2} + 2M_{N/4}$$

$$B_N = 8 + B_{N/2} + 2B_{N/4}$$

$$A_N = 4N - 4 + A_{N/2} + 2A_{N/4}$$

Si une multiplication complexe est réalisée en utilisant quatre multiplications réelles et deux additions réelles (4mult-2add scheme), alors le nombre des opérations requises pour la TFD et la  $TFD^{-\pi/6}$  est donnée dans le tableau 2.1 pour certaines valeurs de  $N$ . Le nombre de multiplications est réduit dans le cas de la  $TFD^{-\pi/6}$ .

Si l'algorithme split-radix-2/8 de la transformée de Hartley rapide, en anglais fast Hartley transform (FHT), [56] est utilisé pour le calcul de la  $THD^{-\pi/6}$  à  $N$  points, alors les expressions pour les nombres de multiplications requises, les opérations de bit-shift, et les additions sont données, respectivement, par

$$M_N = N - 12 + M_{N/2} + 4M_{N/8}$$

$$B_N = 1 + B_{N/2} + 4B_{N/8}$$

$$A_N = 3N - 7 + A_{N/2} + 4A_{N/8}$$

Dans le cas du (le concept du 3mult-3add), les expressions correspondantes sont

$$M_N = 1.25N - 14 + M_{\frac{N}{2}} + 4M_{\frac{N}{8}}$$

$$B_N = 2 + B_{N/2} + 4B_{N/8}$$

$$A_N = 2.75N - 6 + A_{N/2} + 4A_{N/8}$$

Dans le cas du (le concept du 4mult-2add), les nombres d'opérations requises pour la THD et la  $THD^{-\pi/6}$  sont donnés dans le tableau 2.2 pour quelques valeurs de  $N$ , dans lequel nous avons utilisé le fait que la THD à huit points nécessite 2 multiplications et 22 additions [56]. Pour le cas où  $N = 16$ , les auteurs ont utilisé l'algorithme proposé dans [22] pour le calcul à la fois de la THD et la  $THD^{-\pi/6}$ . On observe qu'il existe une réduction dans le nombre de multiplications et d'additions dans le cas de la  $THD^{-\pi/6}$ . On observe également que la  $THD^{-\pi/6}$  nécessite quelques opérations supplémentaires de bit-shift. Afin de tirer parti du faible coût des opérations du bit-shift, un papillon spécial supplémentaire est nécessaire dans la mise en œuvre de la  $THD^{-\pi/6}$ .



**Tableau 2.1.** Nombre d'opérations requises par la THD et la THD<sup>α</sup> en utilisant l'algorithme split-radix-2/8 FHT [56].

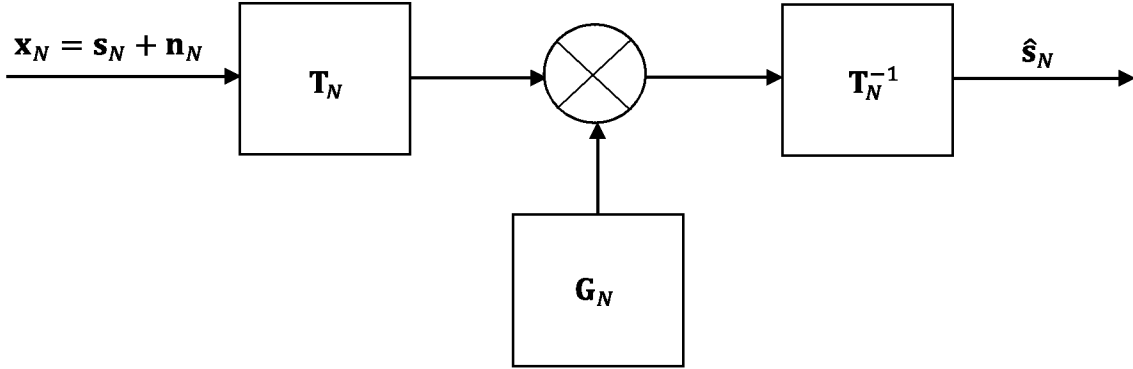
$N$	Concept du 3mult-3add					Concept du 4mult-2add				
	THD <sup>-π/6</sup>			THD		THD <sup>-π/6</sup>			THD	
	$M_N$	$B_N$	$A_N$	$M_N$	$A_N$	$M_N$	$B_N$	$A_N$	$M_N$	$A_N$
16	8	0	62	10	62	8	0	62	12	60
32	28	1	183	34	182	34	2	176	42	174
64	88	2	456	98	454	108	4	434	120	432
128	236	3	1081	258	1078	286	6	1028	318	1018
256	592	8	2574	642	2566	728	16	2430	796	2412
512	1444	17	5927	1538	5910	1786	34	5568	1906	5542
1024	3400	30	13316	3586	13286	4196	60	12490	4448	12424

**Tableau 2.2.** Nombre d'opérations requises par la TFD et la TFD<sup>α</sup> en utilisant l'algorithme split-radix FFT [55].

$N$	Concept du 3mult-3add					Concept du 4mult-2add				
	TFD <sup>-π/6</sup>			TFD		TFD <sup>-π/6</sup>			TFD	
	$M_N$	$B_N$	$A_N$	$M_N$	$A_N$	$M_N$	$B_N$	$A_N$	$M_N$	$A_N$
16	16	4	148	20	148	16	8	144	24	144
32	60	8	388	68	388	68	16	372	84	372
64	176	20	964	196	964	208	40	912	248	912
128	476	40	2308	516	2308	580	80	2164	660	2164
256	1200	84	5380	1284	5380	1488	168	5008	1656	5008
512	2908	168	12292	3076	12292	3652	336	11380	3988	11380
1024	6832	340	27652	7172	27652	8656	680	25488	9336	25488

### 2.5.3. Application des transformées discrètes paramétriques au filtrage de Wiener généralisé

Dans [22], Bouguezel *et al.* ont testé les performances des transformées  $\text{TFD}^\alpha$  et  $\text{THD}^\alpha$  paramétriques pour le filtrage de Wiener généralisé présenté dans la figure 2.1.



**Figure 2.1.** Filtrage de Wiener généralisé [22].

Le vecteur d'entrée  $\mathbf{x}_N$  est constitué d'un vecteur désiré  $\mathbf{s}_N$  noyé dans le vecteur de bruit blanc à valeur moyenne nulle  $\mathbf{n}_N$ . Le vecteur de sortie  $\hat{\mathbf{s}}_N$  est l'estimation du vecteur désiré  $\mathbf{s}_N$ . La performance du filtre est mesurée en matière de l'erreur quadratique moyenne EQM calculée pour un processus de Markov d'ordre 1 et un bruit blanc à valeur moyenne nulle.

L'EQM pour le cas simplifié du filtrage de Wiener généralisé est donné par [59]

$$\text{EQM} = 1 - \left[ \sum_{k=0}^{N-1} \mu_N(k, k) \right] \sum_{k=0}^{N-1} \left[ \frac{\mu_N^2(k, k)}{\mu_N(k, k) + \lambda_N(k, k)} \right]^{-1} \quad (2.26)$$

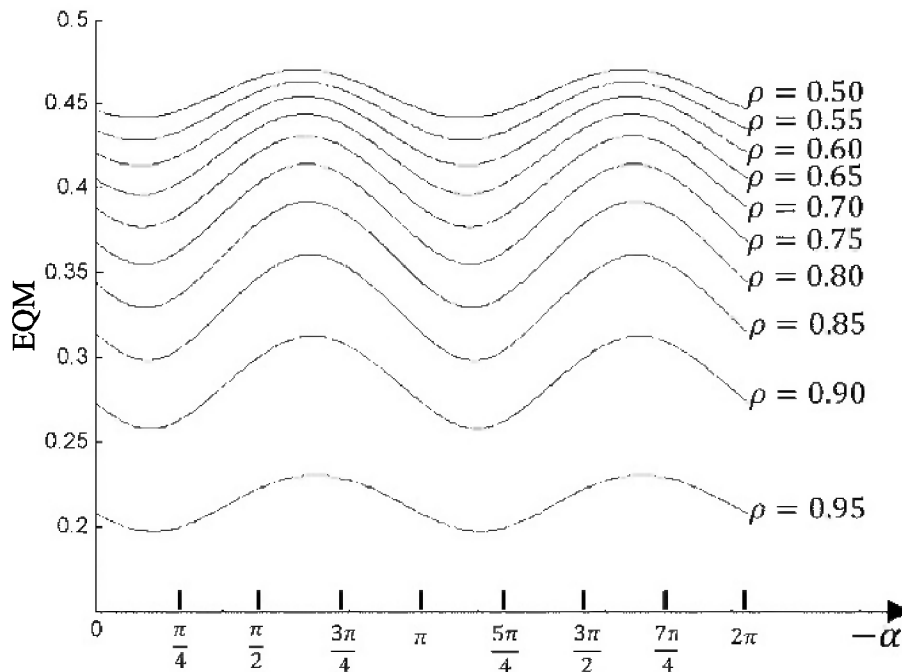
où  $\mu_N(k, k)$  et  $\lambda_N(k, k)$  sont les entrées de la diagonale des matrices  $\boldsymbol{\mu}_N = \mathbf{T}_N \mathbf{C}_N \mathbf{T}_N^{-1}$  et  $\boldsymbol{\lambda}_N = \mathbf{T}_N k_0 \mathbf{I}_N \mathbf{T}_N^{-1}$ , respectivement, et la constante  $k_0$  est supposée égale à 1 [59]. Les matrices du filtre sont supposées d'être diagonales [58, 59].  $\mathbf{T}_N$  et  $\mathbf{T}_N^{-1}$  sont les matrices directes et inverses d'une transformée orthogonale et unitaire. La matrice  $\mathbf{T}_N$  est remplacée par celle de la  $\text{TFD}^\alpha$  ou celle de la  $\text{THD}^\alpha$  et le EQM donné par l'équation (2.26) devient une fonction de  $\alpha$ .

Les auteurs de [22] ont effectué plusieurs simulations visant à chercher la valeur de  $\alpha$  pour laquelle l'EQM est minimal et cela pour différentes valeurs de  $N = 16, 32$  et  $64$  et pour différentes valeurs de  $\rho$ . Les résultats des différentes simulations sont présentés

dans les figures 2.2, 2.3, 2.4 et 2.5 ainsi que le tableau 3. Pour le cas où  $N = 16$ , l'EQM est minimal pour les valeurs de  $\alpha$  dans les intervalles  $[-0.05093, -0.5768]$  ou  $[-0.05093 - \pi, -0.5768 - \pi]$ . Pour  $N = 32$ , l'EQM est minimal pour les valeurs de  $\alpha$  dans l'intervalle  $[-0.4418, -0.4847]$ . Pour  $N = 64$ , l'EQM est minimal pour les valeurs de  $\alpha$  dans l'intervalle  $[-0.4050, -0.4357]$ . D'après la figure 2.5, Il a été remarqué que l'EQM pour la THD $^\alpha$  pour une valeur de  $\rho = 0.9$  et pour  $N = 16$  est presque le même que celui de la TFD $^\alpha$ . Les auteurs ont montré d'après les figures 2.2, 2.3 et 2.4 que le EQM minimal pour la TFD $^\alpha$  et la THD $^\alpha$  est obtenu pour  $\alpha = -\pi/6$  qui est presque le même que celui pour le cas où  $\alpha = -\pi/8$ , c'est à dire pour le cas de la TFD et THD classiques.

Des résultants similaires ont été obtenus pour la THD $^\alpha$ . En outre, il a été observer d'après la figure 2.5 que pour une valeur donnée de  $\rho = 0.9$  et pour  $N = 16$ , l'EQM pour la THD $^\alpha$  est presque le même que celui de la TFD $^\alpha$ .

Il est également montré dans les figures 2.2, 2.3 et 2.4 que l'EQM minimal pour la TFD $^\alpha$  et la THD $^\alpha$  pour  $\alpha = -\pi/6$  est presque le même que celui pour  $\alpha = -\pi/8$ , c'est à dire, pour les TFD et THD classiques. L'avantage de l'utilisation des transformées paramétriques pour une valeur de  $\alpha = -\pi/6$  est la réduction de la complexité de calcul par rapport au cas de la TFD et la THD classiques.



**Figure 2.2.** Performance de l'EQM de la TFD $^\alpha$  d'ordre  $N = 16$  dans le filtrage de Wiener pour  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et pour quelques valeurs de  $\rho$  [22].

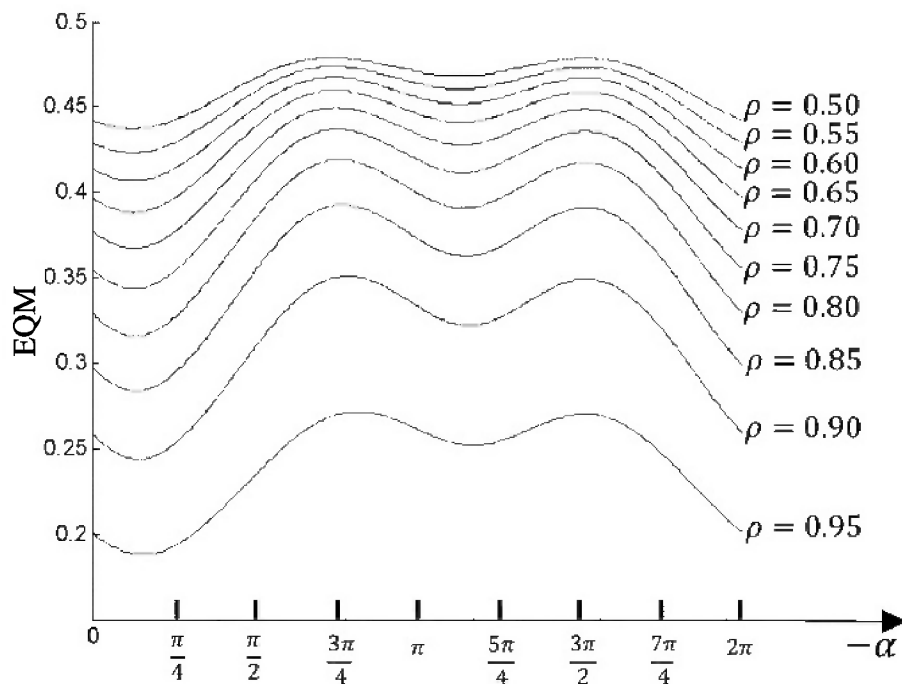


Figure 2.3. Performance de l'EQM de la  $TFD^\alpha$  d'ordre  $N = 32$  dans le filtrage de Wiener pour  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et pour quelques valeurs de  $\rho$  [22].

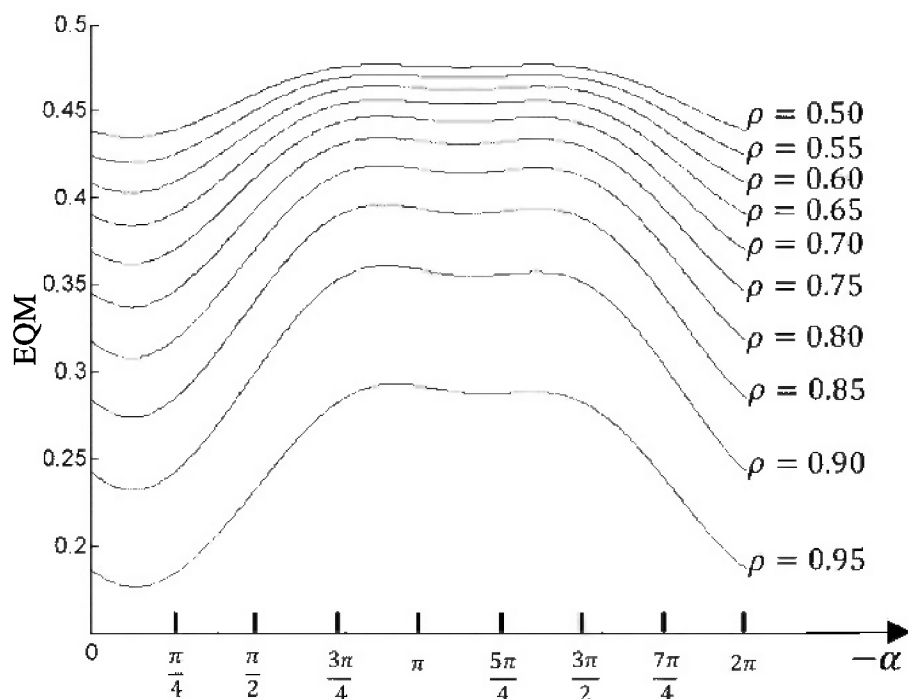
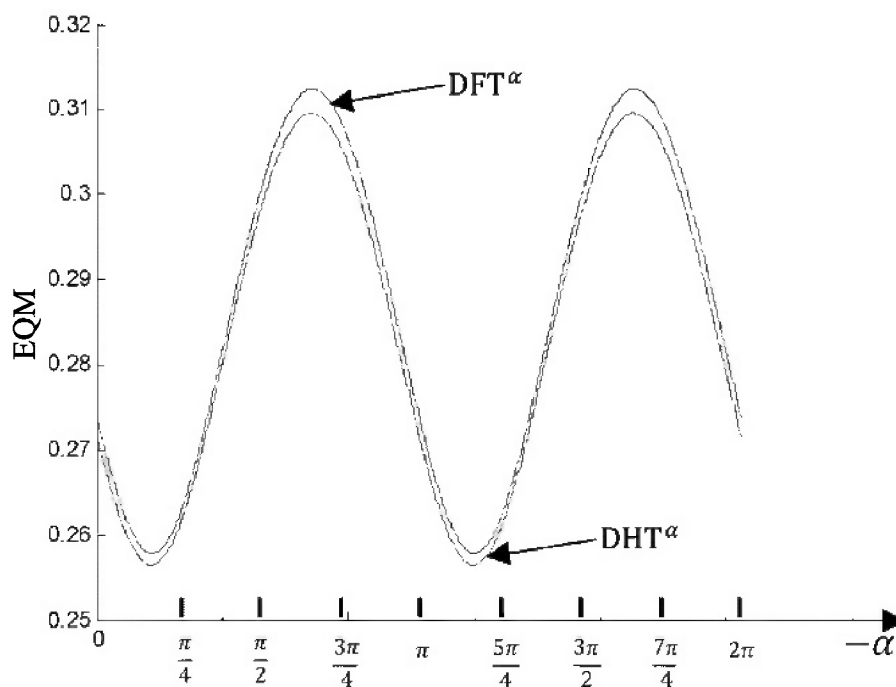


Figure 2.4. Performance de l'EQM de la  $TFD^\alpha$  d'ordre  $N = 64$  dans le filtrage de Wiener pour  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et pour quelques valeurs de  $\rho$  [22].



**Figure 2.5.** Performance de l'EQM de la  $TFD^\alpha$  et la  $DHT^\alpha$  d'ordre  $N = 16$  dans le filtrage de Wiener pour  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et pour  $\rho = 0.9$  [22].

**Tableau 2.3.** Performance de l'EQM des différentes transformées dans le filtrage de Wiener pour quelques valeurs de  $\rho$  et  $N = 16$  [22].

$\rho$	0.70	0.75	0.80	0.85	0.90	0.95
TFD	0.3773	0.3554	0.3300	0.2992	0.2592	0.1981
$TFD^{-\pi/6}$	0.3773	0.3552	0.3294	0.2982	0.2579	0.1970
THD	0.3766	0.3545	0.3288	0.2978	0.2576	0.1968
$THD^{-\pi/6}$	0.3766	0.3543	0.3283	0.2970	0.2565	0.1958

## **2.6. Conclusion:**

L'exploitation de la propriété de la symétrie quadrantal des emplacements des facteurs de rotation sur le cercle unité, et le remplacement de certains facteurs spécifiques de manière appropriée dans le noyau de la TFD classique par des paramètres indépendants non nuls choisis de façon arbitraire dans le plan complexe ont permis le développement d'une nouvelle TFD réciproque orthogonale et paramétrique.

Le choix des paramètres indépendants sur le cercle unité permet l'obtention d'une classe des transformées unitaires. La THD à un paramètre, valable pour tous  $N > 16$ , a été développée par l'exploitation de la propriété de conversion du complexe au réel de l'un des cas particuliers de cette classe.

La TFD et la THD paramétriques peuvent être calculées en utilisant des algorithmes rapides existants de la TFD et de la THD, respectivement. La  $TFD^{-\pi/6}$  et la  $THD^{-\pi/6}$  peuvent fournir des performances similaires à celles de la TFD et de la THD classiques, mais avec une réduction de la complexité arithmétique.

Étant donné que les transformées paramétriques n'augmentent pas la complexité de calcul par rapport aux transformées classiques, il serait intéressant d'exploiter ces transformées dans le développement des filtres adaptatifs dans le domaine des transformées en utilisant l'algorithme LMS.

# **CHAPITRE III**

**Filtrage Adaptatif Basé sur  
L'algorithme LMS.**

### **3.1. Introduction**

L'algorithme du gradient stochastique LMS est largement utilisé en filtrage adaptatif en raison de sa simplicité et de sa robustesse. L'inconvénient majeur de cet algorithme est sa lente convergence lorsqu'il est employé avec des signaux colorés, ce qui est le cas avec les bruits acoustiques et le signal parole. Une solution à ce problème est possible par un blanchiment du signal coloré à l'aide d'une transformée orthogonale et unitaire telles que la transformée de Fourier discrète TFD, la transformée de Hartley discrète THD et la transformée en cosinus discrète DCT. L'utilisation des transformées orthogonales ou unitaires a conduit à une nouvelle structure de l'algorithme LMS appelé algorithme LMS dans le domaine des transformées ou TDLMS.

Dans ce chapitre, nous discutons le principe de fonctionnement du filtrage adaptatif, ses différentes applications ainsi que l'élaboration et l'analyse de l'algorithme LMS dans le domaine temporel et dans le domaine des transformées.

### **3.2. Intérêt du filtrage adaptatif**

Un filtre est un dispositif largement utilisé en traitement du signal. Il permet la manipulation, l'extraction ou l'amélioration de l'information désirée contenue dans un signal.

La conception d'un filtre invariant dans le temps nécessite une connaissance des modèles des signaux, ces derniers proviennent généralement des milieux qui ne sont pas pratiquement bien définies. La modélisation des signaux nécessite une procédure qui peut être coûteuse et difficile à implémenter en temps réel. La solution à ce problème consiste à employer un filtre adaptatif qui met à jour ses paramètres en temps réel grâce à un algorithme qui utilise seulement les signaux disponibles, et ne nécessite aucune caractérisation du signal d'entrée et du signal désiré. Il est apte à travailler dans un environnement inconnu et qui change dans le temps [60].



### 3.3. Principe de fonctionnement d'un filtre adaptatif

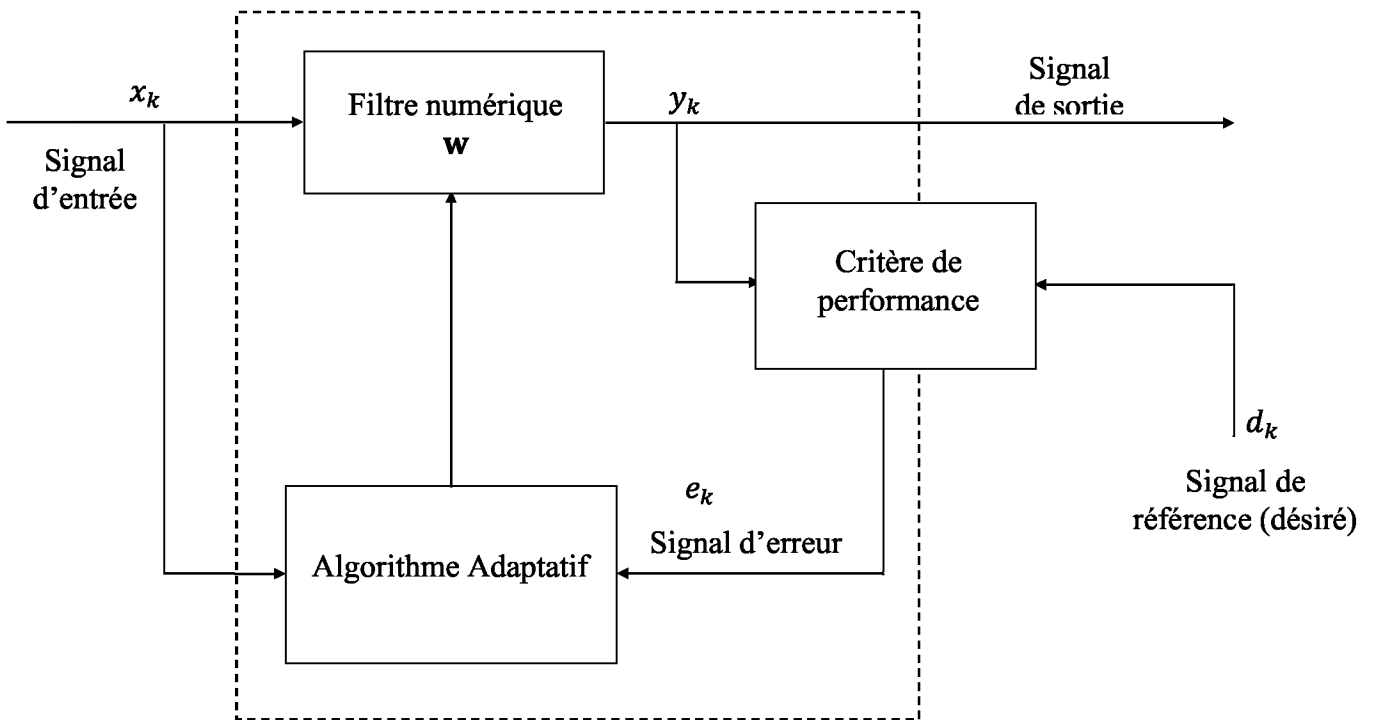


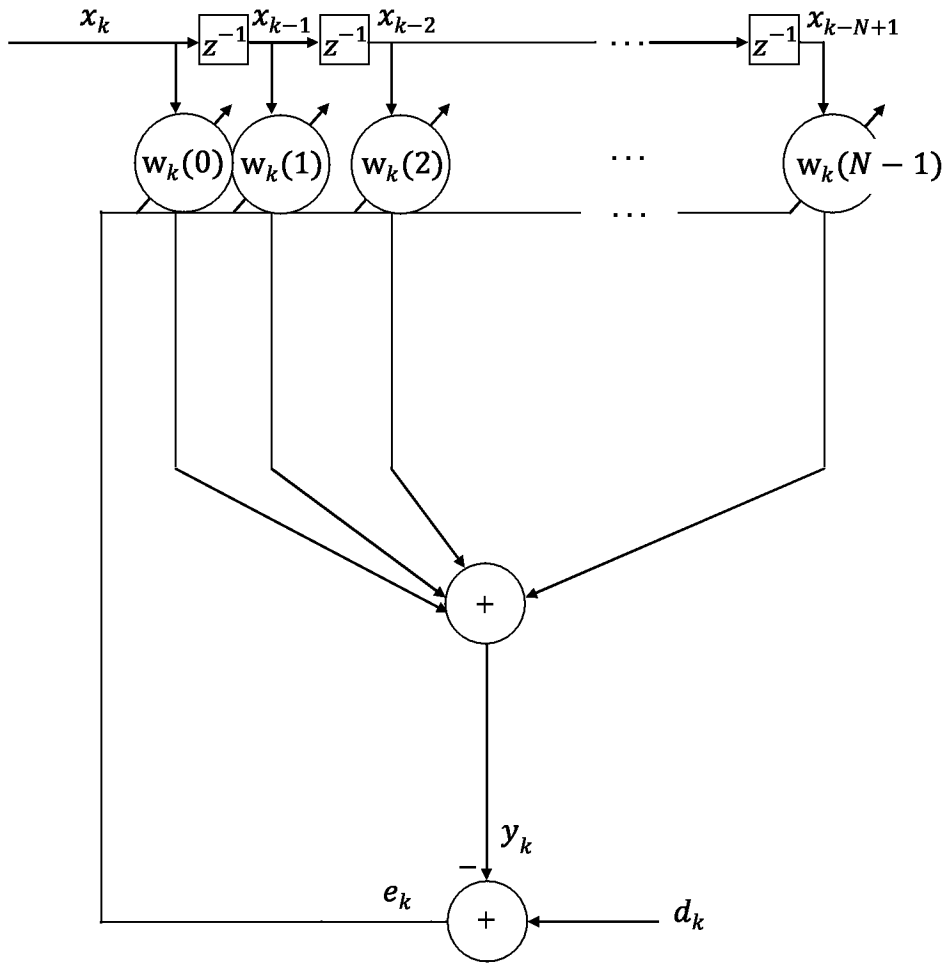
Figure 3.1. Schéma synoptique d'un filtre adaptatif [44].

La figure 3.1 montre le schéma synoptique d'un filtre adaptatif constitué d'un filtre numérique permettant d'effectuer l'opération de filtrage, et d'un algorithme adaptatif qui permet d'ajuster les coefficients du filtre [43]. Le signal  $y_k$  à la sortie du filtre numérique est calculé en fonction du signal d'entrée  $x_k$ , le signal d'erreur  $e_k$  est généré par la comparaison du signal  $y_k$  avec le signal désiré  $d_k$ . Le signal d'erreur  $e_k$  est utilisé par l'algorithme adaptatif pour ajuster les coefficients du filtre numérique.

La structure du filtre à réponse impulsionnelle finie (RIF) est la plus utilisée dans la réalisation des filtres numériques. Dans la figure 3.2, les  $N$  coefficients ajustables du filtre numérique sont en fonction du temps et sont donnés à l'instant d'échantillon  $k$  par

$$\mathbf{w}_k = [w_k(0), w_k(1), \dots, w_k(N-1)]^T \quad (3.1)$$

où  $(\cdot)^T$  désigne l'opération de transposition d'une matrice.



**Figure 3.2.** Filtre adaptatif transversal de longueur  $N$ .

Le signal d'entrée à l'instant  $k$  est défini par

$$\mathbf{x}_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-N+1}]^T \quad (3.2)$$

Le signal de sortie  $y_k$  du filtre RIF adaptatif est donné par

$$y_k = \sum_{i=0}^{N-1} w_k(i)x_{k-i} = \mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k \quad (3.3)$$

Il est exprimé par le produit de  $\mathbf{w}_k$  et  $\mathbf{x}_k$ .

### 3.3.1. Surface de performance d'erreur

Le signal d'erreur  $e_k$  est donné par

$$e_k = d_k - \mathbf{w}_k^T \mathbf{x}_k \quad (3.4)$$

L'adaptation du vecteur du filtre  $\mathbf{w}_k$  est faite de façon itérative pour que le signal d'erreur  $e_k$  soit minimisé. La fonction du cout utilisée est la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (EQM) définie par [44]

$$J = E\{e_k^2\} \quad (3.5)$$

Par conséquent, l'EQM est donnée par

$$J = E\{d_k^2\} - 2\mathbf{p}_{dx}^T \mathbf{w} + \mathbf{w}^T \mathbf{R}_x \mathbf{w} \quad (3.6)$$

Le vecteur  $\mathbf{w}$  du filtre est indépendant de l'indexe du temps  $k$ , car l'EQM est traitée comme une fonction stationnaire,  $\mathbf{R} \equiv E\{\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T\}$  est la matrice de l'autocorrélation du signal d'entrée, et  $\mathbf{p} \equiv E\{d_k \mathbf{x}_k^T\}$  est le vecteur d'intercorrélacion entre la réponse désirée et le signal d'entrée. Dans l'équation (3.6), l'EQM apparait comme une fonction quadratique des coefficients du vecteur  $\mathbf{w}$  du filtre.

La figure 3.3 montre une surface de performance d'erreur typique pour un filtre transversal à deux coefficients. La surface de performance d'erreur possède un seul minimum de l'EQM qui correspond aux coefficients du vecteur optimal  $\mathbf{w}^o$ , ce dernier peut être obtenu par l'application de la première dérivée à l'expression 3.6 par rapport à  $\mathbf{w}$ , puis nous mettons cette dérivée égale à zéro. Cette opération mène à la résolution de l'équation de Wiener donnée par

$$\mathbf{R}_x \mathbf{w}^o = \mathbf{p}_{dx} \quad (3.7)$$

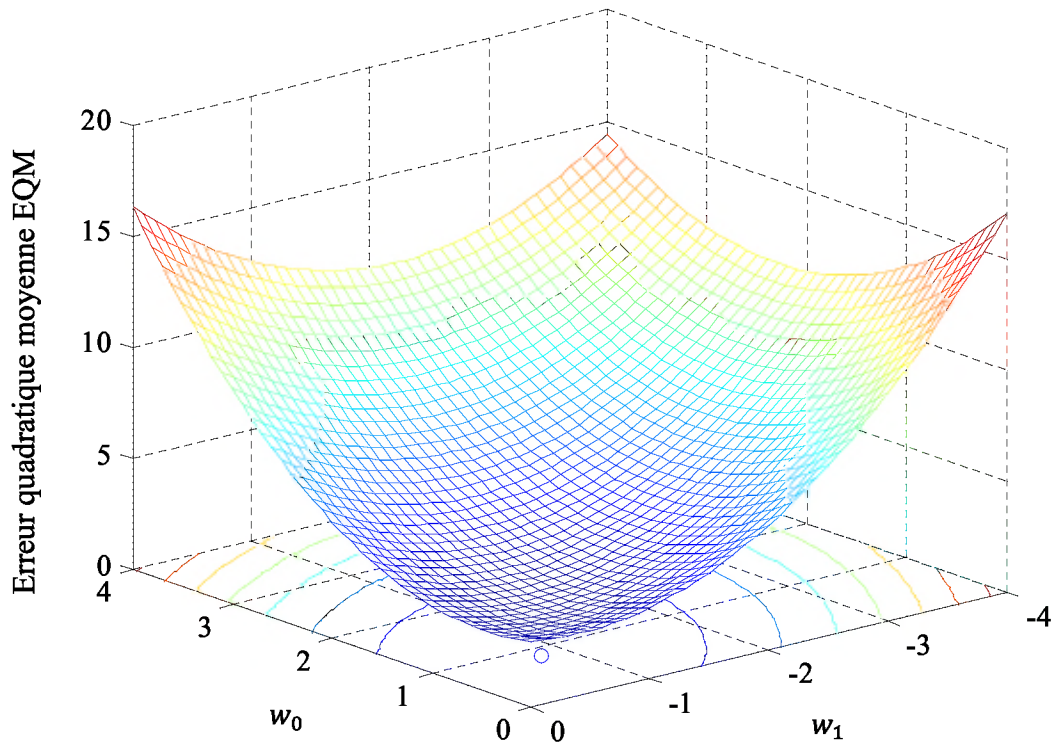
Supposant que  $\mathbf{R}_x$  possède une matrice inverse, le vecteur des coefficients optimaux est donné par

$$\mathbf{w}^o = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{p} \quad (3.8)$$

L'EQM minimal est obtenu par le remplacement de l'équation (3.8) dans (3.6), ce qui donne

$$J_{min} = E\{d_k^2\} - \mathbf{p}^T \mathbf{w}^o \quad (3.9)$$

Pour  $N > 2$ , la surface de performance d'erreur est hyperboloid



**Figure 3.3.** Surface de performance d'erreur typique pour un filtre transversal à deux coefficients.

### 3.4. Utilité et applications du filtrage adaptatif

L'aptitude des filtres adaptatifs à travailler dans des milieux dont les caractéristiques varient dans le temps, les a permis d'être un outil indispensable dans des applications pratiques [44]. Ces derniers peuvent être classés dans quatre catégories principales, à savoir

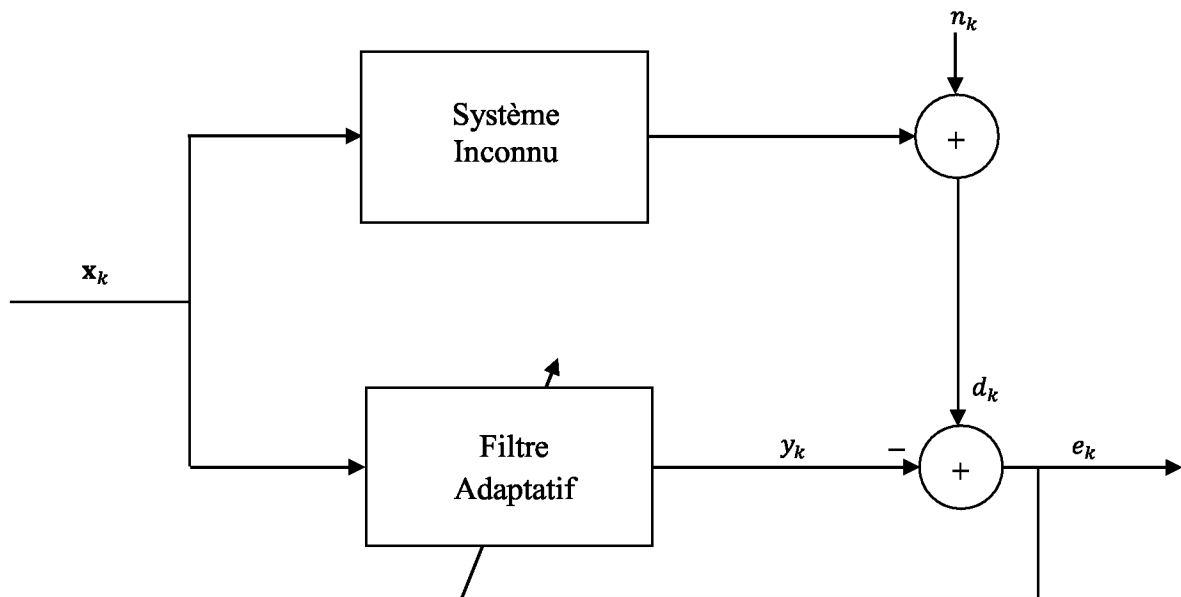
- L'identification adaptative d'un système.
- Amélioration du signal.
- La modélisation adaptative inverse.

- La prédiction adaptative.

Cette section est consacrée à la description de ces applications.

### 3.4.1. Identification d'un système

Dans la structure de l'identification d'un système montrée dans la figure 3.4, le filtre adaptatif est placé en parallèle avec le système à identifier. Le filtre adaptatif permet de donner une estimation linéaire du système inconnu. Le signal d'excitation  $\mathbf{x}_k$  est appliqué au filtre adaptatif et au système inconnu, le bruit  $n_k$  représente le bruit du système inconnu. La modélisation du système inconnu est faite de façon à ce que le signal  $y_k$  soit similaire à celui à la sortie du système à identifier, et que l'erreur  $e_k$  qui est la différence entre la réponse physique  $d_k$  et la réponse du modèle  $y_k$  soit minimale [44].



**Figure. 3.4.** Schéma synoptique de l'identification adaptative d'un système [44].

### 3.4.2. Amélioration du signal

L'identification d'un système a connu plusieurs applications pratiques qui ont pour but l'amélioration de la qualité du signal, telles que l'annulation adaptative du bruit décrite dans le premier chapitre de cette thèse et l'annulation adaptative de l'écho acoustique que nous allons la décrire dans la sous-section suivante [44].

### 3.4.2.1. Annulation adaptative de l'écho acoustique

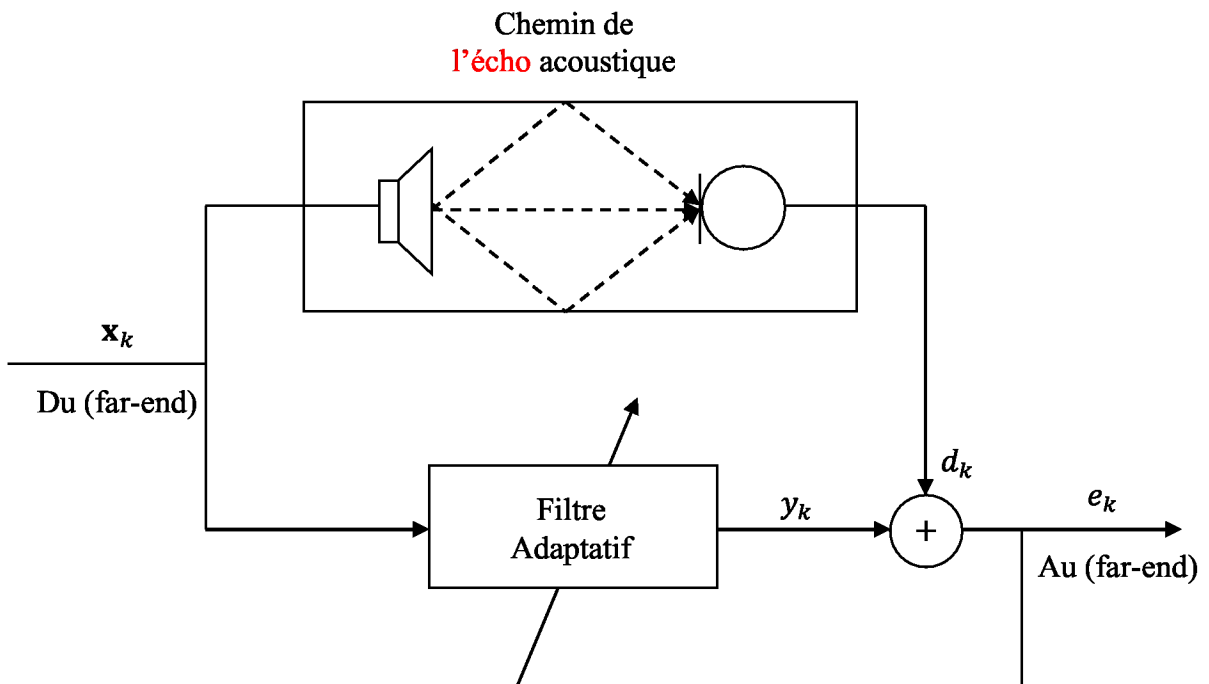


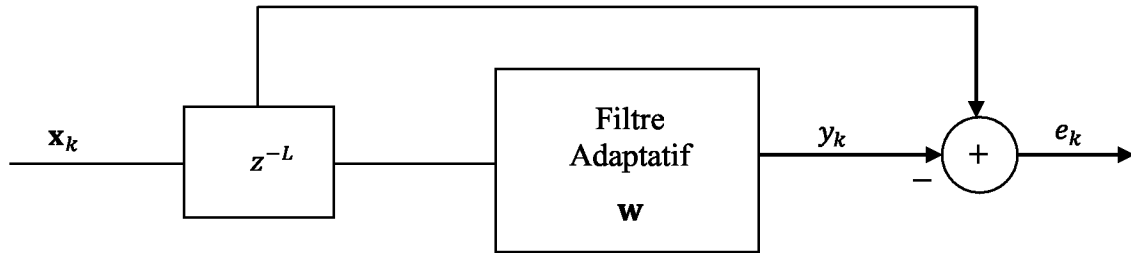
Figure. 3.5. Schéma synoptique d'un annulateur adaptatif d'écho.

L'écho acoustique arrive lorsque le microphone dans les téléphones à main libre capte le son provenant du haut-parleur et ses réflexions dans la salle [44], il est perçu par l'utilisateur comme un son retardé gênant.

L'annulation de l'écho acoustique est faite par le biais d'un filtre adaptatif comme est montrée dans la figure 3.5. Le filtre adaptatif a pour but de modéliser le chemin de l'écho acoustique entre le haut-parleur et le microphone, la fonction de transfert estimée est utilisée pour filtrer le son  $x_k$  provenant de l'utilisateur pour obtenir une estimation  $y_k$  de l'écho. Cette dernière sera utilisée pour annuler les composantes de l'écho acoustique  $d_k$  dans le microphone, et donne comme résultat un signal  $e_k$  libre d'écho.

### 3.4.3. Prédiction adaptative

La prédiction linéaire d'un signal est obtenue par des techniques de filtrage linéaire optimal au sens des moindres carrés développées par Wiener, ce dernier qui nécessite le calcul de la matrice de l'autocorrélation du signal d'entrée. La prédiction linéaire peut être obtenue simplement par le filtrage adaptatif [44].



**Figure. 3.6.** Schéma synoptique d'un prédictif adaptatif [60].

L'entrée du filtre de prédiction consiste d'une version retardée du signal désiré comme est montrée dans la figure 3.6. L'EQM est donnée par [60]

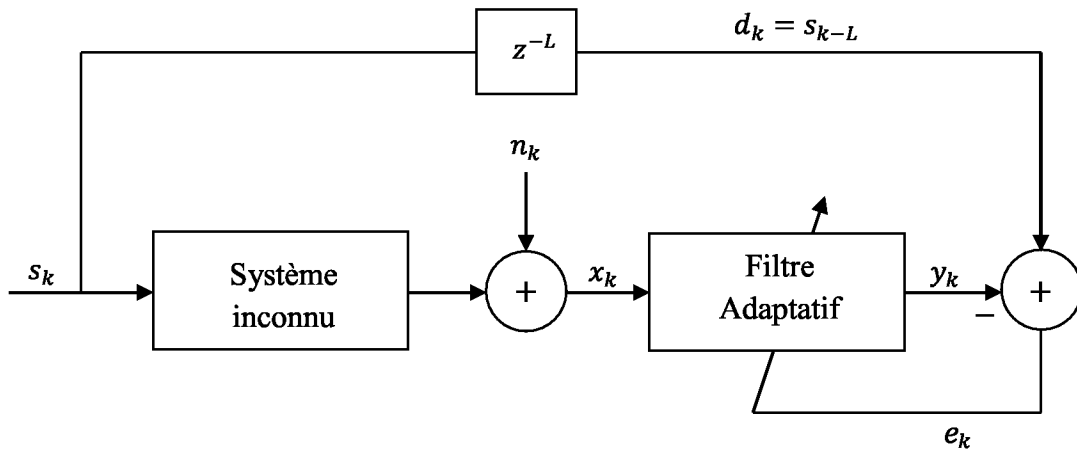
$$EQM = E\{[x_k - w^T x_{k-L}]^2\}$$

La minimisation de l'EQM mène à un filtre RIF dont les coefficients sont les éléments du vecteur du filtre  $\mathbf{w}$ . Ce dernier est apte de prédire les échantillons présents du signal d'entrée en utilisant comme information les anciens échantillons tels que  $x_{k-L}, x_{k-L-1}, \dots, x_{k-L-N}$ . Le filtre RIF résultant peut être considéré comme un modèle pour le signal  $\mathbf{x}_k$  lorsque l'EQM est petite.

Une application typique du prédictif est le codage prédictif linéaire des signaux de parole, où la tâche du prédictif est d'estimer les paramètres de la parole. Les paramètres  $\mathbf{w}$  estimés font partie de l'information de codage qui est transmise ou stockée avec d'autres informations inhérentes aux caractéristiques de la parole, tels que la période du pitch. Il est également utilisé pour la décorrélation des signaux afin de blanchir leurs densités spectrales de puissances [60].

#### **3.4.4. Modélisation adaptative inverse**

Les filtres adaptatifs peuvent être appliqués dans des applications de modélisation inverse (égalisation du canal). Dans la structure de la modélisation inverse présentée dans la figure 3.7, le filtre adaptatif converge vers un filtre causal qui est l'inverse du système inconnu. Le filtre adaptatif égalise le système inconnu pour récupérer la version retardée du signal  $s_{k-L}$  à la sortie  $y_k$ . La combinaison des fonctions de transfert du système inconnu et du filtre adaptatif approche  $z^{-L}$ .



**Figure. 3.7.** Schéma synoptique d'une modélisation adaptative inverse [40].

### 3.5. Algorithme du gradient stochastique (Least-Mean-Square LMS)

L'algorithme du gradient stochastique LMS est le plus utilisé en filtrage adaptatif à cause de sa simplicité et de sa robustesse. Il a été proposé en 1960 par Widrow et Hoff. Par la suite, plusieurs chercheurs ont utilisé cet algorithme et ont lui apporté plusieurs modifications afin d'améliorer ses performances [61].

Comme c'est déjà mentionné, les coefficients du filtre  $w_k(0), w_k(1), \dots, w_k(N-1)$  sont en fonction du temps, où à chaque nouvel instant d'échantillon  $k$  prennent des nouvelles valeurs. Ils sont adaptés de façon continue pour qu'ils suivent les variations des statistiques du signal d'entrée  $x_k$ .

L'algorithme LMS adapte les coefficients du filtre de façon continue pour que l'erreur  $e_k$  soit minimisée dans le sens de la moyenne quadratique.

Lorsque les processus  $x_k$  et  $d_k$  sont conjointement stationnaires, les coefficients du vecteur du filtre convergent à un jeu de coefficients qui représentent en moyenne la solution de Wiener-Hopf. Cela fait de l'algorithme LMS une méthode pratique pour la réalisation du filtre de Wiener sans avoir besoin d'une résolution explicite de l'équation de Wiener-Hopf.

#### 3.5.1. Dérivation de l'algorithme LMS

L'implémentation stochastique de l'algorithme de la plus forte pente est faite par le remplacement de la fonction du coût  $\xi = E[e_k^2]$  dans sa récurrence par son estimation instantanée  $\hat{\xi} = e_k^2$ . Cette implémentation mène à un nouvel algorithme appelé algorithme LMS dont la récurrence est donnée par [61]



$$\mathbf{w}_k = \mathbf{w}_k - \mu \nabla e_k^2 \quad (3.10)$$

où  $\mu$  est le paramètre de pas d'adaptation de l'algorithme, et  $\nabla$  est l'opérateur du gradient défini par

$$\nabla = \left[ \frac{\partial}{\partial w(0)} \quad \frac{\partial}{\partial w(1)} \quad \dots \quad \frac{\partial}{\partial w(N-1)} \right]^T \quad (3.11)$$

Le  $i^{\text{ème}}$  élément du vecteur du gradient  $\nabla e_k^2$  dans l'équation (3.10) peut être exprimé par :

$$\frac{\partial e_k^2}{\partial w(i)} = 2e_k \frac{\partial e_k}{\partial w(i)} \quad (3.12)$$

Le remplacement de  $e_k$  dans (3.12) par sa valeur donnée par (3.4), conduit à

$$\frac{\partial e_k^2}{\partial w(i)} = -2e_k \frac{\partial y_k}{\partial w(i)} \quad (3.13)$$

Notons que  $d_k$  est indépendant de  $w(i)$ . Le remplacement de  $y_k$  par sa valeur donnée par (3.3) donne

$$\frac{\partial e_k^2}{\partial w(i)} = -2e_k x_k \quad (3.14)$$

Et par conséquent

$$\nabla e_k^2 = -2e_k \mathbf{x}_k \quad (3.15)$$

D'où :

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + 2 \mu e_k \mathbf{x}_k \quad (3.16)$$

Cette récurrence est appelée algorithme LMS, où les coefficients du vecteur du filtre  $\mathbf{w}_k$  sont adaptés pour chaque nouvel échantillon du signal d'entrée  $x_k$  et du signal désiré  $d_k$ .

L'adaptation passe par les étapes suivantes :

1. Le filtrage du signal d'entrée d'après l'équation (3.3), donnant à la sortie du filtre le signal  $y_k$ .
2. Le calcul de l'erreur de l'estimation  $e_k$ , d'après la différence présentée par l'équation (3.4).
3. Enfin, l'adaptation des coefficients du filtre d'après l'équation 3.16.

### 3.5.2. Analyse des performances de l'algorithme LMS

L'analyse des performances de l'algorithme LMS est considérée pour le cas où les signaux  $x_k$  et  $d_k$  sont stationnaires, et par conséquent, les coefficients optimaux du filtre peuvent être obtenus par la résolution de l'équation de Wiener-Hopf [62]. Cette analyse et présentée en détail dans [61-62], elle vise à calculer l'espérance du vecteur d'erreur des coefficients du filtre à chaque instant d'échantillon  $k$  puis voir la condition pour laquelle elle tend vers zéros, en d'autre terme l'algorithme converge. Cela est fait par la soustraction du vecteur du filtre de Wiener  $\mathbf{w}^o$  des deux membres de l'équation de l'adaptation (3.16), ce qui donne

$$\mathbf{w}_{k+1} - \mathbf{w}^o = \mathbf{w}_{k+1} - \mathbf{w}^o + 2\mu e_k \mathbf{x}_k \quad (3.17)$$

où les vecteurs  $\boldsymbol{\xi}_{k+1} = \mathbf{w}_{k+1} - \mathbf{w}^o$  et  $\boldsymbol{\xi}_k = \mathbf{w}_k - \mathbf{w}^o$  sont connus comme le vecteur d'erreur des coefficients du filtre. Par conséquent, (3.17) devient

$$\boldsymbol{\xi}_{k+1} = \boldsymbol{\xi}_k + 2\mu e_k \mathbf{x}_k \quad (3.18)$$

Dans la littérature, plusieurs manipulations ont été effectuées sur (3.18) en se basant sur l'hypothèse de l'indépendance. Cette hypothèse assure d'une part que les observations présentes des données  $(\mathbf{x}_k, \mathbf{d}_k)$  sont indépendantes des observations passées  $(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{d}_{k-1})$ ,  $(\mathbf{x}_{k-2}, \mathbf{d}_{k-2})$ . D'autre part, elle assure l'indépendance entre les coefficients du vecteur du filtre  $\mathbf{w}_k$  et le signal d'entrée  $\mathbf{x}_k$ . Cette dernière est justifiée par le choix d'un paramètre de pas d'adaptation  $\mu$  de faible valeur. Par conséquent, (3.18) devient :

$$E\{\boldsymbol{\xi}_{k+1}\} = [\mathbf{I} - 2\mu E\{\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T\}] E\{\boldsymbol{\xi}_k\} = [\mathbf{I} - 2\mu \mathbf{R}_x] E\{\boldsymbol{\xi}_k\} \quad (3.19)$$

Il est remarquable, d'après l'équation (3.19), que l'algorithme LMS est contrôlé par  $N$  modes de convergence, qui dépendent des valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation  $\mathbf{R}_x$ . Autrement dit, sa convergence est contrôlée par la puissance spectrale du signal d'entrée  $\mathbf{x}_k$ , plus la puissance spectrale est plate, plus la convergence de l'algorithme LMS est rapide.

### 3.5.3. Stabilité de l'algorithme LMS

L'algorithme LMS converge vers la solution de Wiener lorsque  $\mu$  est dans l'intervalle [63]

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}} \quad (3.20)$$

où  $\lambda_{max}$  est la valeur propre maximale de  $\mathbf{R}_x$ . Par conséquent,  $E\{\xi_k\}$  dans l'équation (3.19) converge vers zero. L'hypothèse de l'indépendance utilisée pour obtenir (3.19) est basée sur le choix d'un paramètre  $\mu$  de petite valeur. D'où, l'intervalle présenté par (3.20) ne garantit pas nécessairement la stabilité de l'algorithme LMS et sa limite supérieure peut gravement violer cette hypothèse.

Dans [64], les auteurs ont présenté une condition suffisante et plus pratique permettant d'assurer la stabilité de l'algorithme LMS, exprimée par

$$0 < \mu < \frac{1}{3\text{Tr}(\mathbf{R})} \quad (3.21)$$

Pour des signaux d'entrée et désiré stationnaires, les auteurs dans [65] ont présenté une condition nécessaire pour la stabilité en moyenne quadratique de l'algorithme LMS, exprimée par :

$$0 < \mu < \frac{1}{NS_{max}} \quad (3.22)$$

où  $S_{max}$  est la puissance spectrale maximale du signal d'entrée.

La recherche d'un ensemble de conditions nécessaires et suffisantes pour la convergence en moyenne quadratique de l'algorithme LMS reste jusqu'à ce jour un problème ouvert [42, 63].

#### **3.5.4. Erreur quadratique moyen excédentaire et désajustement**

Il est supposé théoriquement que les coefficients du vecteur du filtre convergent à leurs valeurs optimales, mais dans le cas pratique, ces coefficients convergent en moyenne vers  $\mathbf{w}_o$ . La déviation instantanée résultante  $\xi_k = \mathbf{w}_k - \mathbf{w}_o$  génère un excès dans l'EQM [60].

A chaque instant d'échantillon  $k$ , l'erreur d'estimation est donnée par

$$e_k = d_k - (\mathbf{w}^o)^T \mathbf{x}_k - \xi_k^T \mathbf{x}_k = e_k^o - \xi_k^T \mathbf{x}_k \quad (3.23)$$

L'erreur quadratique est donnée par

$$e_k^2 = (e_k^o)^2 - 2e_k^o \boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{x}_k + \boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \boldsymbol{\xi}_k \quad (3.24)$$

Par l'application de l'hypothèse de l'indépendance, nous pouvons considérer que  $\boldsymbol{\xi}_k$  et indépendante de  $\mathbf{x}_k$ , puisque seuls les vecteurs d'entrées précédents sont impliqués dans la détermination de  $\boldsymbol{\xi}_k$ . Par l'utilisation de cette hypothèse et l'application de l'opérateur de l'espérance à (3.24), nous obtenons

$$\begin{aligned} J_k &= E[e_k^2] \\ &= J_{\min} - 2E[\boldsymbol{\xi}_k^T]E[e_k^o \mathbf{x}_k] + E[\boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \boldsymbol{\xi}_k] \\ &= J_{\min} - 2E[\boldsymbol{\xi}_k^T]E[e_k^o \mathbf{x}_k] + E[\text{tr}\{\boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \boldsymbol{\xi}_k\}] \\ &= J_{\min} - 2E[\boldsymbol{\xi}_k^T]E[e_k^o \mathbf{x}_k] + E[\text{tr}\{\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^T\}] \end{aligned} \quad (3.25)$$

Par l'utilisation de la propriété  $\text{tr}\{\mathbf{A} \cdot \mathbf{B}\} = \text{tr}\{\mathbf{B} \cdot \mathbf{A}\}$ , l'équation (3.25) devient

$$J_k = J_{\min} - 2E[\boldsymbol{\xi}_k^T]E[e_k^o \mathbf{x}_k] + \text{tr}\{E[\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T]E[\boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^T]\} \quad (3.26)$$

Sachons que  $\mathbf{R}_x = E[\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^T]$  et d'après le principe de l'orthogonalité  $E[e_k^o \mathbf{x}_k] = 0$ , l'équation (3.26) devient

$$J_k = J_{\min} + E[\boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{R}_x \boldsymbol{\xi}_k] \quad (3.27)$$

L'excès de l'EQM est exprimé comme

$$\begin{aligned} \Delta J_k &\triangleq J_k - J_{\min} = E[\boldsymbol{\xi}_k^T \mathbf{R}_x \boldsymbol{\xi}_k] = E\{\text{tr}[\mathbf{R}_x \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^T]\} \\ &= \text{tr}\{E[\mathbf{R}_x \boldsymbol{\xi}_k \boldsymbol{\xi}_k^T]\} \end{aligned} \quad (3.28)$$

Dans [60], des manipulations ont été faites sur l'équation (3.28) et qui ont permet d'exprimer l'excès dans l'erreur quadratique moyenne comme

$$J_{exc} = \lim_{k \rightarrow \infty} \Delta J \approx \frac{\mu \sigma_n^2 \text{tr}[\mathbf{R}_x]}{1 - \mu \text{tr}[\mathbf{R}_x]} \quad (3.29)$$

Pour des très petites valeurs de  $\mu$ , l'équation (3.29) peut être approximée comme

$$J_{exc} \approx \mu \sigma_n^2 \text{tr}[\mathbf{R}_x] = \mu(N + 1) \sigma_n^2 \sigma_x^2 \quad (3.30)$$

où  $\sigma_x^2$  est la variance du signal d'entrée et  $\sigma_n^2$  est la variance du bruit additif.

Un autre paramètre largement utilisé dans la comparaison des algorithmes du filtrage adaptatif est le désajustement  $M$ , qui est défini comme le rapport entre  $\xi_{exc}$  et l'EQM minimale.

Pour l'algorithme LMS, le désajustement est donné par

$$M \triangleq \frac{J_{exc}}{J_{min}} \approx \frac{\mu \text{tr}[\mathbf{R}_x]}{1 - \mu \text{tr}[\mathbf{R}_x]} \quad (3.31)$$

### 3.6. Algorithme LMS dans le domaine de transformée

#### 3.6.1. Forme analytique

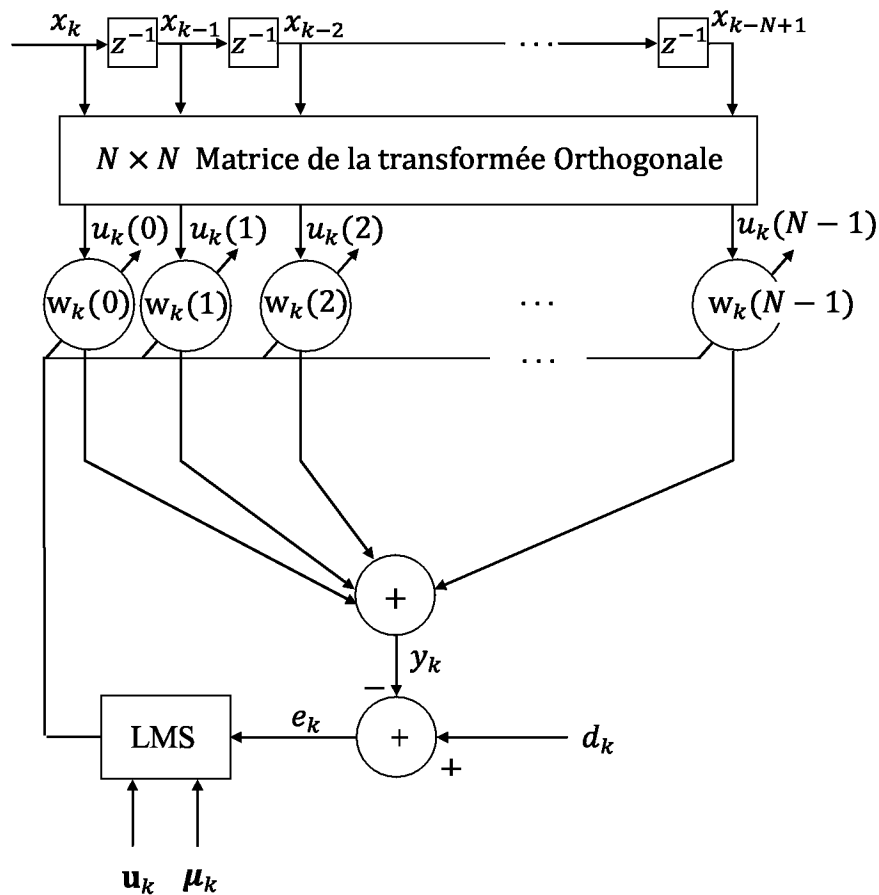


Figure 3.8. Schéma synoptique du filtre adaptatif TDLMS.

Comme c'est déjà mentionné auparavant, l'algorithme LMS conventionnel souffre d'une lente convergence lorsqu'il est employé avec des signaux fortement corrélés. Une étape de blanchiment du signal d'entrée avant son traitement par l'algorithme LMS est nécessaire. Cette étape peut être accomplie par l'emploi d'une transformée orthogonale et unitaire fixe [15-18, 66-68].

Dans la figure 3.4, le vecteur du signal d'entrée  $\mathbf{x}_k$  est transformé en un autre signal présenté par le vecteur  $\mathbf{u}_k$ , et cela par l'application de la matrice de dimension  $N \times N$  de la transformée discrète unitaire  $\mathbf{T}_N$ , tel que:

$$\mathbf{u}_k = \mathbf{T}_N \mathbf{x}_k \quad (3.32)$$

Par la suite, Le signal transformé  $\mathbf{u}_k$  est normalisé par sa puissance estimée à l'instant d'échantillon  $k$  et il est utilisé par la suite dans l'adaptation des coefficients du vecteur du filtre  $\mathbf{w}_k$ , tel que

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \mu \mathbf{P}_k^{-1} e_k \mathbf{u}_k^* \quad (3.33)$$

$e_k$  est l'erreur de sortie donnée par:

$$\begin{aligned} e_k &= d_k - y_k \\ &= d_k - \sum_{i=0}^{N-1} u_k(i) w_k(i) \end{aligned} \quad (3.34)$$

où  $d_k$  est la réponse désirée,  $y_k$  est la sortie du filtre,  $\mathbf{u}_k^*$  désigne le conjugué complexe de  $\mathbf{u}_k$ ,  $\mu$  est la constante du pas d'adaptation, et  $\mathbf{P}_k$  est une matrice diagonale de la puissance d'entrée estimée et définie comme

$$\mathbf{P}_k = \text{diag}[\sigma_k^2(i), i = 0, 1, \dots, N - 1] \quad (3.35)$$

$\sigma_k^2(i)$  est la puissance estimée de la  $i^{\text{ème}}$  entrée  $u_k(i)$ , obtenue de la façon suivante

$$\sigma_k^2(i) = \beta \sigma_{k-1}^2(i) + (1 - \beta) |u_k(i)|^2 \quad (3.36)$$

$\beta$  est le facteur de lissage, qui est une constante de valeur comprise entre 0 et 1. La normalisation à chaque instant d'échantillon  $k$  mène à un paramètre de pas d'adaptation à temps variable donné par

$$\boldsymbol{\mu}_k = \mu(\mathbf{P}_k + \varepsilon)^{-1} \quad (3.37)$$

où  $\varepsilon$  est une constante de faible valeur, introduite pour éviter le débordement lorsque les éléments de la diagonale de  $\mathbf{P}_k$  sont proches de zéro.

La normalisation de la puissance permet d'égaliser les valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation. En d'autre terme, la puissance du signal d'entrée est décomposée et redistribuée aux différents bacs fréquentiels de telle sorte que tous les bacs fréquentiels portent des valeurs de puissances égales. Par conséquent, la convergence de l'algorithme LMS dans le domaine des transformées est améliorée.

L'équation de l'adaptation du vecteur du filtre (3.33) peut être écrite comme suit

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \mu(\mathbf{P}_k^{-1} + \varepsilon)e_k \mathbf{u}_k^* \quad (3.38)$$

En pratique, lorsque la matrice d'autocorrélation d'entrée est inconnue et peut être à temps variable, nous pouvons seulement utiliser des transformées sous-optimales telles que la TFD, la THD, la TFD et la THD paramétriques et la DCT.

Dans cette thèse, nous considérons la transformée en cosinus discrète DCT, la transformée de Fourier discrète TFD, la transformée de Hartley discrète THD, la TFD et la THD paramétriques. Les filtres adaptatifs résultants sont désignés par, DCT-LMS, TFD-LMS, THD-LMS, TFD <sup>$\alpha$</sup> -LMS et THD <sup>$\alpha$</sup> -LMS.

Les performances de ces filtres adaptatifs dépendent des propriétés de décorrélation des transformées, qui dépendent à leur tour des propriétés de la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée. Les transformées orthogonales fixes ne sont pas des décorrélateurs parfaits.

### **3.6.2. Analyse de la stabilité**

Dans cette thèse, l'algorithme LMS dans le domaine des transformées est employé avec des processus autorégressifs d'ordre 1. Ces derniers sont généralement considérés stationnaires au sens large.

Dans [18, 65], l'équation (3.38) est stabilisée en moyenne quadratique par la condition suffisante suivante

$$0 < \mu < \frac{2}{3\text{Tr}(\mathbf{S}_N)} \quad (3.39)$$

où  $\text{Tr}(\cdot)$  désigne la trace d'une matrice.

La matrice de l'autocorrélation  $\mathbf{S}_N$  est définie par

$$\mathbf{S}_N = E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_k^H] = (\text{diag} \mathbf{U}_N)^{-\frac{1}{2}} \mathbf{U}_N = (\text{diag} \mathbf{U}_N)^{-\frac{1}{2}} \quad (3.40)$$

avec  $\mathbf{U}_N = E[\mathbf{u}_k \mathbf{u}_k^H] = \mathbf{T}_N \mathbf{R}_N \mathbf{T}_N^H$ ,  $\mathbf{R}_N = E[\mathbf{x}_k \mathbf{x}_k^H]$  et  $\mathbf{v}_k = (\mathbf{P}_k^{-1} + \varepsilon) \mathbf{e}_k \mathbf{u}_k$ .

La trace de  $\mathbf{S}_N$  peut être obtenue comme suit :

$$\begin{aligned} \text{Tr}(\mathbf{S}_N) &= \text{Tr}[(\text{diag} \mathbf{U}_N)^{-1/2} \mathbf{U}_N (\text{diag} \mathbf{U}_N)^{-1/2}] \\ &= \text{Tr}[(\text{diag} \mathbf{U}_N)^{-1/2} (\text{diag} \mathbf{U}_N)^{-1/2} \mathbf{U}_N] \\ &= N \end{aligned} \quad (3.41)$$

où  $N$  est la longueur du filtre. La condition donnée par (3.39) mène à la forme simple suivante

$$0 < \mu < \frac{2}{3N} \quad (3.42)$$

La condition sur le pas d'adaptation est indépendante du signal d'entrée, et elle est directement liée à la longueur du filtre  $N$ .

### 3.6.3. Analyse de la convergence avec un processus AR du premier ordre

Nous analysons dans cette sous section l'effet des différentes transformées dans la réduction de la dispersion des valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation du signal transformé et normalisé par sa puissance, et par conséquent, dans l'amélioration de la convergence de l'algorithme TDLMS.

Cette analyse est faite par la modélisation des différentes sources de bruit par un processus de Markov 1, qui est une classe de signaux simples, très générale et pratique [11, 12, 16, 22, 69]. Le processus de Markov 1, qui équivalent au processus AR du premier ordre [18, 66], peut être généré en passant un bruit blanc gaussien à travers un filtre passe-bas possédant un seul pôle.

La matrice de l'autocorrélation de dimension  $N \times N$ , du signal d'entrée  $\mathbf{x}_k$  obtenue d'un processus AR du premier ordre de coefficient de corrélation  $\rho \in [0 1)$  [16], est donnée par :



$$\mathbf{R}_N = \begin{pmatrix} 1 & \rho & \rho^2 & \dots & \rho^{N-1} \\ \rho & 1 & \rho & \dots & \rho^{N-2} \\ \rho^2 & \rho & 1 & & \\ \vdots & \vdots & & \ddots & \vdots \\ \rho^{N-1} & \rho^{N-2} & & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (3.43)$$

### 3.6.3.1. Dispersion des valeurs propres dans le cas de la TFD, THD et DCT

Dans [16, 70, 71], les auteurs ont montré que pour une très grande valeur de  $N$  (théoriquement, pour  $N$  tend vers l'infini), les valeurs propres de  $\mathbf{R}_N$  sont les valeurs du spectre de puissance de  $\mathbf{x}_k$  évaluées à des points uniformément distribués sur l'axe des fréquences.

La dispersion asymptotique des valeurs propres de  $\mathbf{R}_N$  est donnée par

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \left( \begin{array}{c} \text{dispersion des valeurs propres} \\ \text{avant transformation} \end{array} \right) = \left( \frac{1+\rho}{1-\rho} \right)^2 \quad (3.44)$$

Une grande valeur de  $\rho$  augmente la corrélation du signal  $\mathbf{x}_k$ , et par conséquent elle augmente la dispersion des valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation  $\mathbf{R}_N$ .

La matrice de l'autocorrélation  $\mathbf{S}_N$  obtenue après transformation du signal d'entrée  $\mathbf{x}_k$  et normalisation du signal résultant  $\mathbf{u}_k$  par sa puissance n'est pas Toeplitz, et la théorie précédente ne peut pas être utilisée pour trouver l'expression de la dispersion des valeurs propres.

La distribution asymptotique des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  peut être dérivée par la résolution de l'équation suivante pour  $\lambda$ .

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \det(\mathbf{S}_N - \lambda \mathbf{I}_N) = 0 \quad (3.45)$$

avec

$$\mathbf{S}_N = (\text{diag}(\mathbf{B}_N))^{-\frac{1}{2}} \mathbf{B}_N (\text{diag}(\mathbf{B}_N))^{-\frac{1}{2}} \text{ et } \mathbf{B}_N = \mathbf{T}_N \mathbf{R}_N \mathbf{T}_N^H.$$

où  $(\cdot)^H$  désigne l'opération de la transposé conjugué et  $\det(\cdot)$  désigne le déterminant d'une matrice.

Dans [16], le problème de la résolution de (3.45) est simplifié à un problème plus simple à traité avec :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \det (\mathbf{R}_N^{-1} \mathbf{T}_N^H \text{diag}(\mathbf{B}_N) \mathbf{T}_N - \lambda^{-1} \mathbf{I}_N) = 0 \quad (3.46)$$

où  $\mathbf{T}_N$  est la matrice TFD ou la matrice DCT et  $\mathbf{I}_N$  est la matrice identité. La dispersion des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenue après TFD et normalisation par la puissance est donnée par :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \left( \begin{array}{l} \text{Dispersion des valeurs propres après} \\ \text{TFD et normalisation par la puissance} \end{array} \right) = \left( \frac{1 + \rho}{1 - \rho} \right) \quad (3.47)$$

Pour le cas de la DCT, la dispersion des valeurs propres est donnée par :

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \left( \begin{array}{l} \text{Dispersion des valeurs propres après} \\ \text{DCT et normalisation par la puissance} \end{array} \right) = (1 + \rho) \quad (3.48)$$

Dans [18, 72], les auteurs ont montré que la dispersion des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenue par le THD-LMS tend vers  $(1 + |\rho|)/(1 - |\rho|)$  pour  $\rho \in (-1, 1)$ , où  $|\cdot|$  désigne la valeur absolue. Il est clair que, pour  $\rho \in [0, 1)$ , la dispersion des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenue par le THD-LMS est la même que celle obtenue par le TFD-LMS.

Dans [18], les auteurs ont montré que pour  $\rho \in (-1, 0]$ , les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenues par le TFD-LMS et le DCT-LMS tend vers  $(1 - \rho)/(1 + \rho)$  et  $1/(1 + \rho)$ , respectivement. Les performances de convergence du TFD-LMS et du THD-LMS ne sont pas détériorées dans le cas des valeurs négatives de  $\rho$ , alors que celles du DCT-LMS sont détériorées.

### 3.7. Conclusion

Les algorithmes adaptatifs permettent d'ajuster les coefficients d'un filtre numérique de façon qu'il donne à sa sortie la meilleure estimation du signal désiré. L'algorithme LMS est l'algorithme du filtrage adaptatif le plus utilisé à cause des avantages qu'il présente et il est également employé dans l'annulation adaptative de bruit. L'inconvénient majeur qu'il présente est sa lente convergence lorsqu'il est employé avec des signaux corrélés. L'usage des transformées discrètes orthogonales a permis d'améliorer ses performances par un blanchiment du signal corrélé. Les performances de l'algorithme TDLMS dépendent du choix de la transformée utilisée. La DCT est sous optimale en terme de décorrélation.

# **CHAPITRE IV**

Résultats des simulations  
et comparaisons.

#### **4.1. Introduction**

Dans ce chapitre, nous analysons en premier lieu les performances des transformées TFD et THD paramétriques en terme de la réduction de la dispersion des valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation. La dispersion des valeurs propres est par conséquent une fonction du paramètre  $\alpha$ . Le but de cette analyse est de trouver la valeur de ce paramètre qui assure les meilleures performances en termes de la réduction de la dispersion des valeurs propres et de la complexité de calcul.

Nous proposons également un nouveau pré-blanchiment de l'algorithme LMS dans le domaine de transformée (PW-TDLMS) et une nouvelle structure de l'annulateur adaptatif du bruit.

Une étude détaillée est établie en considérant les transformées TFD, DCT, THD, et TFD et THD paramétriques. Cette étude vise à chercher la meilleure configuration du nouvel algorithme proposé qui permet de lui assurer des performances optimales pour différentes conditions, et par conséquent une amélioration des performances de la nouvelle structure de l'annulation adaptative du bruit proposée.

Les performances de l'algorithme proposé et celles de la structure proposée sont évaluées en premier lieu pour un bruit coloré modélisé par un processus AR du premier ordre et un signal parole simulé, ceci afin d'assurer une bonne visualisation des résultats de simulation.

Enfin, les performances sont évaluées pour un signal parole et pour des bruits réels avec différents niveau du SNR. Cette évaluation est faite en termes de désajustement, du bruit résiduel dans le signal estimé à la sortie de l'annulateur adaptatif, du SNR de sortie, de la vitesse de convergence de l'EQM, de l'état stable atteint par l'EQM, la complexité de calcul et l'EQME à l'état stable.

#### **4.2. Dispersion des valeurs propres dans le cas de la TFD $^\alpha$ et la THD $^\alpha$**

Dans cette section, nous étudions les dispersions des valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation  $\mathbf{S}_N$  pour les cas de la TFD $^\alpha$  et la THD $^\alpha$ . Nous montrons que ces dispersions des valeurs propres dépendent du paramètres  $\alpha$  et peuvent être calculées de façon similaire en utilisant l'équation (3.51) du chapitre 3 pour  $\mathbf{T}_N$  étant la matrice de la TFD $^\alpha$  ou THD $^\alpha$ . Cette propriété intéressante est exploitée dans cette thèse pour analyser les dispersions des valeurs propres par des calculs numériques pour différentes valeurs de  $\alpha$  et pour  $N = 16, 32$  et 64.

Par la suite, nous cherchons la valeur de  $\alpha$  qui mène à la dispersion des valeurs propres minimales, qui peut être achevée par le TFD $^\alpha$ -LMS et le THD $^\alpha$ -LMS. Par conséquent, les algorithmes correspondant à la valeur de  $\alpha$  trouvée auront la meilleure allure de convergence.

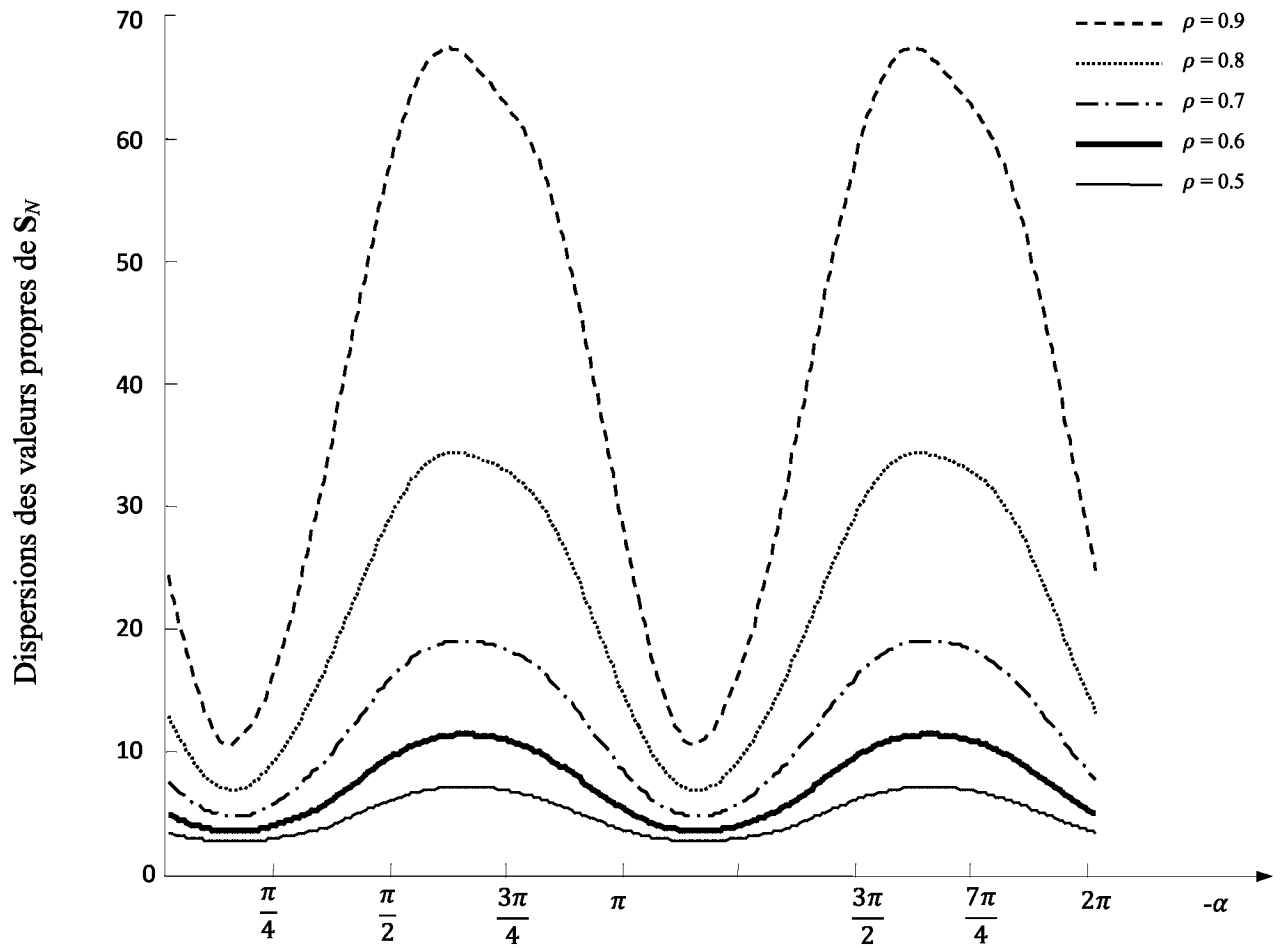
Les figures 4.1-4.3 montrent les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenues par le TFD $^\alpha$ -LMS avec un processus AR du premier ordre pour différentes valeurs du coefficient  $\rho$  et pour les longueurs du filtre  $N = 16, 32$  et  $64$ , respectivement. Il est clair de ces figures, que les valeurs minimales des dispersions des valeurs propres peuvent être obtenues pour le paramètre  $\alpha$  dans l'intervalle  $[-\pi/4, 0]$ .

La figure 4.4 montre les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenues par le TFD $^\alpha$ -LMS et le THD $^\alpha$ -LMS pour  $N = 16$  et  $\rho = 0.9$ . Nous remarquons d'après cette figure, que les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenues par le THD $^\alpha$ -LMS, sont légèrement faibles par rapport à celles obtenues par le TFD $^\alpha$ -LMS.

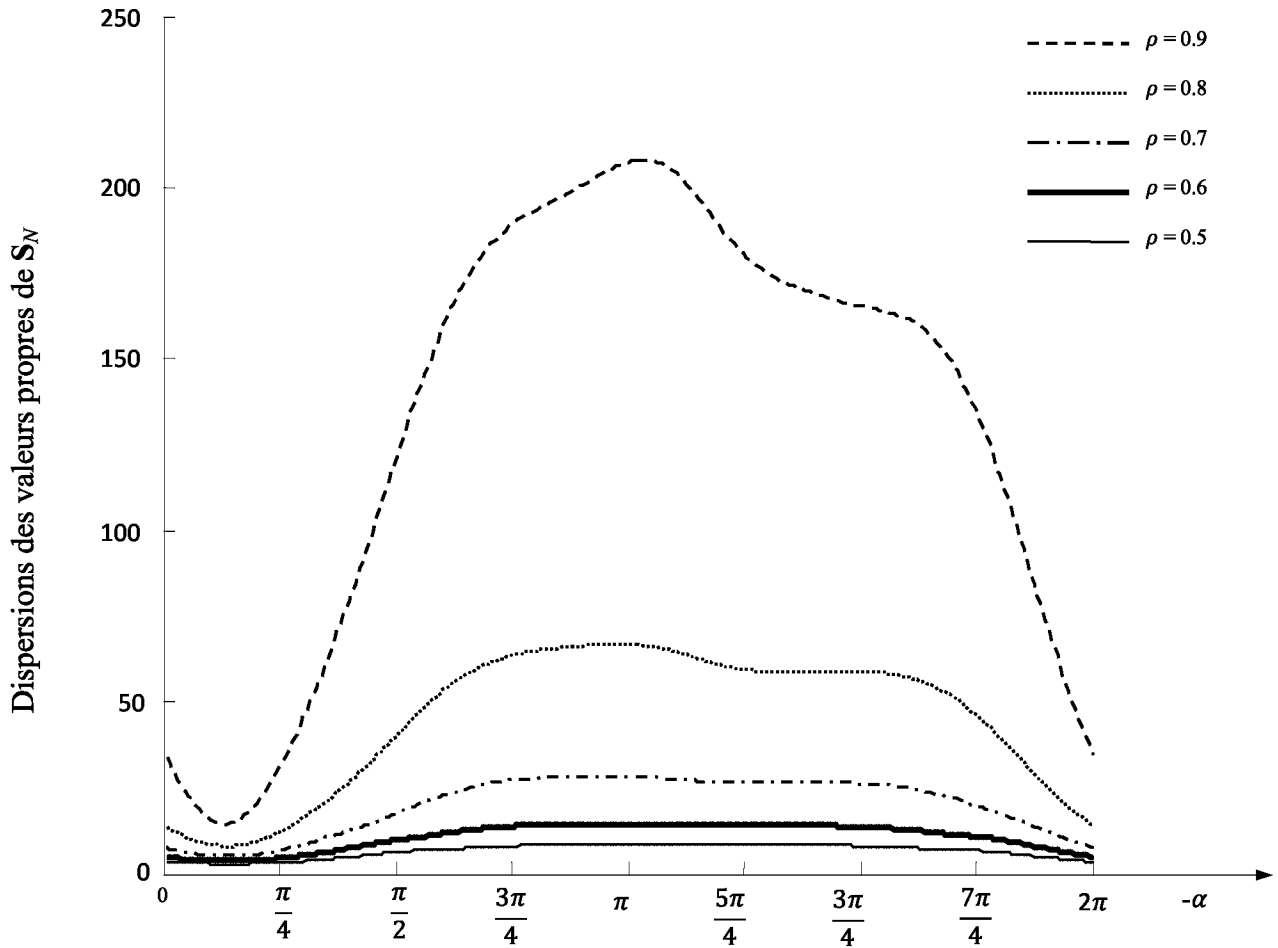
D'autres résultats obtenus à partir des calculs numériques sont donnés dans le tableau 4.1 pour le cas de  $N = 16$  et différentes valeurs de  $\rho$ . Il est clair de ce tableau que la valeur du paramètre  $\alpha$  correspondante à la plus faible dispersion des valeurs propres dépend de la valeur du coefficient de corrélation  $\rho$ . Pour  $\rho = 0.9$  ou  $0.8$ , le paramètre est  $\alpha = -2\pi/15$ . Pour  $\rho = 0.7, 0.6$  et  $0.5$ , le paramètre est  $\alpha = -3\pi/20$ .

D'après le tableau 4.1, on peut constater que, pour une valeur spécifique de  $\rho$ , la différence entre les valeurs minimales des dispersions des valeurs propres pour différentes valeurs du paramètre  $\alpha$  n'est pas significative. Par conséquent, les EQM des algorithmes TDLMS basés sur les transformées paramétriques auront des comportements de convergence similaires pour des valeurs différentes du paramètre.

De plus, Bouguezel *et al.* ont trouvé dans [22] que la TFD $^{-\pi/6}$  et la THD $^{-\pi/6}$  mènent dans le filtrage de Wiener à des EQM similaires à celles de la TFD et la THD classiques, respectivement. Ils ont montré que les premiers réduisent la complexité de calcul comparativement aux derniers. Cependant, les transformées correspondantes à  $\alpha = -2\pi/15$  et  $\alpha = -3\pi/20$  ont des complexités de calcul plus élevées. Donc, il est hautement souhaitable de considérer la TFD $^{-\pi/6}$  et la THD $^{-\pi/6}$  dans l'algorithme TDLMS.



**Figure 4.1.** Dispersion des valeurs propres de  $S_N$  obtenues par l'algorithme TFD-LMS, pour  $N = 16$ ,  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et quelques valeurs de  $\rho$  [66].



**Figure 4.2.** Dispersion des valeurs propres de  $S_N$  obtenues par les algorithmes  $\text{TFD}^\alpha$ -LMS, pour  $N=32$ ,  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et quelques valeurs de  $\rho$  [66].

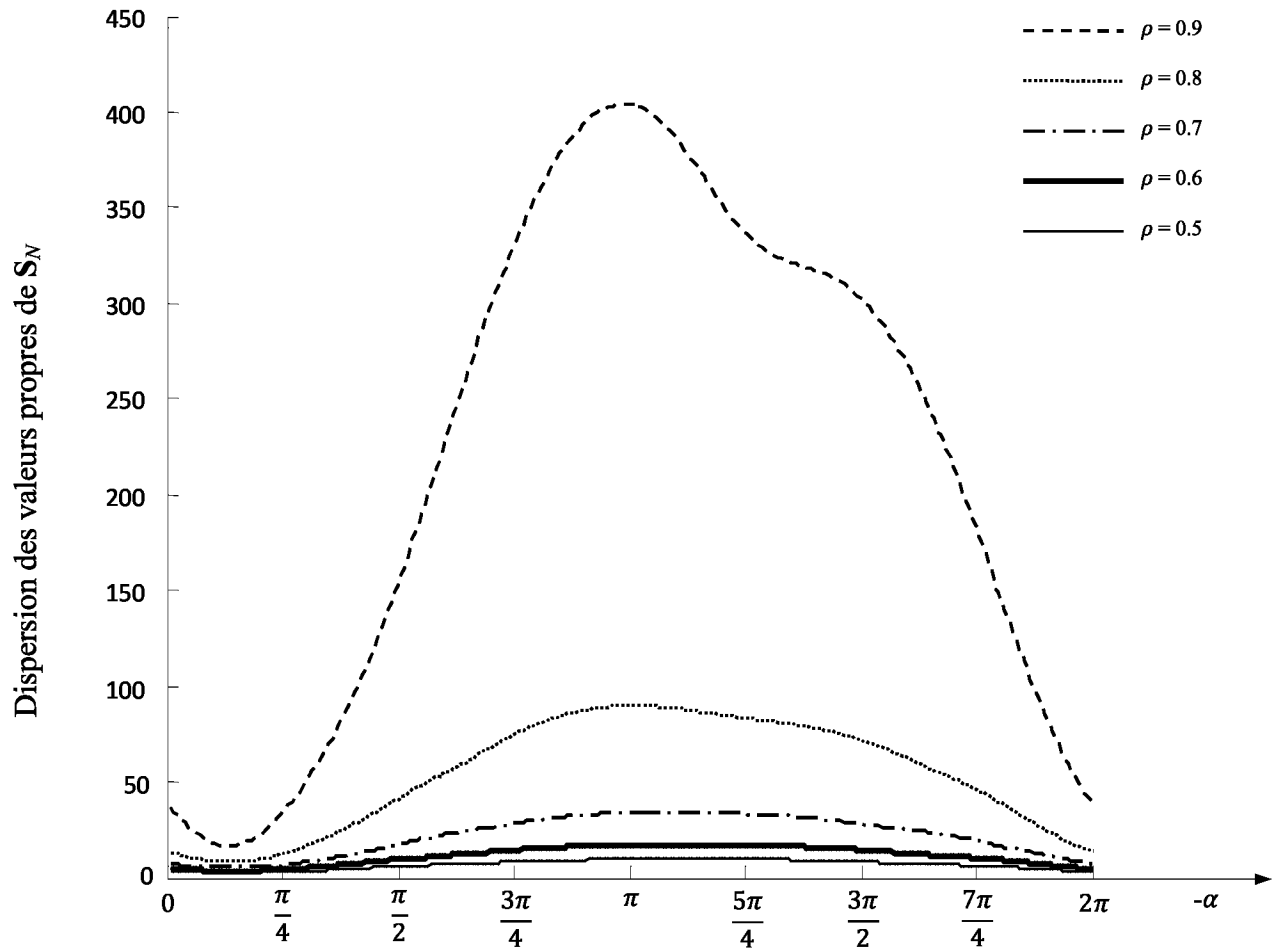
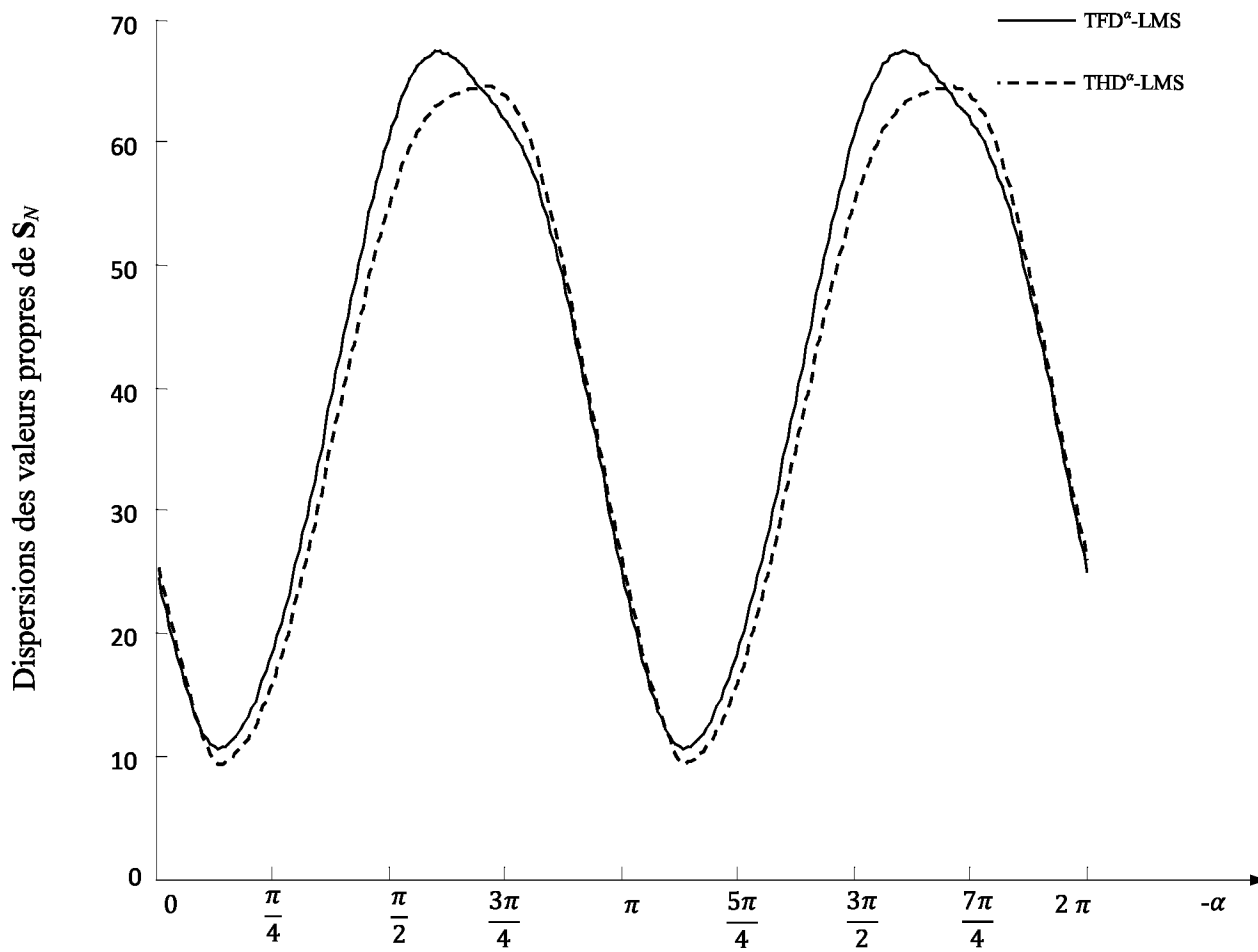


Figure 4.3. Dispersion des valeurs propres de  $S_N$  obtenues par les algorithmes  $TFD^\alpha$ -LMS, pour  $N=64$ ,  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et quelques valeurs de  $\rho$  [66].



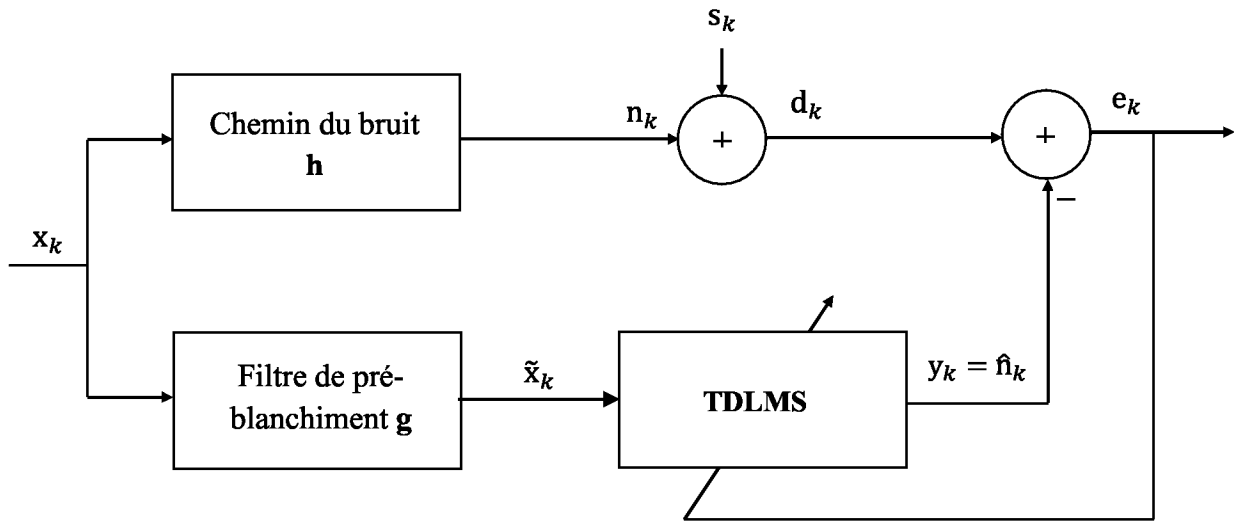


**Figure 4.4.** Dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenues par les algorithmes TFD $^\alpha$ -LMS et THD $^\alpha$ -LMS, pour  $N=16$ ,  $-2\pi \leq \alpha \leq 0$  et  $\rho = 0.9$  [66].

**Tableau 4.1.** Valeurs minimales des dispersions des valeurs propres de  $S_N$  pour les différentes transformées avec  $N=16$  et quelques valeurs de  $\rho$  [66].

$\rho$	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5
TFD	10.7394	7.0308	4.8819	3.6048	2.7820
TFD <sup>-2<math>\pi</math>/15</sup>	<b>10.6452</b>	<b>7.0044</b>	4.8558	3.5986	2.7729
TFD <sup>-3<math>\pi</math>/20</sup>	10.9039	7.0111	<b>4.8471</b>	<b>3.5870</b>	<b>2.7732</b>
TFD <sup>-<math>\pi</math>/6</sup>	11.5244	7.1844	4.9091	3.6083	2.7881
THD	9.4325	6.1360	4.3770	3.3075	2.6029
THD <sup>-2<math>\pi</math>/15</sup>	<b>9.4108</b>	<b>6.0630</b>	4.3494	3.2814	2.5820
THD <sup>-3<math>\pi</math>/20</sup>	9.6327	6.1030	<b>4.3410</b>	<b>3.2771</b>	<b>2.5818</b>
THD <sup>-<math>\pi</math>/6</sup>	10.1632	6.3014	4.3802	3.2911	2.5968

### 4.3. Proposition d'un nouveau pré-blanchiment du filtre adaptatif LMS dans le domaine de transformée



**Figure 4.5.** Annulateur adaptatif de bruit basé sur le pré-blanchiment de l'algorithme TDLMS proposé [66].

Dans cette section, nous présentons le nouveau pré-blanchiment de l'algorithme LMS opérant dans le domaine de transformée (PW-TDLMS) pour l'annulation adaptative de bruit, que nous l'avons proposé dans [66]. Le pré-blanchiment est assuré par l'introduction d'un filtre de pré-blanchiment  $\mathbf{g}$  à l'entrée de l'algorithme TDLMS conventionnel comme est présenté dans la figure 4.5. Le but de ce filtre est d'obtenir une version décorrelée  $\tilde{\mathbf{x}}_k$  du signal  $\mathbf{x}_k$  à l'entrée du TDLMS.

Cela a un impact direct sur la réduction supplémentaire de la dispersion des valeurs propres de la matrice d'autocorrélation  $\mathbf{S}_N$  obtenue après transformation du signal  $\tilde{\mathbf{x}}_k$  et normalisation du signal transformé par sa puissance dans le TDLMS, et par conséquent sur l'accélération de la vitesse de convergence et la minimisation de l'état stable atteint par l'EQM du TDLMS.

Le perfectionnement des performances du TDLMS permet d'améliorer la qualité du signal de sortie  $e_k$  qui est l'estimation du signal de parole original  $s_k$  que nous visons à le restitué. Le signal  $\tilde{\mathbf{x}}_k$  décorrelé est obtenu à chaque instant d'échantillon  $k$  comme

$$\tilde{\mathbf{x}}_k = \mathbf{g}^H \mathbf{x}_k = x_k - \mathbf{a}^H \mathbf{x}_{k-1} \quad (4.1)$$

où  $\mathbf{x}_k = [x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-L+1}]^T$ ,  $\mathbf{x}_{k-1} = [x_{k-1}, x_{k-2}, \dots, x_{k-L+1}]^T$ , et  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_{L-1}]^H$  est la réponse impulsionnelle finie (RIF) du filtre de prédiction. Cependant, la réponse impulsionnelle du filtre de pré-blanchiment est

$$\mathbf{g} = [1, -\mathbf{a}]^H \quad (4.2)$$

Sans perte de généralité, nous considérons le cas de  $L = 2$  est des coefficients à valeur réelle. C'est-à-dire,  $\mathbf{a} = [a_1]^T = a_1$  et  $\mathbf{g} = [1, -a_1]^T$ . Par conséquent, l'équation (4.1) devient

$$\tilde{x}_k = x_k - a_1 x_{k-1} \quad (4.3)$$

Générons maintenant  $x_k$  du système donné par la figure 4.5 et utilisé dans (4.3) à partir d'un processus AR du premier ordre avec un coefficient de corrélation  $\rho$  qui assure une large dispersion des valeurs propres de  $\mathbf{R}_N$  donnée dans le chapitre 3 par l'équation (3.48) comme

$$x_k = \rho x_{k-1} + \omega_k \quad (4.4)$$

où  $\omega_k$  est un bruit blanc Gaussien aléatoire à valeur moyenne nulle. L'équation (4.4) peut être réarrangée comme

$$x_{k-1} = \left( \frac{x_k - \omega_k}{\rho} \right) \quad (4.5)$$

Par la substitution de (4.5) dans (4.3), nous obtenons

$$\tilde{x}_k = \left( 1 - \frac{a_1}{\rho} \right) x_k + \frac{a_1}{\rho} \omega_k \quad (4.6)$$

Il est claire à partir de (4.6) que le signal  $\tilde{x}_k$  peut devenir complètement blanc lorsque  $(1 - a_1/\rho)$  tend vers zéro, c'est à dire,  $a_1$  tend vers  $\rho$ .

Dans le cas ou le signal d'entrée  $x_k$  est supposé d'être fortement corrélé, le coefficient de corrélation  $\rho$  de la matrice de l'autocorrélation  $\mathbf{R}_N$  correspondante serait proche de l'unité. Par conséquent, un pré-blanchiment parfait peut être achevé asymptotiquement par le choix de la valeur de  $a_1$  proche de l'unité. Pour d'autres valeurs

de  $a_1$ ,  $0 < a_1 < 1$ , et une valeur inconnue de  $\rho$ , une certaine décorrélation du signal d'entrée peut être achevée. Cette dernière peut être exploitée pour renforcer la décorrélation qui peut être obtenue par la transformée considérée dans le PW-TDLMS proposé.

Depuis que la condition précédente sur le coefficient du filtre  $a_1$  dépend du coefficient  $\rho$  du signal d'entrée, qui est pratiquement inconnu, il est important de trouver un intervalle approprié des valeurs possibles de  $a_1$  satisfaisant asymptotiquement la condition sans la connaissance à priori de la valeur exacte de  $\rho$ , et donc assurant une décorrélation acceptable. Pour ce cela, nous étudions les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  achevées par le TFD-LMS, le THD-LMS, le TFD $^{-\pi/6}$ -LMS, le THD $^{-\pi/6}$ -LMS et le DCT-LMS sans et avec le filtre de pré-blanchiment en fonction de  $a_1$ .

Les résultats de cette étude sont montrés dans les figures 4.6, 4.7, 4.8, 4.9 et 4.10 pour  $N = 16$ ,  $a_1 \in [0, 1]$  et  $\rho = 0.5, 0.6, 0.7, 0.8$  et  $0.9$ . Notons que nous avons utilisé les notations TFD-LMS, THD-LMS, TFD $^{-\pi/6}$ -LMS, THD $^{-\pi/6}$ -LMS et DCT-LMS pour le cas du TDLMS conventionnel et PW-TFD-LMS, PW-THD-LMS, PW-TFD $^{-\pi/6}$ -LMS, PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS et PW-DCT-LMS pour le PW-TDLMS proposé.

Les figures 4.6, 4.7, 4.8, 4.9 et 4.10 montrent que, pour différentes transformées et pour les valeurs du coefficient  $a_1$  dans les intervalles  $[0.75, 0.85]$ ,  $[0.62, 0.73]$ ,  $[0.53, 0.67]$ ,  $[0.51, 0.68]$  et  $[0.49, 0.67]$ , les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  achevées par le PW-TDLMS proposé diminuent au dessous des dispersions des valeurs propres achevées par le DCT-LMS dans le cas de  $\rho = 0.9, 0.8, 0.7, 0.6, 0.5$ , respectivement, et approche à 1 lorsque le coefficient  $a_1$  tend vers  $\rho$ , c'est-à-dire, le signal d'entrée devient complètement décorrélé.

Pour trouver l'intervalle pour  $a_1$  qui est approprié pour tous les cas, nous adoptons un plan d'établissement de la moyenne et donc nous suggérons l'intervalle moyen  $[0.58, 0.72]$ . Par conséquent, la valeur centrale  $a_1 = 0.65$  dans cet intervalle peut permettre au PW-TDLMS proposé d'achever une bonne réduction dans les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  pour les différentes transformées et pour n'importe quelle valeur de  $\rho \in [0.5, 1)$ .

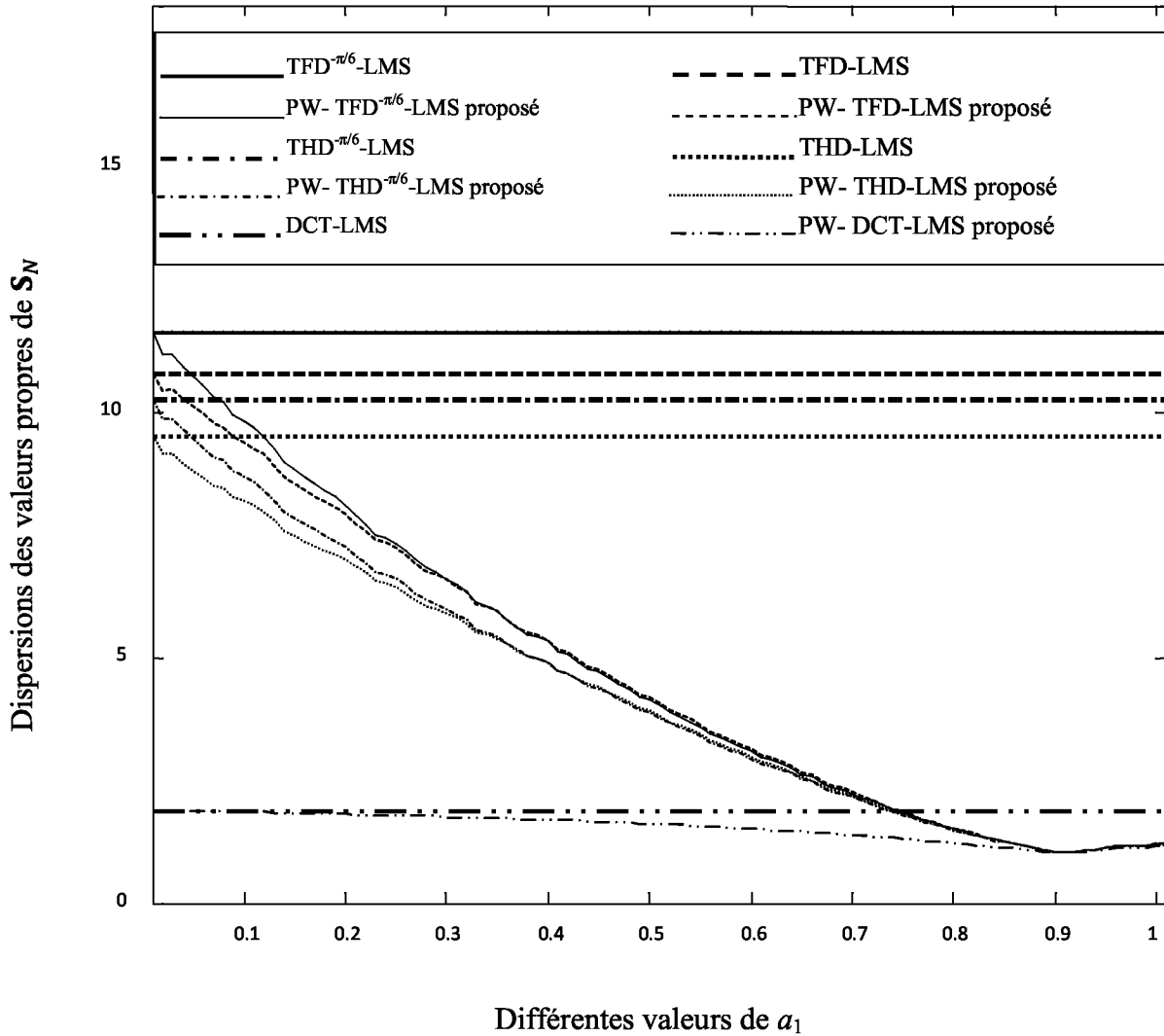


Figure 4.6. Dispersion des valeurs propres de  $S_N$  achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour  $N = 16, \rho = 0.9$  et différentes valeurs de  $a_1$  [66].

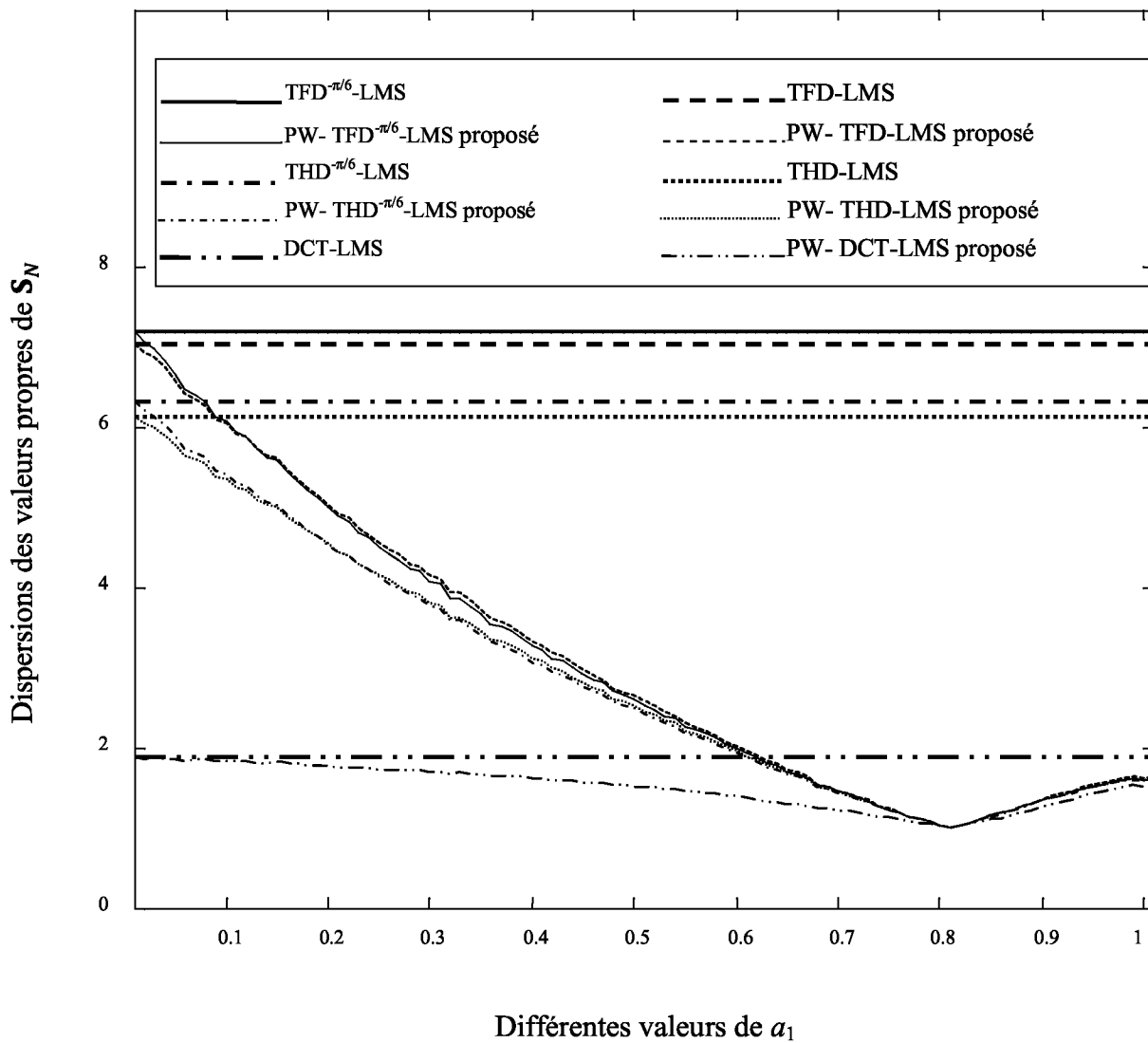
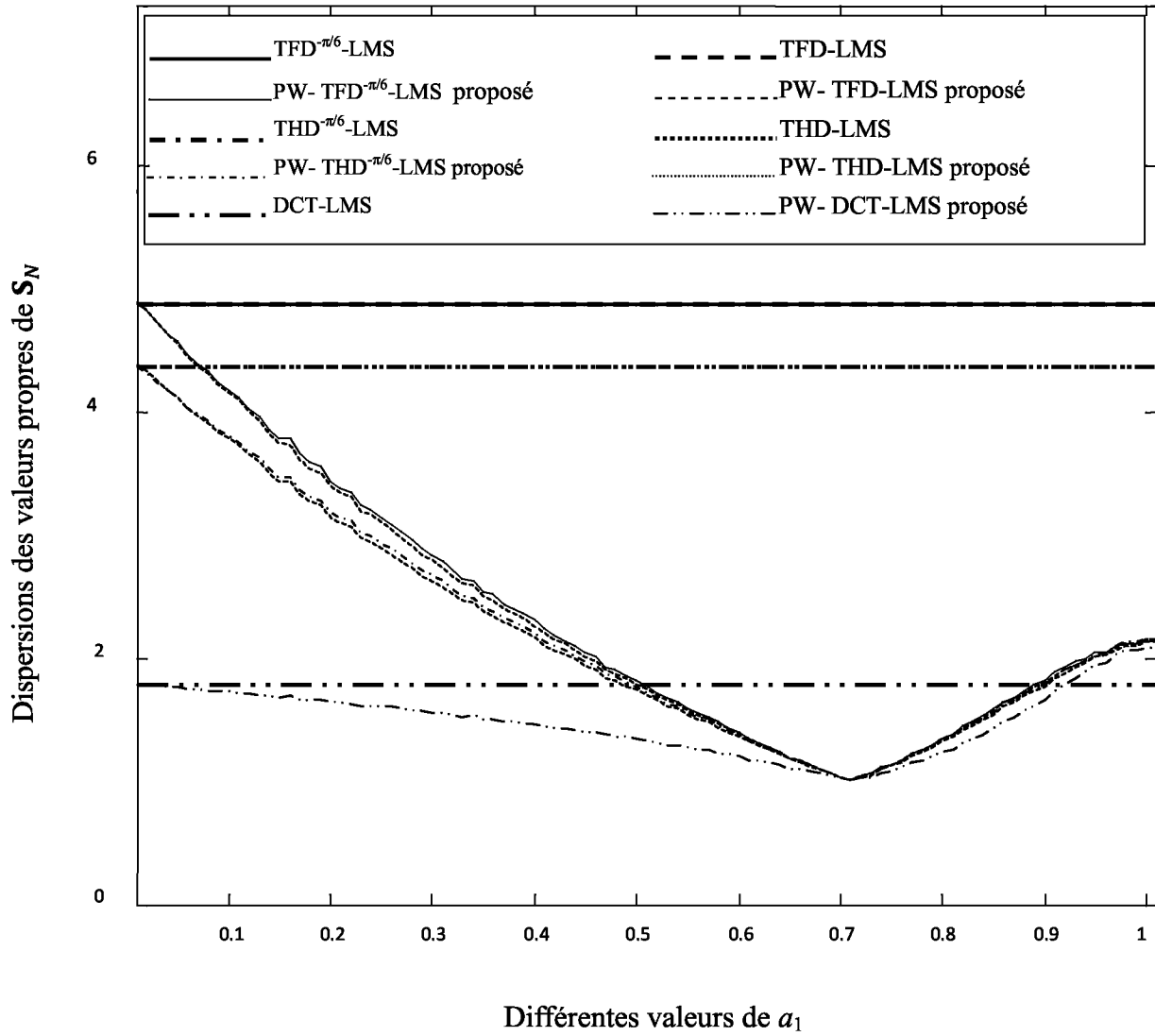
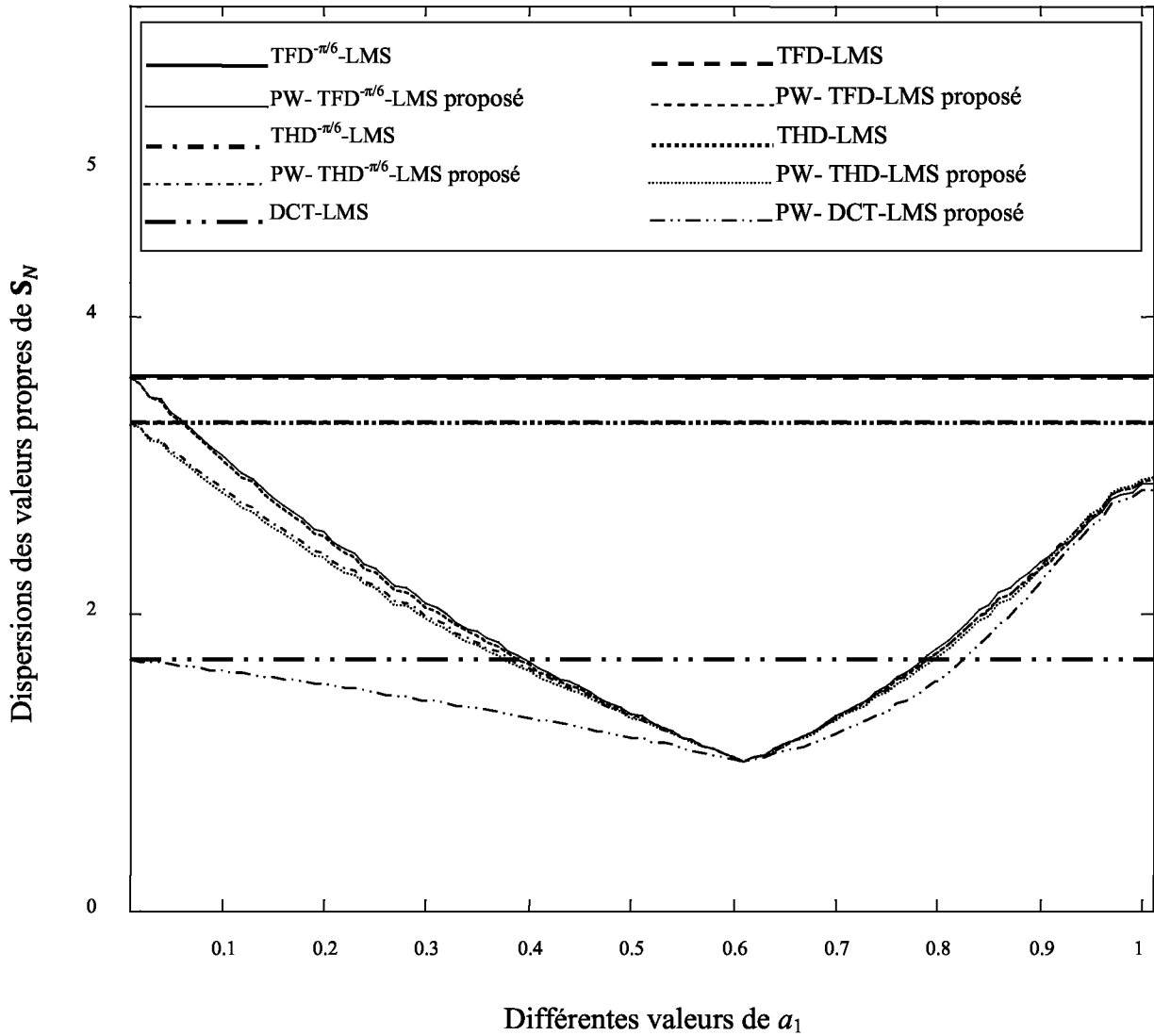


Figure 4.7. Dispersions des valeurs propres de  $S_N$  achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour  $N = 16, \rho = 0.8$  et différentes valeurs de  $a_1$  [66].

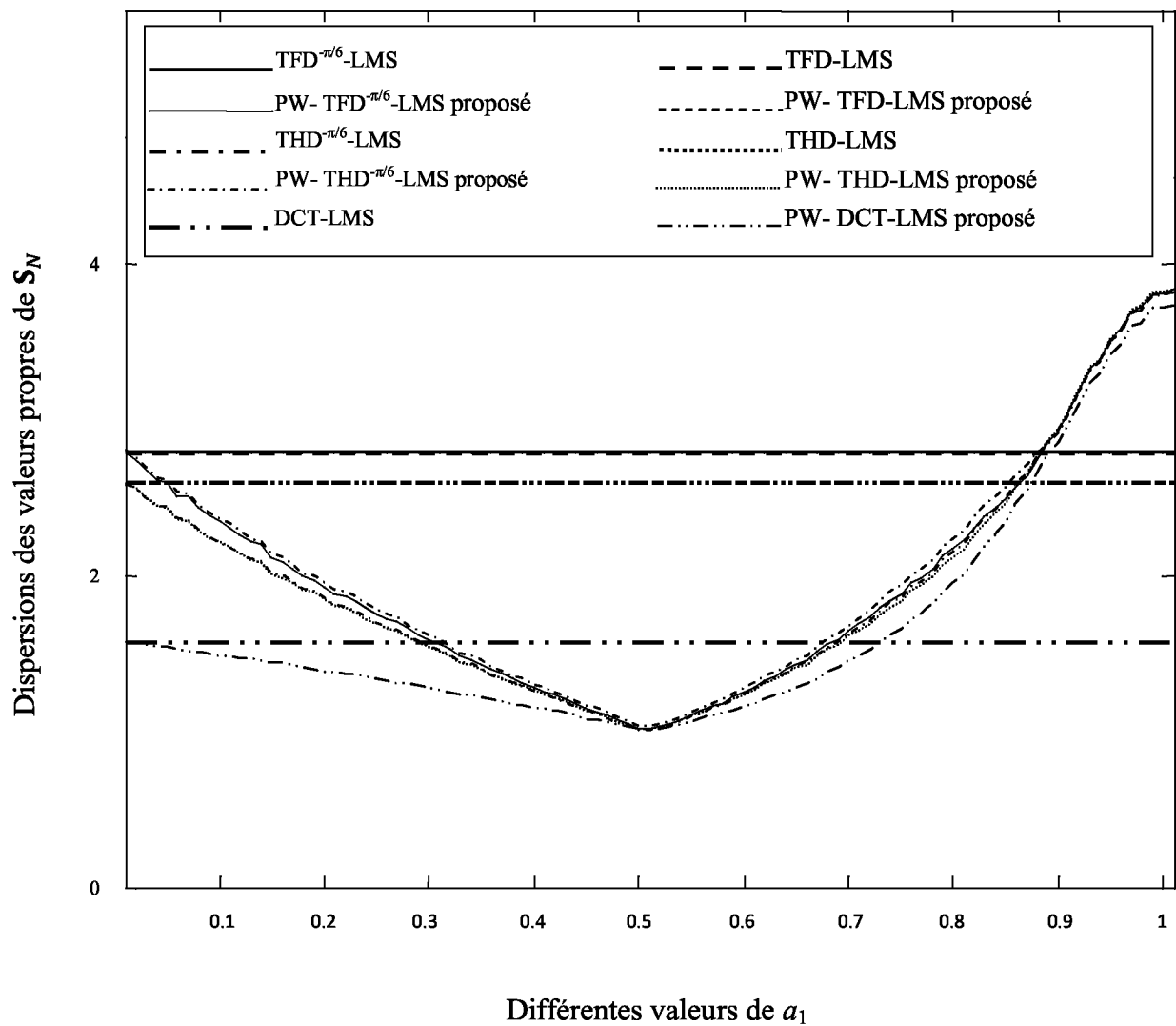


**Figure 4.8.** Dispersions des valeurs propres de  $S_N$  achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour  $N = 16$ ,  $\rho = 0.7$  et différentes valeurs de  $a_1$  [66].





**Figure 4.9.** Dispersions des valeurs propres de  $S_N$  achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour  $N = 16$ ,  $\rho = 0.6$  et différentes valeurs de  $a_1$  [66].



**Figure 4.10.** Dispersions des valeurs propres de  $S_N$  achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour différentes transformées et pour  $N = 16$ ,  $\rho = 0.5$  et différentes valeurs de  $a_1$  [66].

Afin de montrer que l'intervalle moyen  $[0.58, 0.72]$  est approprié pour une sélection aléatoire des valeurs de  $a_1$  indépendamment des valeurs du coefficient  $\rho$  du signal d'entrée, nous présentons dans le tableau 4.2 les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  achevées par le TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour les différentes transformées. Il est clair de ce tableau que, pour une transformée donnée y compris la DCT, les dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  obtenues dans cet intervalle par le PW-TDLMS proposé sont plus faible que celles obtenues par le TDLMS conventionnel correspondant. Ce tableau montre toujours l'importance du pré-blanchiment proposé en rendant la performance du THD-LMS, TFD-LMS, TFD $^{-\pi/6}$ -LMS ou THD $^{-\pi/6}$ -LMS plus proche de celle du DCT-LMS, qui est connu pour sa haute efficacité.

Par conséquent, le PW-TDLMS proposé basé sur la THD $^{-\pi/6}$ , qui est une transformée réelle-à-réelle et caractérisée par des complexités structurelle et de calcul réduites comparativement à la DCT [22], serait une excellente alternative à l'algorithme DCT-LMS.

Le tableau 4.2 confirme toujours que la valeur suggérée  $a_1 = 0.65$  est convenable pour tous les cas considérés et assure une bonne performance pour le filtre de pré-blanchiment indépendamment du degré de corrélation du signal d'entrée. Par conséquent, nous suggérons pour le PW-TDLMS proposé un filtre de pré-blanchiment avec la réponse impulsionnelle  $\mathbf{g} = [1, -0.65]^T$ .

**Tableau 4.2.** Quelques valeurs des dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{S}_N$  achevées par les algorithmes TDLMS et le PW-TDLMS proposé pour les différentes transformées,  $N = 16$ , quelques valeurs de  $\rho$  et  $a_1 \in [0.58, 0.72]$  [66].

$\rho$	0.9	0.8	0.7	0.6	0.5	
dispersions des valeurs propres de $\mathbf{R}_N$	186	60	27	14.5	8.5	
Dispersion des valeurs propres de $\mathbf{S}_N$ achevées par	Avec filtre de pré-blanchiment $a_1 \in [0.58, 0.72]$					
		[min max]	[min max]	[min max]	[min max]	[min max]
	PW-DCT-LMS	[1.34 1.53]	[1.17 1.40]	[1.04 1.21]	[1.03 1.28]	[1.14 1.56]
	PW-THD-LMS	[1.95 3.08]	[1.31 2.01]	[1.06 1.41]	[1.05 1.40]	[1.21 1.77]
	PW-TFD-LMS	[2.00 3.24]	[1.33 2.07]	[1.06 1.43]	[1.06 1.42]	[1.22 1.81]
	PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS	[1.93 3.04]	[1.31 1.98]	[1.06 1.40]	[1.05 1.39]	[1.21 1.74]
	PW-TFD $^{-\pi/6}$ -LMS	[1.98 3.19]	[1.32 2.04]	[1.06 1.42]	[1.06 1.41]	[1.22 1.78]
	Avec filtre de pré-blanchiment $a_1 = 0.65$					
	PW-DCT-LMS	1.44	1.29	1.09	1.09	1.31
	PW-THD-LMS	2.50	1.64	1.16	1.14	1.46
	PW-TFD-LMS	2.60	1.67	1.16	1.15	1.49
	PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS	2.47	1.62	1.15	1.14	1.44
	PW-TFD $^{-\pi/6}$ -LMS	2.57	1.66	1.16	1.14	1.47
	Sans filtre de pré-blanchiment (Algorithme classique)					
	DCT-LMS	1.87	1.88	1.78	1.69	1.57
	THD-LMS	9.40	6.10	4.37	3.31	2.60
	TFD-LMS	10.67	7.01	4.87	3.62	2.78
	THD $^{-\pi/6}$ -LMS	10.13	6.27	4.38	3.30	2.59
TFD $^{-\pi/6}$ -LMS	11.48	7.15	4.90	3.61	2.79	

#### 4.4. Complexités de calcul

Selon [73], la complexité de calcul du TDLMS conventionnel (sans inclure la complexité de la transformée utilisée) est de  $6N + 1$  multiplication et  $3N$  addition pour chaque itération.

La complexité de calcul du PW-TDLMS proposé est augmentée seulement par une addition et une multiplication due au filtre de pré-blanchiment du premier ordre. Par conséquent, en incluant la complexité de calcul de la transformée, les complexités de calcul du DCT-LMS et le PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé sont données dans le tableau 4.3 pour une itération et différentes valeurs de  $N$ , où  $M_N$ ,  $B_N$  et  $A_N$  sont les nombres de multiplications, bit-shifts et additions, respectivement.

Il devrait être mentionné que nous avons utilisé pour la DCT la complexité de calcul requise par l'algorithme rapide développé dans [74] et pour la THD $^{-\pi/6}$  la complexité requise par l'algorithme reporté dans [22]. On voit d'après le tableau 4.3 que la complexité de calcul de PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé est inférieure à celle de DCT-LMS. De plus, il est bien connu que la complexité structurelle de la THD rapide est plus faible que celle de la DCT. Par conséquent, la complexité structurelle du PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé, qui est basé sur la THD $^{-\pi/6}$  dont la structure est similaire à celle de la THD, est plus faible que celle du DCT-LMS.

**Tableau 4.3.** Complexités de calcul du DCT-LMS et du PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS proposé [66].

$N$	DCT-LMS		PW-THD $^{-\pi/6}$ -LMS		
	$M_N$	$A_N$	$M_N$	$B_N$	$A_N$
16	129	129	106	0	111
32	273	305	222	1	280
64	577	705	474	2	649
128	1217	1601	1006	3	1466
256	2561	3585	2130	8	3343
512	5377	7937	4518	17	7464
1024	11265	17409	9546	30	16389

#### 4.5. Simulations et resultats

Dans cette section, nous présentons un ensemble de simulations pour tester et comparer les performances de l'algorithme PW-TDLMS proposé avec celles du TDLMS en utilisant les transformées DCT, TFD, THD, TFD<sup>- $\pi/6$</sup>  et THD<sup>- $\pi/6$</sup> .

Les algorithmes sont implémentés dans le contexte de l'annulation adaptative du bruit, comme est montré dans la figure 4.5.

##### 4.5.1. Test avec un signal Parole simulé

Nous testons et évaluons les performances des algorithmes TDLMS et du PW-TDLMS proposé en prenant le signal  $s_k$  comme un signal Parole simulé stationnaire obtenu en passant un bruit blanc Gaussien de variance  $2.1796 \cdot 10^{-7}$  sur un filtre AR d'ordre 11.

Le signal aux entrées du chemin du bruit  $\mathbf{h}$  et du filtre adaptatif est considéré comme un bruit coloré généré à partir d'un processus AR d'ordre 1 (AR(1)) avec différentes valeurs du coefficient de corrélation  $\rho = 0.5$  et  $0.9$  afin d'évaluer l'efficacité de l'algorithme proposé pour des signaux de bruit AR(1) avec différents dispersions des valeurs propres de  $\mathbf{R}_N$ , comme est montré dans le tableau 4.2.

Le signal  $n_k$  est obtenu à la sortie de  $\mathbf{h}$  et utilisé par la suite pour bruité  $s_k$  avec un rapport du signal sur bruit (SNR) égal à 0 dB. La longueur, le pas d'adaptation, le facteur de lissage et le paramètre de régularisation du filtre adaptatif sont  $N = 16$ ,  $\mu = 10^{-3}$ ,  $\beta = 0.9$  et  $\varepsilon = 2.5 \cdot 10^{-2}$ , respectivement.

L'algorithme PW-TDLMS proposé est utilisé pour les différentes transformées avec un filtre de pré-blanchiment  $\mathbf{g} = [1, -0.65]^T$ .

Le chemin de bruit considéré  $\mathbf{h}$  est modélisé comme :

$$H(z) = 0.63 - 0.4z^{-1} + 0.13z^{-3} - 0.07z^{-5} + 0.05z^{-7} - 0.03z^{-9} + 0.02z^{-11} - 0.01z^{-13} + 0.004z^{-15} \quad (4.7)$$

Dont la réponse impulsionnelle est montrée dans la figure 4.11.

Les figures 4.12 et 4.13 montrent les résultants de ces testes en matière de la convergence de L'EQM des algorithmes TDLMS et PW-TDLMS proposé, pour différentes transformées avec  $\rho = 0.5$  et  $0.9$ , respectivement.

La figure 4.12 montre la convergence des EQM correspondants à l'algorithme TDLMS et au PW-TDLMS proposé pour les différentes transformées. Ces résultats sont obtenus pour un signal AR(1) d'entrée, dont la dispersion des valeurs propres de la matrice  $\mathbf{R}_N$  est relativement faible.

L'algorithme PW-TDLMS se comporte bien avec le filtre de pré-blanchiment suggéré  $\mathbf{g} = [1, -0.65]^T$  et dépasse l'algorithme TDLMS en matière de la vitesse de convergence et de l'état stable de l'EQM pour les différentes transformées.

Des conclusions similaires peuvent être faites à partir de la figure 4.13, qui correspond à un bruit d'entrée AR(1) avec une haute dispersion des valeurs propres de  $\mathbf{R}_N$ . Les figures 4.12 et 4.13 montrent toujours que la performance obtenue en utilisant le filtré de pré-blanchiment suggéré approche de celle obtenue en utilisant les filtres optimaux  $\mathbf{g} = [1, -0.5]^T$  et  $\mathbf{g} = [1, -0.9]^T$ .

Il a été montré dans [11] que l'algorithme NLMS décorrélé (DNLMS-NLMS) est meilleur que l'algorithme NLMS. Ainsi, nous comparons dans la figure 4.14 la convergence de l'EQM de l'algorithme PW-DCT-LMS avec celle du NLMS décorrélé en considérant un signal Parole simulé bruité par un bruit coloré AR(1). Les expériences sont effectuées pour les trois différents cas suivants :

**Cas N°1:** Le pas d'adaptation du vecteur du filtre est le même pour les deux algorithmes.

**Cas N°2:** Les pas d'adaptations du DNLMS-NLMS sont fixés pour que l'état stable achevé par l'EQM soit similaire à celui du PW-DCT-LMS.

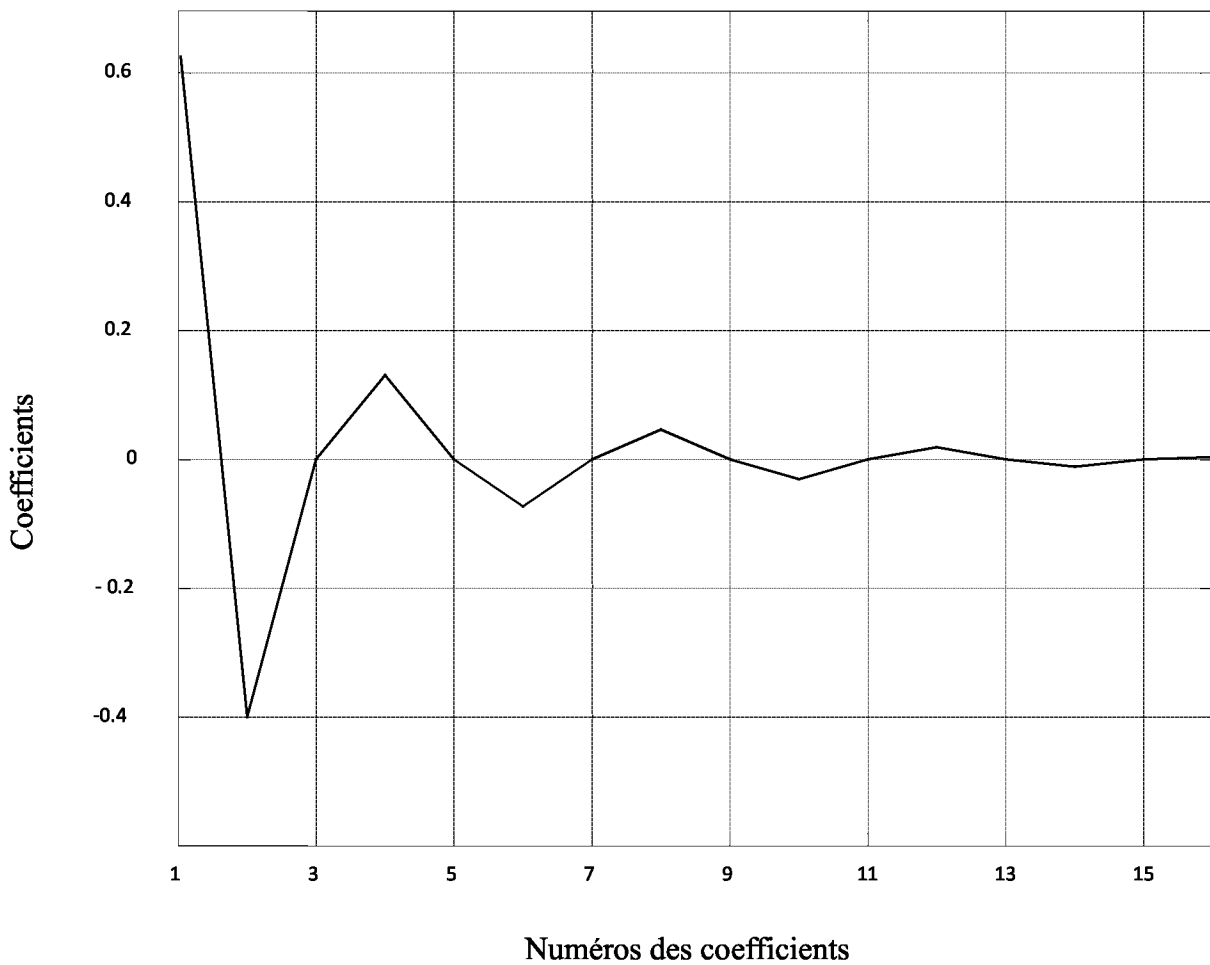
**Cas N°3:** Les pas d'adaptation du DNLMS-NLMS sont fixés pour avoir un taux de convergence initial de l'EQM similaire à celui du PW-DCT-LMS proposé.

On voit d'après la figure 4.14 que l'algorithme PW-DCT-LMS proposé est significativement mieux que l'algorithme NLMS décorrélé pour tous les cas considérés.

#### **4.5.2. Test avec un signal de parole réel**

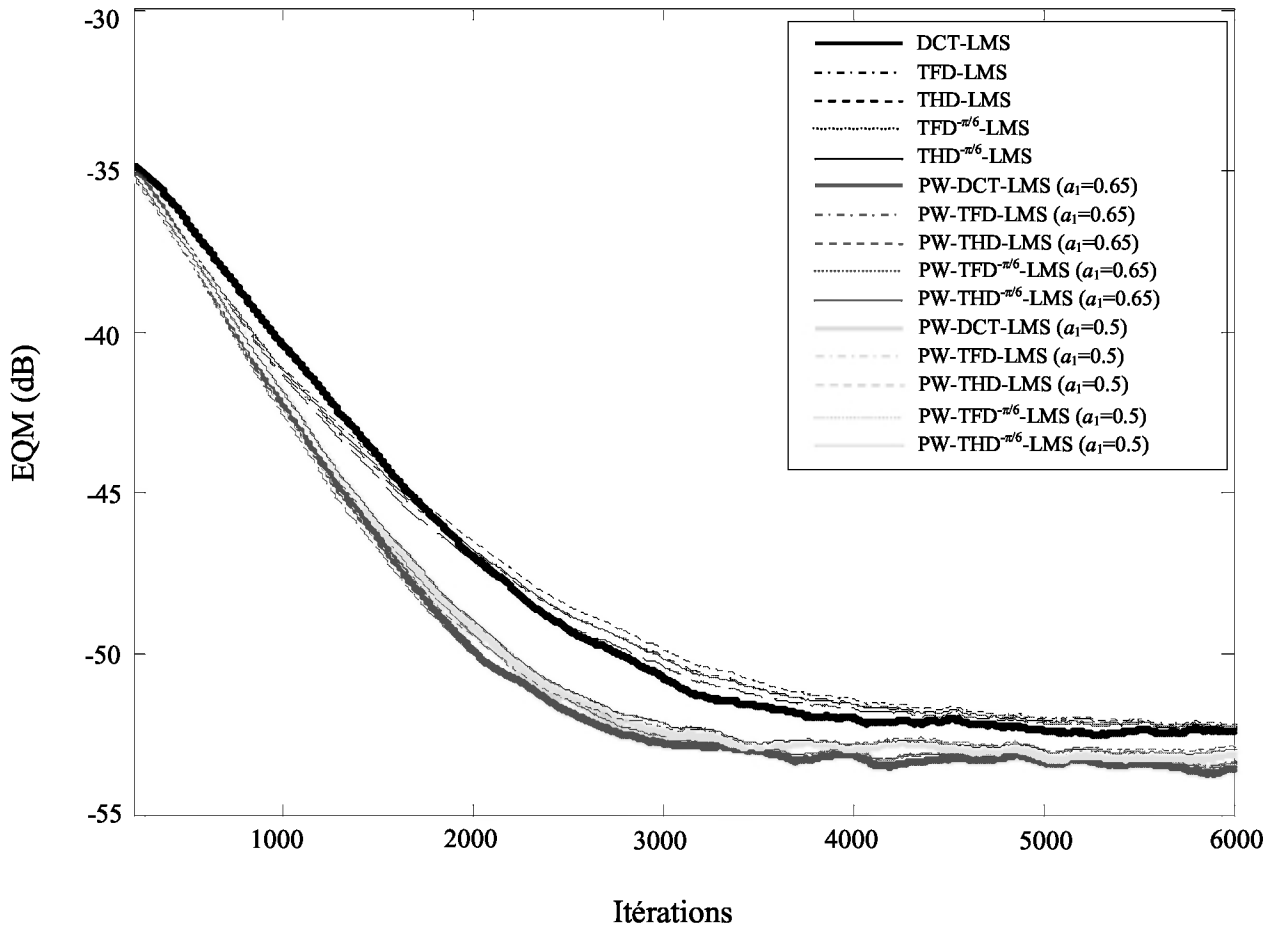
Les résultats obtenus dans la section précédente pour le cas d'un signal Parole simulé confirment aussi que l'algorithme PW-TDLMS proposé, pour les différentes transformés y compris la  $\text{THD}^{-\pi/6}$ , surpassent l'algorithme DCT-LMS en termes de la convergence de l'EQM.

En outre, comme a été montré précédemment, le PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé a des complexités structurelle et de calcul réduites comparativement à l'algorithme DCT-LMS. Par conséquent, nous effectuons dans cette sous-section une comparaison complète entre les performances du PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé et celles du DCT-LMS en considérant un signal de parole propre pris du corpus *noisy speech* ((NOIZEUS) décrit dans [75, 76].

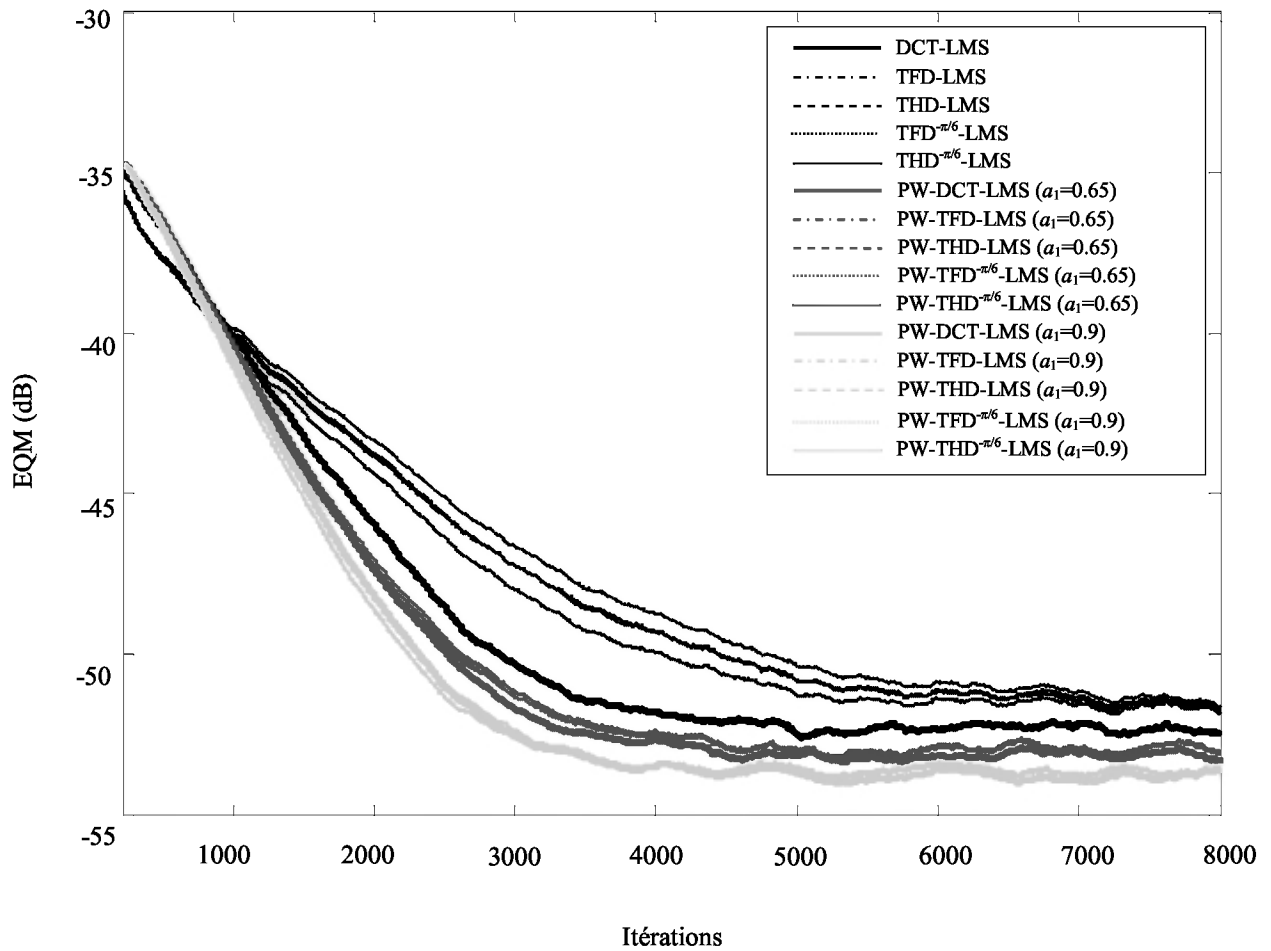


**Figure 4.11.** Réponse impulsionnelle du chemin du bruit **h** [66].

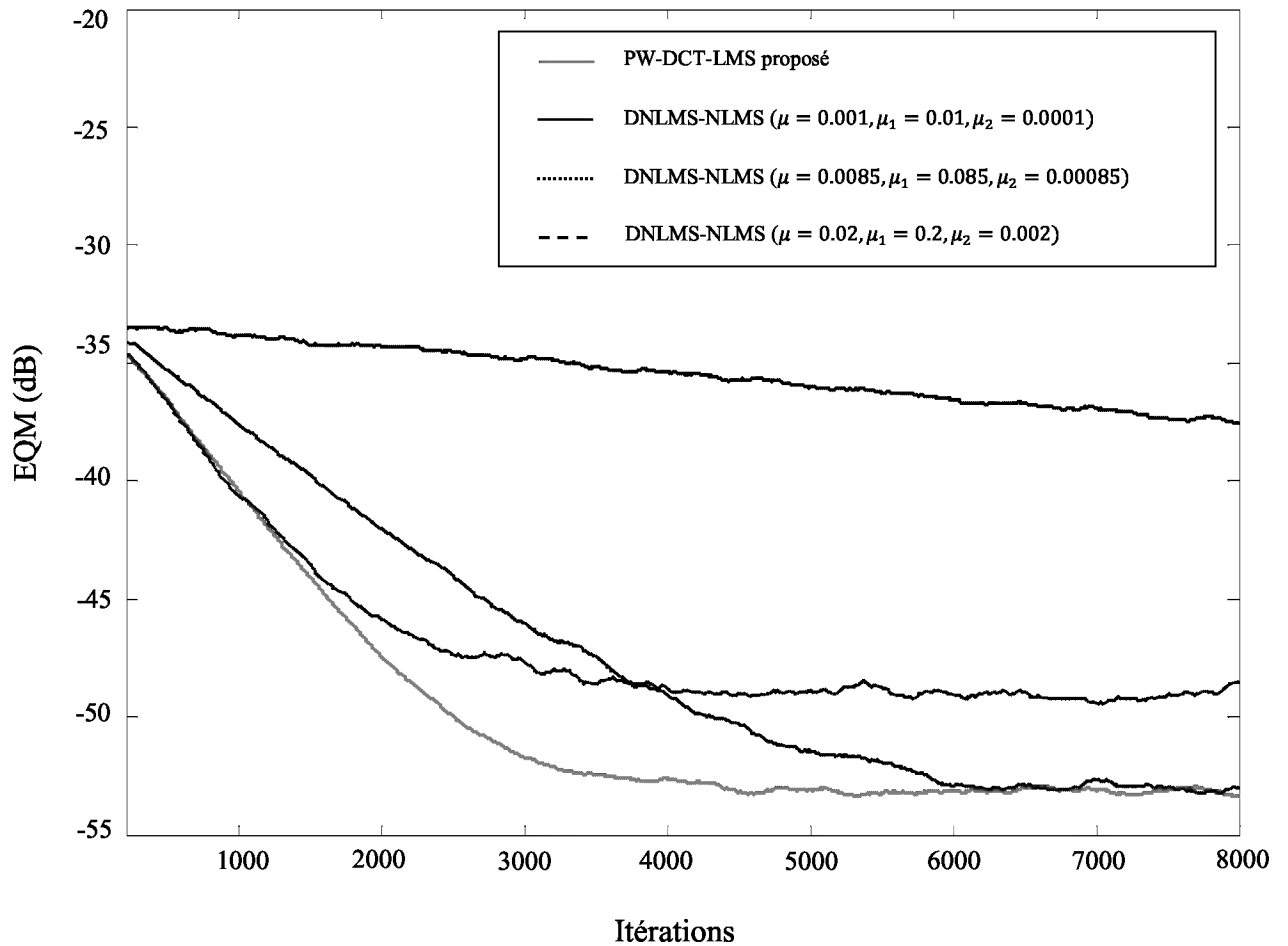




**Figure 4.12.** Convergence de l'EQM du TDLMS et du PW-TDLMS avec les valeurs suggérées et optimales de  $a_1$  pour les différentes transformées dans le cas d'un signal parole simulé,  $N = 16$  et un bruit AR (1) coloré avec  $\rho = 0.5$  [66].



**Figure 4.13.** Convergence de l'EQM du TDLMS et du PW-TDLMS avec les valeurs suggérées et optimales de  $a_1$  pour les différentes transformées dans le cas d'un signal parole simulé,  $N = 16$  et un bruit AR (1) coloré avec  $\rho = 0.9$  [66].



**Figure 4.14.** Convergence de l'EQM des algorithmes DNLMS-NLMS et le PW-DCT-LMS proposé pour un signal parole simulé bruité par un bruit AR(1) coloré avec  $\rho = 0.9$  et  $N = 16$  [66].

Le signal de parole propre considéré correspond à la phrase 24 ‘*A cruise in warm waters in a sleek yacht is fun*’. Ce signal de parole est reproduit quatre fois pour obtenir un signal de durée suffisante pour les simulations et il est par la suite bruité par le bruit de test. Les bruits de test, à savoir *Babble*, *Street*, *Train* et *Airport*, sont prises du site web du laboratoire LABROSA [76], et qui sont en accès libre.

Ces bruits sont passés à travers le chemin de bruit  $\mathbf{h}$  donné par l’équation (4.7) et ajoutés au signal de parole propre avec différents niveaux du SNR : 0, 5, 10 et 15 dB. Une portion du signal de parole propre est montrée dans la figure 4.15 (a), tandis que sont signal de parole bruité correspondant est montré dans la figure 4.15 (b) pour un bruit *Street* avec un SNR=0 dB.

L’annulation du bruit dans le cas du DCT-LMS et du PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé est effectuée en considérant la longueur du filtre  $N = 16$ ,  $\varepsilon = 0.005$ ,  $\beta = 0.9$  et les pas d’adaptation  $\mu = 0.002$  pour le bruit *babble* et  $\mu = 0.02$  pour les autres bruits. Une portion après convergence du signal de parole amélioré résultant est présentée dans la figure 4.16 pour chacun des algorithmes.

Les résultats correspondants à ces tests sont montrés dans les figures 4.17-4.22 et le tableau 4.4. Il est clair de la figure 4.17 que l’algorithme PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé dépasse l’algorithme DCT-LMS en termes de la vitesse de convergence et l’état stable atteint par l’erreur quadratique moyenne excédentaire (EQME).

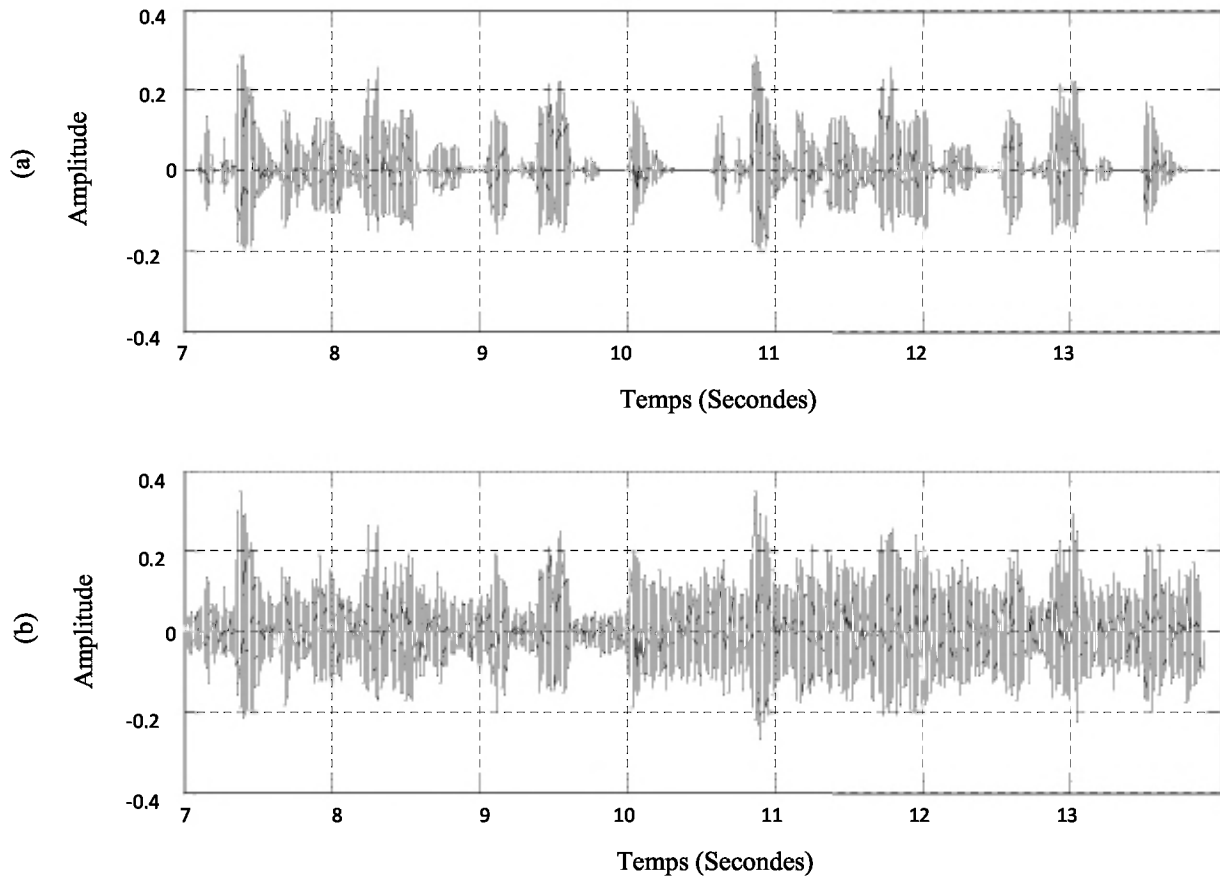
La figure 4.18 montre les bruits résiduels dans les signaux améliorés à la sortie des algorithmes PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS et le DCT-LMS.

Il est clair de cette figure que le bruit résiduel dans le signal à la sortie de l’algorithme PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé est plus faible que celui dans le signal à la sortie de l’algorithme DCT-LMS et la qualité des signaux améliorés correspondants est meilleur que celle du DCT-LMS, ce qui est également confirmé par des tests d’écoute.

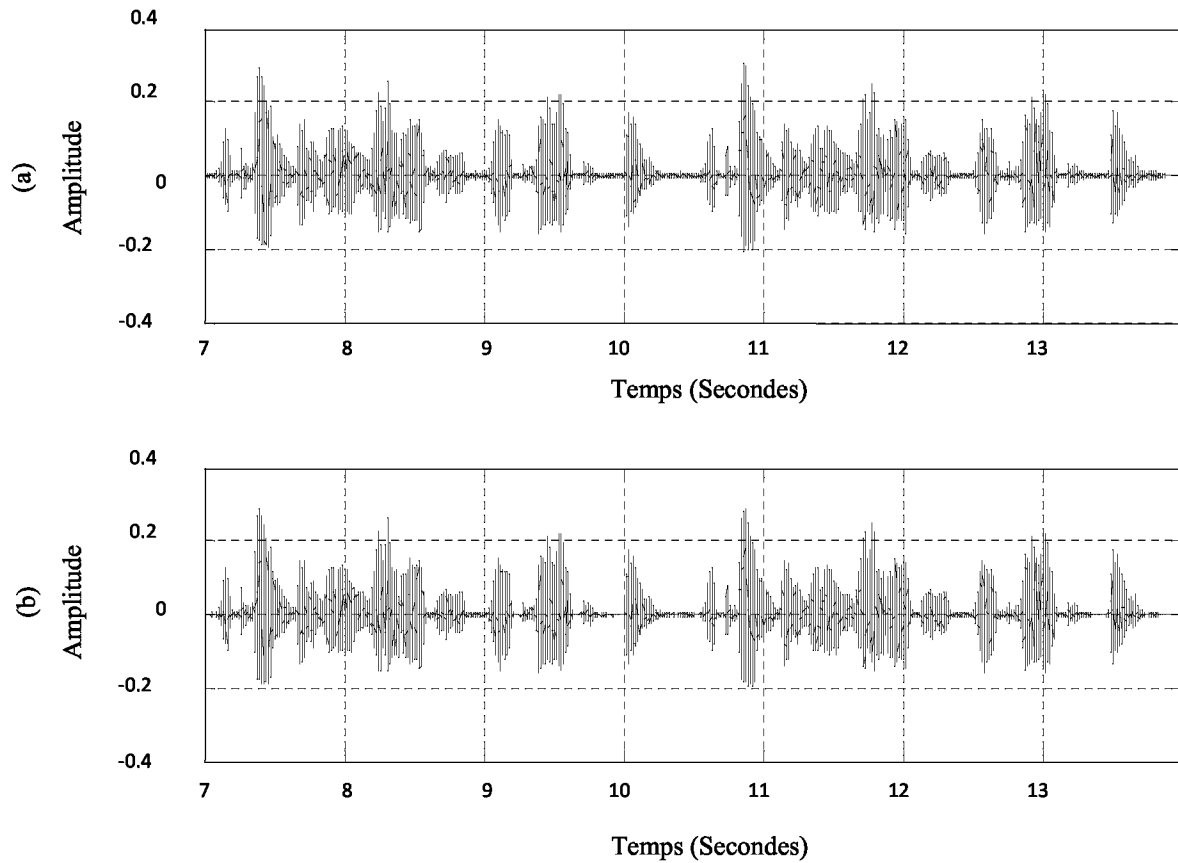
Les figures 4.19, 4.20, 4.21 et 4.22 présentent les SNR de sortie évalués aux sorties des algorithmes PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé et DCT-LMS pour différents niveaux du SNR d’entrée et différents bruits. On voit de ces figures que l’algorithme PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé atteint des SNR sensiblement plus élevés comparativement à l’algorithme DCT-LMS.

Le tableau 4.4 montre que l’algorithme PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé est plus performant que l’algorithme DCT-LMS en matière de l’erreur quadratique moyenne

excédentaire à l'état stable  $EQME_{ES}$ , le désajustement  $M$  et les SNR de sortie achevés pour toutes les conditions considérées.



**Figure 4.15.** Une portion de: (a) le signal de parole propre, (b) signal de parole bruité par un bruit *street* avec un SNR=0 dB [66].



**Figure 4.16.** Une portion (Après convergence) du signal de parole amélioré, dans le cas d'un bruit *street* et un SNR = 0 dB, à la sortie de : (a) Filtre adaptatif DCT-LMS, (b) Filtre adaptatif PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé [66].

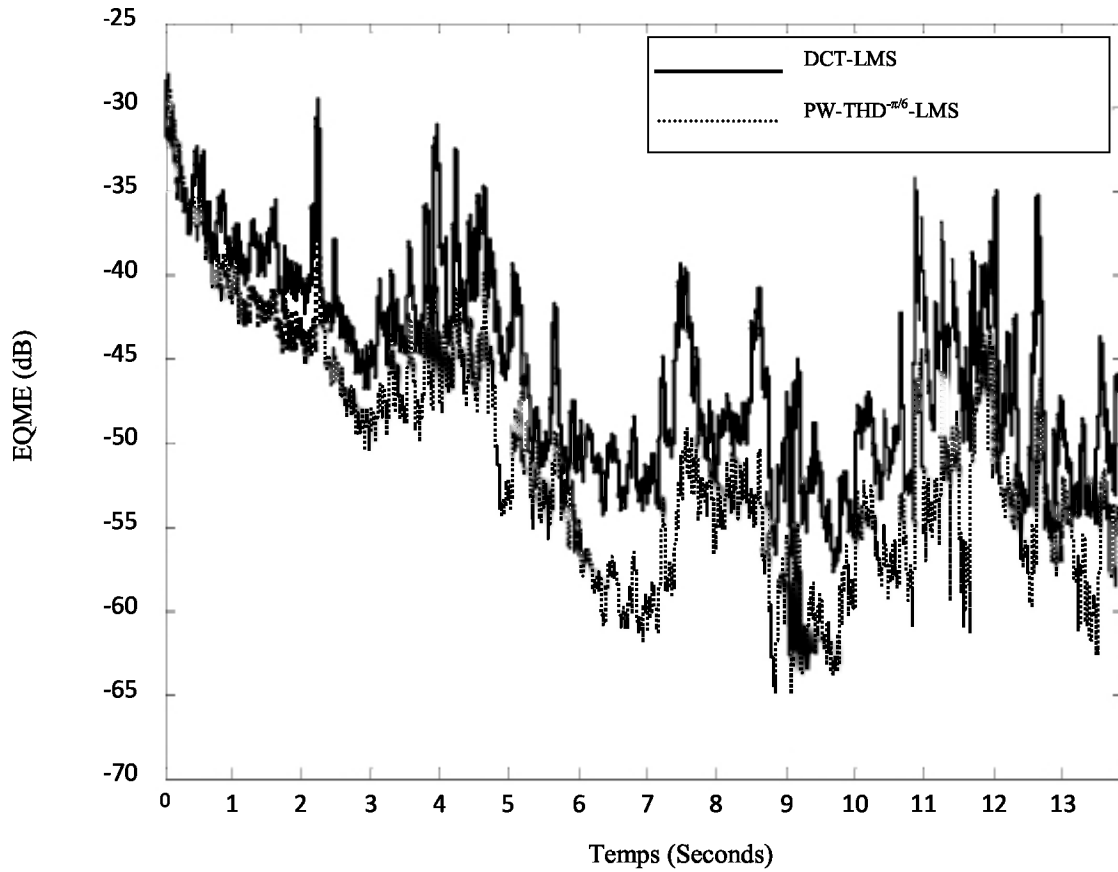
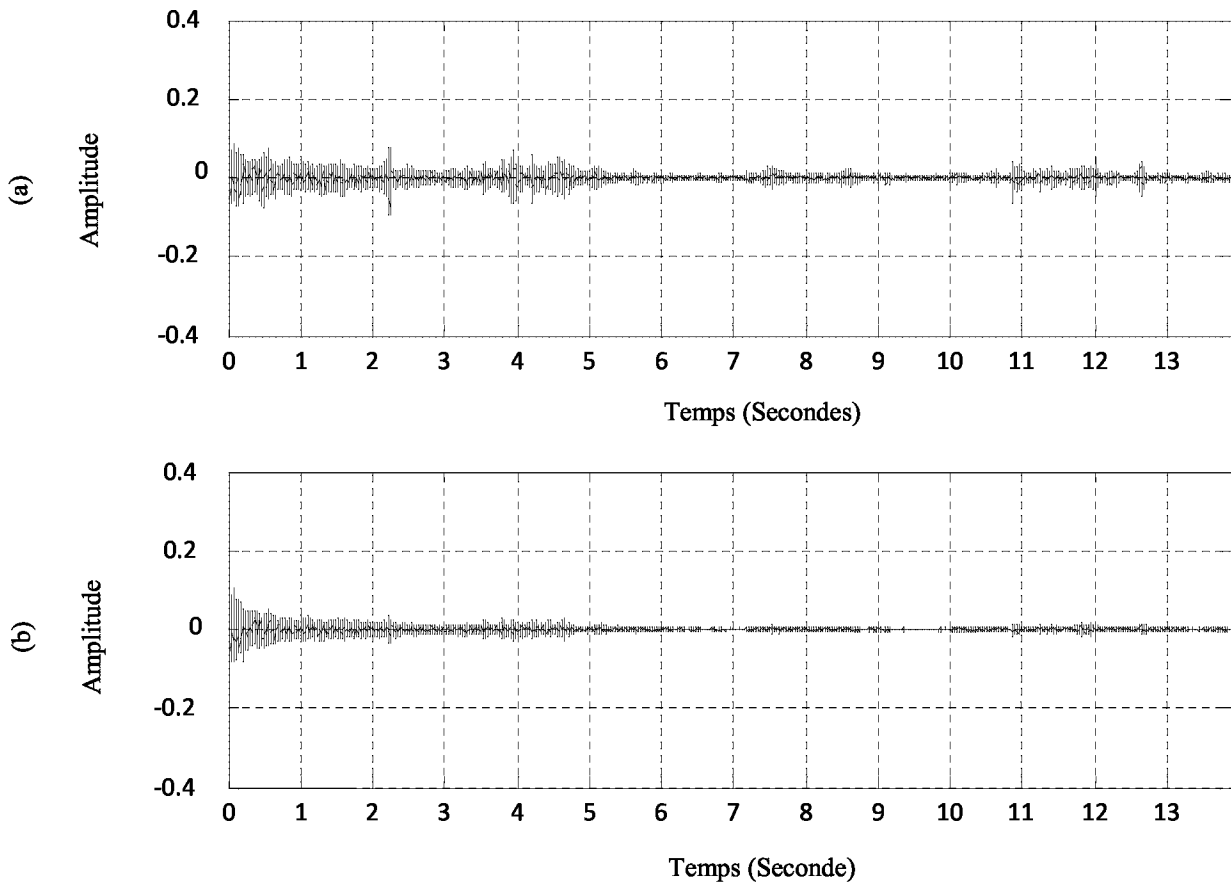
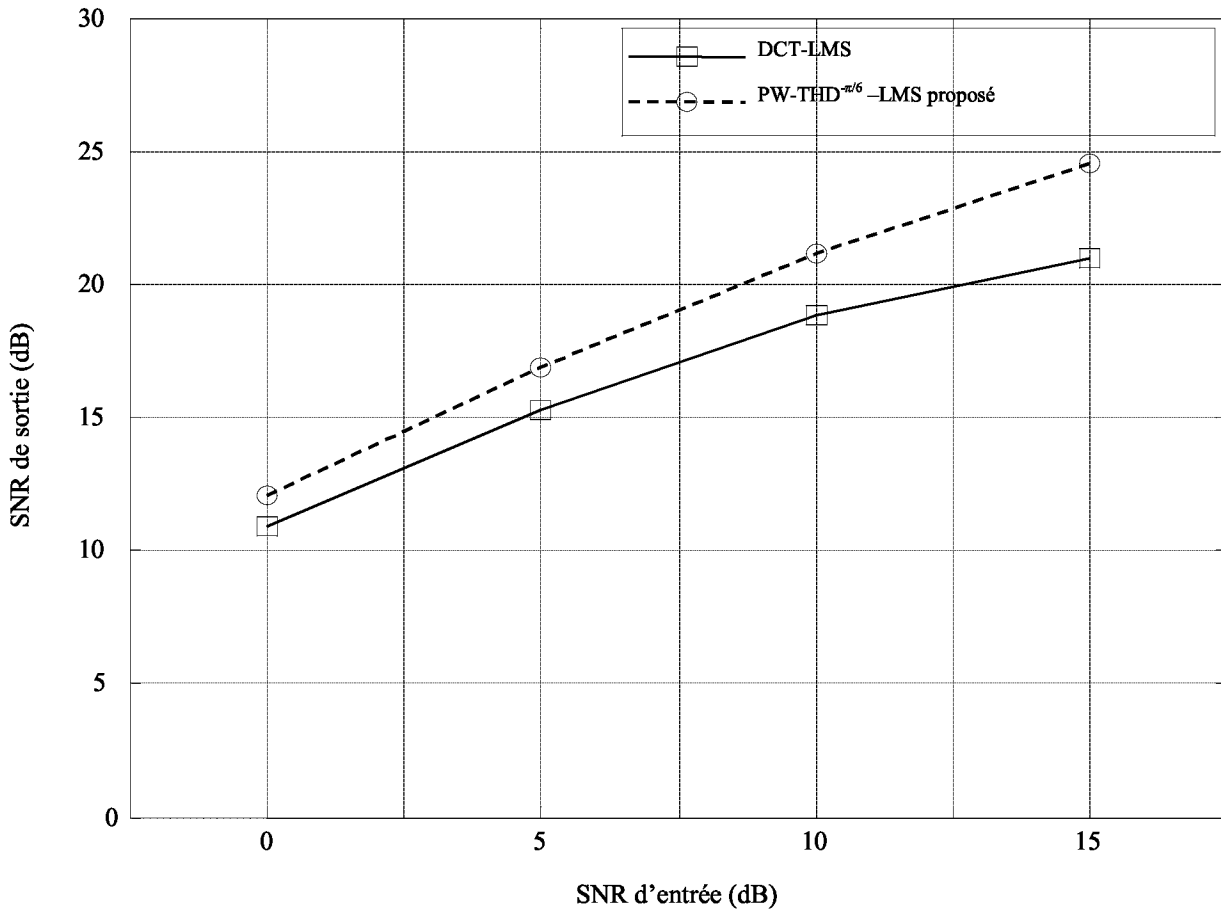


Figure 4.17. EQME des algorithmes PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé et le DCT-LMS pour un signal de parole et un bruit de type *street* avec un SNR = 0 dB [66].



**Figure 4.18.** Bruits résiduels dans le signal à la sortie, pour un bruit de type *street* et un SNR = 0 dB, du (a) DCT-LMS, (b) PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé [66].





**Figure 4.19.** Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type *Airport* et différents niveaux des SNR d'entrée [66].

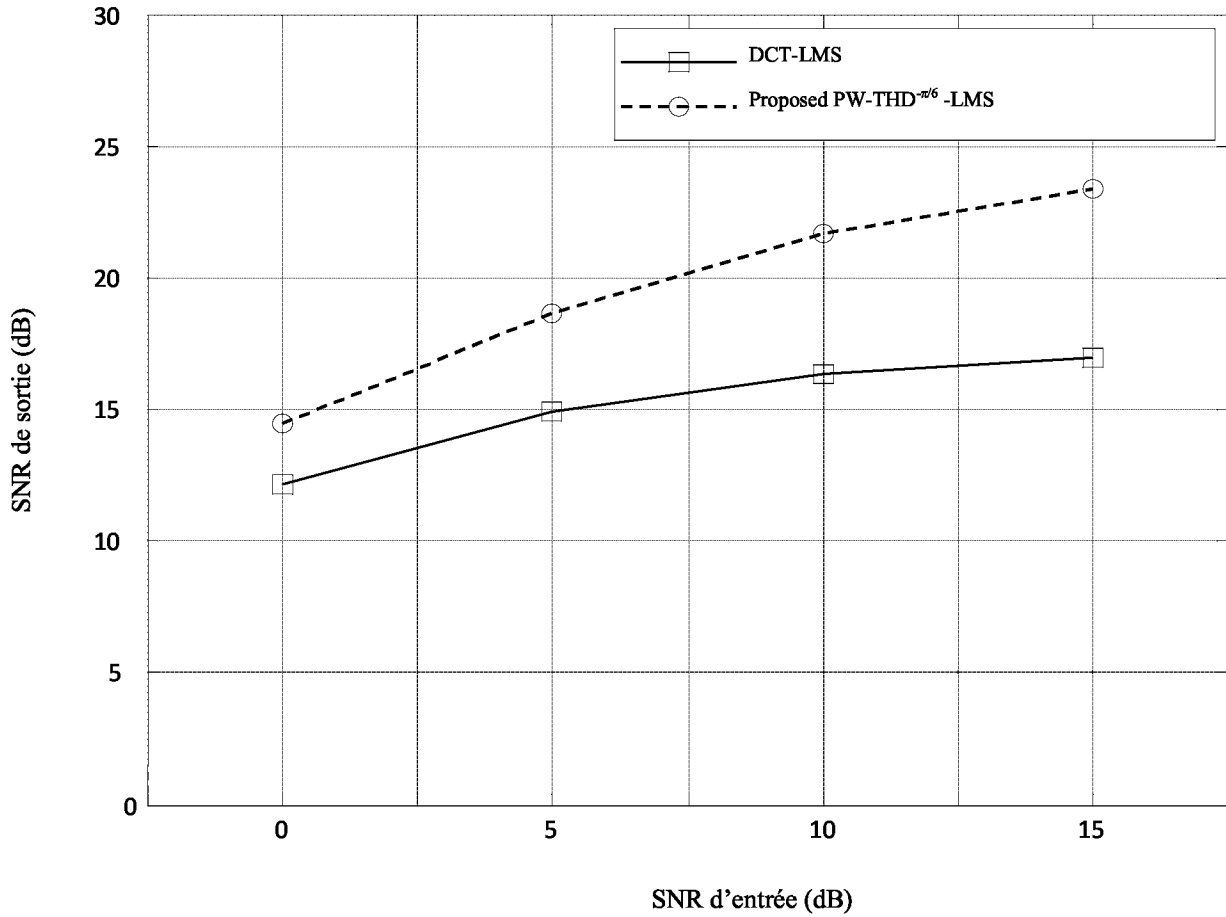
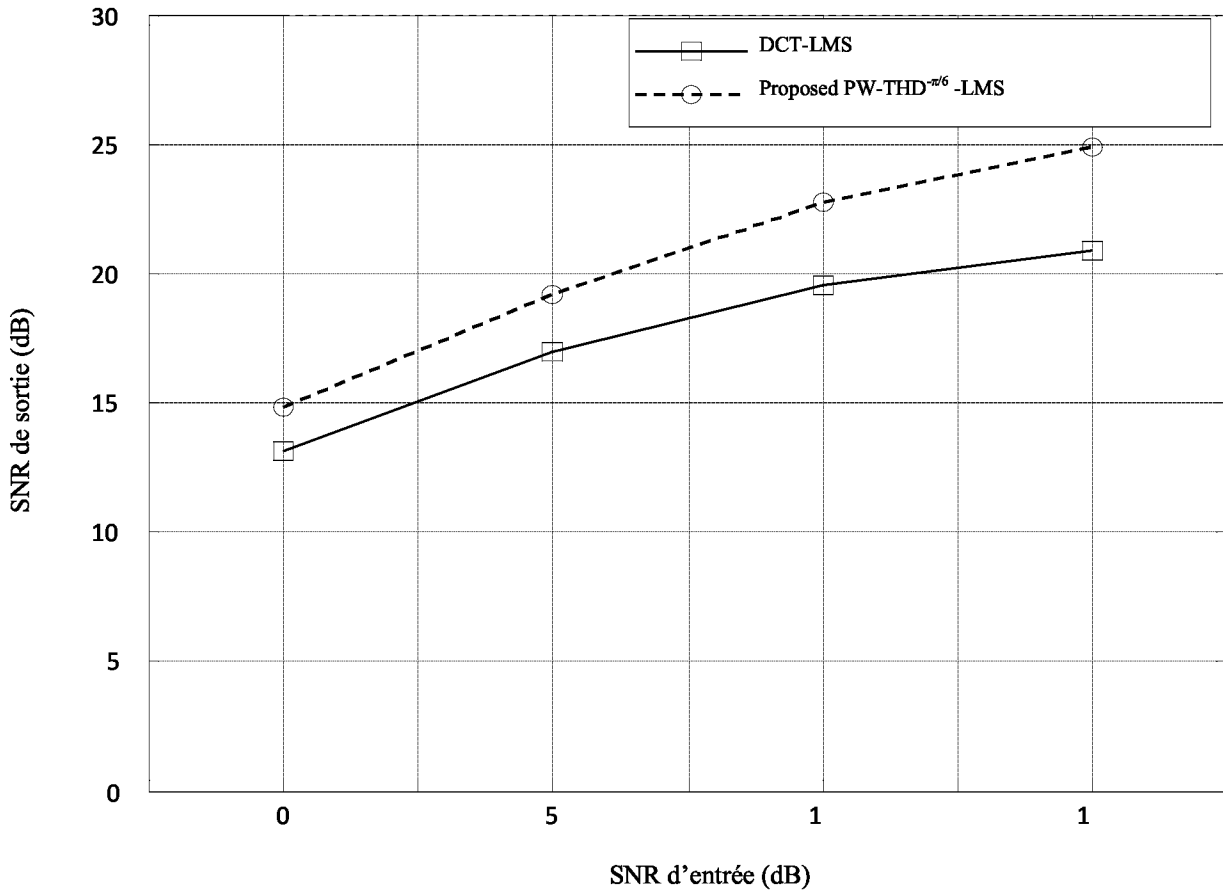


Figure 4.20. Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type *Street* et différents niveaux des SNR d'entrée [66].



**Figure 4.21.** Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type *Babble* et différents niveaux des SNR d'entrée [66].

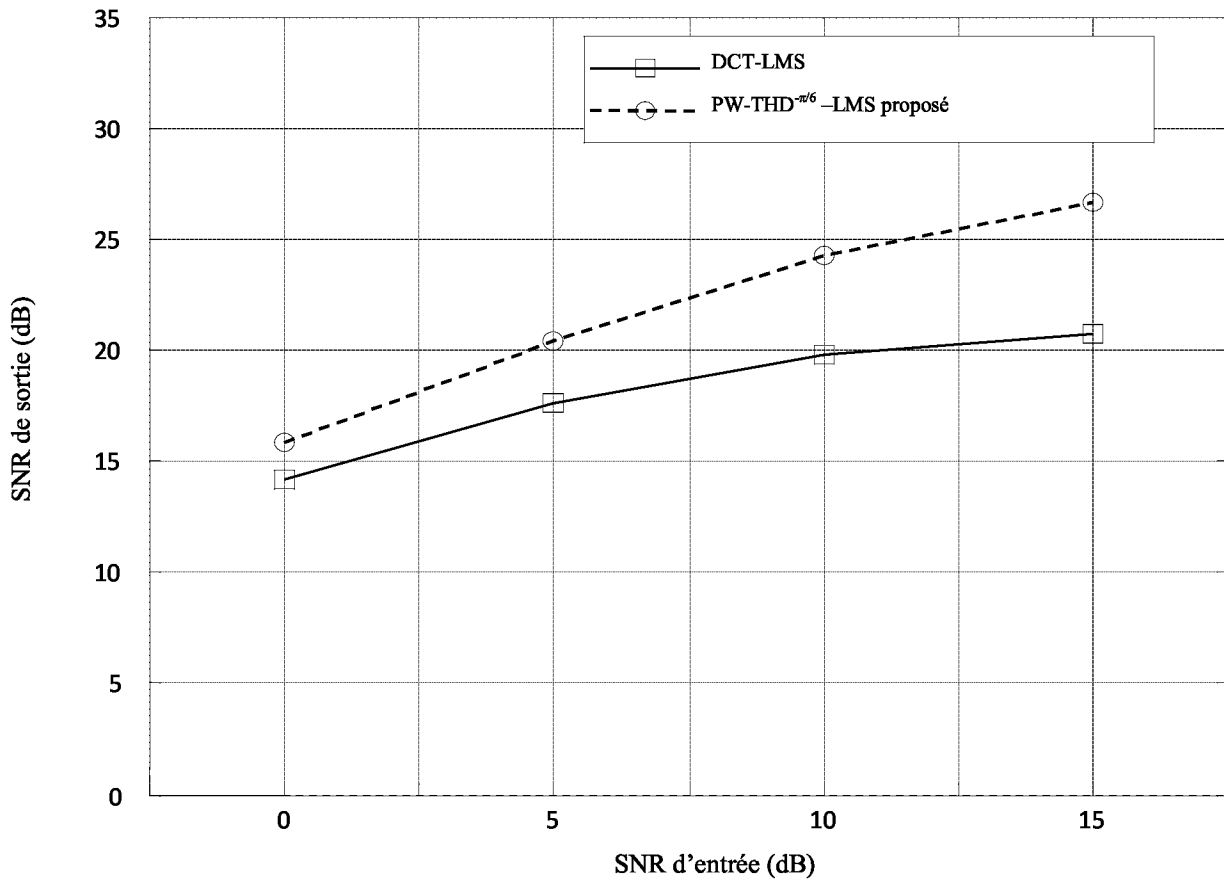


Figure 4.22. Les SNR de sortie pour les algorithmes PW-THD<sup>-π/6</sup>-LMS proposé et le DCT-LMS avec un bruit de type *Train* et différents niveaux des SNR d'entrée [66].

**Tableau 4.4.** Erreur quadratique moyenne excédentaire à l'état stable  $EQME_{ES}$ , le Désajustement  $M$  et le SNR de sortie obtenus par les algorithmes DCT-LMS et PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé pour  $P = 60000$  et  $J = 200$  [66].

			DCT-LMS			PW-THD <sup>-<math>\pi/6</math></sup> -LMS proposé			Amélioration Dans le SNR (dB) de sortie.	
Bruits	$\mu$	SNR (dB) d'entrée	$EQME_{ES}$ (dB)	M %	SNR (dB) de sortie	$EQME_{ES}$ (dB)	M %	SNR (dB) de sortie		
Street	$2 \cdot 10^{-2}$	0	-47.88	1.25	12.15	-54.71	0.26	14.44	2.29	
		5	-49.45	0.87	14.92	-55.61	0.21	18.63	3.71	
		10	-50.08	0.75	16.35	-55.91	0.20	21.70	5.35	
		15	-50.29	0.71	16.92	-56.00	0.19	23.38	6.46	
Airport		0	-46.17	1.86	10.91	-52.82	0.40	12.08	1.17	
		5	-48.90	0.99	15.30	-54.93	0.25	16.85	1.55	
		10	-50.33	0.71	18.80	-55.94	0.20	21.18	2.38	
		15	-50.92	0.62	20.94	-56.35	0.18	24.56	3.62	
Train		0	-46.99	1.54	14.13	-54.98	0.24	15.81	1.68	
		5	-48.99	0.97	17.64	-57.07	0.15	20.43	2.79	
		10	-49.86	0.79	19.76	-57.96	0.12	24.25	4.49	
		15	-50.16	0.74	20.67	-58.26	0.11	26.67	6	
Babble		$2 \cdot 10^{-3}$	0	-50.20	0.73	13.12	-54.64	0.26	14.79	1.67
			5	-50.46	0.69	16.95	-54.67	0.26	19.18	2.23
			10	-50.55	0.68	19.54	-54.68	0.26	22.70	3.16
			15	-50.58	0.67	20.83	-54.69	0.26	24.89	4.06

#### **4.6. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons évalué les performances de l'algorithme PW-TDLMS proposé comparativement à celles du TDLMS conventionnel dans le contexte du débruitage de la parole par annulation adaptative du bruit. Les expériences effectuées ont montré clairement que les performances de l'algorithme PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé pour le débruitage de la parole par annulation adaptative du bruit dépassent celles du TDLMS conventionnel en termes du désajustement, du bruit résiduel dans le signal estimé à la sortie de l'annulateur adaptatif, du SNR de sortie, de la vitesse de convergence de l'EQM, de la complexité de calcul, de l'EQME à l'état stable et l'état stable atteint par l'EQM. Les expériences ont été faites pour un signal parole simulé et pour différents types de bruits et différents niveaux du SNR.

Par conséquent, l'algorithme PW-THD<sup>- $\pi/6$</sup> -LMS proposé peut être considéré comme une alternative efficace au fameux algorithme DCT-LMS pour le filtrage adaptatif en général et pour le débruitage de la parole par annulation adaptative du bruit en particulier.

# **Conclusion Générale**

## CONCLUSION GENERALE

Les communications vocales sont généralement accompagnées du bruit qui dégrade leur qualité et leur intelligibilité, d'où la nécessité des modules dédiés au débruitage du signal de parole. Les méthodes de débruitage sont classées en deux grandes catégories; les méthodes temporelles et les méthodes fréquentielles. Les méthodes temporelles exigent un coût de calcul prohibitif, par contre les méthodes fréquentielles consomment moins d'opérations et sont plus adaptées aux calculs en temps réel. Ceci est principalement dû au fait que les méthodes fréquentielles utilisent des transformées discrètes qui possèdent des algorithmes de calcul rapide.

Les méthodes fréquentielles de débruitage de la parole sont généralement classées en deux grandes classes, la première regroupe les méthodes mono-capteur et la deuxième regroupe les méthodes multi-capteurs. L'inconvénient majeur des méthodes mono-capteur est leur forte dépendance des caractéristiques du bruit. Cela rend ces méthodes satisfaisantes seulement dans le cas où le bruit de l'observation est considéré stationnaire. Pour remédier à ce problème, les méthodes adaptatives d'annulation du bruit à deux-capteurs sont couramment utilisées. Ces méthodes sont basées sur l'algorithme LMS opérant dans le domaine temporel et par conséquent, leurs performances dépendent de celle de l'algorithme LMS.

L'algorithme LMS est connu par sa lente convergence lorsqu'il est employé avec des signaux corrélés (colorés). Une amélioration des performances de cet algorithme peut être achevée par l'emploi des transformées discrètes qui permettent d'apporter une certaine décorrélation du signal d'entrée et par conséquent, d'accélérer la vitesse de convergence de l'algorithme LMS. L'algorithme résultant de l'application des transformées discrètes est appelé algorithme LMS opérant dans le domaine de transformée ou TDLMS.

Afin d'améliorer les performances de l'algorithme TDLMS, un nouveau pré-blanchiment de cet algorithme a été développé dans cette thèse par l'introduction d'un filtre du premier ordre avant l'application de la transformée pour renforcer sa décorrélation. Nous avons montré que l'algorithme PW-TDLMS proposé diminue significativement la dispersion des valeurs propres de la matrice de l'autocorrélation du signal transformé et normalisé comparativement au TDLMS conventionnel, ceci pour toutes les transformées considérées, à savoir la DCT, la TFD, la THD et les TFD et THD paramétriques. Nous avons constaté que la DCT est la meilleure dans les deux algorithmes TDLMS et PW-TDLMS.

Par ailleurs, nous avons étudié les diffusions des valeurs propres dans les deux cas de la TFD et la THD paramétriques, pour différentes valeurs des paramètres. Les simulations



indiquent que la  $\text{THD}^{-\pi/6}$  présente un bon compromis entre les diffusions des valeurs propres et la complexité de calcul.

Nous avons appliqué l'algorithme PW-TDLMS proposé dans le débruitage adaptatif de la parole. La comparaison des performances est effectuée avec l'algorithme TDLMS conventionnel en utilisant la  $\text{THD}^{-\pi/6}$  dans le PW-TDLMS et la DCT dans le TDLMS. Les résultats de simulation confirment l'efficacité et la supériorité de l'algorithme PW-TDLMS proposé par rapport à l'algorithme TDLMS conventionnel, ceci en termes de la vitesse de convergence de l'EQM et l'état stable atteint par l'EQM, le bruit résiduel dans le signal amélioré, l'EQME, le désajustement et le SNR de sortie. En plus, nous avons montré que les complexités computationnelle et structurelle de l'algorithme PW-TDLMS proposé sont plus faibles par rapport à celles de l'algorithme DCT-LMS.

Par conséquent, l'algorithme PW-TDLMS proposé devrait être une meilleure alternative à l'algorithme TDLMS conventionnel pour le filtrage adaptatif et le débruitage adaptatif de la parole.

## BIBLIOGRAPHIE

1. S. V. Vaseghi, "Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction," 3rd ed, Wiley, 2006.
2. K. Ngo, T. V. Waterschoot, M. G. Christensen, M. Moonen, S. H. Jensen, "Improved prediction error filters for adaptive feedback cancellation in hearing aids," *Signal Processing*, vol. 93, no. 11, pp. 3062-3075, 2013.
3. U. Mahbub, C. Shahnaz, Sheikh Anowarul Fattah, "An adaptive noise cancellation scheme using particle swarm optimization algorithm," *Communication Control and Computing Technologies (ICCCCT), IEEE International Conference on*, Ramanathapuram, pp. 683-686, 2010.
4. J. Beh, R. H. Baran, H. Ko, "Dual channel based speech enhancement using novelty filter for robust speech recognition in automobile environment," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 52, pp. 583-589, May 2006.
5. J. S. Hu, C. C. Cheng, W. H. Liu, C. H. Yang, "A robust adaptive speech enhancement system for vehicular applications," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 52, pp. 1069-1077, Aug. 2006.
6. S. Ahn, H. Ko, "Background noise reduction via dual-channel scheme for speech recognition in vehicular environment," *IEEE Trans. Consumer Electronics*, vol. 51, no. 1, pp. 22-27, Feb. 2005.
7. Z. Ramadan, A. Poularikas, "An adaptive noise canceller using error Nonlinearities in the LMS adaptation", Proceedings of the *IEEE Southeast Con.*, pp. 359-364, 2004.
8. S. Haykin, "Adaptive Filter Theory," 3rd ed., Prentice-Hall, 1996.
9. D. I. Kim, P. D. Wilde, "Performance analysis of signed self-orthogonalizing adaptive lattice filter," *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing*, vol. 47, no. 11, pp. 1227-1237, 2000.
10. E.V. Kuhn, J. E. Kolodziej, R. Seara, "Analysis of the TDLMS algorithm operating in a nonstationary environment," *Digital Signal Processing*, vol. 45, pp. 69-83, 2015.
11. S. Gazor, T. Liu, "Adaptive filtering with decorrelation for coloured AR environments," *IEE Proceedings - Vision, Image and Signal Processing*, vol. 152, no. 6, pp. 806-818, 2005.
12. S. C. Douglas, A. Cichocki, S. Amari, "Self-whitening algorithms for adaptive equalization and deconvolution," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 47, no. 4, pp. 1161-1165, 1999.
13. M. Mboup, M. Bonnet, N. Bershad, "LMS coupled adaptive prediction and system identification: a statistical model and transient mean analysis," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 42, no. 10, pp. 2607-2615, 1994.
14. J. Lu, X. Qiu, H. Zou, "A modified frequency-domain block LMS algorithm with guaranteed optimal steady-state performance," *Signal Processing*, vol. 104, pp. 27-32, 2014.

15. S. Narayan, A. Peterson, M. Narasimha, "Transform domain LMS algorithm," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 31, no. 3, pp. 609-615, 1983.
16. F. Beaufays, "Transform-domain adaptive filters: an analytical approach," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 43, no. 2, pp. 422-431, 1995.
17. K. Mayyas, "New transform-domain adaptive algorithms for acoustic echo cancellation," *Digital Signal Processing*, vol. 13, no. 3, pp. 415-432, 2003.
18. S. Zhao, Z. Man, S. Khoo, H. R. Wu, "Stability and Convergence Analysis of Transform-Domain LMS Adaptive Filters With Second-Order Autoregressive Process," *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 1, pp. 119-130, 2009.
19. B. F. Boroujeny, S. Gazor, "Selection of orthonormal transforms for improving the performance of the transform domain normalised LMS algorithm," *IEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*, vol. 139, no. 5, pp. 327-335, 1992.
20. N. Ahmed, T. Natarajan, K. R. Rao, "Discrete Cosine Transform," *IEEE Transactions on Computers*, vol. C-23, no. 1, pp. 90-93, 1974.
21. D.I. Kim, P.D. Wilde, "Performance analysis of the DCT-LMS adaptive filtering algorithm," *Signal Processing*, vol. 80, no. 8, pp. 1629-1654, 2000.
22. S. Bouguezel, M. O. Ahmad, M. N. S. Swamy, "New Parametric Discrete Fourier and Hartley Transforms, and Algorithms for Fast Computation," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 58, no. 3, pp. 562-575, 2011.
23. A. Amehraye, Débruitage Perceptuel de la Parole, Thèse de doctorat, Traitement du signal et télécommunications, Ecole nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, 2009.
24. M. G. Sumithra, "Certain explorations on speech enhancement techniques for automatic speaker recognition in noisy environment", Phd Thesis, Faculty of Information and Communication Engineering, Anna University CHENNAI 600 025, June 2011.
25. S. Boll, "Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction," *IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Process.*, vol. 27, pp. 113-120, 1979.
26. N. Virag, "Single channel speech enhancement based on masking properties of the human auditory system," in *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, vol. 7, no. 2, pp. 126-137, Mar 1999.
27. M. Berouti, R. Schwartz and J. Makhoul, "Enhancement of speech corrupted by acoustic noise," *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP*, pp. 208-211, 1979.
28. J. S. Lim and A. V. Oppenheim, "Enhancement and bandwidth compression of noisy speech," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, no. 12, pp. 1586-1604, Dec 1979.
29. K. K. Paliwal, "A Linear-phase FIR filter design for speech enhancement," in : I.T. Young et al. (eds.), *Signal Processing 111: Theories and Applications*, North-Holland, Sept 1986.
30. K. Paliwal and A. Basu, "A speech enhancement method based on Kalman filtering," *Acoustics, Speech, and Signal Processing, IEEE International Conference on ICASSP*, pp. 177-180, 1987.

31. M. Sambur, "Adaptive noise canceling for speech signals," in *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 26, no. 5, pp. 419-423, Oct 1978.
32. P. C. Loizou, "Speech Enhancement Theory and Practice," Taylor & Francis Group, LLC., 2013.
33. A. Amehraye, Débruitage perceptuel de la parole, thèse de Doctorat en Traitement du signal et Télécommunication, 2009.
34. K. Paliwal, L. Alsteris, "On the usefulness of STFT phase spectrum in human listening tests," *Speech Commun.*, vol. 45, no. 2, pp. 153–170, 2005.
35. M. H. ZENG, "Conception et réalisation d'un système de restauration des enregistrements sonores," Thèse de doctorat, université de paris 6, 1996.
36. G. J. BIERMAN, C. L. THORNTON. "Numerical comparison of Kalman Filter Algorithms : Orbit Determination Case Study," *Automatica*, vol. 13, no. 1, Janvier 1977.
37. C. Olivier, "Technique de réduction du bruit pour la restauration d'enregistrements musicaux," Thèse de doctorat, Ecole nationale Supérieure des Télécommunications, Paris, 1993.
38. L. Abdelkrim. "Débruitage d'un signal de la parole corrompu par un bruit coloré en utilisant la transformée en ondelettes et implantation sur un processeur de traitement numérique des signaux". Mémoire de maîtrise électronique, Montréal, École de technologie supérieure, 2004.
39. S. Haykin, "Adaptive filter theory", 2 ed. Englewood Cliffs, N.J., Prentice Hall, 1986.
40. D. G. Messerschmitt, "Adaptive filters," Mass., Kluwer, 1984.
41. J. G. Proakis, C. Rader, F. Ling et al., "Advanced topics in signal processing," New York, Macmillan, 1992.
42. B. Widrow, J. R. Glover, J. M. McCool, J. Kaunitz, C. S. Williams, R. H. Hearn, J. R. Zeidler, Jr. Eugene Dong, R. C. Goodlin, "Adaptive noise cancelling: Principles and applications," in *Proceedings of the IEEE*, vol. 63, no. 12, pp. 1692-1716, Dec. 1975.
43. B. Widrow and S. D. Stearns, "*Adaptive Signal Processing*", Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 1985.
44. K.A. Lee, W. S. Gan, S. M. Kuo, "Subband Adaptive Filtering, Theory and Implementation," Wiley, 2009.
45. M. Mboup and M. Bonnet, "Une nouvelle structure blanchissante pour annulation d'écho acoustique," *Treizieme Colloque GRETSI, Juans-les-Pins*, pp. 501-504, Sept. 1991.
46. E. Hansler, U. Schultheiss, "On line identification of loud speaker enclosure-microphone-system for compensating acoustical echoes," in *Proc. IFAC Identification, Syst. Parameter Estimation* (New York, NY), pp. 1841-1846, 1985.
47. E. Hansler, "Adaptive echo compensation applied to the hands-free telephone problem," in *Proc. ISCAS*, pp. 279-282, 1990.
48. P. C. W. Sommen and C. J. V. Valburg, "Efficient realisation of adaptive filter using an orthogonal projection method," in *Proc. ICASSP* (Glasgow, Scotland), vol. 2, pp. 940-943, May 1989.

49. R. Bendoumia, M. Djendi, "Two-channel variable-step-size forward-and-backward adaptive algorithms for acoustic noise reduction and speech enhancement," *Signal Processing*, vol. 108, pp. 226-244, March 2015,
50. G. Baudoin et J. F. Bercher. *Transformée de Fourier discrète*. École Supérieure d'Ingénieurs en Électrotechnique et Électronique, 2001.
51. F. PICCININ, "The Fast Hartley Transform As An Alternative To The Fast Fourier Transform," Technical Memorandum. Surveillance Research Laboratory, 1989.
52. C. S. Chow, "Fast Transform Algorithms And Their Applications". Thèse PHD, Université de Hong Kong, Département de génie électrique et électronique, 1991.
53. N. Ahmed, T. Natarajan, K. R. Rao, "Discrete cosine transform," *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-23, no. 1, pp. 90–93, 1974.
54. P. S. R. Diniz, E. A. B. da Silva, S. L. Netto, "Digital Signal Processing System Analysis and Design," Federal University of Rio de Janeiro, Cambridge University Press, 2002.
55. P. Duhamel, H. Hollmann, "Split radix FFT algorithm", *Electron. Lett.*, vol. 20, no. 1, pp. 14-16, Jan. 1984.
56. S. Bouguezel, M. O. Ahmad, and M. N. S. Swamy, "A new split-radix FHT algorithm for length- $q^2$ /sup  $m$ /DHTs," *IEEE Trans. Circuits Syst. I, Reg. Papers*, vol. 51, no. 10, pp. 2031-2043, Oct. 2004.
57. S. Aгаian, K. Tourshan, and J. P. Noonan, "Parametric slant-Hadamard transforms with applications," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 9, no.11, pp. 375–377, Nov. 2002.
58. W. K. Pratt, "Generalized Wiener filtering computation techniques," *IEEE Trans. Comput.*, vol. C-21, no. 7, pp. 636–641, Jul. 1972.
59. S. Rahardja, B. J. Falkowski, "Comparative study of discrete orthogonal transforms in adaptive signal processing," *IEICE Trans.Fundam.—Special Section on Digital Signal Processing*, vol. E82-A, no. 8, pp. 1386–1390, Aug. 1999.
60. P. S. R. Diniz, "Adaptive Filtering Algorithms and Practical Implementation", 3ed., Springer, 2008.
61. B. F. Boroujeny, "Adaptive Filters: Theory and Applications," 1<sup>st</sup> ed, Willey, 1998.
62. A. D. Poularikas, Z. M. Ramadan, "Adaptive Filtering Primer with MATLAB", 1<sup>st</sup> ed. CRC Press, 2006.
63. S. ZHAO, "Performance Analysis and Enhancements of Adaptive Algorithms and Their Applications", Thèse de PHD, Université de Technologie de Nanyang, 2009.
64. A. Feuer, E. Weinstein, "Convergence analysis of LMS filters with uncorrelated Gaussian data" *IEEE Trans, on Acoustics, Speech and Signal Processing*, vol. 33, pp. 222-230, Feb 1985.
65. H. J. Butterweck, "A wave theory of long adaptive filters," *IEEE Trans, on Circuits and Systems, Part I, Fundamentals, Theory and Applications*, vol. 48, pp. 739-747, June 2001.
66. L. Chergui, S. Bouguezel, "A new pre-whitening transform domain LMS algorithm and its application to speech denoising," *Signal Processing*, vol. 130, pp. 118-128, Jan 2017.

67. J. J. Shynk, "Frequency-domain and multirate adaptive filtering", *IEEE Signal Process Mag*, vol. 9, no. 1, pp. 14–37, 1992.
68. D. G. Manolakis, "Statistical and Adaptive Signal Processing Spectral Estimation, Signal Modeling, Adaptive Filtering, and Array Processing," ARTECH HOUSE, 2005.
69. C.H. Chen, "Signal and Image Processing for Remote Sensing," Taylor & Francis, 2007.
70. U. Grenander, G. Sego, "Toeplitz Forms and Their Applications," 2nd ed., New York: Chelsea, 1984.
71. R. M. Gray, "Toeplitz and Circulant Matrices," Information Systems Laboratory, Stanford University, 1977.
72. M. Kamenetsky, "Accelerating the convergence of the LMS adaptive algorithm," Ph.D. dissertation, Stanford Univ., Stanford, CA, 2005.
73. R. C. Bilcu, P. Kuosmanen, K. Egiazarian, "A transform domain LMS adaptive filter with variable step-size," *IEEE Signal Process. Lett.* Vol. 9, no. 2, pp. 51–53, 2002.
74. M. Puschel, "Cooley-Tukey FFT like algorithms for the DCT", *IEEE Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process*, vol. 2, pp. 501–504, 2003.
75. Y. Hu, P. C. Loizou, "Subjective comparison and evaluation of speech enhancement algorithms," *Speech Commun*, vol. 49, pp. 588–601, 2007.
76. LabRosa, Columbia University. (<http://www.ee.columbia.edu/ln/rosa/sounds/noise/>) (accessed 17.02.16).

في هذه الأطروحة، نقترح في البداية تبييض مسبق (Pre-Whitening) لخوارزمية LMS في نطاق التحويل (TDLMS). بناء على هذه الخوارزمية الجديدة، اقترحنا بنية جديدة لتصفية النطق عن طريق التخفيض المكيف للوضوءاء (ANC). الفكرة الرئيسية تتمثل في إدخال تبييض مسبق باستعمال مرشح فك الارتباط (Decorrelation Filter) بسيط من الدرجة الأولى و ذلك قبل تطبيق التحويل بغرض تعزيز خاصية فك الارتباط الخاصة به. الخوارزمية المقترحة، تتميز بإمكانية استعمالها مع أي تحويل و حتى مع تحويل ذا خاصية فك ارتباط ضعيفة. هذه الميزة يمكن استغلالها لأخذ بعين الاعتبار تحويلات ذات تعقيدات حسابية و بنيوية أقل من نظيراتها في حالة التحويلات الكلاسيكية. و بالتالي، نختبر استعمال تحويلات أخرى، أي تحويلات فورييه (DFT) و هارتلي (DHT) ذات وسيط (Parametric Transforms). هذا التحليل تم انجازه عن طريق دراسة انتشارات قيم ايجن (Eigenvalues) (Spreads) المتحصل عليها من أجل تحويل معين ذا وسيط، وبعد ذلك إيجاد قيمة الوسيط الموافقة لأقل انتشار لقيم ايجن. هذا الأخير، مكافئاً لأحسن سلوك لتقارب متوسط الخطأ التربيعي (MSE). منهجيتنا، تقدم تحويلات جديدة و مهمة للخوارزمية المقترحة (PW-TDLMS). من جهة أخرى تم تقييم أداء بنية الترشيح المكيف للنطق المقترحة مقارنة إلى الأداء الخاص بالبنية المستندة على الخوارزمية التقليدية وذلك من أجل تحويلات مختلفة. يتم تنفيذ هذه المقارنة من حيث التعقيد الحسابي، انتشارات قيم ايجن، سرعة تقارب MSE، مستوى الحالة المستقرة التي بلغها MSE، الضجيج المتبقي في الإشارة المحسنة، MSE الفاضل في الحالة المستقرة (EMSE<sub>ss</sub>)، سؤ الضبط و SNR المخرج.

كلمات البحث : تصفية النطق- تحويلات ذات قيم منفصلة- تحويلات ذات قيم منفصلة ذات وسيط - تبييض مسبق - نطاق التحويل - خوارزمية LMS - ترشيح مكيف.

## Résumé

Dans cette thèse, nous proposons dans un premier temps un nouveau pré-blanchiment de l'algorithme LMS dans le domaine de transformée. Par la suite, l'algorithme résultant est exploité dans le développement d'une nouvelle structure de débruitage de la parole par annulation adaptative de bruit. L'idée principale est d'introduire un pré-blanchiment en utilisant un filtre de décorrélation du premier ordre avant l'application de la transformée pour renforcer sa décorrélation. L'algorithme proposé a l'avantage d'être utilisé avec n'importe quelle transformée même avec une faible décorrélation. Cet avantage peut être exploité pour considérer des transformées ayant des complexités structurelle et de calcul plus faibles que celles des transformées classiques. De ce fait, nous examinons l'utilisation des autres transformées, à savoir les transformées de Fourier et de Hartley paramétriques. Cette analyse est accomplie par l'étude des dispersions des valeurs propres obtenues pour une transformée paramétrique donnée, et par la suite la recherche de la valeur du paramètre correspondant à la dispersion minimale des valeurs propres. Cette dernière est équivalente au meilleur comportement de convergence de l'erreur quadratique moyenne (EQM). Notre approche offre de nouvelles transformées intéressantes pour l'algorithme proposé. Par ailleurs, les performances de la structure de débruitage adaptative de la parole proposée sont évaluées comparativement à celles de la structure basée sur l'algorithme conventionnel pour différentes transformées. Cette comparaison est effectuée en termes de complexité de calcul, dispersions des valeurs propres, vitesse de convergence de l'EQM, niveau de l'état stable atteint par l'EQM, bruit résiduel dans le signal amélioré, EQM excédentaire à l'état stable, désajustement et SNR de sortie.

**Mots-clés :** Algorithme TDLMS, Débruitage de la parole par annulation adaptative de bruit, Filtrage adaptatif, Pré-blanchiment, Transformées discrètes, Transformées paramétriques.

## Abstract

In this thesis, we firstly propose a new pre-whitening of the transform domain LMS algorithm. Afterwards, the resulting algorithm is exploited in the development of a novel structure for speech denoising by adaptive noise cancellation. The main idea is to introduce a pre-whitening using a first order decorrelation filter before applying the transform in order to reinforce its decorrelation. The advantage of the proposed algorithm is that it can be used with any transform even with low decorrelation. This advantage can be exploited in considering transforms having computational and structural complexities lower than those of the classical transforms. Thus, we examine the use of other transforms such as the parametric Fourier and Hartley transforms. This analysis is carried out by the study of the dispersions of the eigenvalues obtained for a given parametric transform, and then by the search for the value of the parameter corresponding to the minimal eigenvalues spreads. The latter is equivalent to the best behaviour of the MSE convergence. Our approach offers new interesting transforms for the proposed algorithm. Subsequently, the performance of the proposed adaptive speech denoising structure is evaluated comparatively to that of the structure based on the conventional algorithm for different transforms. This comparison is performed in terms of the computational complexity, eigenvalues spreads, mean square error convergence speed, reached steady state level, residual noise in the denoised signal, steady state excess mean square error, misadjustment and output SNR.

**Keywords:** TDLMS algorithm, Speech denoising by adaptive noise cancellation, Adaptive filtering, Pre-whitening, Discrete transforms, Parametric transforms.