



REPUBLIQUE ALGERIENNE
DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE



MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE: ABBES LAGHROUR –KHENCHELA-

FACULTE: GENIE ELECTRIQUE

OPTION : SYSTEMES DES TELECOMMUNICATIONS

MEMOIRE DE FIN DE CYCLE

Pour l'obtention du diplome

Master En Télécommunication

THEME

**Simulation et étude d'un protecteur auditif ANC
contre les différents types de bruit dans
l'environnement.**

Présenté par :

Bouhzem Mouhmed

Devant le jury :

Président

Dr. BENFERROUDJ Hafiza

Examineur

Dr. DOUAK Fouzi

Encadrant

Dr. GHRIBI Khadidja

Année Universitaire : 2025 – 2026



REMERCIEMENTS

Avant tout, louange et gratitude à Dieu le Tout-Puissant, qui m'a accordé la force, la patience et la volonté nécessaires pour mener à bien ce travail.

*Je tiens à exprimer ma profonde et sincère gratitude à mon encadreur, **Dr GHRIBI Khadidja**, pour son accompagnement précieux, sa disponibilité, ses orientations pertinentes et ses conseils éclairés tout au long de l'élaboration de ce mémoire.*

J'adresse également mes sincères remerciements à l'ensemble des professeurs encadreur et aux analystes pour leur aide précieuse et leur soutien dans la réalisation de ce travail, ainsi qu'aux honorables membres du jury pour avoir accepté d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

Enfin, je remercie chaleureusement tous les enseignants qui m'ont soutenu de près ou de loin, ainsi que l'ensemble du staff universitaire, pour leur disponibilité, leur engagement et leur contribution à la qualité de mon parcours académique.



Dédicace

*Avant tout, louange et grâce à Dieu le Tout-Puissant,
qui m'a accordé la force, le courage et la patience
nécessaires pour accomplir ce modeste travail.*

*Je dédie ce mémoire à mes très chers parents, source
inépuisable d'amour, de tendresse et de soutien. Je leur
exprime toute ma reconnaissance pour leurs sacrifices,
leur patience et leurs encouragements constants tout au
long de mes études.*

*Je le dédie également à mes chers frères et sœurs, pour
leur affection, leur soutien moral et leur présence
bienveillante.*

*À toute ma grande famille, je témoigne ma profonde
gratitude pour leurs encouragements et leur
attachement sincère.*

*Je dédie aussi ce travail à mes chers amis, avec
lesquels j'ai partagé de beaux moments ainsi que les
épreuves de mon parcours universitaire.*

*Enfin, je l'adresse à toutes les personnes qui m'ont
soutenu, encouragé et aidé, de près ou de loin, dans
l'élaboration de ce mémoire.*

ملخص

يُعدّ التحكم النشط في الضوضاء (ANC) تقنيةً لمعالجة الإشارات في الزمن الحقيقي، تهدف إلى تقليل أو إزالة الضوضاء غير المرغوب فيها من خلال توليد موجة صوتية معاكسة لها في الطور. وتُستخدم هذه التقنية على نطاق واسع في سماعات الرأس لتحسين راحة الاستماع في البيئات الصاخبة. يهدف هذا العمل إلى تصميم ومحاكاة نظام للتحكم النشط في الضوضاء من النوع المباشر (Feedforward)، وذلك من خلال تقييم أداء خوارزميتين تكيفيتين هما خوارزمية المربعات الصغرى المتوسطة المعيارية (NLMS) وخوارزمية الإسقاط الأفيني (APA). وقد أُجريت عمليات المحاكاة باستخدام إشارات مأخوذة من قاعدة البيانات المعيارية AURORA، والتي تضم أنواعاً مختلفة من الضوضاء البيئية مثل الضوضاء البيضاء الغاوسية، وضوضاء الثرثرة (Babble)، وضوضاء القطار، وضوضاء السيارة. أظهرت النتائج المتحصل عليها أن خوارزميتي NLMS و APA تمثلان حلين مناسبين للتطبيقات الأنوية بفضل التوازن الجيد بين كفاءة تقليل الضوضاء وتعقيد الحسابات. ومع ذلك، تميزت خوارزمية APA بأداء أفضل بشكل عام من حيث تخفيض الضوضاء، خاصةً في البيئات الصوتية المعقدة والإشارات ذات الارتباط العالي.

الكلمات المفتاحية:

التحكم النشط في الضوضاء (ANC)، المرشح الرقمي، الترشيح التكيفي، خوارزمية NLMS، خوارزمية APA، بنية التحكم النشط في الضوضاء من النوع المباشر (Feedforward ANC).

Abstract

Active Noise Control (ANC) is a real-time signal processing technique used to reduce or eliminate unwanted noise by generating a sound wave that is opposite in phase to the disturbing noise. This technology is widely employed in headphones to improve listening comfort in noisy environments. The objective of this work is to design and simulate a feedforward ANC system by evaluating the performance of two adaptive algorithms: the Normalized Least Mean Squares (NLMS) algorithm and the Affine Projection Algorithm (APA). The simulations were carried out using signals from the standardized AURORA database, which includes various environmental noises such as Gaussian white noise, babble noise, train noise, and car noise. The obtained results show that both NLMS and APA are suitable solutions for real-time applications due to their good trade-off between noise reduction efficiency and computational complexity. However, the APA algorithm demonstrates overall superior noise attenuation performance, particularly in complex and highly correlated acoustic environments.

Keywords: Active Noise Control (ANC), Digital Filter, Adaptive Filtering, NLMS, APA, Feedforward ANC Architecture.

Résumé

La réduction active du bruit (Active Noise Control ANC) est une technique de traitement du signal en temps réel permettant de réduire ou d'éliminer les bruits indésirables à l'aide d'une onde sonore générée en opposition de phase. Cette technologie est largement utilisée dans les casques audios afin d'améliorer le confort d'écoute dans les environnements bruyants. L'objectif de ce travail est de concevoir et de simuler un système ANC de type direct (feedforward) en évaluant les performances de deux algorithmes adaptatifs, le LMS normalisé (NLMS) et l'algorithme de projection affine (APA). Les simulations ont été réalisées à partir de signaux issus de la base de données normalisée AURORA, comprenant différents bruits environnementaux tels que le bruit blanc gaussien, le bruit Babble, le bruit de train et le bruit de voiture. Les résultats obtenus montrent que les algorithmes NLMS et APA constituent tous deux des solutions adaptées aux applications en temps réel grâce à leur bon compromis entre efficacité de réduction du bruit et complexité de calcul. Toutefois, l'algorithme APA se distingue par des performances globalement supérieures en matière d'atténuation du bruit, en particulier dans les environnements acoustiques complexes et fortement corrélés.

Mots clés : Contrôle actif du bruit (ANC), Filtre numérique, Filtrage adaptatif, NLMS, APA, Architecture Feedforward ANC.

Sommaire

Remerciement

Dédicace

ملخص

Abstract

Resumé

Sommaire

Liste des figures

Liste des tableaux

Liste des abréviations

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE I LE CONTROLE ACTIF DU BRUIT	2
I.1 Introduction	3
I.2 Les Bruits Environnementaux : Typologie et Impacts	3
I.2.1 Classification des sources de bruit	3
I.2.2 Caractérisation physique du bruit	4
I.2.3 Impacts sur la santé (Aspect Sanitaire)	4
I.3 Le Contrôle Actif du Bruit (ANC).....	5
I.3.1 Développement des Techniques Actives pour le Contrôle du Bruit Acoustique:	6
I.3.2 Le principe du contrôle actif du bruit:	7
I.4 Méthodes utilisées pour le contrôle actif :	8
I.4.1 Contrôle Feedforward :	8
I.4.2 Le contrôle feedback :	12
I.5 Applications du contrôle actif du bruit	13
I.5.1 Le casque anti-bruit actif	13
I.5.2 Contrôle actif dans l'industrie automobile	13
I.5.3. Contrôle actif et aéronautique.....	16
I.6 Conclusion	16
CHAPITRE II: LE FILTRE NUMERIQUE ET LE FILTRE ADAPTATIF	17
II.1. Introduction :	18
II.2. Généralités sur les filtres numériques.....	18

II.2.1. Définition et principe	19
II.2.2. Classification des filtres numériques	19
II.3. Le filtrage adaptatif.....	21
II.3.1. Concepts et principes fondamentaux.....	21
II.3.2. Avantage de filtrage adaptatif	22
II.3.3 Choix de filtrage adaptatif :	23
II.3.4. Les classes d'application des filtres adaptatifs	23
II.4. Algorithmes de Filtrage adaptatif.....	26
II.4.1. L'algorithme des moindres carrés moyens : LMS (Least Mean Square).....	26
II.4.2. L'algorithme LMS normalisés (NLMS)	27
II.4.3. L'algorithme Des Moindre Carrés Récursif :	28
II.4.4. L'algorithme LMS dans le domaine de transformée :	28
II.4.5. L'algorithme de Projection Affine (APA)	29
II.5 Conclusion	31
CHAPITRE III Analyse comparative des algorithmes ANC-FxNLMS et ANC-FxAPA	
.....	32
III.1 Introduction	33
III.2 Le diagramme de réduction de bruit active feedforward	33
III.3 Base de données.....	34
III.4 Environnement de travail:.....	36
III.5 Réponse impulsionnel	36
III.6. Simulation du modèle Feedforward ANC-Fx NLMS	37
III.6.1. Principe de L'algorithme NLMS.....	37
III.6.2 Résultats expérimentaux et interprétation	38
III.7. Simulation du modèle Feedforward ANC-FxAPA	43
III.7.1. Principe de l'algorithme APA	43
III.7.2 Résultats expérimentaux et interprétations.....	43
III.8 Synthèse comparative et discussion	48
III.9. Conclusion	50
Conclusion générale	51
Bibliographie.....	54

Liste des figures

Figure I.1: L'amplitude des bruits sonores conseillé et obligatoire afin de se protéger au travail.....	5
Figure I.2: principe de travail d'un instrument de control actif de bruit	8
Figure I.3: Schéma des signaux traités dans un contrôle de type feedforward.....	9
Figure I.4:Un canal du système ANC feedforward broadband dans un conduit.....	10
Figure I.5:Un canal du système ANC feedforward narrowband dans un conduit	11
Figure I.6: Système ANC Feedback	12
Figure I.7 : Architecture et diagramme fonctionnel d'un système ANC pour la réduction du bruit moteu.	15
Figure II.1: La structure générale d'un filtre numérique	19
Figure II 2: Filtre à réponse impulsionnelle finie	20
Figure II 3: Filtre à réponse impulsionnelle infinie	21
Figure II.4: schéma d'un filtre adaptative	22
Figure II.5 : Principe de l'identification d'un système par filtrage adaptatif.	24
Figure II.6 : Structure d'un prédicteur linéaire adaptative	24
Figure II.7: Principe de l'annulation d'interférence.	25
Figure II.8 : Structure de la modélisation inverse appliquée à l'égalisation	26
Figure II 9 : Schéma bloc de l'algorithme LMS dans le domaine de transformée (TDLMS).....	29
Figure II.10 : Application de l'algorithme APA à l'annulation d'écho acoustique	30
Figure III .1:Le diagramme de Feedforward-ANC dans le domaine temporel	34
Figure III.2 : Réponses impulsionnelles du chemin primaire $p(n)$ [droite] et secondaire $s(n)$ [gauche] simulé pour $N_{filt} = 16$	37
Figure III.3 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un bruit blanc gaussien $M=16$	38
Figure III.4 : Spectrogramme de bruit blanc gaussien vs l'erreur sortie de l'algorithme ANC-NLMS	38
Figure III.5 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un de train $M=16$	40
Figure III.7 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un bruit babble $M=16$	41
Figure III.8 : Spectrogramme de bruit babble vs de l'erreur sortie de l'algorithme ANC-NLMS	41
Figure III.9 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un bruit de voiture $M=16$	42
Figure III.10 : Spectrogramme de bruit de voiture vs l'erreur sortie de l'algorithme ANC-NLMS	42
Figure III.11 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit blanc gaussien $M=16$	44
Figure III.12 : Spectrogramme de bruit blanc gaussien vs l'erreur sortie de ANC_FsAPA	44

Figure III.13 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit de train M=16.....	45
Figure III.14 : Spectrogramme de bruit de train vs l'erreur sortie de l'algorithme ANC_FsAPA.....	45
Figure III.15: [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit babble M=16.....	46
Figure III.16 : Spectrogramme de bruit de train vs l'erreur sortie de ANC_FsAPA.....	46
Figure III.17 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit de voiture M=16	47
Figure III.18 : Spectrogramme de bruit de voiture vs l'erreur sortie de ANC_FsAPA	47

Liste des tableaux

Tableau III.1 : moyenne de l'erreur quadratique Men MSE Pour $M = 64$ et $M = 256$	49
--	----

Liste des abréviations

- **ANC** : Active Noise Control (Contrôle Actif du Bruit).
- **APA** : Affine Projection Algorithm (Algorithme de Projection Affine).
- **CPU** : Central Processing Unit (Unité centrale de traitement / Temps de calcul).
- **dB** : Décibel (Unité d'intensité ou d'amplitude sonore).
- **DSP** : Digital Signal Processor (Processeur de signal numérique / de traitement numérique du signal).
- **EBSB** : Entrée Bornée / Sortie Bornée (Critère de stabilité des filtres).
- **FBLMS** : Frequency-Domain Block Least Mean Square (Algorithme LMS en blocs dans le domaine fréquentiel / domaines de transformation).
- **FxLMS** : Filtered-x Least Mean Square (Algorithme LMS avec filtrage du signal d'entrée utilisé pour le contrôle du bruit moteur).
- **Hz** : Hertz (Unité de mesure de la fréquence).
- **Lden** : Day-Evening-Night (Indicateur d'évaluation de la gêne sonore globale sur 24 heures).
- **LMA** : Laboratoire de Mécanique et d'Acoustique.
- **LMS** : Least Mean Square (Algorithme des moindres carrés moyens).
- **MATLAB** : Matrix Laboratory (Environnement de simulation et de calcul scientifique).
- **MSE** : Mean Square Error (Erreur quadratique moyenne).
- **NLMS** : Normalized Least Mean Square (Algorithme LMS normalisé).
- **NR** : Noise Reduction (Taux ou niveau de réduction de bruit).
- **RIF** : Réponse Impulsionnelle Finie (Type de filtre linéaire non récursif).
- **RII** : Réponse Impulsionnelle Infinie (Type de filtre numérique récursif).
- **RLS** : Recursive Least Squares (Algorithme des moindres carrés récursifs).
- **TDLMS** : Transform Domain Least Mean Square (Algorithme LMS dans le domaine de transformée).
- **tr/min** : Tours par minute (Unité de mesure du régime moteur).

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

De nos jours, la pollution sonore en milieu urbain et industriel constitue une préoccupation majeure en raison de ses impacts néfastes sur la santé humaine. Les nuisances sonores, qu'elles proviennent des transports, des usines ou du voisinage, sont difficilement maîtrisées par les techniques traditionnelles passives qui s'avèrent lourdes et inefficaces face aux basses fréquences. C'est pourquoi le contrôle actif du bruit (ANC) s'impose comme une solution technologique prometteuse, reposant sur le principe de l'interférence destructive où une source secondaire génère une contre-onde en opposition de phase pour annuler la perturbation primaire.

Le cœur dynamique de ces systèmes repose entièrement sur le filtrage adaptatif, capable de modifier ses propres coefficients en temps réel pour s'ajuster aux variations du signal. L'objectif principal de ce travail est d'implémenter et d'évaluer de manière comparative, sous l'environnement MATLAB, les performances de deux algorithmes largement reconnus : l'algorithme LMS normalisé (NLMS) et l'algorithme de projection affine (APA). Cette évaluation est menée face à des scénarios réels en exploitant les signaux acoustiques standardisés de la base de données AURORA, tels que le bruit blanc, le bruit de train, le bruit de type Babble et le bruit de voiture.

Pour mener à bien cette étude, notre manuscrit est structuré en trois chapitres interconnectés. Le premier chapitre introduit les concepts fondamentaux du contrôle acoustique, de la typologie des bruits et des architectures de commande directes (feedforward) et à rétroaction. Le deuxième chapitre est consacré aux fondements théoriques des filtres numériques RIF et RII, ainsi qu'aux principes mathématiques des algorithmes adaptatifs. Enfin, le troisième chapitre présente la phase de validation expérimentale, exposant les résultats des simulations MATLAB, suivis d'une synthèse comparative de la dynamique de convergence de chaque approche et de la quantité de bruit annulée NR.

CHAPITRE I
LE CONTROLE ACTIF DU
BRUIT

I.1 Introduction

Le contrôle acoustique actif du bruit est une méthode d'atténuation des nuisances sonores. A la différence des méthodes dites « passives », qui consistent à dissiper les ondes acoustiques dans des matériaux absorbants, le principe du contrôle actif réside dans la superposition de champs de pression qui vont s'annuler : on utilise une ou plusieurs sources acoustiques dites secondaires pour générer un champ sonore aussi opposé que possible à celui rayonné par la ou les sources dites primaires.

Le contrôle actif du bruit a donné lieu à son premier brevet dans les années 1930 (brevet de Paul Lueg sur le contrôle du bruit dans les gaines de ventilation en 1934) et l'application la plus connue du grand public reste à ce jour le casque anti-bruit actif dont la mise au point a attendu le milieu des années 1980. Depuis, le contrôle actif n'a pas donné lieu à de nouvelles applications industrielles à grande échelle, souvent en raison des coûts de mise en oeuvre trop élevés. Cependant, de nombreux laboratoires continuent à en exploiter le principe pour des applications industrielles ponctuelles. Au LMA par exemple, les dernières recherches ont porté sur l'étude d'un mur anti-bruit permettant d'isoler une maison des bruits d'un aéroport, sur l'application des techniques de contrôle actif à la reproduction de champs sonores basses fréquences ou encore sur l'étude d'une chambre sourde active, le contrôle actif étant utilisé pour rendre la chambre réellement anéchoïque en-dessous de 100 Hz .[1]

Pour une description plus approfondie du contrôle actif, le lecteur peut se reporter à de nombreux ouvrages écrits sur le sujet (par exemple) [1]

I.2 Les Bruits Environnementaux : Typologie et Impacts

Le bruit environnemental est défini comme un son non désiré ou nuisible créé par les activités humaines. Dans un mémoire, il est crucial de segmenter ces bruits pour mieux analyser leurs trajectoires de propagation.

I.2.1 Classification des sources de bruit

On distingue généralement quatre grandes catégories de sources :

- **Le bruit des transports (Infrastructure de transport) :** C'est la source principale de pollution sonore en milieu urbain. Il inclut le roulement des pneus sur la chaussée, les moteurs thermiques, et le trafic ferroviaire ou aérien.[2]
- **Les bruits industriels et artisanaux :** Provenant des zones d'activités, des usines ou des ateliers. Ils sont souvent caractérisés par des fréquences spécifiques (tonalités marquées) ou des bruits impulsionnels (chocs).[2]
- **Les bruits de chantiers :** Bien que temporaires, ils sont extrêmement perturbants en raison de leur forte intensité (engins de terrassement, marteaux-piqueurs).
- **Les bruits de voisinage et de loisirs :** Liés à la vie quotidienne (climatiseurs, établissements recevant du public comme les salles de fêtes, ou activités sportives).[2]

I.2.2 Caractérisation physique du bruit

Pour votre mémoire, il est utile de mentionner que le bruit ne se mesure pas uniquement par son intensité en **décibels (dB)**, mais aussi par :

- **Le spectre fréquentiel :** Les basses fréquences (sons graves) traversent mieux les parois que les hautes fréquences.
- **L'indicateur L_{den} (Day-Evening-Night) :** Un indicateur utilisé pour évaluer la gêne globale sur 24 heures, en pondérant plus fortement les bruits du soir et de la nuit.

I.2.3 Impacts sur la santé (Aspect Sanitaire)

La pollution sonore n'est pas qu'un simple désagrément ; elle provoque :

- **Effets auditifs :** Fatigue auditive ou acouphènes.
- **Effets extra-auditifs :** Troubles du sommeil, hypertension artérielle, stress chronique et réduction des performances cognitives (notamment chez les enfants en milieu scolaire).

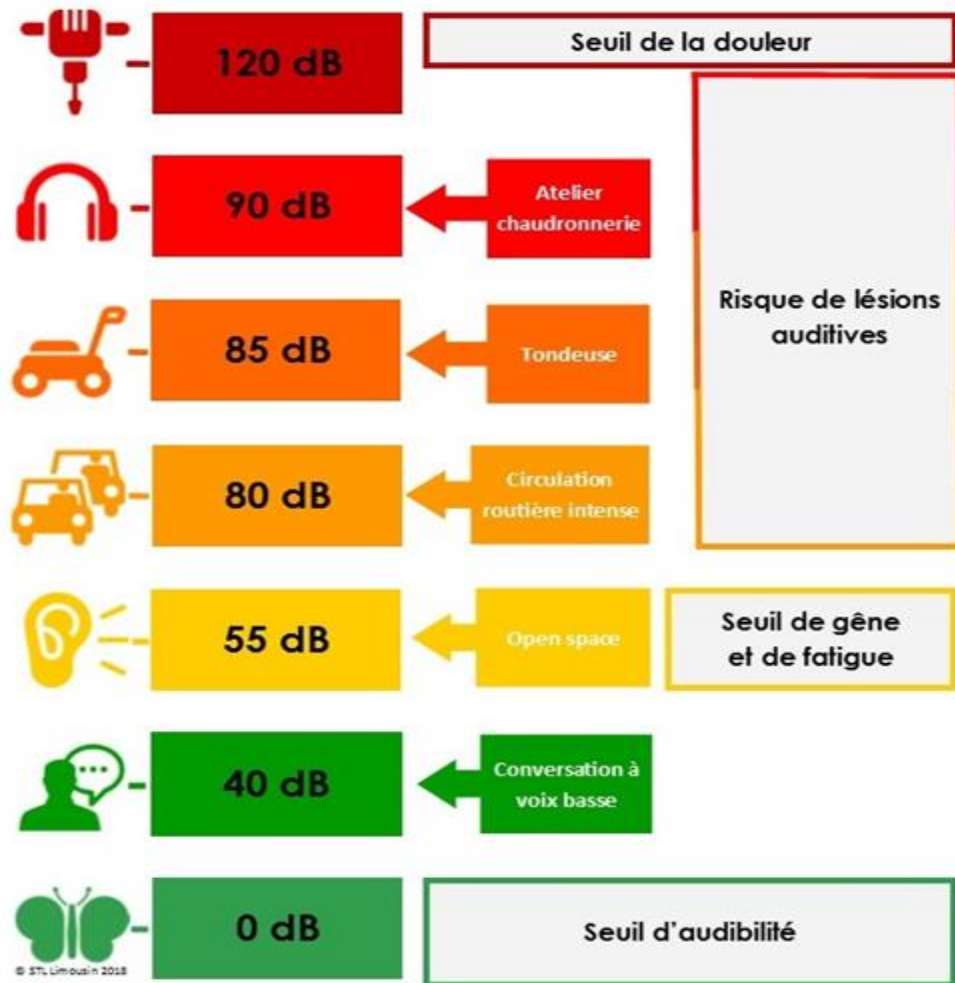


Figure I.1: L'amplitude des bruits sonores conseillée et obligatoire afin de se protéger au travail

I.3 Le Contrôle Actif du Bruit (ANC)

L'annulation adaptative du bruit est une technique de traitement du signal qui permet d'extraire un signal utile noyé dans un bruit de fond, sans dégrader le signal original. Le principe de fonctionnement repose sur l'utilisation d'un filtre adaptatif qui nécessite généralement deux entrées distinctes, à savoir une entrée primaire contenant le signal utile $a(n)$ plus le bruit $b(n)$, et une entrée de référence contenant un bruit $b'(n)$ corrélé avec le bruit $b(n)$ mais indépendant du signal utile. Le filtre ajuste ses coefficients de manière itérative pour transformer le signal de référence en une estimation du bruit nommée $b''(n)$, qui est ensuite soustraite du signal primaire pour obtenir le signal nettoyé. Les instruments basés sur le contrôle de bruit sont très utilisés dans

l'industrie ou en commerce, se caractérisant par leur efficacité sur la fréquence désirée tout en étant transportables, installables et réglables, ce qui exige une bonne adaptation du système à toutes les variations ainsi que des propriétés de robustesse et de précision. Il existe deux approches fondamentales pour le contrôle du bruit acoustique, l'approche passive et l'approche active. Les systèmes de contrôle passif de bruit sont basés sur l'isolation ou des systèmes d'absorption de bruit qui n'introduisent pas d'énergie externe au système mais cherchent plutôt à interrompre la propagation physique du bruit.[3]

À l'inverse, le contrôle actif du bruit représente une méthode performante pour neutraliser ou atténuer les sources de nuisances sonores, s'avérant particulièrement efficace pour traiter les signaux acoustiques de basses fréquences. Le mécanisme de fonctionnement du concept actif repose sur une interaction physique précise appelée superposition d'ondes, mettant en jeu une source primaire représentant le bruit indésirable à supprimer et une source secondaire qui génère électromagnétiquement une contre-onde spécifique. L'efficacité du système dépend entièrement de sa capacité à diffuser cette onde secondaire en opposition de phase totale, avec un décalage de 180° par rapport à la source initiale, afin que les deux ondes s'annulent mutuellement lorsqu'elles se rencontrent, transformant ainsi l'énergie sonore en silence.[4]

Pour réaliser cet ajustement dynamique en pratique, l'algorithme LMS (Least Mean Square) est le plus couramment utilisé pour l'actualisation des filtres adaptatifs. La mise à jour des coefficients du filtre se fait selon l'équation mathématique récursive définie par la formule :

$$W(n + 1) = W(n) + 2\mu e(n)X(n) \quad (I.1)$$

où le vecteur $W(n + 1)$ désigne les nouveaux coefficients calculés pour l'instant suivant et $W(n)$ représente le vecteur des coefficients actuels à l'instant présent. Le paramètre μ correspond au pas d'adaptation, ou step size, qui contrôle directement la vitesse de convergence et la stabilité du système, tandis que le terme $X(n)$ matérialise le vecteur d'entrée de référence et le signal $e(n)$ définit l'erreur de sortie qui représente le signal estimé résiduel. [5]

I.3.1 Développement des Techniques Actives pour le Contrôle du Bruit Acoustique:

Le contrôle actif du bruit (ANC) a parcouru un chemin impressionnant, passant de simples théories formulées dès les années 1930 à des solutions technologiques omniprésentes aujourd'hui, portées par l'essor de l'électronique à bas coût. Cette technologie repose sur un principe physique élégant : l'interférence destructive, où un champ acoustique secondaire, généré électroniquement, vient annuler le bruit primaire indésirable.[6]

L'histoire de cette innovation commence véritablement en 1934 avec Paul Lueg. Ce pionnier a jeté les bases du domaine en brevetant trois concepts visionnaires : l'atténuation sonore dans les conduits, l'annulation par interférence en des points spatiaux précis, et la création de « zones de silence » pour protéger l'auditeur. Il faudra toutefois attendre 1953 pour qu'Olson apporte la première validation expérimentale concrète. Ses travaux ont démontré qu'il était possible de réduire la pression acoustique de 10 à 25 dB à proximité d'un microphone de référence, particulièrement dans les basses fréquences.[6]

L'essor véritable de l'ANC s'est produit avec la révolution numérique. Durant les années 1980, les premières applications pratiques ont émergé dans les systèmes de ventilation et les protections auditives. La décennie suivante a marqué un tournant majeur avec des résultats spectaculaires intégrés aux secteurs de l'aéronautique et de l'automobile. Désormais, cette méthodologie s'attaque à une vaste gamme de nuisances, allant du bruit périodique des transformateurs électriques à la gestion du confort dans les transports, en passant par le contrôle des vibrations structurelles, le bruit de diffraction et la propagation sonore dans les tuyauteries.[6]

I.3.2 Le principe du contrôle actif du bruit:

Le contrôle actif du bruit (ANC) est un processus d'atténuation acoustique reposant sur l'introduction de sources sonores auxiliaires. Le concept fondamental repose sur la superposition d'un champ sonore secondaire à un champ primaire (le bruit à supprimer).[7]

Lorsque cette source secondaire émet un signal de même amplitude que le bruit original, mais en opposition de phase (déphasage de 180°), les pressions acoustiques se neutralisent mutuellement par interférence destructive. Ce phénomène physique conduit à une réduction significative, voire une annulation, des nuisances sonores perçues.[7]

Sur le plan technologique, le signal correcteur est généré en temps réel par des processeurs de traitement numérique du signal (DSP), capables d'analyser et de traiter la signature acoustique du bruit source (Figure I.2). Les dispositifs basés sur la technologie ANC présentent des avantages majeurs : ils sont généralement ergonomiques, mobiles et possèdent une grande capacité d'adaptation selon la nature et l'environnement du bruit ciblé.[7]

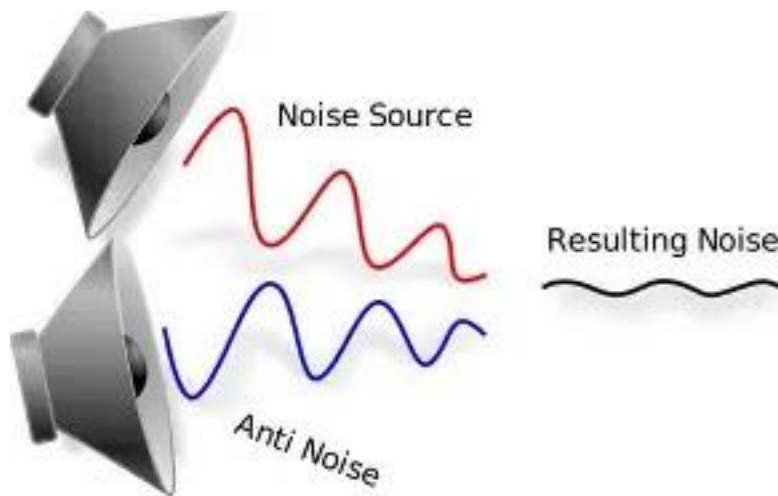


Figure I.2: principe de travail d'un instrument de control actif de bruit

I.4 Méthodes utilisées pour le contrôle actif :

Les systèmes du contrôle actif du bruit sont basés sur une des deux méthodes : le contrôle feedforward et le contrôle feedback

I.4.1 Contrôle Feedforward :

Le système de contrôle **feedforward** repose sur une stratégie d'anticipation, où la nuisance sonore est interceptée par un capteur de référence directement à sa source, avant qu'elle ne parvienne à la zone de traitement. Ce processus dynamique s'articule autour d'une chaîne de contrôle précise : d'abord, le signal capté est analysé en temps réel par un contrôleur qui calcule l'onde idéale pour contrer le bruit initial. Ensuite, ce contrôleur pilote une source secondaire, généralement un haut-parleur, pour émettre un « antibruit » (une onde en opposition de phase) visant à neutraliser la perturbation. Enfin, pour garantir une efficacité maximale, un capteur d'erreur

placé en aval mesure les résidus sonores et transmet cette information au système, permettant ainsi une optimisation continue et un ajustement chirurgical de l'annulation acoustique. [8][21²]

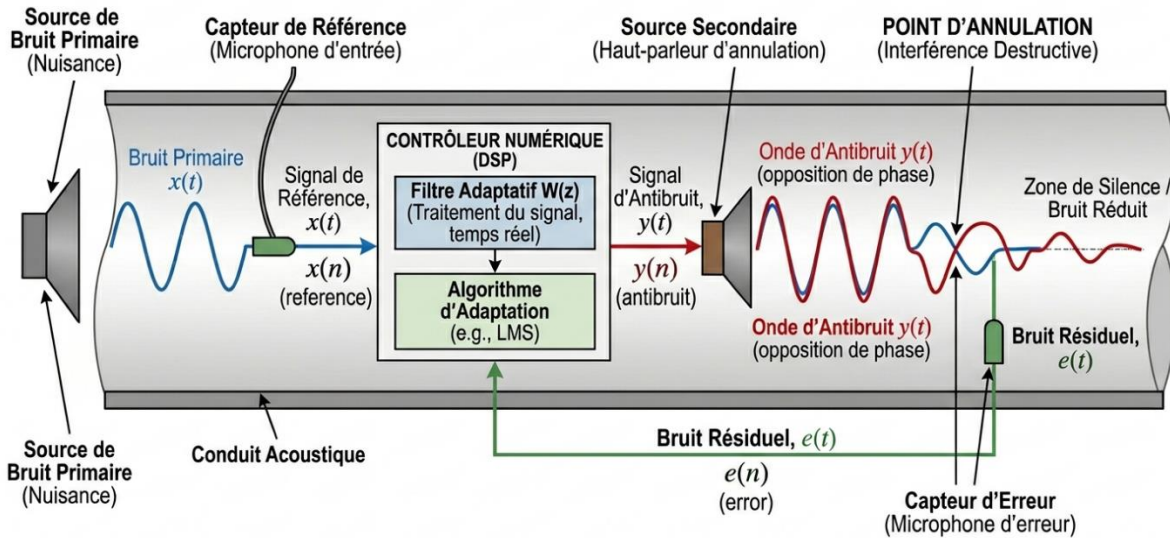


Figure I.3: Schéma des signaux traités dans un contrôle de type feedforward

a. Le Système Feedforward broadband:

Dans les conduits étroits, comme les systèmes de ventilation ou d'échappement, l'atténuation du bruit à large bande repose sur une stratégie de contrôle prédictif exploitant l'interférence destructive. Ce mécanisme s'amorce par la capture d'un signal de référence, note x , via un microphone placé en amont à proximité de la source. Ce signal est instantanément traité par un contrôleur numérique afin de produire un signal d'antibruit y . Pour que la neutralisation soit parfaite, ce signal correcteur doit impérativement présenter une amplitude identique au bruit primaire tout en étant en opposition de phase totale, soit un décalage [21]

L'efficacité de cette approche, dite feedforward, est conditionnée par le respect strict des principes de causalité et de cohérence. Concrètement, le système doit anticiper la nuisance : la distance entre le capteur et le haut-parleur doit être suffisante pour que le temps de propagation acoustique du son soit supérieur au temps de calcul électronique du processeur. Cette marge temporelle garantit que l'onde corrective arrive au haut-parleur au moment exact où l'onde perturbatrice l'atteint. Par ailleurs, une cohérence élevée est indispensable pour que le signal mesuré initialement reste une image fidèle du bruit à éliminer. Finalement, lorsque le haut-parleur diffuse

ce signal inversé dans le conduit, la superposition des deux ondes annule la pression acoustique, générant ainsi une zone de silence en aval du dispositif. [9][21]

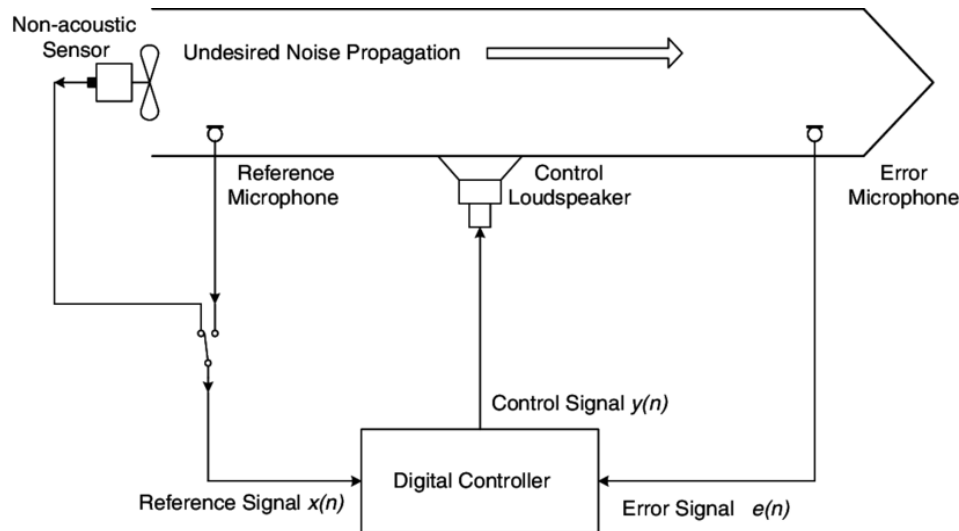


Figure I.4: Un canal du système ANC feedforward broadband dans un conduit

b. Le Système Feedforward Narrowband:

Dans les situations où la nuisance sonore présente un caractère périodique, comme celle générée par des moteurs rotatifs ou des machines à mouvement alternatif, le microphone de référence peut être avantageusement remplacé par un capteur non acoustique. L'utilisation d'un tachymètre, d'un accéléromètre ou d'une sonde optique permet alors de s'affranchir totalement des problèmes de feedback acoustique.

Ce dispositif, caractéristique du contrôle **feedforward narrowband** (bande étroite), s'appuie sur un signal de référence directement synchrone avec la source du bruit. Ce signal permet de modéliser avec précision la fréquence fondamentale ainsi que l'ensemble des harmoniques à traiter. Dans le secteur automobile (voitures, camions), les données de régime moteur (tr/min) sont d'ailleurs fréquemment exploitées comme signal de référence. Enfin, un microphone d'erreur demeure indispensable en aval pour mesurer le bruit résiduel, fournissant ainsi les informations nécessaires à l'ajustement dynamique des coefficients du filtre adaptatif.[21]

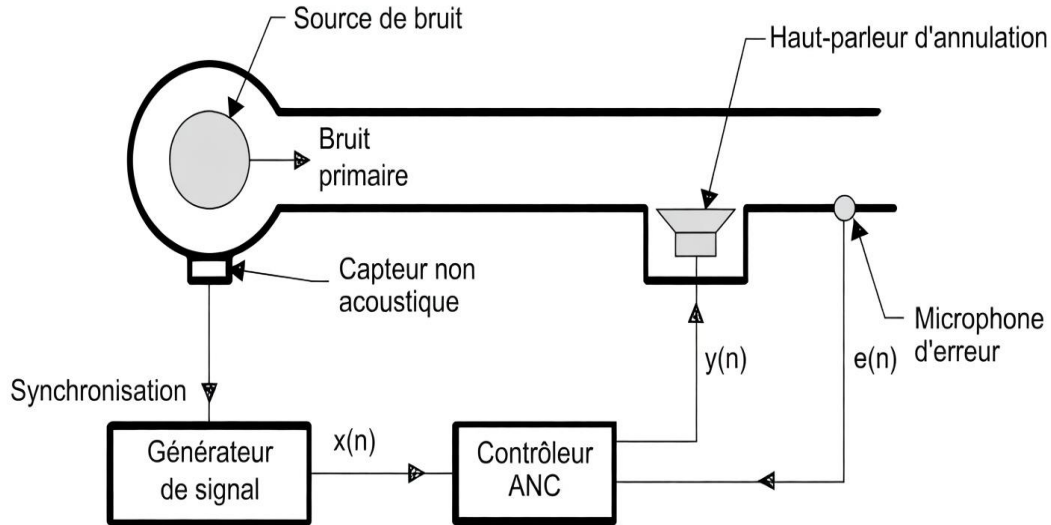


Figure I.5: Un canal du système ANC feedforward narrowband dans un conduit

D'une manière générale, l'avantage des systèmes ANC à bande étroite réside dans le fait que les capteurs non acoustiques sont insensibles au son d'annulation, ce qui permet d'obtenir des systèmes de contrôle très robustes. Plus précisément, cette technique présente les avantages suivants :

- Élimination des problèmes environnementaux et d'usure : Les problèmes liés à l'environnement et au vieillissement du microphone d'entrée sont automatiquement éliminés. Cet aspect est crucial d'un point de vue technique, car il est difficile de capter le bruit de référence dans des conditions de températures élevées ou dans des conduits de gaz turbulents, comme c'est le cas pour un système d'échappement de moteur. [8]
- Suppression de la contrainte de causalité : La périodicité du bruit permet de s'affranchir de la contrainte de causalité. Le contenu fréquentiel de la forme d'onde du bruit étant constant, seuls des ajustements de phase et d'amplitude sont nécessaires. Cela offre une plus grande flexibilité pour le positionnement du haut-parleur d'annulation et permet au contrôleur d'introduire des délais plus longs.
- Annulation sélective : L'utilisation d'un signal de référence généré par le contrôleur permet une annulation sélective ; c'est-à-dire la capacité de contrôler chaque harmonique de manière indépendante.

- Efficacité computationnelle : Il est seulement nécessaire de modéliser la partie de la fonction de transfert de l'installation acoustique relative aux tons harmoniques. Un filtre RIF (Réponse Impulsionnelle Finie) d'ordre inférieur peut être utilisé, ce qui rend le système de contrôle actif du bruit périodique plus efficace en termes de calcul.
- Absence de rétroaction acoustique : L'effet de rétroaction acoustique indésirable (Larsen) entre le haut-parleur d'annulation et le microphone d'entrée est évité.

I.4.2 Le contrôle feedback :

Le contrôle actif du bruit par rétroaction a été proposé par Olson et May en 1953[8]. Dans ce schéma, un microphone est utilisé comme capteur d'erreur pour détecter le bruit indésirable. Le signal du capteur d'erreur est renvoyé via un amplificateur (filtre électronique) avec une réponse en amplitude et en phase conçue pour produire une annulation au niveau du capteur via un haut-parleur situé à proximité du microphone. Cette configuration n'offre qu'une atténuation limitée sur une plage de fréquences restreinte pour les bruits périodiques ou à bande limitée. Elle souffre également d'instabilité en raison de la possibilité de rétroaction positive aux hautes fréquences. Cependant, en raison de la nature prévisible des signaux à bande étroite, un système plus robuste utilisant la sortie du capteur d'erreur pour prédire l'entrée de référence a été développé (voir Figure 6). L'entrée de référence régénérée est combinée avec le système de contrôle actif du bruit par action directe à bande étroite.[21]

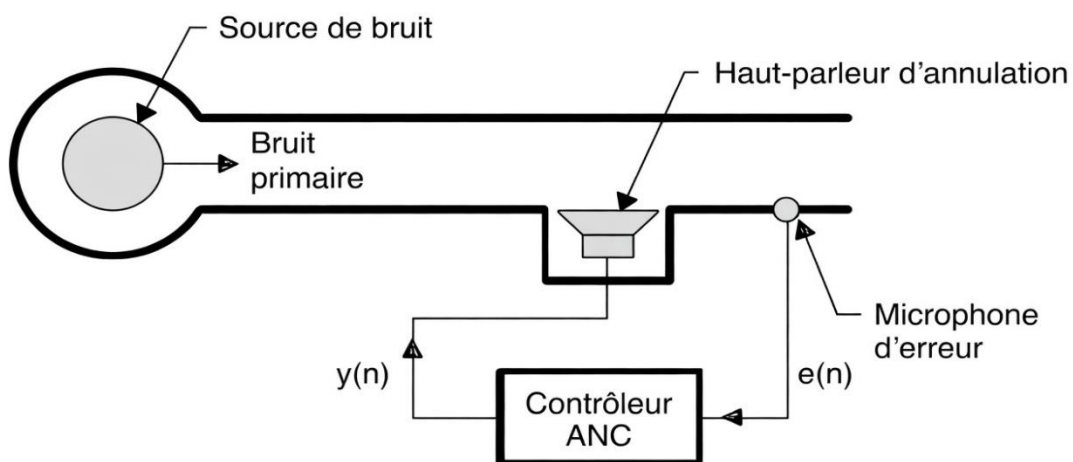


Figure I.6: Système ANC Feedback

L'une des applications du contrôle actif du bruit (ANC) par rétroaction identifiée par Olson réside dans le contrôle du champ sonore au sein des casques et des protections auditives. Dans cette application, le système réduit les fluctuations de pression dans la cavité proche de l'oreille de l'auditeur. Cette application a été développée et commercialisée avec succès

I.5 Applications du contrôle actif du bruit

Pour qu'une application industrielle du contrôle actif soit viable, plusieurs facteurs déterminants doivent être pris en considération. En premier lieu, le rapport coût/efficacité est essentiel : un dispositif de contrôle actif, malgré ses performances acoustiques, ne saurait être compétitif face à une solution passive nettement moins onéreuse.

En deuxième lieu, au-delà de la simple performance technique, l'image de marque et l'acceptabilité commerciale jouent un rôle prédominant dans l'adoption de ces technologies. Enfin, une analyse des brevets concernant l'application visée est indispensable ; à titre d'exemple, le principe du contrôle par feedforward ainsi que le casque antibruit sont désormais tombés dans le domaine public [10].

Dans cette section, nous détaillerons les principales applications industrielles du contrôle actif en nous focalisant essentiellement sur les aspects techniques.

I.5.1 Le casque anti-bruit actif

Le casque à contrôle actif repose sur l'intégration de microphones de référence qui captent en temps réel l'environnement sonore. Le signal capté est traité par un contrôleur électronique qui génère une onde acoustique de même amplitude mais en opposition de phase (180°). Ce "contre-bruit" est ensuite restitué par les haut-parleurs du casque. Le phénomène physique d'interférence destructive entre l'onde incidente et l'onde générée permet ainsi d'annuler, ou d'atténuer significativement, les composantes spectrales indésirables avant qu'elles n'atteignent le conduit auditif de l'utilisateur.

I.5.2 Contrôle actif dans l'industrie automobile

L'amélioration du confort acoustique à l'intérieur des habitacles a connu une évolution majeure durant les dernières décennies. Cette démarche répond à deux objectifs principaux :

accroître le confort du conducteur et des passagers, et satisfaire aux normes environnementales de plus en plus strictes concernant les émissions sonores extérieures.

a. Contrôle du bruit moteur

Le bruit moteur est principalement généré par les vibrations mécaniques de l'attelage mobile (pistons, bielles et vilebrequin) ainsi que par les forces de combustion. Ces vibrations se propagent par voie solide à travers la structure du véhicule et rayonnent sous forme de bruit acoustique dans l'habitacle.[4]

Comme illustré dans la (Figure I.7), le système de contrôle actif déploie des microphones d'erreur positionnés stratégiquement près des zones d'écoute (souvent dans les appuis-tête) pour capter le bruit résiduel. Un capteur ou microphone de référence capte le signal primaire lié au régime moteur.[4]

Le contrôleur, basé sur un processeur de signal numérique (DSP), exécute l'algorithme adaptatif FxLMS (Filtered-x Least Mean Square) pour adapter les coefficients du filtre et générer un "anti-bruit" via les haut-parleurs du véhicule. Le diagramme fonctionnel de la (Figure I.7) montre clairement l'interaction entre le signal de référence, le signal d'erreur et la génération du contre-bruit.[4]

Même pour des régimes moteurs variables, les variations restent lentes par rapport à la vitesse de convergence de l'algorithme, ce qui permet un suivi efficace du bruit en temps réel. Le contrôle actif du bruit moteur est donc aujourd'hui une solution technique mature offrant des résultats acoustiques significatifs [4].

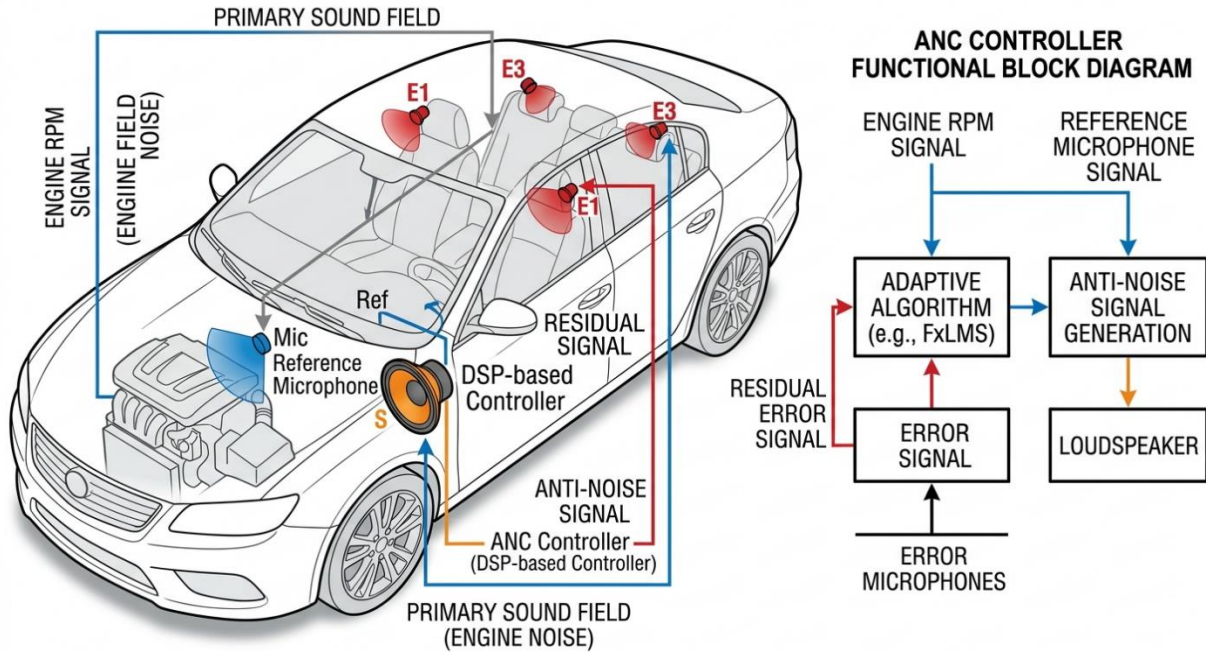


Figure I.7 : Architecture et diagramme fonctionnel d'un système ANC pour la réduction du bruit moteur.

b. Contrôle du bruit d'échappement

L'écoulement pulsé en sortie de la ligne d'échappement constitue une source majeure de bruit acoustique. Pour un moteur à quatre cylindres, deux expulsions de gaz se produisent par tour de vilebrequin. Par conséquent, la fréquence fondamentale du bruit rayonné est le double de celle du régime moteur.

Dans une optique de traitement du signal adaptatif, des algorithmes tels que le NLMS (Normalized Least Mean Squares) ou l'APA (Affine Projection Algorithm) peuvent être implémentés pour assurer un contrôle efficace. Comparés au LMS classique, ces algorithmes offrent une meilleure robustesse face aux variations d'amplitude du signal de référence (NLMS) et une convergence plus rapide pour les signaux fortement corrélés comme celui issu du régime moteur (APA). Le signal de référence est généralement extrait directement au niveau du moteur, via un capteur de position (capteur de vilebrequin) ou un capteur de vibration, afin de garantir une parfaite corrélation avec le bruit à annuler. [8]

L'un des défis majeurs de cette application réside dans la conception des sources secondaires (haut-parleurs). Ceux-ci doivent être spécialement optimisés pour résister à un

environnement particulièrement agressif, caractérisé par des températures élevées, des vibrations intenses et des projections de résidus de combustion.

1.5.3. Contrôle actif et aéronautique

Dans le domaine de l'aéronautique, le contrôle actif vise non seulement l'amélioration du confort acoustique en cabine, mais aussi l'optimisation de la qualité des transmissions vocales. De plus, cette technologie aide les constructeurs à respecter les normes environnementales strictes liées au bruit rayonné vers l'extérieur.

Une contrainte majeure en aéronautique est le poids des systèmes embarqués. Si une solution active permet une réduction de masse globale par rapport aux isolants passifs (souvent lourds), les critères de coût et de maintenance deviennent alors secondaires. Plusieurs dispositifs de contrôle actif, allant de la réduction du bruit des hélices à l'atténuation des vibrations du fuselage, ont été développés et testés dans ce secteur.

I.6 Conclusion

On a présenté, dans ce chapitre, les principes fondamentaux du contrôle actif du bruit (ANC), ainsi que ses principales architectures, méthodes de mise en œuvre et domaines d'application. Nous avons également mis en évidence les avantages de cette technologie, notamment son efficacité pour l'atténuation des bruits de basses fréquences, ainsi que certaines de ses limitations liées aux contraintes de causalité et à la complexité de mise en œuvre dans des environnements acoustiques variés. Ces contraintes montrent que les performances d'un système ANC dépendent fortement de la qualité du signal de référence et de la capacité du système à s'adapter aux variations du bruit. Afin de mieux comprendre les mécanismes permettant cette adaptation, le chapitre suivant sera consacré à l'étude des filtres numériques et des techniques de filtrage adaptatif, qui constituent le cœur des systèmes de contrôle actif du bruit

CHAPITRE II:
LE FILTRE NUMERIQUE ET
LE FILTRE ADAPTATIF

II.1. Introduction :

Le domaine du traitement du signal a connu une révolution majeure grâce à l'avènement du filtrage numérique, qui permet de manipuler les signaux sous forme de suites binaires avec une précision extrême. Au cœur de cette technologie, les filtres adaptatifs se présentent comme une solution dynamique et intelligente : contrairement aux filtres numériques standards dont les caractéristiques sont figées, le filtre adaptatif possède la capacité de modifier ses propres coefficients de manière autonome.

En exploitant la puissance de calcul croissante des processeurs modernes, ces systèmes traitent les données d'entrée en temps réel pour en extraire l'information utile, même dans des environnements changeants. Cette synergie entre l'architecture du filtre numérique et la flexibilité des algorithmes adaptatifs est devenue indispensable, notamment pour résoudre des problèmes complexes comme l'annulation du bruit acoustique [11].

II.2. Généralités sur les filtres numériques

Le filtrage numérique représente une composante essentielle du traitement de l'information, dont l'objectif est de modifier la distribution fréquentielle d'un signal discret conformément à des spécifications prédéfinies. Dans le domaine des signaux échantillonnés, les filtres numériques constituent l'équivalent fonctionnel des filtres analogiques utilisés pour les signaux continus.

Grâce à l'évolution rapide des circuits intégrés et des processeurs de signal, le filtrage numérique a surpassé les solutions analogiques traditionnelles en offrant des avantages déterminants tels que la haute précision, la fiabilité, une stabilité maîtrisée, ainsi qu'une grande flexibilité de commande et d'adaptation [11].

D'un point de vue algorithmique, un filtre numérique est un processus de calcul qui établit une correspondance entre une suite d'échantillons d'entrée $x(n)$ et une suite de sortie $y(n)$. Dans sa forme la plus générale, la relation liant l'entrée à la sortie est régie par l'équation aux différences suivante :

$$y(n) = \sum_{k=0}^N b_k \cdot x(n-k) - \sum_{k=1}^M a_k \cdot y(n-k) \quad (\text{II.1})$$

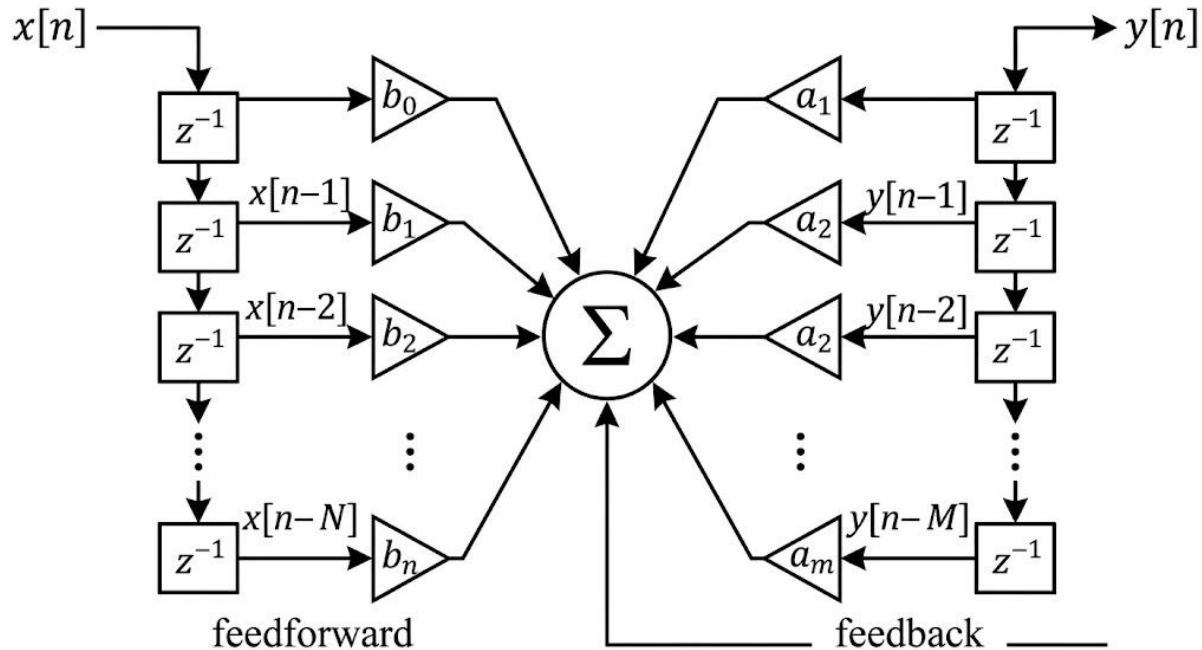


Figure II.1: La structure générale d'un filtre numérique

II.2.1. Définition et principe

Un filtre numérique est un algorithme mathématique ou un système de calcul qui transforme une séquence de nombres d'entrée en une séquence de sortie. Son but principal est de modifier le contenu fréquentiel d'un signal (extraire une bande de fréquence, éliminer le bruit ou lisser des données) en appliquant des opérations arithmétiques. [12]

Le principe de fonctionnement repose sur le traitement d'échantillons discrets. Contrairement aux filtres analogiques qui utilisent des composants physiques, le filtre numérique traite le signal via une équation aux différences. Cette équation combine les échantillons actuels et passés de l'entrée.

II.2.2. Classification des filtres numériques

Les deux familles principales

- RIF (Réponse Impulsionnelle Finie) : Toujours stable et simple, mais nécessite plus de calculs.
- RII (Réponse Impulsionnelle Infinie) : Très rapide et efficace, mais peut devenir instable.

a. Les filtres à Réponse Impulsionnelle Finie (RIF)

Parmi les filtres linéaires, les filtres à **Réponse Impulsionnelle Finie (RIF)** se distinguent des filtres à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII). La sortie d'un filtre RIF ne dépend que des valeurs actuelles et passées du signal d'entrée. Par conséquent, sa réponse impulsionnelle est toujours de durée finie [5].

De façon générale, le filtre RIF est décrit par la combinaison linéaire suivante :

$$y[n] = \sum_{k=0}^N b_k \cdot x[n - k] \quad (\text{II.2})$$

Puisque la sortie est une somme d'un nombre fini de valeurs, le filtre RIF est naturellement stable selon le critère « **Entrée Bornée / Sortie Bornée** » (EBSB).

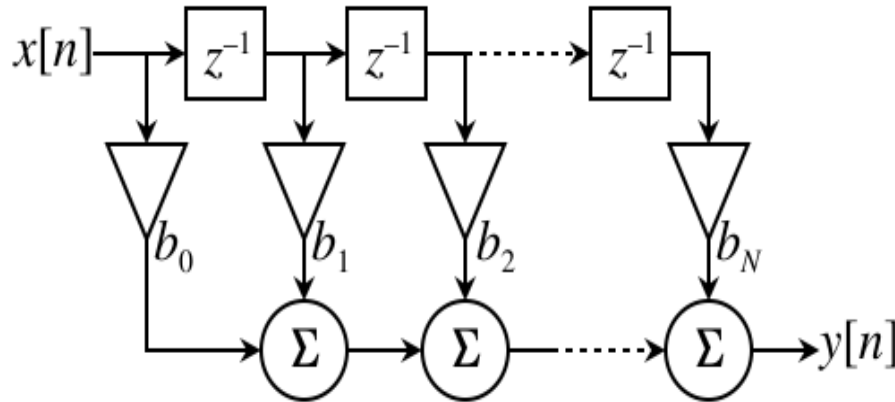


Figure II 2: Filtre à réponse impulsionnelle finie

Les filtres numériques peuvent être réalisés à l'aide de trois éléments ou opérations de base. Soit l'élément gain, l'élément de sommation et le retard unitaire. Ces éléments sont suffisants pour réaliser tous les filtres numériques linéaires possibles. La réalisation présentée dans la figure II.2 ci-dessus est une réalisation directe du filtre RIF [5].

b. Les filtres à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII)

Un filtre à Réponse Impulsionnelle Infinie (RII), également connu sous le nom de filtre récursif (en anglais Infinite Impulse Response ou IIR filter), est un système dont la réponse dépend

non seulement des valeurs actuelles et passées du signal d'entrée, mais aussi de ses propres valeurs de sortie antérieures. Cette structure de rétroaction explique pourquoi, dans la majorité des cas, la réponse impulsionnelle de ce type de filtre est théoriquement de durée infinie [13].

Grâce à leur nature récursive, les filtres RII permettent de remplacer une convolution sur une plage infinie par un nombre fini d'états internes. Ces états condensent l'intégralité de l'historique passé du système, offrant ainsi une grande efficacité de calcul.

De façon générale, le comportement d'un filtre RII est régi par l'équation aux différences suivante:

$$y[n] = \sum_{k=0}^M b_k \cdot x(n - k) - \sum_{k=1}^N a_k \cdot y(n - k) \quad (\text{II.3})$$

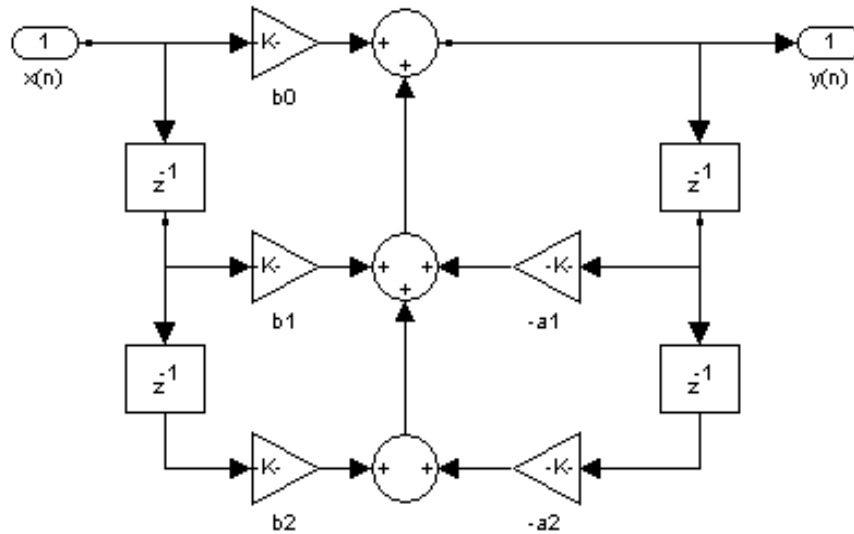


Figure II 3: Filtre à réponse impulsionnelle infinie

II.3. Le filtrage adaptatif

II.3.1. Concepts et principes fondamentaux

Le concept de filtrage adaptatif repose sur la capacité d'un système numérique à faire évoluer ses paramètres de manière autonome afin de répondre aux fluctuations des signaux d'entrée. Contrairement aux structures classiques «ce type de filtre n'est pas figé ; il exploite l'écart entre sa sortie et un signal de référence «appelé signal désiré «pour optimiser ses performances selon

un critère statistique «le plus souvent celui des moindres carrés. L'intérêt majeur des filtres adaptatifs réside dans leur faculté à modéliser des systèmes complexes ou inconnus en apprenant « en temps réel «les propriétés dynamiques des signaux traités.[14]

Sur le plan structurel «ce processus met en œuvre une synergie entre un mécanisme de traitement du signal «où un filtre numérique produit la sortie $y[n]$ «et une boucle d'ajustement où un algorithme dédié modifie les coefficients pour minimiser l'erreur. La **Figure II.4** illustre parfaitement cette architecture globale. La sortie numérique $y[n]$ y est obtenue par le produit scalaire entre le vecteur des coefficients et le vecteur d'entrée :

$$y(n) = W^T[n - 1]x(n) \quad (\text{II.4})$$

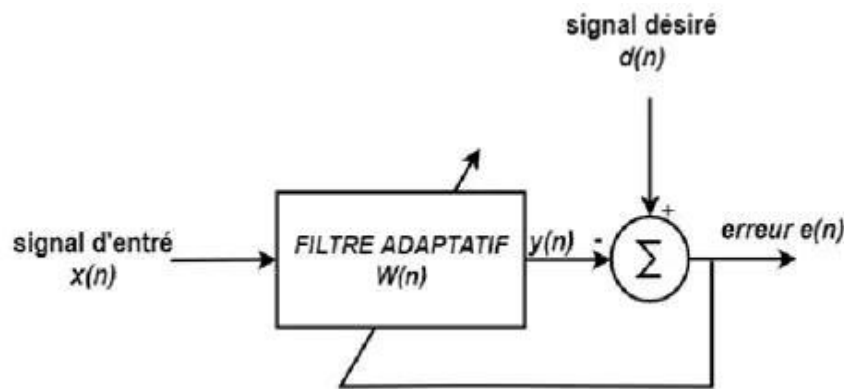


Figure II.4: schéma d'un filtre adaptative

II.3.2. Avantage de filtrage adaptatif

Le filtrage adaptatif présente des avantages majeurs par rapport aux filtres à coefficients fixes, notamment dans des environnements dynamiques :

- **Capacité d'adaptation** : Contrairement aux filtres passifs ou numériques classiques, le filtre adaptatif peut modifier ses caractéristiques en temps réel pour s'ajuster aux variations statistiques des signaux d'entrée.
- **Auto-optimisation** : Il minimise automatiquement un critère de performance, généralement l'erreur quadratique moyenne (MSE - *Mean Square Error*), sans intervention externe.

- **Connaissance a priori limitée** : Il ne nécessite pas une connaissance parfaite des propriétés spectrales du signal ou du bruit avant la conception, car il "apprend" ces caractéristiques durant son fonctionnement.
- **Robustesse** : Il offre de meilleures performances dans le traitement des signaux non stationnaires (signaux dont les propriétés changent avec le temps).

II.3.3 Choix de filtrage adaptatif :

L'adoption des méthodes adaptatives en traitement du signal est motivée par la nécessité d'ajuster automatiquement les paramètres du système aux propriétés statistiques changeantes des signaux.

En pratique, le choix de cette approche repose sur un équilibre entre deux états :

La stationnarité : qui permet, par la permanence des propriétés dans le temps, de stabiliser le système et de réduire les fluctuations aléatoires (bruit).

La non-stationnarité : qui représente la variation temporelle des signaux. C'est ici que réside la raison d'être de l'adaptatif ; si les caractéristiques du signal étaient fixes, un simple "filtre optimal" statique calculé une fois pour toutes serait suffisant.

Ainsi, le filtrage adaptatif devient indispensable dès que le milieu ou le signal évolue. Aujourd'hui, ces techniques ont atteint une maturité avancée, offrant des algorithmes performants et des outils théoriques rigoureux pour l'analyse des performances.

II.3.4. Les classes d'application des filtres adaptatifs

Les domaines d'application des filtres adaptatifs sont vastes, mais ils peuvent être regroupés en quatre grandes classes structurelles selon la manière dont le signal de référence est utilisé.[14]

a. L'identification

Le schéma de la **figure II.5** expose le principe de l'identification de système, une configuration où l'objectif est de concevoir un modèle numérique capable de simuler avec précision la dynamique d'un processus dont les paramètres internes nous sont inconnus.

Dans ce scénario, nous ne disposons que des mesures des signaux d'entrée et de sortie du système cible. Le filtre adaptatif est alors sollicité pour estimer le comportement de ce processus en comparant systématiquement la réponse réelle observée avec sa propre estimation. L'ajustement des coefficients du filtre s'opère ainsi de manière itérative, en cherchant à annuler l'écart (le signal d'erreur) entre la sortie du modèle et celle du système identifié.[15]

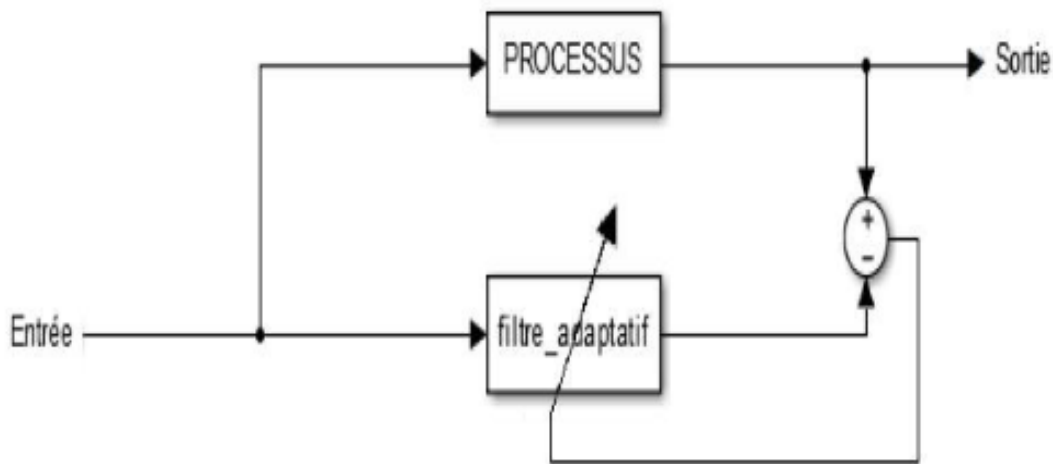


Figure II.5 : Principe de l'identification d'un système par filtrage adaptatif.

b. La prédiction

La figure II.6 illustre la structure du prédicteur adaptatif. Ce dispositif vise à estimer une valeur future (ou actuelle) d'un signal en se basant sur ses échantillons passés. Cette fonction est cruciale, par exemple, pour la poursuite de trajectoire d'un objet mobile ou l'anticipation de variations de paramètres critiques afin d'optimiser la prise de décision en temps réel [15]

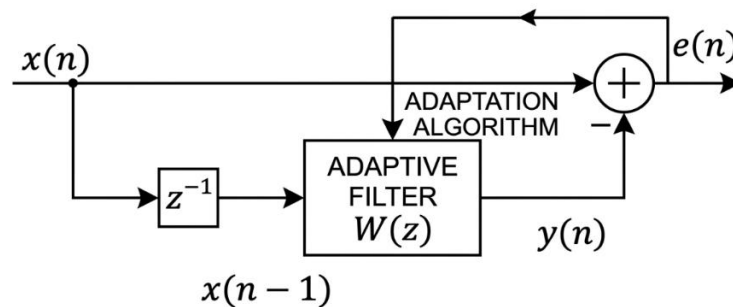


Figure II.6 : Structure d'un prédicteur linéaire adaptative

c. L'annulation et la réduction de bruit

La structure dédiée à l'annulation ou la réduction de bruit est représentée par la Figure II.7. Le principe repose sur le traitement d'un signal primaire (le signal observé), lequel est composé d'une information utile contaminée par une perturbation sonore.

Pour isoler le signal utile, on utilise un signal de référence qui représente une image fidèle du bruit à supprimer. Grâce à sa capacité d'adaptation, le filtre va modéliser la corrélation entre ces deux signaux afin de générer une contre-partie capable d'annuler l'effet du bruit. Ce processus permet d'extraire l'information d'intérêt avec une distorsion minimale, en compensant dynamiquement les variations de la source de bruit.

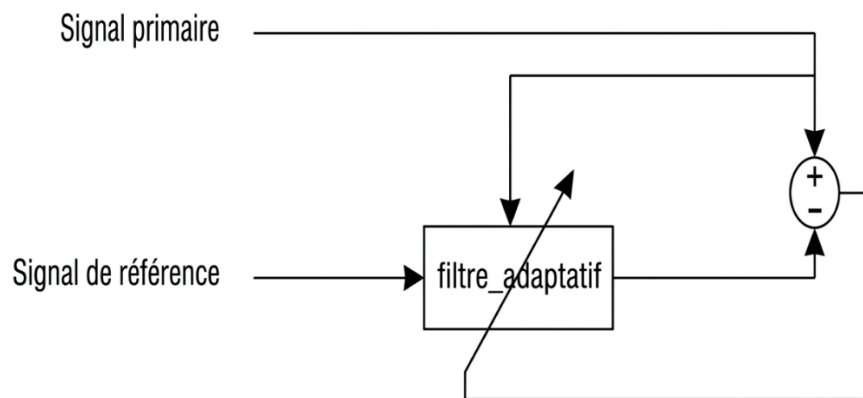


Figure II.7: Principe de l'annulation d'interférence.

d. La modélisation inverse

La Figure II.8 expose le concept de la modélisation inverse, une architecture où l'objectif principal est de restaurer l'intégrité d'un signal ayant subi des altérations lors de son passage à travers un système non défini. Dans ce scénario, le filtre adaptatif est configuré pour agir comme l'inverse mathématique du processus de déformation, permettant ainsi d'annuler les perturbations introduites. Cette approche est fondamentale dans le domaine des télécommunications, où elle est désignée sous le terme d'égalisation, technique indispensable pour corriger les défauts de transmission des canaux de communication.[15]

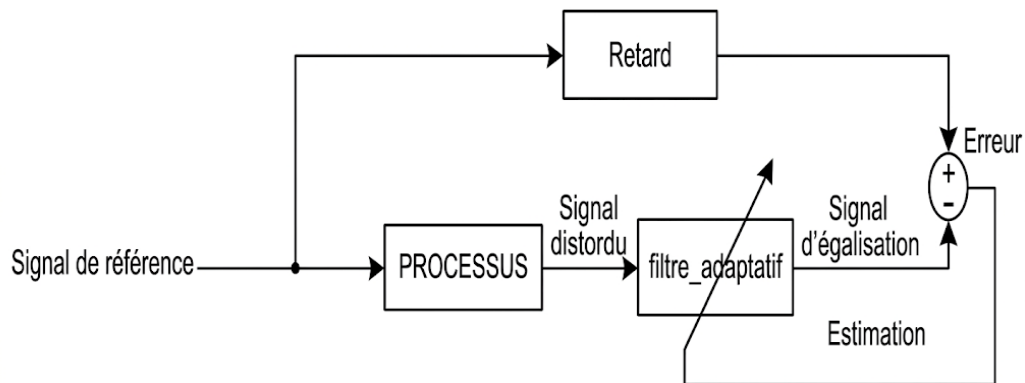


Figure II.8 : Structure de la modélisation inverse appliquée à l'égalisation

II.4. Algorithmes de Filtrage adaptatif

II.4.1. L'algorithme des moindres carrés moyens : LMS (Least Mean Square)

L'algorithme LMS (Least Mean Square), introduit par Widrow et Hoff, s'impose comme la solution la plus répandue dans les applications de traitement adaptatif. Sa popularité repose sur sa simplicité algorithmique et son efficacité, basées sur la méthode de la descente du gradient.

L'objectif principal du LMS est d'ajuster de manière itérative les coefficients du filtre afin de converger vers la solution optimale (filtre de Wiener). Le processus débute généralement par une initialisation nulle des poids du filtre, suivie d'une mise à jour continue en fonction du gradient de l'erreur quadratique moyenne (MSE).[16]

Le fonctionnement de cet algorithme se décline en deux phases majeures :

a. Phase de filtrage :

Dans cette étape, le système calcule la réponse du filtre et l'écart par rapport au signal souhaité :

b. Calcul de la sortie : On obtient le signal de sortie $y(n)$ via un filtre transversal en utilisant les poids actuels :

$$y(n) = W^T(n).x(n) \quad (\text{II.5})$$

c. Estimation de l'erreur : L'erreur $e(n)$ est déterminée en comparant la sortie calculée avec le signal de référence $d(n)$:

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{II.6})$$

d. Phase d'adaptation :

C'est ici que les paramètres du filtre sont modifiés pour améliorer les performances futures. L'équation de mise à jour des coefficients est définie par :

$$w(n+1) = w(n) + \mu.x(n).e(n) \quad (\text{II.7})$$

Les performances de l'algorithme, notamment sa vitesse de convergence et sa stabilité, sont étroitement liées au choix du pas d'adaptation (μ). Un pas trop faible garantit la stabilité mais ralentit la convergence, tandis qu'un pas trop élevé permet une adaptation rapide mais peut entraîner une divergence du système.

II.4.2. L'algorithme LMS normalisés (NLMS)

L'algorithme NLMS est une variante améliorée de l'algorithme LMS standard. Son principe repose sur la normalisation du pas d'adaptation μ par rapport à la puissance du signal d'entrée. Cette modification permet de stabiliser la vitesse de convergence, même lorsque le signal d'entrée présente de fortes variations d'amplitude. [21]

Dans l'algorithme LMS classique, le choix du pas μ est contraint par l'énergie du signal $x(n)$. Le NLMS résout ce problème en rendant le pas d'adaptation variable et dépendant du temps.

Les étapes de l'algorithme NLMS :

Calcul de la sortie et de l'erreur :

Les étapes de calcul de la sortie $y(n)$ et du signal d'erreur $e(n)$ restent identiques à celles du LMS :

$$y(n) = w^T(n).x(n) \quad (\text{II.8})$$

$$e(n) = d(n) - y(n) \quad (\text{II.9})$$

Mise à jour des coefficients (Équation de normalisation) : L'originalité du NLMS réside dans sa règle de mise à jour :

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu}{\|x\|^2 + \epsilon} . e(n).x(n) \quad (\text{II.10})$$

II.4.3. L'algorithme Des Moindre Carrés Récursif :

La distinction fondamentale entre l'algorithme LMS et le RLS réside dans le fait que ce dernier exploite l'intégralité des données passées pour optimiser ses calculs, contrairement au LMS qui se base uniquement sur l'observation instantanée. Sur le plan historique, bien que les prémices du RLS remontent à 1950, sa première version rapide n'a été développée qu'en 1974. Bien que la structure globale de mise en œuvre partage des similitudes avec celle du LMS, le RLS introduit des différences majeures, notamment dans le mode de mise à jour des poids et l'intégration d'un vecteur de gain. Cette approche permet une convergence nettement plus rapide en minimisant l'erreur de manière déterministe sur tout l'historique du signal, au prix d'une complexité algorithmique plus élevée .[17][22]

II.4.4. L'algorithme LMS dans le domaine de transformée :

L'algorithme LMS dans le domaine de transformée (TDLMS), dont le concept a été initialement proposé par Narayan et al , vise à optimiser les performances du filtrage adaptatif en agissant sur la structure de l'échantillonnage d'entrée. Dans cette approche, le signal d'entrée subit d'abord une transformation orthogonale, suivie d'une normalisation par sa puissance instantanée. Cette procédure a pour objectif de réduire la dispersion des valeurs propres de la matrice d'autocorrélation du signal. En effectuant ce « blanchiment » préalable du spectre de puissance, l'algorithme parvient à s'affranchir des corrélations temporelles complexes, ce qui accélère de manière significative sa vitesse de convergence par rapport au LMS standard. Ainsi, le choix d'un domaine de transformée approprié devient un levier crucial pour améliorer l'efficacité globale du système adaptatif.[17][22]

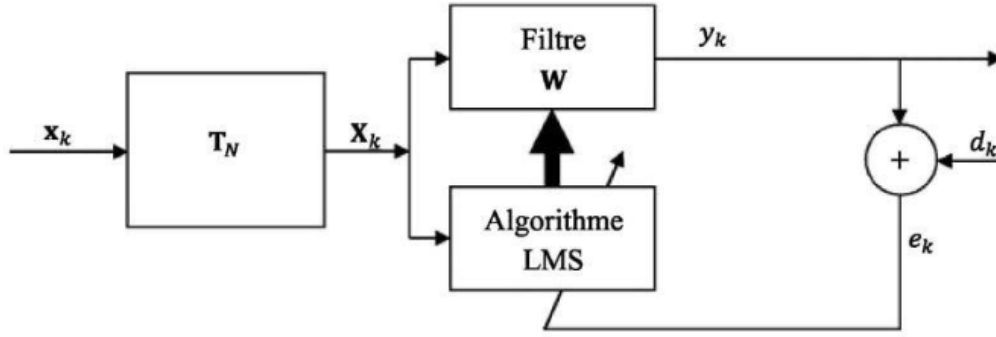


Figure II 9 : Schéma bloc de l'algorithme LMS dans le domaine de transformée (TDLMS)

II.4.5. L'algorithme de Projection Affine (APA)

L'algorithme de Projection Affine (APA) constitue une avancée majeure dans le domaine du traitement du signal adaptatif, se positionnant comme un compromis performant entre la simplicité de l'algorithme LMS (Least Mean Square) et la complexité élevée du RLS (Recursive Least Squares). Contrairement au NLMS (Normalized LMS) qui n'ajuste les coefficients du filtre qu'en fonction du vecteur d'entrée actuel, l'APA utilise les K vecteurs d'entrée les plus récents, où K représente l'ordre de projection. L'idée fondamentale est de contraindre le nouveau vecteur de coefficients $w(n+1)$ à satisfaire simultanément K contraintes sur les sorties passées, ce qui revient mathématiquement à projeter le vecteur de poids actuel sur l'intersection de K hyperplans définis par les données d'entrée.[18][21]

L'ajustement des poids suit une formulation mathématique précise où le vecteur de mise à jour est calculé selon l'équation :

$$w(n+1) = w(n) + \mu X(n)[X^T(n)X(n) + \delta I]^{-1}e(n) \quad (II.11)$$

- **$w(n)$** : Représente le vecteur des coefficients actuels du filtre à l'instant présent.
- **μ** : Désigne le pas d'adaptation (pas de progression) qui contrôle la vitesse de convergence et la stabilité globale du système.
- **$X(n)$** : Représente la matrice des données du signal d'entrée de référence, regroupant les derniers vecteurs temporels.
- **$X^T(n)$** : Représente la matrice transposée de la matrice d'entrée $X(n)$.

- δ : Est un facteur de régularisation positif utilisé pour éviter les singularités numériques ou les divisions par zéro lors de l'inversion matricielle.
- I : Représente la matrice identité, introduite pour stabiliser et permettre l'inversion du bloc matriciel.
- $e(n)$: Représente le vecteur du signal d'erreur résiduelle qui regroupe les dernières valeurs d'erreur pour corriger les coefficients du filtre.

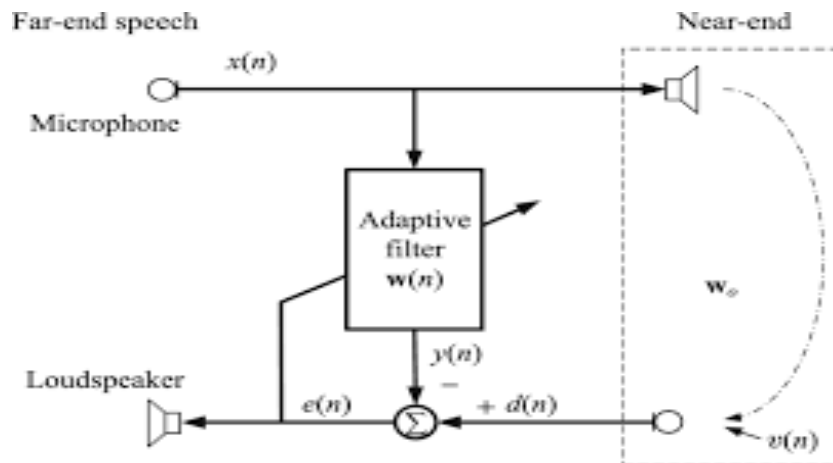


Figure II.10 : Application de l'algorithme APA à l'annulation d'écho acoustique

Une application concrète de cet algorithme est illustrée dans les systèmes d'annulation d'écho acoustique, comme le montre le schéma ci-dessus. Dans ce contexte, le filtre adaptatif $w(n)$ utilise le signal de parole lointain $x(n)$ pour estimer l'écho présent dans le signal capté au niveau local $d(n)$. L'APA s'avère particulièrement efficace ici car les signaux de parole sont naturellement très corrélés, ce qui ralentirait la convergence d'un algorithme LMS classique. En minimisant le vecteur d'erreur $e(n)$, l'algorithme permet de soustraire précisément la réplique de l'écho $y(n)$ afin de ne transmettre que le signal utile vers le haut-parleur distant.[19][21]

L'intérêt principal de l'APA réside ainsi dans sa capacité à traiter efficacement ces signaux "colorés" ou corrélés, offrant une vitesse de convergence nettement supérieure au NLMS. En utilisant les directions de projection passées, l'algorithme parvient à se désensibiliser à la structure temporelle du signal d'entrée. Bien que l'inversion de matrice introduise un coût de calcul supplémentaire, la complexité reste maîtrisée pour des ordres de projection K modérés, faisant de cet algorithme un standard pour le traitement de la voix et le contrôle actif dans des environnements dynamiques.[19][21]

II.5 Conclusion

Pour résumer, ce chapitre a mis en lumière la transition fondamentale entre les filtres numériques à coefficients fixes et les filtres adaptatifs. Nous avons établi que si les structures classiques (RIF et RII) sont performantes dans des conditions stables, l'approche adaptative est la seule capable de s'ajuster en temps réel aux variations des signaux non stationnaires.

Le choix d'un algorithme dépend directement des exigences de l'application en termes de vitesse de convergence et de ressources de calcul disponibles. Le LMS séduit par sa simplicité de mise en œuvre, le NLMS (Normalized Least Mean Squares) améliore la robustesse face aux variations d'amplitude du signal d'entrée, le RLS offre une convergence rapide mais au prix d'une complexité calculatoire élevée, tandis que l'APA (Affine Projection Algorithm) réalise un compromis intéressant entre le LMS et le RLS pour les signaux fortement corrélés. Cette étude théorique des mécanismes d'auto-ajustement et des domaines de transformation (FBLMS) constitue le socle technique nécessaire pour aborder, dans la suite de ce travail, la mise en œuvre pratique de ces solutions dans des systèmes de contrôle actif et de traitement de la parole.

CHAPITRE III

Analyse comparative des algorithmes ANC-FxNLMS et ANC- FxAPA

III.1 Introduction

Ce troisième chapitre est entièrement consacré à la validation expérimentale et à l'étude comparative des algorithmes de filtrage adaptatif appliqués au contrôle actif du bruit (ANC). Après avoir exposé les fondements théoriques des filtres numériques dans les chapitres précédents, nous passons ici à la phase de simulation numérique via l'environnement MATLAB. L'objectif principal est d'évaluer et de comparer les performances de deux algorithmes largement reconnus dans le domaine du traitement du signal: l'algorithme LMS normalisé (NLMS) et l'algorithme de projection affine (APA). Cette évaluation sera effectuée en situation réelle en utilisant différents signaux de bruit standardisés issus de la base de données AURORA, afin d'analyser la vitesse de convergence et l'efficacité de réduction de bruit de chaque approche.

III.2 Le diagramme de réduction de bruit active feedforward

Le système de contrôle actif du bruit implémenté dans ce travail repose sur une architecture de type "Feedforward" (commande directe). Ce choix se justifie par sa grande stabilité et son efficacité à traiter les bruits acoustiques avant qu'ils ne se propagent dans l'environnement à protéger.

Le principe de fonctionnement de cette structure technique s'articule autour de plusieurs composants clés et chemins de propagation, comme illustré dans le schéma bloc ci-dessous :

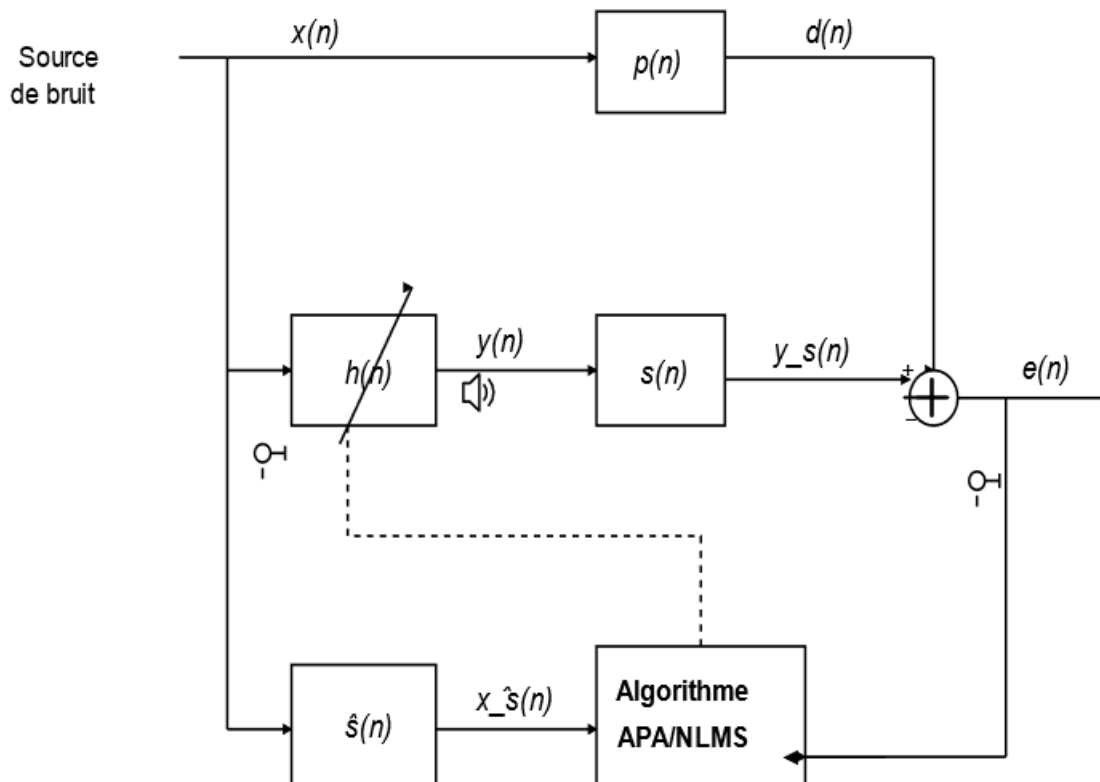


Figure III .1:Le diagramme de Feedforward-ANC dans le domaine temporel

Le fonctionnement détaillé de ce modèle se décrit à travers les éléments suivants :

- **La source de bruit** : elle génère le bruit primaire perturbateur. Le signal de référence ($x(n)$) est capté à proximité de cette source avant sa propagation vers la zone à protéger.
- **Le chemin primaire ($p(n)$)** : il modélise le canal acoustique physique emprunté par le bruit pour se propager de la source jusqu'au microphone d'erreur. Le signal obtenu à sa sortie est noté ($d(n)$), représentant la perturbation à annuler.
- **Le filtre adaptatif ($h(n)$)** : il constitue le cœur du système ANC. À partir du signal de référence ($x(n)$), il génère le signal de contre-bruit ($y(n)$), injecté via le haut-parleur afin de réduire la perturbation acoustique.

- **Le chemin secondaire ($s(n)$)** : il représente la fonction de transfert électro-acoustique entre la sortie du filtre adaptatif (haut-parleur) et le microphone d'erreur. Le signal de contre-bruit après propagation dans ce chemin est noté ($y_s(n)$).

- **Le signal d'erreur ($e(n)$)** : il correspond au signal résiduel mesuré par le microphone d'erreur après superposition du bruit primaire ($d(n)$) et du contre-bruit ($y_s(n)$). Il est défini par :

$$e(n)=d(n)-y_s(n) \quad (\text{III.1})$$

- **Le modèle estimé du chemin secondaire ($\hat{s}(n)$)** : Il représente une approximation du chemin secondaire réel ($s(n)$). Le processus d'identification permet d'obtenir ce modèle, qui est ensuite utilisé pour filtrer le signal de référence ($x(n)$) afin de prendre en compte l'effet du chemin secondaire dans le processus d'adaptation. Le signal obtenu est exploité par l'algorithme adaptatif (NLMS ou APA), en combinaison avec le signal d'erreur ($e(n)$), afin d'ajuster en continu les coefficients du filtre ($h(n)$) et d'assurer la convergence du système.

III.3 Base de données

Pour évaluer l'efficacité et la robustesse des algorithmes de contrôle actif du bruit (NLMS et APA) dans des conditions réalistes, les simulations de ce travail ont été alimentées par des signaux acoustiques issus de la base de données standardisée **AURORA**[20]. Cette base de données est largement reconnue et utilisée dans le domaine du traitement de la parole et du signal pour le test des systèmes de réduction de bruit et de reconnaissance vocale en milieux perturbés. Elle fournit des enregistrements de bruits réels, captés dans des environnements quotidiens et industriels variés.

Pour notre étude, trois types de bruits spécifiques ont été sélectionnés afin de tester le système face à différentes caractéristiques spectrales :

- **Le bruit de train (sp05_train_sn0.wav)** : Un bruit caractérisé par des composantes fréquentielles basses et des variations périodiques ou stationnaires à long terme, simulant l'environnement ferroviaire.
- **Le bruit de babble (sp06_babble_sn0.wav)** : Il s'agit d'un bruit de fond d'une foule ou d'une discussion collective (cocktail party). Ce signal est particulièrement complexe et non stationnaire, car il est composé de fréquences vocales qui se chevauchent continuellement.

- **Le bruit de voiture (sp07_car_sn0.wav)** : Un bruit stationnaire à dominante basse fréquence, capté à l'intérieur d'un habitacle de véhicule en mouvement, représentant la perturbation typique des transports routiers.

III.4 Environnement de travail:

Nous avons utilisé le logiciel **MATLAB version R2021a** pour exécuter l'ensemble des programmes de simulation du système ANC. MATLAB est un environnement puissant, complet et facile à prendre en main, spécialement conçu pour le calcul scientifique. Son approche ouverte permet de construire des outils sur mesure : il est possible d'inspecter le code source et les algorithmes des différentes boîtes à outils (Toolboxes), de modifier des fonctions existantes et d'en ajouter de nouvelles.

MATLAB dispose de son propre langage de programmation, intuitif et naturel, qui offre des gains de temps de calcul CPU considérables par rapport à des langages comme le C, le TurboPascal ou le Fortran. De plus, MATLAB permet d'effectuer des liaisons dynamiques avec des programmes écrits en C ou en Fortran, d'échanger des données avec d'autres applications (via DDE, en tant que serveur ou client), ou encore d'utiliser MATLAB comme moteur d'analyse et de visualisation.

Ces caractéristiques ont fait de MATLAB un choix idéal pour nos travaux de simulation et d'évaluation des algorithmes adaptatifs NLMS et APA.

III.5 Réponse impulsionnel

Dans cette partie pratique, la réponse impulsionnelle des chemins de propagation acoustique $p(n)$ et $s(n)$ est représentée sous forme de filtres FIR définis directement par un vecteur de coefficients. Ces coefficients ne sont pas issus d'une mesure réelle, mais sont générés artificiellement afin de simuler le comportement d'un milieu de propagation sonore. Ainsi, le chemin primaire $p(n)$ est modélisé par un vecteur symétrique représentant une propagation avec atténuation et retard, tandis que le chemin secondaire $s(n)$ est obtenu en appliquant un facteur d'échelle à $p(n)$ pour représenter une transmission plus faible entre l'actuateur et le capteur. Cette approche permet de reproduire de manière simple et contrôlée les effets de propagation nécessaires à la simulation et à l'évaluation des algorithmes de contrôle actif du bruit.

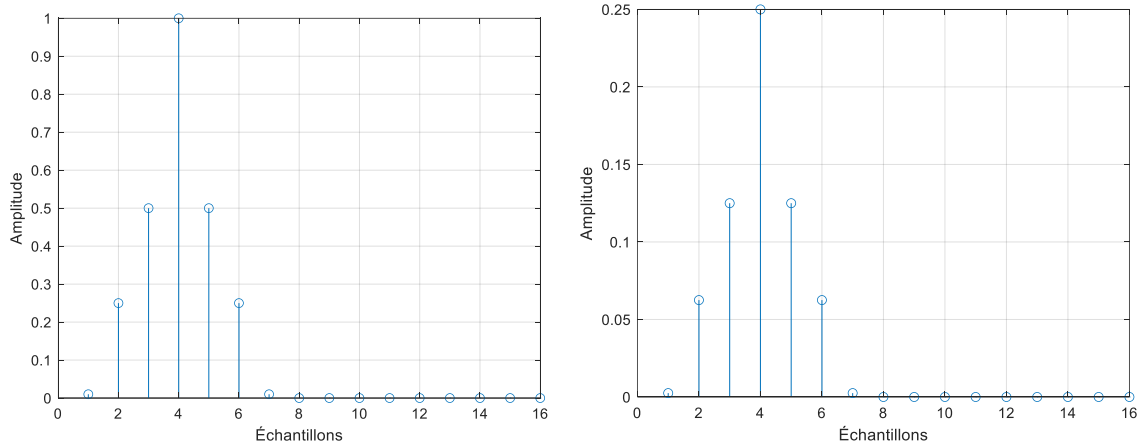


Figure III.2 : Réponses impulsionnelles du chemin primaire $p(n)$ [droite] et secondaire $s(n)$ [gauche] simulé pour $N_{filt} = 16$

III.6. Simulation du modèle Feedforward ANC-Fx NLMS

III.6.1. Principe de L'algorithme NLMS

L'algorithme LMS Normalisé (NLMS) introduit une amélioration majeure par rapport à l'algorithme LMS standard en résolvant le problème de la sensibilité de ce dernier vis-à-vis de la puissance du signal d'entrée. En effet, dans le LMS classique, un signal d'entrée ayant une forte variance peut entraîner une instabilité ou une divergence des coefficients du filtre. Pour surmonter cette limitation, l'algorithme NLMS ajuste dynamiquement son pas d'adaptation en le divisant par la puissance instantanée de l'échantillon d'entrée. Le choix de cette structure pour notre système de contrôle actif du bruit repose sur sa capacité à maintenir une stabilité robuste face aux bruits réels de la base AURORA, qui présentent souvent des fluctuations dynamiques importantes. De plus, cet algorithme offre un compromis idéal entre une vitesse de convergence rapide et une complexité de calcul réduite, ce qui le rend parfaitement optimal pour une implémentation en temps réel sans surcharger les capacités du processeur.

III.6.2 Résultats expérimentaux et interprétation

a) Simulation avec le Bruit Blanc Gaussien

Avant d'évaluer le système face à des perturbations réelles, un premier test fondamental a été réalisé en injectant un bruit blanc gaussien. Ce signal est caractérisé par une densité spectrale de puissance constante sur toute la bande de fréquence, ce qui représente un scénario théorique idéal pour analyser la vitesse de convergence maximale de l'algorithme.

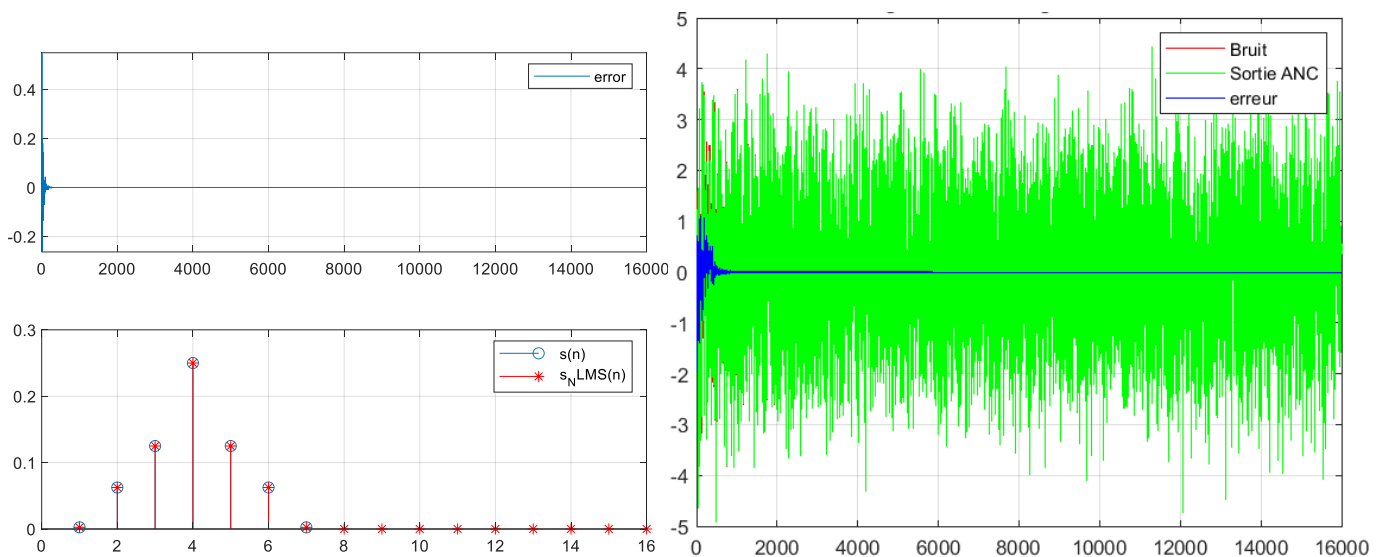


Figure III.3 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un bruit blanc gaussien $M=16$.

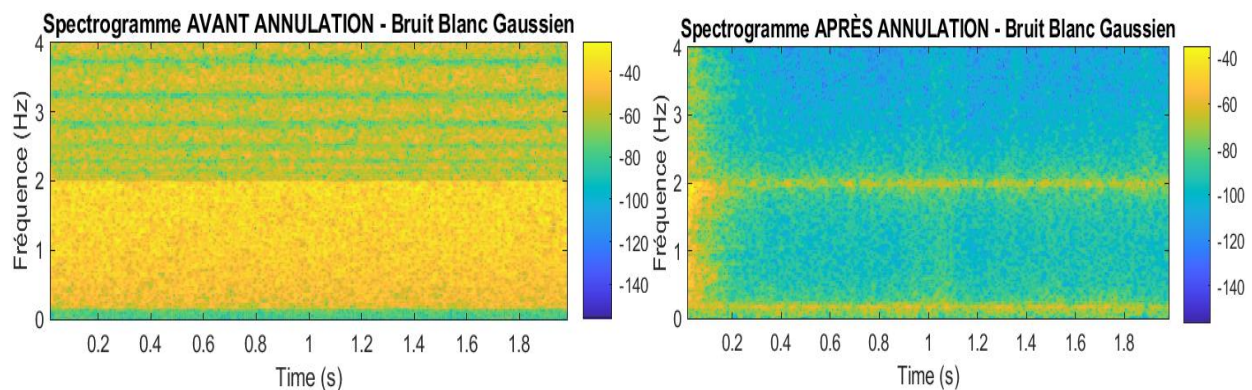


Figure III.4 : Spectrogramme de bruit blanc gaussien vs l'erreur sortie de l'algorithme ANC-NLMS

Les Figures III.3 et III.4 illustrent les performances de l'algorithme NLMS appliqué à un bruit blanc gaussien. L'analyse temporelle montre que la courbe rouge représente le bruit initial $d(n)$, tandis que la courbe verte correspond au contre-bruit $y(n)$.

$e(n)$ généré par le filtre adaptatif. La courbe bleue, associée au signal d'erreur $e(n)$, décroît rapidement avant de se stabiliser autour de zéro, avec de faibles fluctuations comprises approximativement entre -0.1 et 0.1 , ce qui traduit une bonne convergence de l'algorithme.

Sur le plan fréquentiel, le spectrogramme avant annulation met en évidence une forte densité d'énergie (zones jaunes et rouges), caractéristique du bruit blanc gaussien. Après application du filtrage adaptatif, le spectrogramme devient largement homogène et dominé par des niveaux faibles (bleu foncé), autour de -150 dB/Hz, ce qui confirme une atténuation significative de la puissance du bruit.

Ces résultats montrent clairement l'efficacité de l'algorithme NLMS dans la réduction d'un bruit stationnaire blanc gaussien, avec un pas d'adaptation $\mu=0.5$. On observe également que le signal de contre-bruit généré (courbe verte) s'ajuste de manière très proche au bruit original (courbe rouge), traduisant une bonne capacité de suivi et d'annulation du système ANC.

b) Simulation avec le Bruit de Train (sp05_train_sn0.wav)

Le deuxième scénario teste le comportement du système ANC face à un bruit de train, caractérisé par une forte concentration d'énergie stationnaire à basse fréquence.

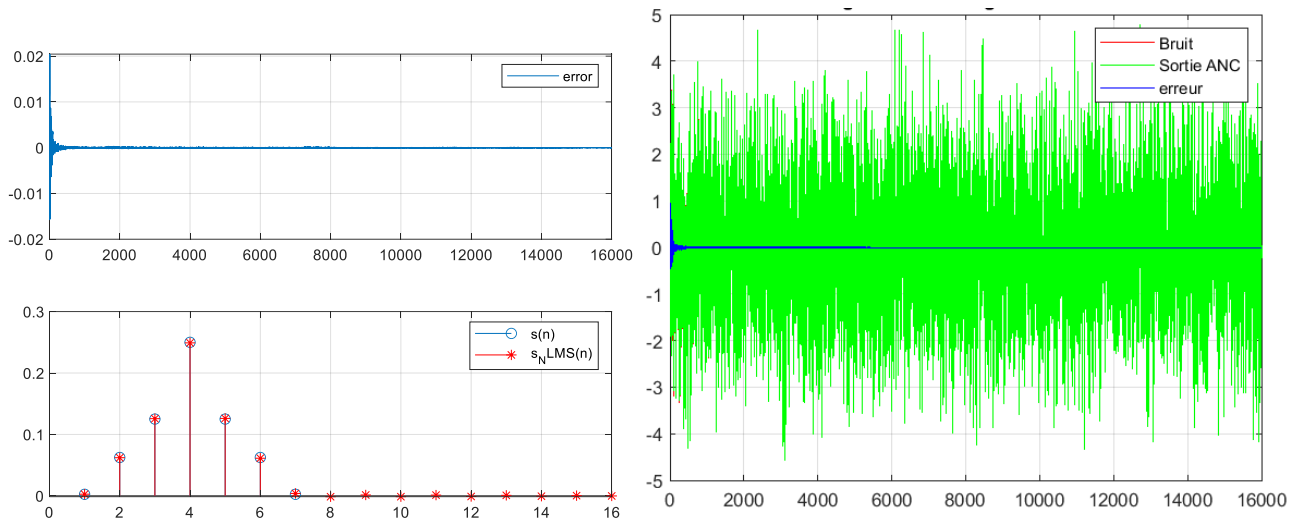


Figure III.5 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un de train $M=16$.

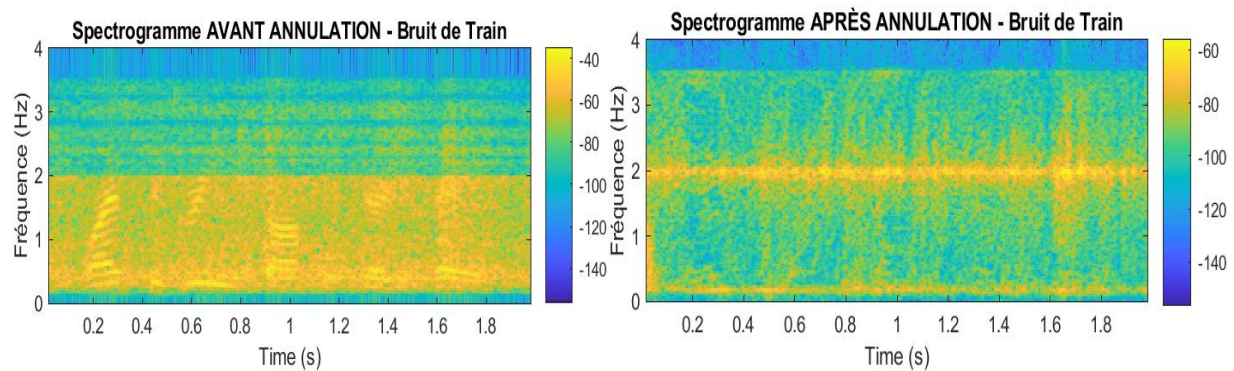


Figure III.6 : Spectrogramme de bruit de train vs l'erreur sortie de l'algorithme ANC-NLMS

c) Simulation avec le Bruit de Babble (sp06_babble_sn0.wav)

Le troisième scénario utilise un bruit de type "Babble", qui modélise la rumeur d'une foule. Ce signal présente un défi majeur car il est intrinsèquement non stationnaire et fluctue de manière imprévisible.

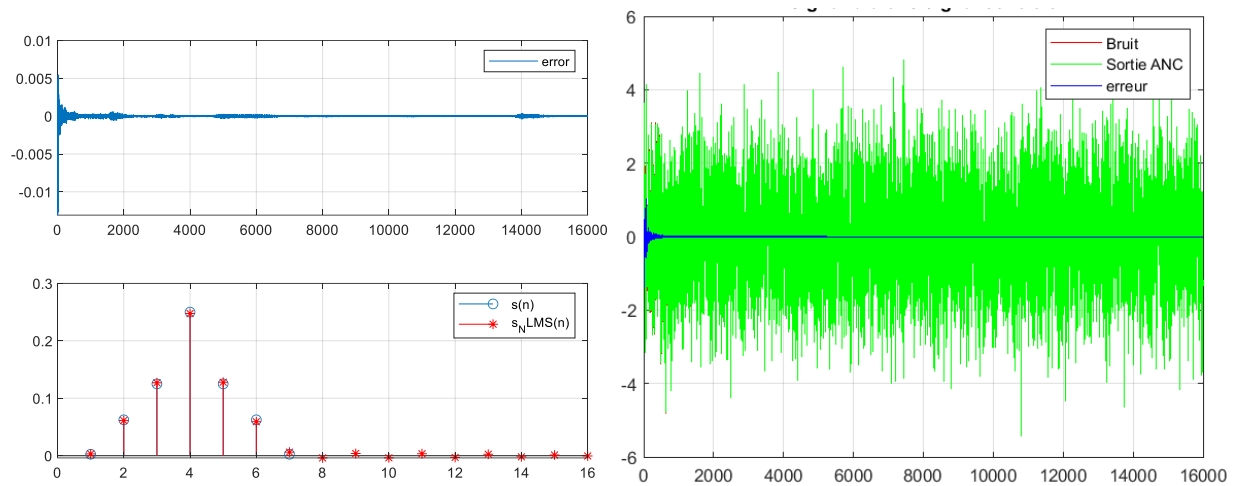


Figure III.7 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un bruit babble M=16.

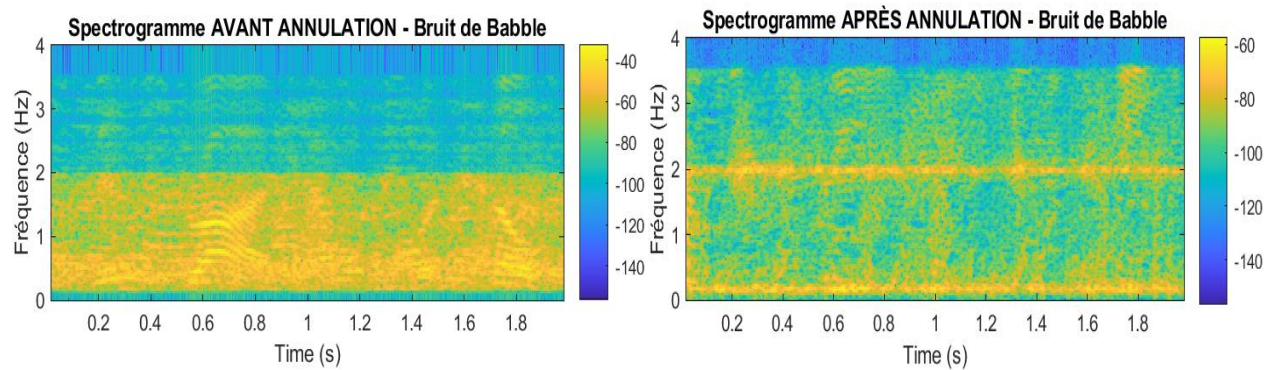


Figure III.8 : Spectrogramme de bruit babble vs de l'erreur sortie de l'algorithme ANC-NLMS

d) Simulation avec le Bruit de Voiture (sp07_car_sn0.wav)

Le dernier test évalue le modèle avec un bruit d'habitacle de véhicule en mouvement, dont l'énergie est principalement concentrée dans les très basses fréquences.

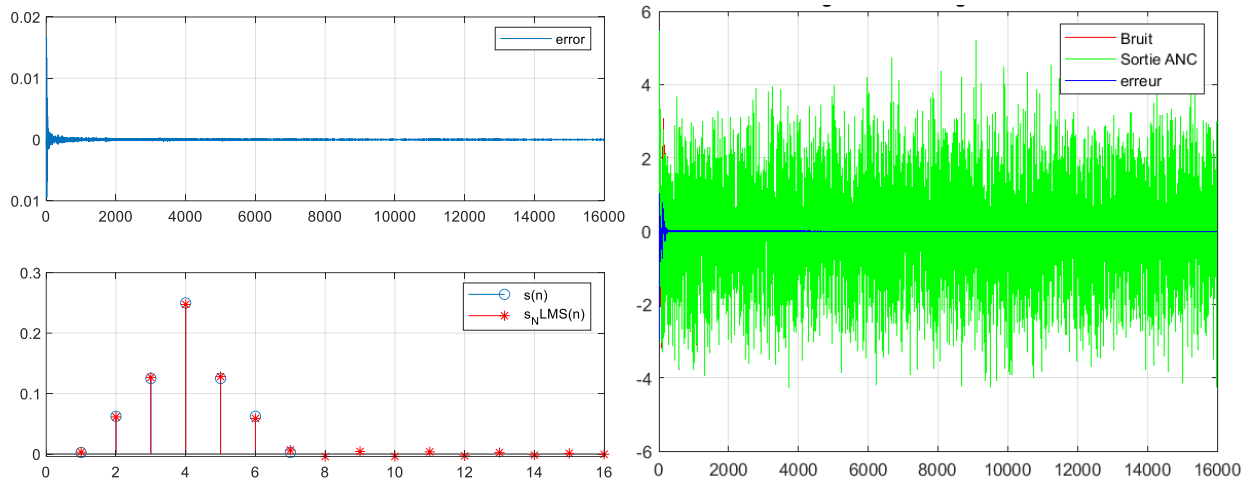


Figure III.9 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme NLMS , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-NLMS avec un bruit de voiture M=16

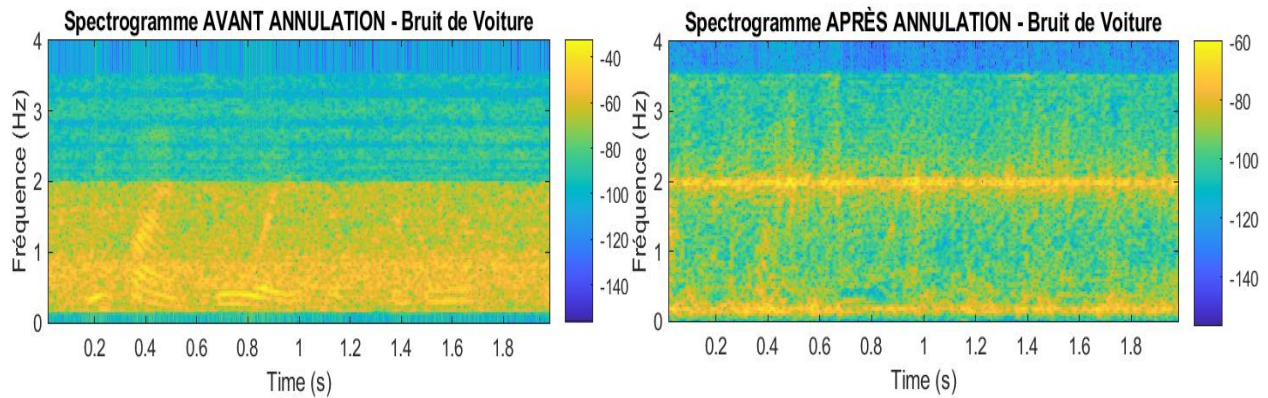


Figure III.10 : Spectrogramme de bruit de voiture vs l'erreur sortie de l'algorithme ANC-NLMS

Des résultats similaires ont été obtenus pour les trois autres types de bruit considérés ce qu'il montré dans les Figure III. (5-10). Dans tous les cas, l'analyse temporelle montre que le signal d'erreur $e(n)$ converge rapidement vers zéro après une brève phase transitoire, ce qui traduit la stabilité et la bonne adaptation de l'algorithme NLMS. Le signal de contre-bruit généré suit les variations du bruit primaire, confirmant la capacité du système à reproduire efficacement les caractéristiques du bruit à annuler. Sur le plan fréquentiel, les spectrogrammes avant annulation présentent une forte densité d'énergie répartie sur l'ensemble du spectre, tandis qu'après filtrage, on observe une nette atténuation de cette énergie, avec une disparition quasi totale des composantes dominantes du bruit.

Ces résultats confirment la robustesse de l'algorithme NLMS face à différents types de bruits stationnaires et non stationnaires, et sa capacité à assurer une réduction significative du niveau de perturbation sonore dans tous les cas étudiés. Toutefois, bien que les performances obtenues soient satisfaisantes et démontrent l'efficacité de l'approche adoptée, elles ne sont pas parfaites. Certaines limitations subsistent, notamment en raison de la nature complexe et variable des signaux de bruit. Afin d'explorer des solutions susceptibles d'améliorer davantage les performances du système ANC, la prochaine simulation sera consacrée à l'étude de l'algorithme ANC_FxAPA.

III.7. Simulation du modèle Feedforward ANC-FxAPA

III.7.1. Principe de l'algorithme APA

L'algorithme de Projection Affine (APA) introduit une amélioration majeure et peut être considéré comme une généralisation de l'algorithme NLMS. Alors que le NLMS n'ajuste les coefficients du filtre qu'en fonction du vecteur d'entrée courant, l'APA prend en considération un historique de plusieurs vecteurs d'entrée grâce à son ordre de projection. Cette approche permet de décorréler efficacement les signaux d'entrée fortement colorés ou non stationnaires, ce qui accélère considérablement la vitesse de convergence par rapport aux structures LMS classiques.

Le choix d'intégrer cet algorithme dans notre étude de contrôle actif du bruit se justifie par sa supériorité mathématique à traiter les bruits industriels complexes de la base AURORA, tels que le bruit de train ou de foule, dont les caractéristiques spectrales varient rapidement dans le temps. En exploitant une mémoire matricielle des échantillons passés, l'APA parvient à anticiper les fluctuations acoustiques non stationnaires, offrant ainsi une alternative hautement performante et une réduction de bruit plus profonde là où les algorithmes standards s'adaptent plus lentement.

III.7.2 Résultats expérimentaux et interprétations

a) Simulation avec un bruit blanc gaussien

Le premier test de validation est effectué avec un bruit blanc gaussien afin d'évaluer le comportement de base de l'algorithme en termes de convergence.

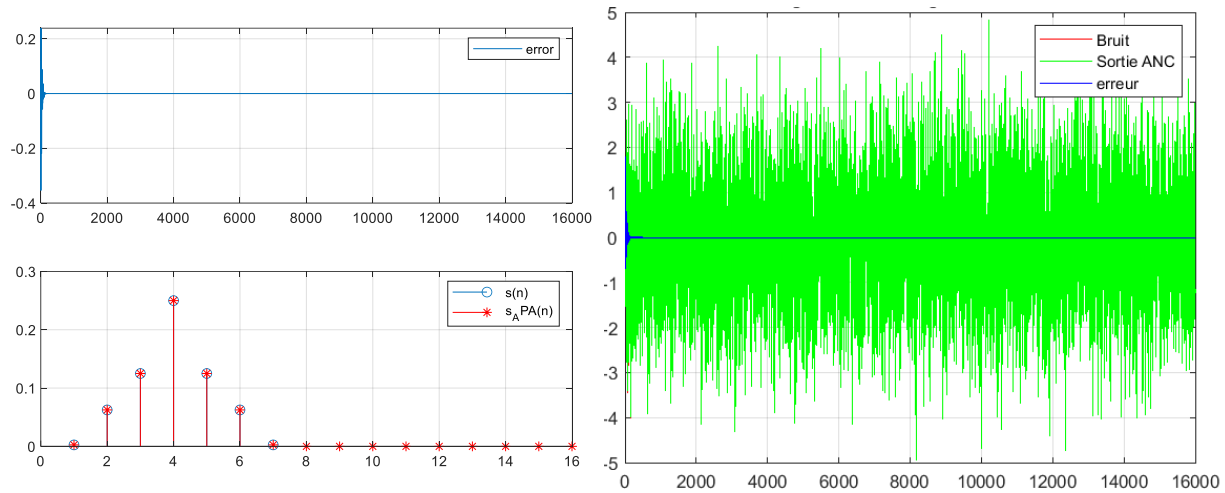


Figure III.11 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit blanc gaussien M=16

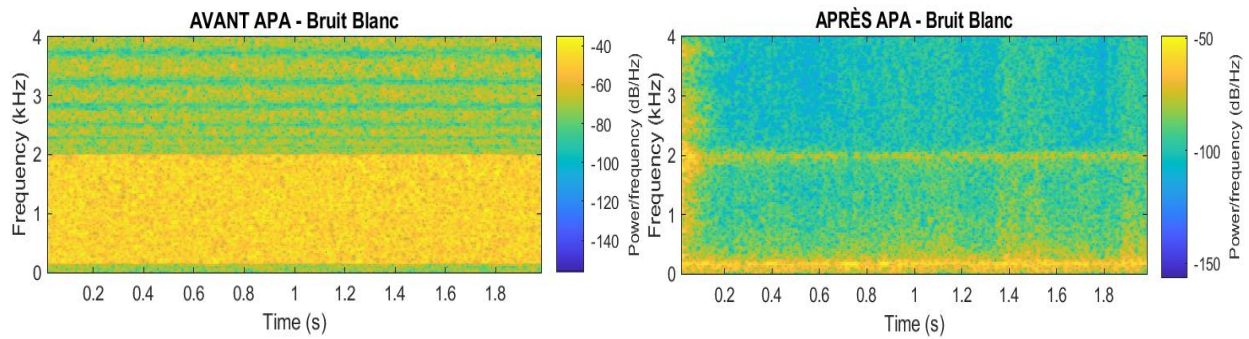


Figure III.12 : Spectrogramme de bruit blanc gaussien vs l'erreur sortie de ANC_FsAPA

b) Simulation avec le bruit de train (sp05_train_sn0.wav)

Le deuxième test applique l'algorithme APA à un bruit de train stationnaire présentant une forte composante basse fréquence

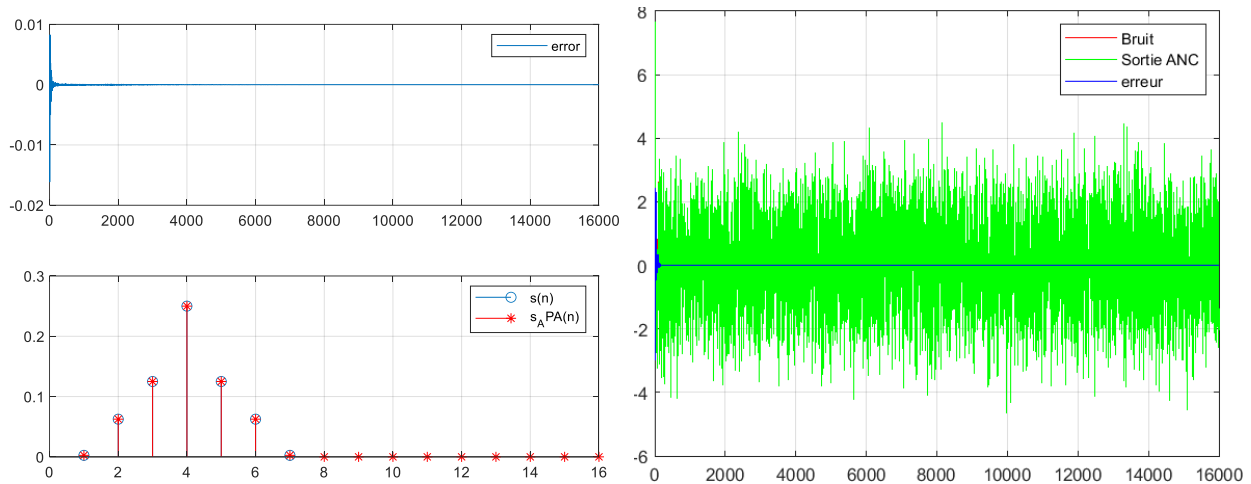


Figure III.13 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit de train M=16

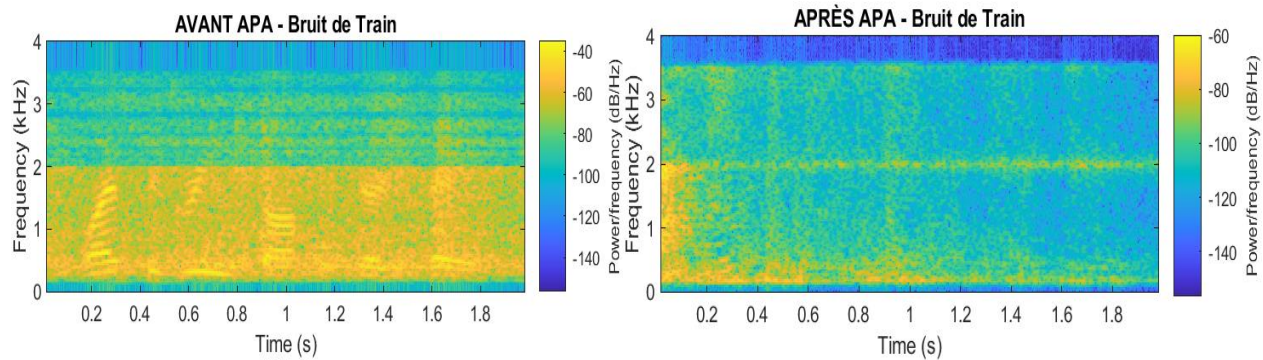


Figure III.14 : Spectrogramme de bruit de train vs l'erreur sortie de l'algorithme ANC_FsAPA

c) Simulation avec le bruit de babble (sp06_babble_sn0.wav)

Le troisième scénario confronte le filtre adaptatif au bruit de foule (*babble*), caractérisé par sa forte non-stationnarité.

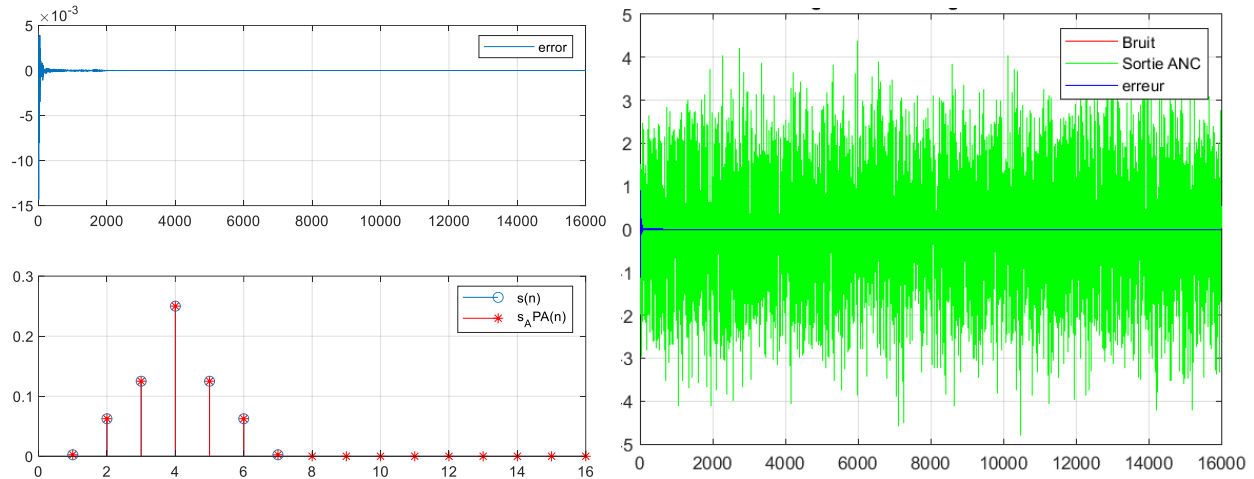


Figure III.15: [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit babble M=16

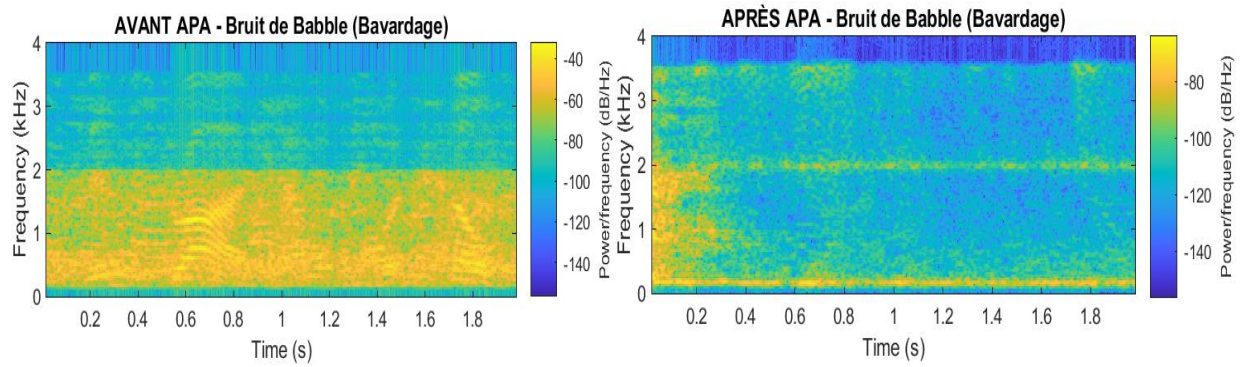


Figure III.16 : Spectrogramme de bruit de train vs l'erreur sortie de ANC_FsAPA

d) Simulation avec le bruit de voiture (sp07_car_sn0.wav)

Le dernier test concerne le bruit d'habitacle de voiture, concentré principalement dans les très basses fréquences.

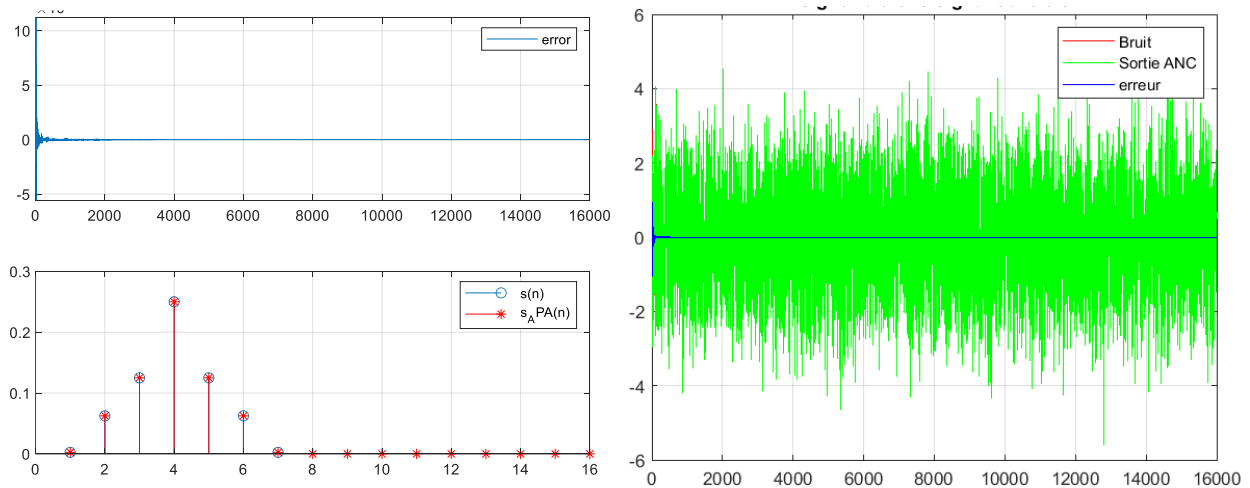


Figure III.17 : [droite] résultats d'identification par l'algorithme FxAPA , [gauche] Évolution temporelle et analyse spectrale du modèle ANC-FxAPA avec un bruit de voiture M=16

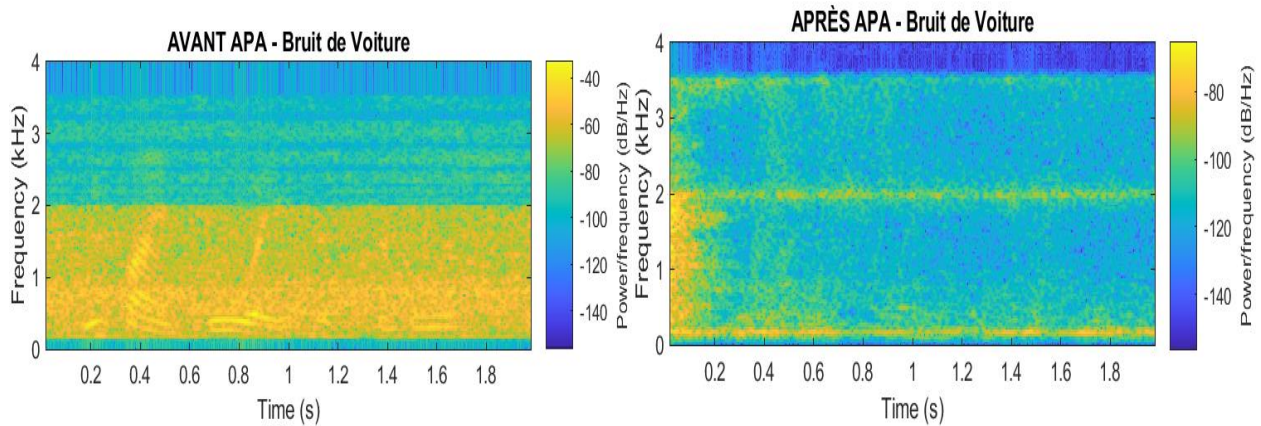


Figure III.18 : Spectrogramme de bruit de voiture vs l'erreur sortie de ANC_FsAPA

Les Figures III.11-18 illustrent les performances de l'algorithme APA appliqué aux différents types de bruit étudiés. L'analyse temporelle montre que le signal d'erreur ($e(n)$) décroît plus rapidement vers zéro que dans le cas de l'algorithme NLMS, traduisant ainsi une vitesse de convergence supérieure. Cette propriété est observée pour l'ensemble des bruits considérés, qu'il s'agisse du bruit blanc gaussien, du bruit de train, du bruit de type Babble ou du bruit de voiture. Grâce à son mécanisme de projection affine exploitant plusieurs vecteurs d'entrée successifs, l'APA ajuste plus efficacement les coefficients du filtre adaptatif, ce qui lui permet d'atteindre son régime permanent en un nombre réduit d'itérations.

Sur le plan fréquentiel, les spectrogrammes obtenus après annulation révèlent une atténuation plus rapide et plus importante des composantes énergétiques du bruit par rapport au NLMS. Le signal de contre-bruit généré reproduit avec une grande précision les caractéristiques du bruit primaire, ce qui favorise une annulation plus efficace et une réduction plus importante du bruit résiduel.

Ces observations confirment que l'algorithme APA présente une meilleure dynamique de convergence que l'algorithme NLMS pour tous les types de bruit étudiés. Cette convergence plus rapide se traduit également par des performances globales d'atténuation supérieures, comme le montrent les valeurs de réduction de bruit obtenues dans les différents scénarios de simulation.

III.8 Synthèse comparative et discussion

Afin d'évaluer quantitativement les performances du système ANC, le critère de réduction du bruit (Noise Reduction, NR) est utilisé. Ce paramètre permet de mesurer le niveau d'atténuation obtenu entre le bruit initial et le bruit résiduel après traitement. La quantité de bruit réduite, exprimée par la Réduction de Bruit (NR en dB), est calculée numériquement dans notre programme en mesurant le rapport entre la puissance du bruit avant et après l'activation de l'antibruit selon l'équation suivante :

$$NR = 10\log_{10} \left(\frac{P_{\text{avant}}}{P_{\text{après}}} \right) \quad (\text{III.1})$$

Où P_{avant} et $P_{\text{après}}$ représentent respectivement les puissances moyennes calculées sur la plage d'adaptation stationnaire par :

$$P_{\text{avant}} = \frac{1}{K} \sum_{n=\text{début}}^{\text{fin}} d^2(n) \quad (\text{III.2})$$

et

$$P_{\text{après}} = \frac{1}{K} \sum_{n=\text{début}}^{\text{fin}} e^2(n) \quad (\text{III.3})$$

Tableau III.1 : Quantité de bruit réduite NR des deux algorithmes ANC_FxNLMS et ANC_FxAPA

Pour M = 16,64,256

	ANC_FxNLMS			ANC_FxAPA		
M	16	64	256	16	64	256
Blanc	26,64 dB	22,20 dB	24,41 dB	31,87 dB	26,30 dB	20,78 dB
Train	31,70 dB	16,30dB	13,03 dB	34,56 dB	31,80 dB	24,70 dB
Babble	32,99 dB	19,53 dB	16,80 dB	37,43 dB	30,06 dB	29,90 dB

Le **Tableau III.1** montre les performances du système ANC utilisant les algorithmes FxNLMS et FxAPA pour différentes longueurs de filtre adaptatif (M=16, 64 et 256) et pour plusieurs types de bruit. Les résultats sont exprimés en termes de Noise Reduction (NR) en décibels, où une valeur plus élevée indique une meilleure atténuation du bruit.

D'une manière générale, l'algorithme FxAPA fournit les meilleures performances pour l'ensemble des signaux étudiés. Pour une longueur de filtre M=16, il atteint des taux de réduction de bruit de 31,87 dB pour le bruit blanc, 34,56 dB pour le bruit de train, 37,43 dB pour le bruit de (Babble) et 35,07 dB pour le bruit de voiture. Ces valeurs sont systématiquement supérieures à celles obtenues avec l'algorithme FxNLMS, qui atteint respectivement 26,64 dB, 31,70 dB, 32,99 dB et 26,91 dB.

On remarque également que l'augmentation de la longueur du filtre adaptatif n'entraîne pas nécessairement une amélioration des performances. Au contraire, pour les deux algorithmes, les meilleures réductions de bruit sont généralement obtenues avec M=16. Lorsque la taille du filtre passe à 64 puis 256 coefficients, les performances diminuent progressivement, notamment pour les bruits de train, de babillage et de voiture. Cette dégradation peut s'expliquer par une convergence plus lente et une difficulté accrue d'adaptation lorsque le nombre de coefficients devient important par rapport à la dynamique du signal traité.

Par ailleurs, le bruit de babillage (Babble) apparaît comme le signal pour lequel les meilleures performances sont obtenues, avec une réduction maximale de 37,43 dB pour

l'algorithme FxAPA. En revanche, le bruit blanc gaussien présente des performances plus modérées, en raison de sa large bande fréquentielle et de son caractère aléatoire qui rendent son annulation plus difficile.

Ces résultats confirment donc la supériorité de l'algorithme FxAPA par rapport au FxNLMS dans le contexte du contrôle actif du bruit, tout en montrant que le choix de la longueur du filtre adaptatif constitue un paramètre déterminant pour garantir un compromis optimal entre vitesse de convergence et efficacité d'atténuation.

III.9. Conclusion

Ce chapitre a permis d'évaluer les performances des algorithmes FxNLMS et FxAPA dans un système de contrôle actif du bruit sous MATLAB. Les résultats obtenus sur différents types de bruits ont confirmé l'efficacité des deux méthodes, avec une convergence rapide du signal d'erreur et une atténuation importante du bruit. L'étude a montré que les meilleures performances sont obtenues pour une longueur de filtre de ($M = 16$), tandis que l'augmentation du nombre de coefficients entraîne généralement une diminution de l'efficacité et une convergence plus lente. Par ailleurs, l'algorithme FxAPA a fourni les meilleurs taux de réduction de bruit, alors que le FxNLMS se distingue par sa simplicité de mise en œuvre et sa faible complexité de calcul. Ces résultats soulignent l'importance du choix de l'algorithme et de la taille du filtre pour optimiser les performances d'un système ANC.

Conclusion générale

Conclusion générale

Ce travail de recherche a porté sur l'étude et la modélisation du contrôle actif du bruit (ANC), une technologie particulièrement efficace pour l'atténuation des nuisances sonores, notamment dans les basses fréquences et les environnements confinés où les solutions passives montrent leurs limites.

Ce mémoire a permis d'implémenter et d'évaluer sous MATLAB les algorithmes adaptatifs FxNLMS et FxAPA appliqués à différents types de bruits issus de la base AURORA. Les simulations réalisées ont mis en évidence la capacité de ces algorithmes à réduire efficacement le bruit tout en assurant une convergence rapide du signal d'erreur.

Les résultats obtenus ont montré que les meilleures performances de réduction de bruit sont généralement atteintes pour une longueur de filtre de ($L=16$). L'augmentation de la taille du filtre à 64 puis 256 coefficients n'a pas conduit à une amélioration systématique des performances ; elle a au contraire entraîné une diminution du taux de réduction du bruit ainsi qu'un ralentissement de la convergence. Par ailleurs, l'algorithme FxAPA s'est révélé globalement plus performant que le FxNLMS en termes d'atténuation acoustique, particulièrement pour les signaux fortement corrélés, grâce à sa formulation fondée sur la projection affine. Le FxNLMS demeure néanmoins une solution attractive en raison de sa simplicité de mise en œuvre, de sa faible complexité de calcul et de sa rapidité de convergence.

Ainsi, cette étude a permis de mettre en évidence les avantages et les limites des algorithmes adaptatifs utilisés en contrôle actif du bruit. Les résultats obtenus confirment que le choix de l'algorithme et de la longueur du filtre constitue un facteur déterminant pour optimiser simultanément les performances d'atténuation, la vitesse de convergence et la complexité de calcul du système ANC.

Comme perspectives à ce travail, il serait intéressant d'étudier l'utilisation d'algorithmes adaptatifs à pas variable afin d'améliorer simultanément la vitesse de convergence et les performances d'atténuation dans des environnements acoustiques variables. Une comparaison avec d'autres algorithmes adaptatifs avancés, tels que le RLS, le FAP ou les méthodes hybrides, permettrait également d'évaluer leur efficacité dans le contexte du contrôle actif du bruit. Enfin,

Conclusion générale

l'extension de l'étude à d'autres types de bruits, notamment les bruits industriels, aéronautiques, urbains ou fortement non stationnaires, offrirait une meilleure appréciation de la robustesse des systèmes ANC dans des conditions réelles d'exploitation.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] Boudier-Cusset, A. (2008). *Contrôle actif du bruit perçu par les opérateurs de centres d'appels téléphoniques* (Thèse de doctorat, Université de Provence - Aix-Marseille I). HAL TEL. <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00337161>
- [2] Organisation mondiale de la Santé. (2018). *Lignes directrices relatives au bruit environnemental pour la Région européenne*. Bureau régional de l'Europe.
- [3] Bellanger, M. (2006). *Analyse des signaux et filtrage numérique : adaptatif et multi-indices*. Dunod.
- [4] Widrow, B., & Stearns, S. D. (1985). *Adaptive signal processing*. Prentice-Hall.
- [5] Taibi, H., & Oubira, A. (2022). *Réduction active des différents types de bruit en utilisant les algorithmes LMS, NLMS et FBLMS* (Mémoire de Master). Centre Universitaire Abdallah Morsli de Tipaza, Algérie.
- [6] Nelson, P. A., & Elliott, S. J. (1992). *Active control of sound*. Academic Press.
- [7] Hansen, C. H., Snyder, S. D., Qiu, X., Brooks, L. A., & Moreau, D. J. (2012). *Active control of noise and vibration*. CRC Press.
- [8] Kuo, S. M., & Morgan, D. R. (1996). *Active noise control systems: Algorithms and DSP implementations*. John Wiley & Sons.
- [9] Kuo, S. M. (1996). *Design of active noise control systems with the TMS320 family* (Application Report No. SPRA042). Texas Instruments.
- [10] Tokhi, M. O., & Leitch, R. R. (1992). *Active Noise Control*. Oxford University Press
- [11] Bellanger, M., & Michaut, F. (2005). *Filtrage adaptatif : théorie et applications: Vol. 1. Théorie et algorithmes* (6e éd.). Hermès Science Publications.
- [12] Cottet, F. (2017). *Traitement des signaux et acquisition de données* (4e éd.). Dunod.
- [13] Bellanger, M. (2012). *Traitement numérique du signal : Théorie et pratique* (9e éd.). Dunod.
- [14] Macchi, O. (1988). *Le filtrage adaptatif en télécommunications*. Masson.
- [15] Bellanger, M. (2006). *Traitement numérique du signal : Théorie et pratique*, Dunod.
- [16] Haykin, S. (2013). *Adaptive filter theory* (5th ed.). Pearson.
- [17] Narayan, S. S., Peterson, A. M., & Narasimha, M. J. (1983). Transform domain LMS algorithm. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 31(3), 609–615.

Bibliographie

- [18] Ozeki, K., & Umeda, T. (1984). An adaptive filtering algorithm using an orthogonal projection to an affine subspace and its properties. *Electronics and Communications in Japan*.
- [19] Sayed, A. H. (2003). *Fundamentals of adaptive filtering*. John Wiley & Sons.
- [20] Hirsch, H., & Pearce, D. (2000). The Aurora experimental framework for the performance evaluation of speech recognition systems under noisy conditions. In *Proceedings of ISCA ITRW ASR2000*.
- [21] Ghribi, K., Djendi, M., & Berkani, D. (2016). A wavelet-based forward BSS algorithm for acoustic noise reduction and speech enhancement. *Applied Acoustics*, 105, 55-66.
- [22] Ghribi, K., Djendi, M., & Berkani, D. (2018, April). A wavelet-NLMS algorithm implemented in FBSS for acoustic noise reduction and speech enhancement. In 2018 2nd International Conference on Natural Language and Speech Processing (ICNLSP) (pp. 1-5). IEEE.