

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

Ministère de l'Enseignement Supérieur  
et la Recherche Scientifique

Université BLIDA I

Institut d'Aéronautique et des Etudes  
Spatiales

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

جامعة البليدة 1

معهد الطيران و الدراسات الفضائية



Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de Master en Aéronautique

Thème

**Développement d'un algorithme efficace pour  
les communications altérées dans les avions**

*Dirigé par :*

- *Pr. DJENDI Mohamed*

*Présenté par :*

- *AZOUZ Sidali*  
- *FENOUS Omar*

**Année Universitaire: 2016-2017**

# Remerciement

*Ce projet a été réalisé dans le cadre d'un mémoire du Master en Aéronautique option « avionique », à l'Institut d'Aéronautique et des Etudes Spatiales de Blida.*

*Nous tenons à remercier en premier lieu « ALLAH » tout puissant de nous avoir donné la chance, le courage et la volonté de terminer notre projet de fin d'études et de nous avoir attribué la faveur de réussir nos études.*

*Nous tenons à exprimer nos vifs remerciements à notre promoteur Pr. Mohamed DJENDI de la diligence dont il a fait preuve durant la préparation de ce mémoire et Nous lui sommes infiniment reconnaissants pour ses précieux conseils.*

*Nous tenons à exprimer notre gratitude à Dr. Mohammed RAHIM et madame Amani HAMEL qui ont suivi de très près ce travail pour leurs aide et tous leurs efforts.*

*Nous remercions également les enseignants de la promotion avionique 2016-2017 pour leurs constants suivis et leur précieux conseils.*

*Nous tenons à remercier toutes les personnes ayant participé de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail.*

*Enfin il nous est agréable de remercier chaleureusement tous les membres de nos familles surtout nos parents pour leurs sacrifices, leurs affections et leur compréhension.*

# *Dédicace*

*Je souhaite dédier ce modeste travail,  
synonyme de concrétisation de tous mes efforts  
fournis ces dernières années d'études*

*À :*

*ma très chère maman*

*Khadra*

*Qui m'a appris toutes les bonnes valeurs*

*Toi mon cher père*

*Aoued*

*Symbole de sacrifice et de courage*

*Ma chère femme*

*Qui m'a beaucoup encouragé à donner le meilleur de moi*

*mes frères*

*Mohamed, Houcine et Ouda*

*Toute la famille FENTOUS*

*Tous mes amis et mes collègues de ma promotion*

*Omar FENTOUS*

# *Dédicace*

*Je souhaite dédier ce modeste travail,  
synonyme de concrétisation de tous mes efforts  
fournis ces dernières années d'études*

*À :*

*ma très chère maman*

*Fouzia*

*Qui m'a appris toutes les bonnes valeurs*

*Toi mon cher père*

*Abdenour*

*Symbole de sacrifice et de courage*

*mes frères*

*Abdelhamid, Hamza et Abderrahmen*

*Toute la famille AZOUIZ et la famille BENARBIA*

*Tous mes amis et mes collègues de ma promotion*

*Sidali AZOUIZ*

## LISTE DES ABRÉVIATIONS

<b>LMS</b>	:	<b>Least Mean Square</b>
<b>NLMS</b>	:	<b>Normalized Least Mean Square</b>
<b>DNLMS</b>	:	<b>Double Normalized Least Mean Square</b>
<b>APA</b>	:	<b>Algorithme e Projection Affine</b>
<b>DAPA</b>	:	<b>Double Algorithme de Projection Affine</b>
<b>DAV</b>	:	<b>Détection d'Activité Vocale</b>
<b>TD</b>	:	<b>Transmissions Directes</b>
<b>TP</b>	:	<b>Transmissions Parasites</b>
<b>TL</b>	:	<b>Transmissions Latérales</b>
<b>EQM</b>	:	<b>Erreur Quadratique Moyenne</b>
<b>MSE</b>	:	<b>Mean Squar Error</b>
<b>RSB</b>	:	<b>Rapport Signal à Bruit</b>
<b>SNR</b>	:	<b>Signal Noise Rate</b>
<b>MMSE</b>	:	<b>Minimum Mean Squar Error</b>
<b>EQMM</b>	:	<b>Erreur Quadratique Moyenne Minimum</b>
<b>SAS</b>	:	<b>Séparation Aveugle de Sources</b>

## LISTE DES SYMBOLES

$f_c$	:	Fréquence de coupage.
$x(n)$	:	Signal d'entrée.
$e(n)$	:	Erreur d'estimation.
$y(n)$	:	Signal de sortie.
$p_i(n)$	:	Signal du mélange convolutif $i = 1,2$ .
$s(n)$	:	Signal de la parole.
$b(n)$	:	Signal du bruit.
$h_{ii}$	:	Réponse impulsionnelle des canaux directs $i = 1,2$ .
$h_{ij}$	:	Effets de couplage mutuel $i = 1,2$ . $j = 1,2$ .
$\delta(n)$	:	Impulsion Dirac.
$u_i(n)$	:	Signal sortie de la structure de séparation des sources $i = 1,2$ .
$w_{ij}$	:	Coefficient du filtre adaptatif $i = 1,2$ . $j = 1,2$ .
$\mu$	:	Le Pas d'adaptation.
$j(n)$	:	Fonction cout.
$\lambda$	:	Multiplicateur de Lagrange.
$\beta$	:	Multiplicateur de Lagrange.
$\alpha$	:	Facteur positif.
$\delta$	:	Paramètre de régularisation.
$\epsilon(n)$	:	Erreur a posteriori.
$P(n)$	:	Matrice de projection.
$I$	:	Matrice identité.
$X(n)$	:	Matrice Des Vecteurs d'entrée.

## ملخص

في الاتصالات اللاسلكية (الهاتف المحمول) داخل الطائرة، الإشارة الصوتية المرسله تتأثر بعدة عوامل منتجة للضوضاء (الاهتزازات، تدفق الهواء، الاحتكاكات...).

توجد عدة تقنيات لنزع الضوضاء مثل تقنية تفرقة المصادر و هي تقنية حديثة في ميدان معالجة الإشارة، هذه الأخيرة تركز على إشارة الصوت و الضوضاء المستقلين من حيث المنبع و الممزوجين خطياً داخل الطائرة.

مشروعنا يهدف الى تحسين إشارة الصوت بواسطة الطريقة التكيفية حيث ركزنا على هياكل نزع الضوضاء ثنائي الالتقاط (مستشعر مزدوج) باستعمال خوارزمية الاسقاط الدقيق المضاعف المطبق على الهيكل المسمى نحو الامام.

## RESUME

Dans la téléphonie mains-libres en avion, le signal de parole à transmettre est fortement perturbé par la présence du bruit de l'avion dont les origines sont diverses et difficilement contrôlables (vibrations, écoulement de l'air, frottements, .....). Il existe plusieurs techniques d'annulation du bruit comme la séparation de source qui est une technique relativement récente dans le domaine du traitement du signal. Cette dernière est basée sur l'indépendance de la parole et du bruit qui sont linéairement mélangés et indépendants.

Notre projet a pour but de rehausser un signal de parole par les méthodes adaptatives. Nous nous basons sur les structures d'annulation du bruit bi-capteur en utilisant l'algorithme de projection affine double (DAPA) appliqué à la structure dite Forward.

## ABSTRACT

In hands-free telephony in airplane, speech signals are strongly corrupted by an additive noise that originates from vibrations, frictions, air flow. There are several techniques of noise cancellation as the source separation which is a relatively new technique in the field of signal processing. The latter is based on the independence of speech and noise which is mixed linearly and independently.

The aim of our project is to enhance the speech signal by adaptive methods. We focus on the two-sensor cancellation structures using the double affine projection algorithm (DAPA) applied on structure called Forward.

# SOMMAIRE

INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE I BRUIT ACOUSTIQUE DANS UN AVION .....	2
I.1. Introduction.....	2
I.2. Définition du son.....	2
I.3. L'origine d'un son.....	2
I.4. Propagation du son.....	3
I.5. Paramètres du son .....	4
I.5.1. Pression acoustique .....	4
I.5.2. Niveau sonore.....	4
I.5.3. Fréquences.....	4
I.5.4. Timbre .....	5
I.5.5. Octaves .....	5
I.6. Définition du bruit.....	5
I.7. Différentes transmissions du bruit à travers une paroi .....	6
I.8. Couleurs de bruit .....	6
I.8.1. Bruit blanc.....	7
I.8.2. Bruit rose.....	7
I.9. Divers types de bruit .....	8
I.10. Bruit dans l'avion.....	8
I.10.1. Bruit de jet.....	11
I.10.2. Bruit de la soufflante et de la turbine .....	11
I.10.3. Bruit de la chambre de combustion.....	12
I.10.4. Bruit d'hélice.....	12
I.10.5. Bruit de la cellule .....	12
I.11. Propagation de bruit dans l'avion.....	13
I.12. Contrôles utilisés.....	14
I.12.1. Contrôle passif .....	14
I.12.2. Contrôle actif.....	15
I.13. Conclusion .....	16
CHAPITRE II FILTRAGES ET ALGORITHMES ADAPTATIFS.....	17
II.1. Introduction.....	17
II.2. Filtrage numérique .....	17
II.3. Filtrage adaptatif .....	17
II.4. Mélange convolutif des signaux.....	18
II.5. La séparation aveugle de sources .....	19
II.6. Algorithme du gradient stochastique (Least Mean Square – LMS).....	21
II.6.1. Résumé de l'algorithme LMS .....	21

II.7. Algorithme LMS normalisé (Normalized LMS – NLMS).....	22
II.8. Algorithme LMS normalisé double (Double Normalized LMS – DNLMS) .....	24
II.9. Algorithme de projection affine (APA) .....	27
II.9.1. Condition de stabilité .....	29
II.9.2. Résumé de l’APA pour des données complexes .....	29
II.9.3. Mise à jour du filtre.....	29
II.10. Conclusion .....	30
<b>CHAPITRE III ALGORITHME DE PROJECTION AFFINE DOUBLE.....</b>	<b>31</b>
III.1. Introduction.....	31
III.2. Développement d’algorithme de projection affine double (DAPA) .....	31
III.3. Condition de stabilité .....	34
III.4. Résumé de l’algorithme DAPA pour des données complexes.....	35
III.5. Mise à jour du filtre.....	35
III.6. Conclusion .....	35
<b>CHAPITRE IV RESULTATS DES SIMULATIONS .....</b>	<b>36</b>
IV.1. Introduction.....	36
IV.2. Modèle expérimental de mélange convolutif .....	36
IV.3. Simulation des réponses impulsionnelles.....	36
IV.4. Signaux utilisés dans les simulations .....	37
IV.5. Détection d’activité vocale (DAV) .....	41
IV.6. Rapport signal à bruit (RSB).....	41
IV.7. Evaluation de l’algorithme DAPA avec des bruits théoriques.....	42
IV.7.1. Evaluation de l’algorithme DAPA avec un bruit blanc.....	42
IV.7.2. Evaluation de l’algorithme DAPA avec un bruit Busasi.....	45
IV.8. Evaluation de l’algorithme DAPA dans un contexte avionique.....	47
IV.8.1. Evaluation de l’algorithme DAPA avec le bruit d’avion A320 .....	47
IV.8.2. Evaluation de l’algorithme DAPA avec le bruit d’avion B747.....	50
IV.8.3. Evaluation de l’algorithme DAPA avec le bruit d’avion F16.....	52
IV.8.4. Evaluation de l’algorithme DAPA avec le bruit d’avion Cessna 172.....	55
IV.9. Conclusion .....	58
<b>CONCLUSION GENERALE .....</b>	<b>59</b>

# LISTE DES FIGURES

## Chapitre I : Bruit acoustique dans un avion

Figure I. 1. Mouvement vibratoire d'une lame. ....	3
Figure I. 2 Vibration d'une paroi provoquée par l'aire. ....	3
Figure I. 3 Vibration d'une paroi provoquée par des chocs. ....	3
Figure I. 4 Différence entre un son grave et une autre aigue. ....	4
Figure I. 5 Voies de transmission du bruit dans un bâtiment. ....	6
Figure I. 6 Bruit blanc avec son spectrogramme. ....	7
Figure I. 7 Bruit rose avec son spectrogramme. ....	7
Figure I. 8 Schéma de principe des différents types de bruit dans les bâtiments. ....	8
Figure I. 9 Différentes sources de bruit sur un avion de type quadriréacteur long courrier. ....	10
Figure I. 10 Évolution du bruit de jet. ....	11
Figure I. 11 Vibrations de la structure provoquées par le moteur. ....	12
Figure I. 12 Bruit de la turbulence aérodynamique. ....	13
Figure I. 13 Voies de transfert du bruit du moteur dans la cabine. ....	13
Figure I. 14 Voies de transfert du bruit des hélices dans la cabine. ....	14
Figure I. 15 Contrôle passif des vibrations. ....	15
Figure I. 16 Contrôle actif des vibrations. ....	16

## Chapitre II : Filtrage et algorithmes adaptatifs

Figure II. 1 Schéma général d'un système de filtrage adaptatif. ....	18
Figure II. 2 Structure du mélange convolutif complète. ....	19
Figure II. 3 Structure du mélange convolutif. ....	19
Figure II. 4 Structure symétrique directe « Forward ». ....	20
Figure II. 5 Structure symétrique récursive « Backward ». ....	20
Figure II. 6 Filtre adaptatif et signaux utilisé par l'algorithme de projection affine. ....	27

## Chapitre III : Algorithme de projection affine double

Figure III. 1 Schéma bloc de l'algorithme proposé DAPA. ....	31
--	----

## Chapitre IV : Résultats des simulations

Figure IV. 1 Les deux réponses impulsionnelles simulées $h_{12}$ et $h_{21}$ respectivement. ....	36
Figure IV. 2 Signal de parole utilisé (original) et son spectre respectivement ( $F_c=8\text{KHz}$ ). ....	37
Figure IV. 3 Bruit blanc et son spectrogramme respectivement. ....	38
Figure IV. 4 Bruit Busasi et son spectrogramme respectivement. ....	38
Figure IV. 5 Bruit d'avion A320 et son spectrogramme respectivement. ....	39
Figure IV. 6 Bruit d'avion B747 et son spectrogramme respectivement. ....	39
Figure IV. 7 Bruit d'avion F16 et son spectrogramme respectivement. ....	40
Figure IV. 8 Bruit d'avion Cessna 172 et son spectrogramme respectivement. ....	40
Figure IV. 9. Signal de parole utilisé avec la segmentation manuelle. ....	41
Figure IV. 10 Signaux des mélanges convolutifs. ....	42
Figure IV. 11 Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit blanc. ....	43
Figure IV. 12 Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit blanc. ....	43

<b>Figure IV. 13</b> Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit blanc. ....	44
<b>Figure IV. 14</b> Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit blanc. ....	44
<b>Figure IV. 15</b> Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit Busasi. ....	45
<b>Figure IV. 16</b> Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit Busasi. ....	46
<b>Figure IV. 17</b> Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit Busasi. ....	46
<b>Figure IV. 18</b> Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit Busasi. ....	47
<b>Figure IV. 19</b> Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas du bruit avion A320. ....	48
<b>Figure IV. 20</b> Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit avion A320. ....	48
<b>Figure IV. 21</b> Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion A320. ....	49
<b>Figure IV. 22</b> Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion A320. ....	49
<b>Figure IV. 23</b> Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas du bruit avion B747. ....	50
<b>Figure IV. 24</b> Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit avion B747. ....	51
<b>Figure IV. 25</b> Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion B747. ....	51
<b>Figure IV. 26</b> Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion B747. ....	52
<b>Figure IV. 27</b> Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas du bruit avion F16. ....	53
<b>Figure IV. 28</b> Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit avion F16. ....	53
<b>Figure IV. 29</b> Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion F16. ....	54
<b>Figure IV. 30</b> Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion F16. ....	54
<b>Figure IV. 31</b> MSE (cas Cessna 172) RSB=-3. ....	55
<b>Figure IV. 32</b> MSE (cas Cessna 172) RSB=0. ....	55
<b>Figure IV. 33</b> MSE (cas Cessna 172) RSB=3. ....	55
<b>Figure IV. 34</b> MSE (cas Cessna 172) RSB=6. ....	55
<b>Figure IV. 35</b> Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit avion Cessna 172. ....	56
<b>Figure IV. 36</b> Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion Cessna 172. ....	56
<b>Figure IV. 37</b> Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion Cessna 172. ....	57

## LISTE DES TABLEAUX

<b>Tableau I. 1</b> Découpage en octave (Hz).....	5
<b>Tableau I. 2</b> Classification des sources de bruit des avions. ....	9

## **INTRODUCTION GENERALE**

De nos jours, les systèmes de télécommunication sont devenus importants dans la vie quotidienne et dans tous les domaines, ce qui a fait de l'amélioration de la qualité du signal transmis lors d'une communication une priorité pour les chercheurs. Notre projet de fin d'étude s'inscrit dans ce domaine de technologie des télécommunications.

Dans l'aviation et dans les milieux très bruyants comme celui d'un habitacle d'avion, le bruit interne de ce dernier devient un facteur nocif, car il peut causer différents problèmes de santé à l'équipage et aussi aux passagers jusqu'à la perturbation de la communication orale à l'intérieure de l'avion. Dans cette situation, les pilotes communiquent mal les informations aux contrôleurs et pourra même réduire la sécurité du vol, cela pourra éventuellement causer la perte de la mission de combats pour les avions militaires. Dans des situations pareilles, un débruitage du signal de transmission sera primordial.

On définit le débruitage par l'ensemble des mécanismes qui permettent de filtrer le bruit contenu dans un signal. Le bruit dans l'aviation est le facteur intrus qui interrompt la télécommunication entre pilote-passagers, pilote-tour de contrôle ou pilote-autre pilote, donc notre but est de l'éliminer le plus possible pour recueillir le signal qui nous intéresse pour une communication claire et un message reçu sans destruction de l'information utile.

Dans notre projet, Développement d'un algorithme de programme efficace pour les communications altérées dans les avions, nous avons utilisé la technique directe (Forward) de séparation aveugle des sources combinée avec un algorithme de filtrage adaptatif nommé : Algorithme de projection affine double (DAPA).

La présentation de ce projet est répartie en quatre chapitres, le premier chapitre consiste à introduire les définitions du son, du bruit et expliquer les différentes sources de bruit des avions. Le deuxième chapitre étudie le filtrage adaptatif et quelques algorithmes utilisés dans ce filtrage. Dans le troisième chapitre nous proposons un nouvel algorithme basé sur la projection affine utilisant la structure directe (Forward). Le quatrième chapitre présente l'ensemble des résultats de simulation obtenus dans le cadre de ce projet de fin d'étude qui seront sous forme d'une étude comparative entre les performances des deux algorithmes adaptatifs.

Nous terminerons notre mémoire par une conclusion générale dans laquelle nous synthétisons les résultats obtenus.

# Chapitre I BRUIT ACOUSTIQUE DANS UN AVION

## I.1. Introduction

Avant d'entamer le chapitre sur le bruit des avions il faut bien éclairer les idées sur les notions de base du bruit, du son et leurs propriétés, car cela fait aujourd'hui partie du bagage culturel de tout ingénieur avionicien.

Le trafic aérien mondial est en constante augmentation. Les bruits et nuisances qu'il occasionne touchent une grande partie de la population avec les conséquences qui en découlent sur la santé.

Dans ce chapitre, on va citer les sources de bruit des avions et par la suite nous allons citer quelques techniques de réduction du bruit qui touche la population et celui qui touche les membres d'équipage dans un avion.

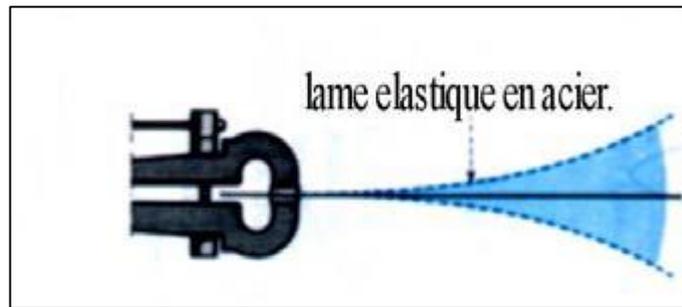
## I.2. Définition du son

Le son est un phénomène physique d'origine mécanique qui consiste en une variation de très faible pression, de vitesse vibratoire ou de densité du fluide, qui se propage en modifiant progressivement l'état de chaque élément du milieu considéré, donnant ainsi naissance à une onde acoustique. Le son est également la sensation procurée par cette onde, qui est reçue par l'oreille, puis transmise au cerveau et déchiffrée par celui-ci. De toutes les ondes acoustiques, seules certaines peuvent être perçues par l'oreille : il s'agit des ondes dont la fréquence est comprise entre  $20\text{ Hz}$  et  $20\,000\text{ Hz}$  ( $20\text{ kHz}$ ). En dessous de  $20\text{ Hz}$ , on parle d'infrasons et, au-dessus de  $20\text{ kHz}$ , d'ultrasons. Le son résulte d'une variation périodique de la pression de l'air. Le **niveau sonore**  $L_p$  (exprimé en décibels ou  $dB$ ) est directement relié à l'amplitude de la variation de pression [01].

## I.3. L'origine d'un son

Au départ, un son est initié par un objet animé d'un mouvement vibratoire. Une vibration est un mouvement d'oscillation autour d'une position rapide d'équilibre. C'est un déplacement périodique qui se répète à l'identique à intervalle de temps régulier.

On peut observer ce phénomène à partir de systèmes mécaniques simples comme une lame ou une corde vibrante dont le principe est repris dans différents instruments de musique [01].

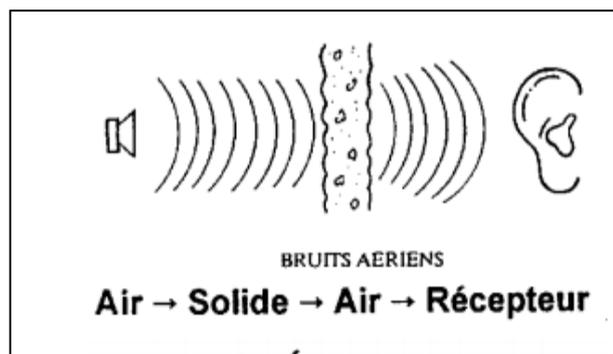


**Figure I. 1.** Mouvement vibratoire d'une lame.

#### I.4. Propagation du son

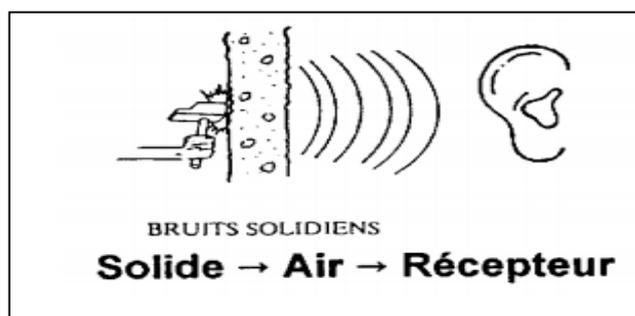
La propagation du son dans l'air c'est la variation de pression qui se déplace de proche en proche. L'onde acoustique est une onde de pression à l'image d'une onde à la surface de l'eau [02].

Or que le son peut être transmis par les solides ou la vibration des corps solides produit la vibration de l'air [02].



**Figure I. 2** Vibration d'une paroi provoquée par l'air.

La vibration de l'air provoque la vibration d'une paroi. La vibration de la paroi engendre une vibration de l'air dans les locaux voisins. C'est ainsi que le bruit "traverse" une paroi.



**Figure I. 3** Vibration d'une paroi provoquée par des chocs.

Une paroi directement mise en vibration par des chocs provoquera également la vibration de l'air dans les locaux voisins [02].

## I.5. Paramètres du son

L'oreille est sensible aux 5 paramètres suivants du son:

### I.5.1. Pression acoustique

L'oreille est sensible à des variations de pression acoustique ( $Pa$  ou Pascals).

Elle est très sensible puisque le rapport des pressions acoustiques entre le premier son audible et un son douloureux est de 1 million. On définit ainsi [03]:

- Le seuil d'audibilité  $p_0 = 20 \mu Pa$  ou  $2 \cdot 10^{-5} Pa$  ;
- Le seuil de douleur  $P = 20 Pa$ .

### I.5.2. Niveau sonore

On définit le niveau sonore, comme le rapport de deux 02 pressions acoustiques :

- $P$ : Pression acoustique de la source ;
- $p_0$ : Pression acoustique correspondant au plus petit son audible par l'oreille humaine.

On choisit d'exprimer ce rapport sous une forme logarithmique pour le ramener dans des proportions raisonnables [03].

Le niveau de pression acoustique ( $l_p$ ) est ainsi défini :

$$l_p = 10 \cdot \log\left(\frac{P^2}{p_0^2}\right) \text{ En dB} \quad (2.1)$$

### I.5.3. Fréquences

Ce grand domaine de sensibilité est divisé en paquets de fréquences qui sont ordonnés de façon régulière pour l'oreille. Ce sont par exemple, les octaves. Quand on passe d'une octave à une autre, on a la sensation auditive que l'on a doublé la hauteur du son [03].

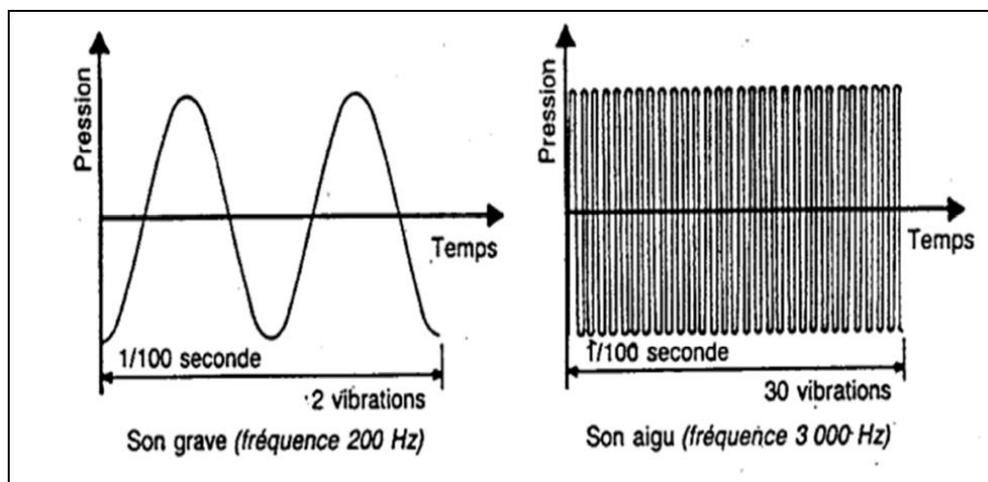


Figure I. 4 Différence entre un son grave et un autre aigu.

On distingue trois types de fréquences [02]:

- ✓ Les fréquences graves (de 20 à 400 Hz) ;
- ✓ Les fréquences médium (de 400 à 1 600 Hz) ;
- ✓ Les fréquences aiguës (de 1 600 à 20 000 Hz).

#### I.5.4. Timbre

Le Timbre est la qualité qui permet de distinguer deux sons émis par deux instruments différents. Si le son est "musical" au sens acoustique du terme, c'est-à-dire créé par un mouvement vibratoire périodique, on montre que le son peut être considéré comme la superposition des sons simples harmoniques, dont les fréquences sont des multiples entiers de la fréquence d'un son de base, appelé le fondamental. Le timbre d'un tel son dépend des intensités relatives des différents sons simples harmoniques qui le composent [03].

#### I.5.5. Octaves

Les octaves sont définies par une fréquence centrale et regroupent l'ensemble de fréquences suivant [03]:

$$\frac{f_c}{\sqrt{2}} < f_c < f_c\sqrt{2}$$

**Tableau I. 1** Découpage en octave (Hz)

Fmin	Octave	Fmax
44	63	88
89	125	176
177	250	353
353	500	707
708	1k	1414
1415	2k	2828
2829	4k	5656
5657	8K	11313

#### I.6. Définition du bruit

On appelle bruit tout signal indésirable, limitant l'intelligibilité d'un signal utile. Le bruit peut avoir plusieurs sources [04]:

- Sources externes (indépendants du signal propre) localisées à l'extérieur du système ;
- Sources internes (perturbation impulsionnelle, bruit de fond) liées à l'électronique du système.

### I.7. Différentes transmissions du bruit à travers une paroi

- Transmissions directes (TD) : Par les parois opaques (façade, séparatif, toiture et plancher).
- Transmissions parasites (TP) : Par certains points singuliers (entrées d'air, coffres de volets roulants, défauts d'exécution, etc...).
- Transmissions latérales (TL) : Par les parois liées à la façade, à la paroi séparative, à la terrasse ou au plancher.

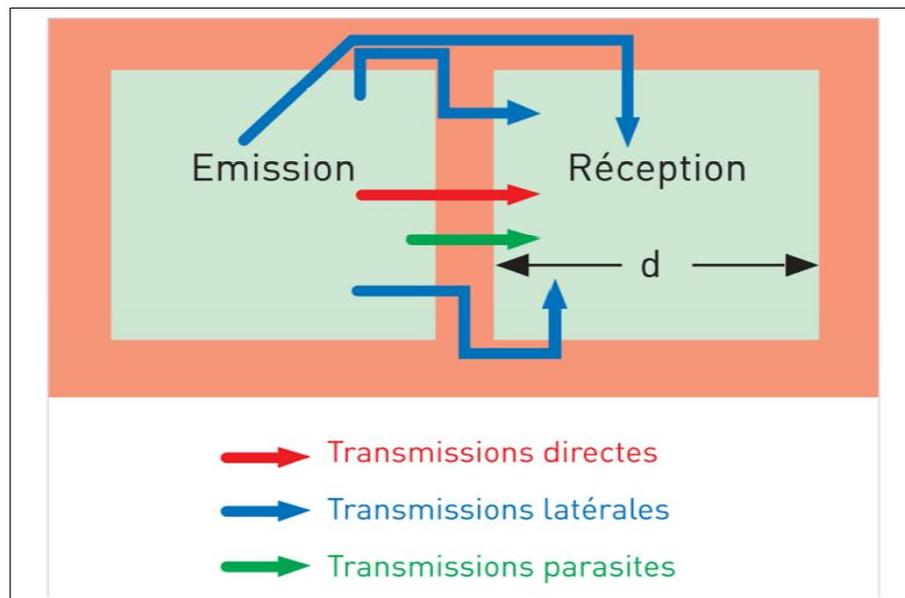


Figure I. 5 Voies de transmission du bruit dans un bâtiment.

### I.8. Couleurs de bruit

La couleur du bruit est un système de termes inscrivant les couleurs définies à certains types de signaux du bruit suivant l'analogie entre le spectre du signal d'un caractère arbitraire (ou précisément, de sa densité spectrale où en utilisant la langue mathématique, des paramètres de la distribution du processus aléatoire), et les spectres de couleurs différentes de la lumière visible.

Les correspondances des couleurs des différents types du signal du bruit sont déterminées à l'aide des graphiques (histogrammes) de la densité spectrale, c'est-à-dire, la distribution de puissance du signal sur les fréquences [05].

NB : dans notre travail nous nous intéressons uniquement au bruit blanc. Pour ce mémoire nous ne citons que le bruit blanc et le bruit rose.

### I.8.1. Bruit blanc

Le bruit blanc est un signal de valeur moyenne nulle. Son spectre en amplitude est constant, sa densité spectrale est constante. La fonction d'auto corrélation temporelle du bruit blanc est une impulsion de Dirac.

Pratiquement, un tel bruit blanc n'existe pas, mais on parlera du bruit blanc à chaque fois que le spectre de densité de puissance est constant à l'intérieur de la bande passante [04].

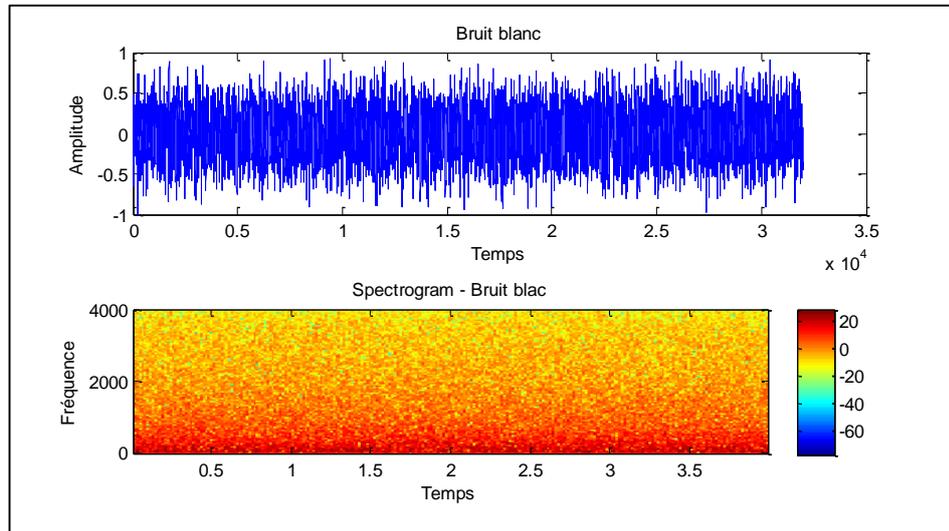


Figure I. 6 Bruit blanc avec son spectrogramme.

### I.8.2. Bruit rose

Un bruit rose est un bruit dont le spectre en amplitude est inversement proportionnel à la fréquence. En réalité, il s'agit d'un bruit blanc dont la densité spectrale de puissance est modélisée par une fonction porte de largeur  $2\nu_p$  [04].

( $\nu_p$ ) : Est la fréquence maximale du bruit rose.

La fonction d'auto corrélation du bruit rose est très étroite et centrée sur  $\tau = 0$

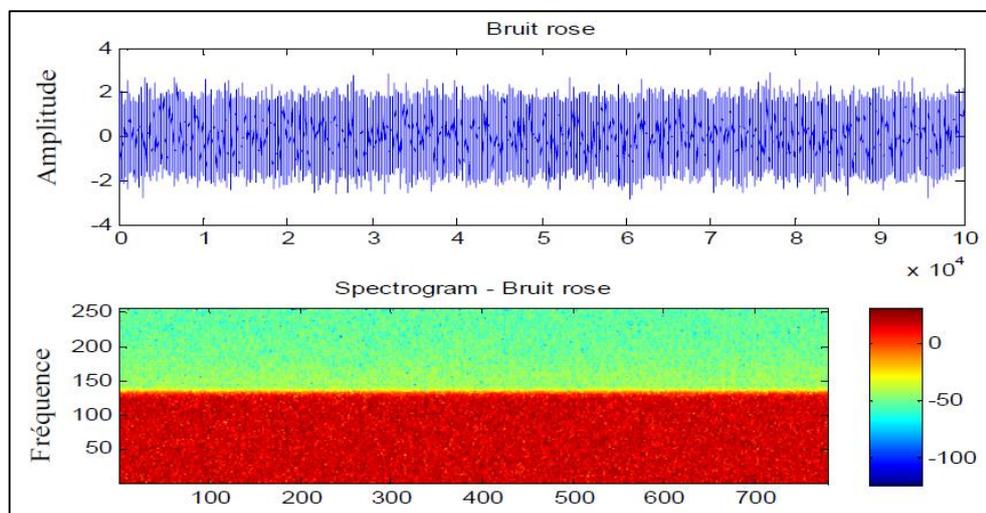
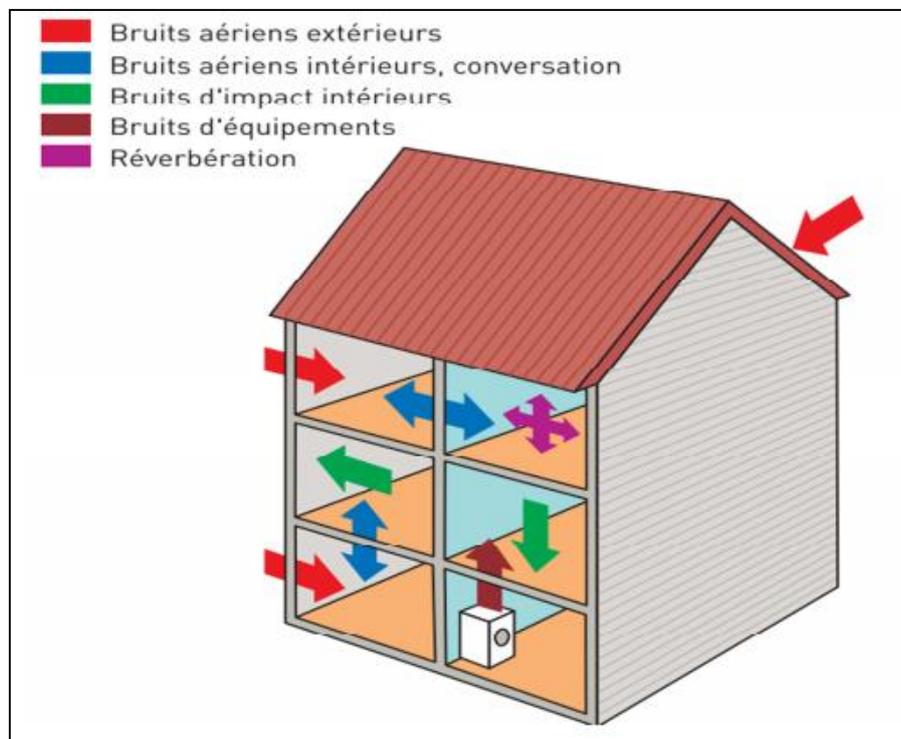


Figure I. 7 Bruit rose avec son spectrogramme.

### I.9. Divers types de bruit

Aux divers types de bruit sont associées des mesures; les termes suivants sont souvent employés [02]:

- Bruit aérien extérieur : Le bruit aérien extérieur est un bruit créé par le trafic routier ou ferroviaire ;
- Bruit aérien intérieur : Bruit créé par les conversations, la télévision, la chaîne hi-fi, etc... ;
- Bruit de choc sur le sol : C'est le bruit créé par le déplacement des personnes, des meubles, la chute d'objets ;
- Bruit d'équipement : Bruit créé par les ascenseurs, la robinetterie ;
- Bruit de voisinage : Bruit créé à l'extérieur par les activités ou les équipements.



**Figure I. 8** Schéma de principe des différents types de bruit dans les bâtiments.

### I.10. Bruit dans l'avion

Les avions sont des sources de bruit complexe. Donc, une variété de méthode de protection contre le bruit est utilisée autour des aéroports, y compris des méthodes techniques, opérationnelles et organisationnelles. Les principales sources du bruit sur un aéronef en vol sont l'unité de puissance et le bruit aérodynamique. [07]

Le bruit Aérodynamique devient particulièrement perceptible lors de l'approche d'atterrissage des avions à réaction lourds, lorsque les moteurs sont à faible poussée.

En général, les sources de bruit des avions sont classées en deux grandes catégories [13]:

- Le bruit moteur dans lequel on distingue :
  - ✓ Le bruit de jet lié à l'expulsion des gaz à l'arrière du moteur, ce qui génère des turbulences au contact de l'air ambiant ;
  - ✓ Le bruit des parties tournantes du moteur ;
  - ✓ Le bruit de combustion.
  
- Le bruit dit aérodynamique qui concerne les turbulences aérodynamiques autour de l'avion c'est-à-dire les mouvements d'air créés par les parties extérieurs (volets, trains d'atterrissage, etc....). Cette source de bruit est aussi importante que le bruit moteur, notamment en phase d'atterrissage [03].

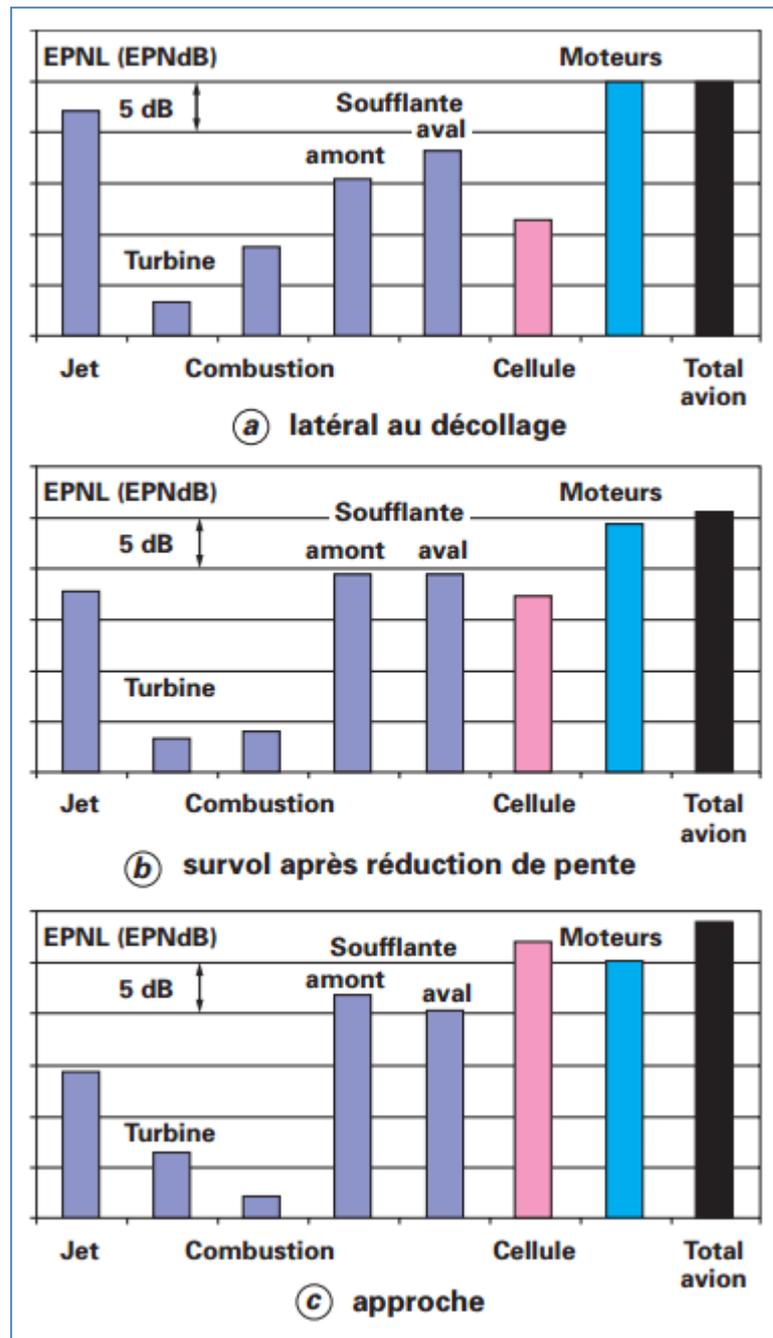
Le tableau I.2 présente une classification des sources de bruit des avions.

**Tableau I. 2** Classification des sources de bruit des avions.

Type d'aéronef		Les principales sources de bruit	
		Unité de puissance	La cellule
Avions ordinaires décollage et atterrissage	turboréacteur	tuyère d'éjection, la soufflante, bruit de combustion.	becs au bord d'attaque des ailes, volets au bord de fuite, train d'atterrissage, fuselage et turbulences des couches limites
	turbopropulseur	Hélice, arbre d'hélice, tuyère d'éjection.	
Avions court décollage et atterrissage	turboréacteur	la soufflante, tuyère d'éjection.	Interférence de jet avec les volets
	turbopropulseur	Hélice	
Avions supersonique		tuyère d'éjection	Interférence de flux avec la carcasse du moteur
Hélicoptères		Les pales du rotor principal, l'échappement du moteur	N'est pas important
Les aéronefs de l'aviation générale	turboréacteur	tuyère d'éjection, la soufflante	
	turbopropulseur	Hélice, tuyère d'éjection.	

En approche, c'est le bruit de cellule qui domine car les moteurs sont ralentis, alors que les dispositifs hypersustentateurs sont sortis (becs au bord d'attaque des ailes et volets au bord de fuite), ainsi que les trains d'atterrissage. L'émission globale des moteurs est cependant peu inférieure.

Dans les deux autres conditions de certification (décollage et survol), c'est le bruit des moteurs qui domine (Figure I.9) [06].



**Figure I. 9** Différentes sources de bruit sur un avion de type quadriréacteur long courrier.

### I.10.1. Bruit de jet

Le bruit de jet est dû à la génération de fortes turbulences dans la zone où les gaz chauds à haute pression éjectés de la tuyère du moteur se mélangent à l'air ambiant. Le bruit de jet est un bruit à large bande, sa directivité est maximale à l'arrière et il est fonction de  $D^2V^8$ ,  $D$  étant le diamètre de la tuyère et  $V$  la vitesse d'écoulement du jet. Le bruit de Jet a été fortement réduit dans les moteurs modernes à double flux, de grand diamètre et à basse vitesse d'éjection [07].

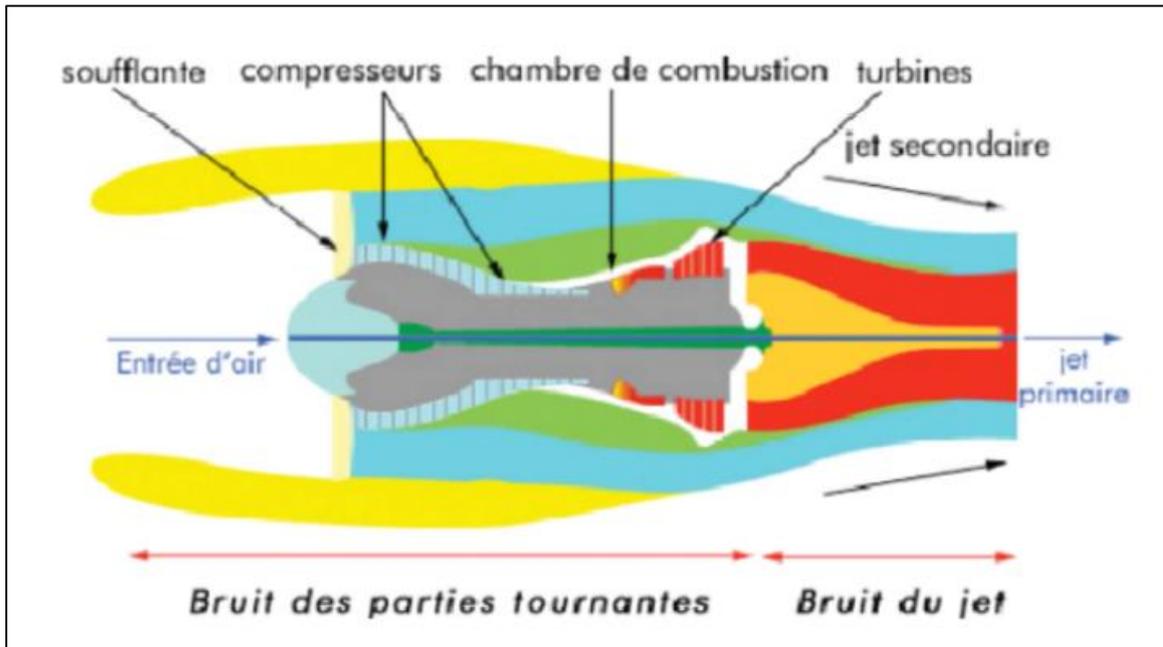


Figure I. 10 Évolution du bruit de jet.

### I.10.2. Bruit de la soufflante et de la turbine

La soufflante, le compresseur et la turbine d'un moteur d'avion génèrent du bruit tonal et à large bande. La tonalité de lame de passage et ses harmoniques pour des nombres de Mach subsonique résultant de l'interaction des champs de pression produite par l'écoulement dans les rangées d'aubes du rotor/stator.

Il y a plusieurs sons purs supplémentaires –bruit «buzz-saw» - qui accompagne le nombre de Mach supersonique associées à l'écoulement supersonique sur les pales et la formation d'ondes de choc. Ce dernier phénomène est typique pendant le décollage. Pour déterminer les caractéristiques acoustiques de la soufflante, du compresseur et de la turbine, il est nécessaire de tenir compte de la génération de bruit, la propagation du bruit dans la conduite et le rayonnement acoustique de l'avant, le rayonnement vers l'arrière à partir de la conduite de dérivation et le noyau du moteur [07].

### I.10.3. Bruit de la chambre de combustion

Le bruit est créé lors de la combustion de carburant dans la chambre de combustion du moteur. Les composantes de basse fréquence du bruit de combustion se propagent à travers les zones avec des fluctuations de température, par le saut de pression à la turbine, puis rayonnent à travers la tuyère d'échappement (bruit de base). (Par exemple, lors de l'approche de l'avion) [07].

### I.10.4. Bruit d'hélice

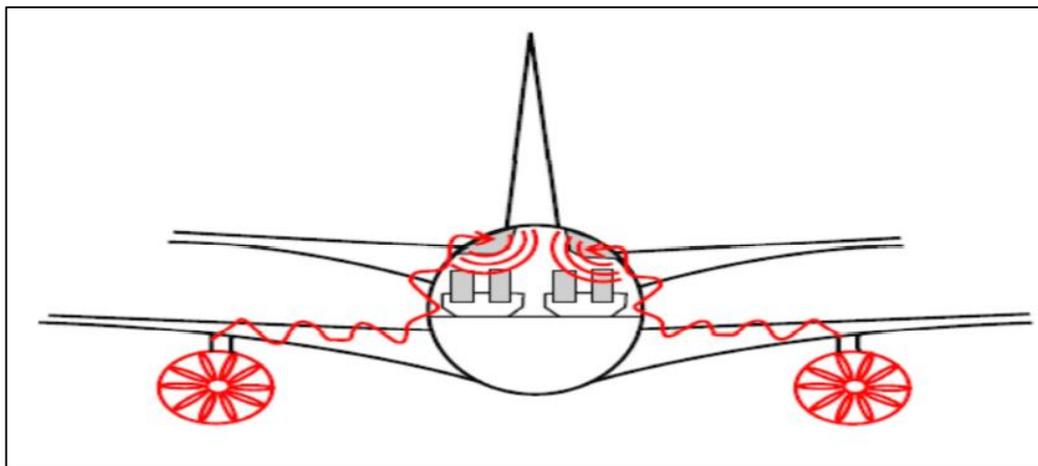
L'hélice est la source principale de bruit sur un turbopropulseur. Le bruit se fait par le déplacement périodique de volume d'air par la lame d'hélice qui tourne. Un spectre de bruit de l'hélice contient à la fois le bruit à large bande et harmonique. Le bruit harmonique a des composantes à des fréquences indiquées par :

$f_k = n \cdot z \cdot k$  (où  $k = 1, 2, \dots, n$  est la vitesse de rotation et  $z$  est le nombre de pales).

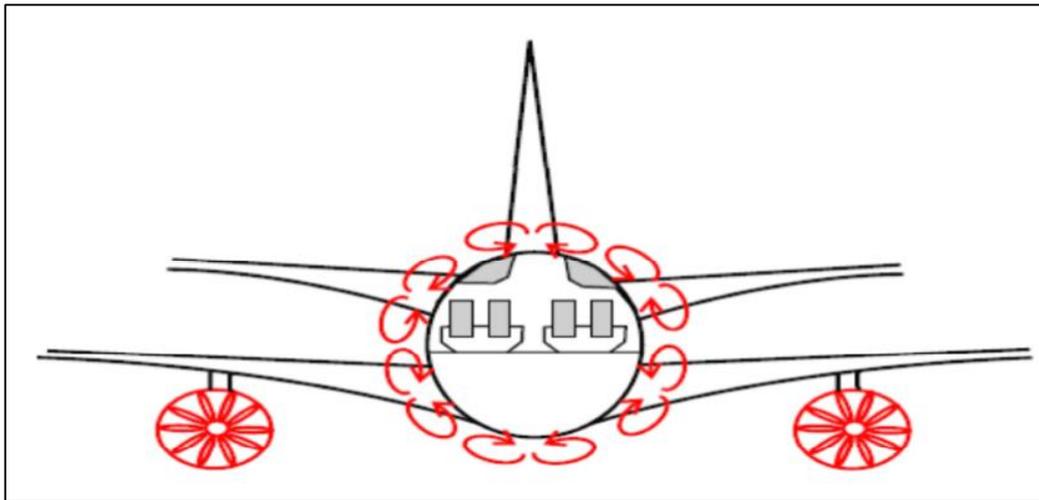
S'il n'y a qu'un petit nombre de pales et de vitesses de section de pale subsoniques, alors que le bruit est principalement déterminé par les deux ou trois premières harmoniques. Pour un tel propulseur, le niveau de bruit à large bande est inférieur au premier harmonique niveau d'environ  $10dB$  [07].

### I.10.5. Bruit de la cellule

Le bruit de la cellule est le résultat de bruit de plusieurs sources génératrices aérodynamiques sur l'aile, l'empennage horizontal et vertical, les volets, les becs, les trains d'atterrissage (Figure I.11 et Figure I.12) [07].



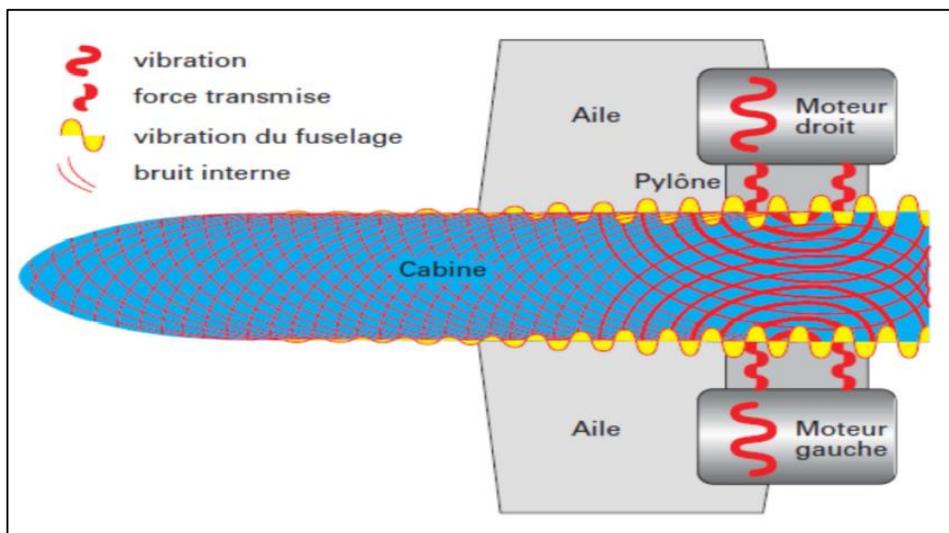
**Figure I. 11** Vibrations de la structure provoquées par le moteur.



**Figure I. 12** Bruit de la turbulence aérodynamique.

### I.11. Propagation de bruit dans l'avion

Une analyse antérieure basée en particulier sur les techniques d'imagerie acoustique de Metravib RDS avait démontré que la principale source de bruit était la transmission au fuselage des vibrations des deux moteurs et de son harmonique d'ordre 02, via les attaches des moteurs et les pylônes dans ce cas très courts (Figure I. 13) [08].



**Figure I. 13** Voies de transfert du bruit du moteur dans la cabine.

Dans le cas d'un avion à hélices tel que les avions turbopropulsés, le mode principal de génération de bruit dans la cabine est plus immatériel puisqu'il s'agit de la pression dynamique fluctuante du sillage de chaque pale d'hélice sur la tranche voisine du fuselage, qui se propage ensuite à la fois sous forme vibratoire et sous forme de bruit interne (Figure I.14). S'y ajoutent les contributions solidiennes par les ailes, ainsi que les vibrations des ailes et de la queue créées par le sillage direct des hélices. La majeure partie de l'énergie sonore indésirable est concentrée sur les trois ou quatre premières harmoniques du passage de pale [08].

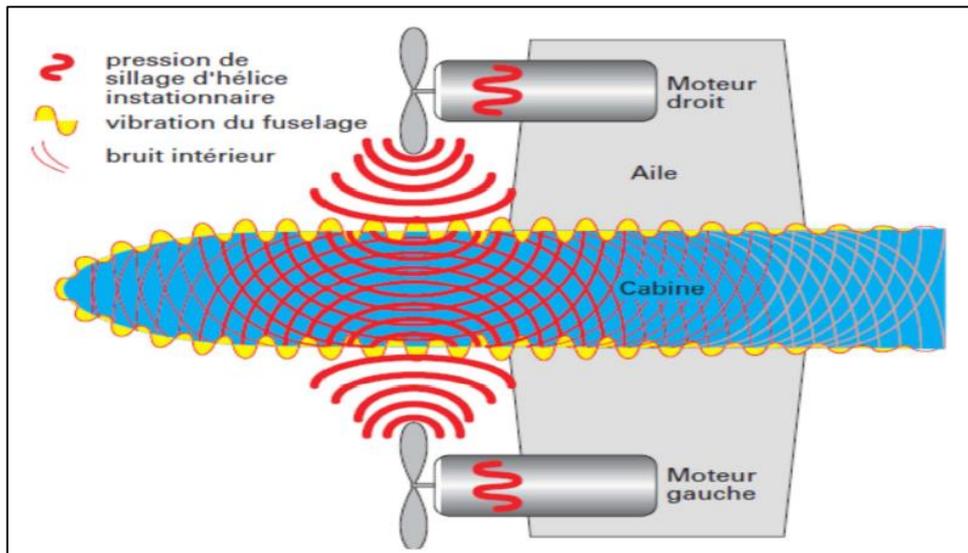


Figure I. 14 Voies de transfert du bruit des hélices dans la cabine.

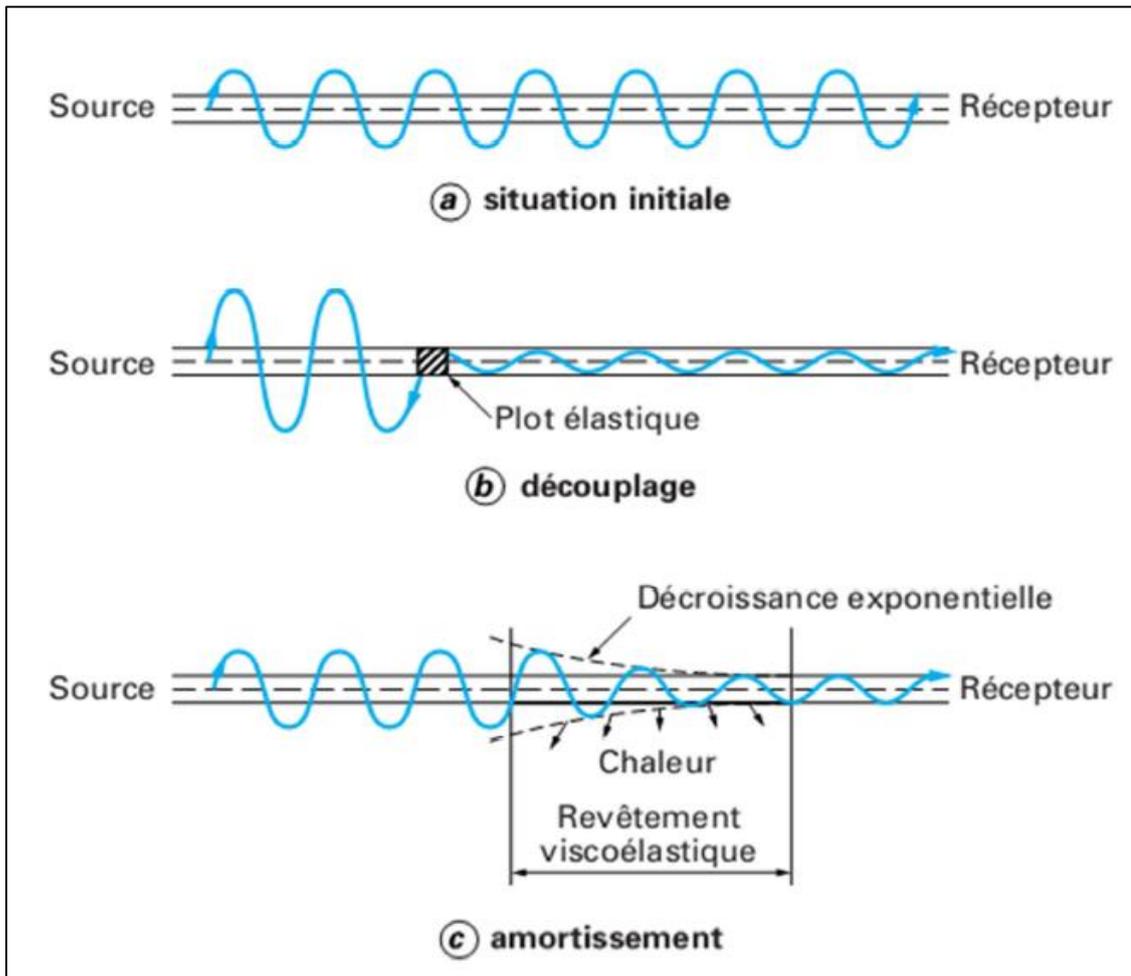
## I.12. Contrôles utilisés

### I.12.1. Contrôle passif

On entend généralement par contrôle passif des vibrations la stratégie qui consiste à introduire des dispositions constructives et des matériaux particuliers permettant de minimiser la transmission des bruits et des vibrations à l'environnement [08].

Il y a principalement deux types de contrôle passif (Figure I.15) :

- ✓ Le découplage (Figure I.15 b), ou isolation vibratoire, qui consiste à désorganiser la propagation des vibrations en alternant des milieux d'impédance mécanique très contrastée (d'où l'emploi fréquent d'élastomères qui constituent des interfaces molles relativement aux structures mécaniques traditionnelles) ;
- ✓ L'amortissement (Figure I.15 c), qui consiste à dissiper en chaleur, du fait d'une forte hystérésis du matériau, les ondes vibratoires qui le sollicitent. On utilise fréquemment des revêtements de matériaux dits viscoélastiques (là aussi, il s'agit le plus souvent d'élastomères) pour accroître sensiblement les capacités de dissipation intrinsèquement faibles des matériaux usuels.



**Figure I. 15** Contrôle passif des vibrations.

### I.12.2. Contrôle actif

Le concept de contrôle actif des vibrations est l'idée de bloquer la vibration en exerçant une vibration antagoniste créée artificiellement avec des propriétés en miroir, à tout instant, relativement à la vibration indésirable, pour rendre nulle leur somme vectorielle.

L'espérance de performance est donc illimitée, puisqu'en théorie, la vibration initiale pourrait être totalement annulée. Cette performance a un coût puisqu'il faut cette fois fournir de l'énergie pour contrôler les vibrations initiales du système que l'on contrôle activement.

On accroît dès lors l'énergie vibratoire de la structure en amont du contrôle, en principe du double :  $1 - 1 = 0$  en aval implique  $1 + 1 = 2$  en amont dans un schéma d'ondes progressives (Figure I.16) [08].

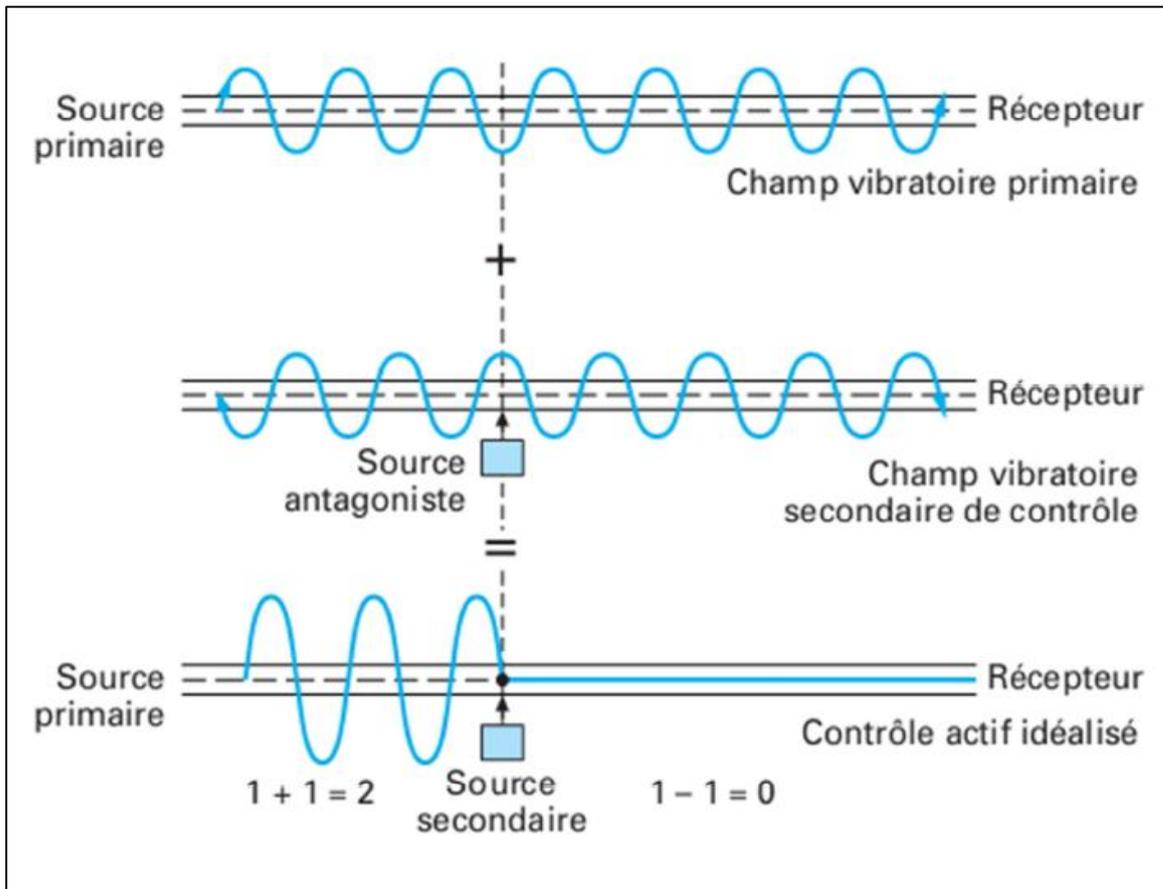


Figure I. 16 Contrôle actif des vibrations.

Les applications du contrôle actif sont nombreuses dans l'industrie aéronautique et peuvent être classées selon divers critères :

- Le type de contrôle actif, qui peut être acoustique, vibro-acoustique ou vibratoire ;
- Le type d'avion concerné, à hélice ou à réaction ;
- Le but du contrôle : réduction du bruit dans la cabine (localement, au niveau des passagers, ou dans toute la cabine) ou du bruit émis par l'avion dans l'environnement [11].

### I.13. Conclusion

Le but de notre étude est de réduire le bruit de communication causé par les différentes parties d'un avion. Alors qu'un silencieux de jet diminue certainement le bruit émis mais aussi la poussée du réacteur (typiquement, perte de 1 % de rendement par gain de 2 dB). Des solutions pour retrouver les performances initiales consisteraient soit à embarquer moins de passagers ou de fret (ce qui est exclu par les compagnies aériennes), soit à augmenter la puissance fournie aux moteurs (la consommation de kérosène serait supérieure). Donc on a pensé à une technique de rehaussement de la parole qui permet de filtrer le bruit et d'envoyer le message de communication entre pilote-contrôleur et pilote-passagers, et c'est ce qu'on va présenter dans les trois chapitres suivants.

## Chapitre II FILTRAGES ET ALGORITHMES ADAPTATIFS

### II.1. Introduction

Dans ce chapitre nous allons aborder le problème du perfectionnement d'intelligibilité de la parole par des algorithmes de filtrage adaptatif. Les deux structures appelées réursive (Backward) et directe (Forward) sont des structures de séparation intensivement employées dans les secteurs de séparation de source et de la parole.

Ensuite nous citons quelques algorithmes de filtrage adaptatif utilisés dans le rehaussement du signal utile, leur développement mathématique et leur condition de stabilité.

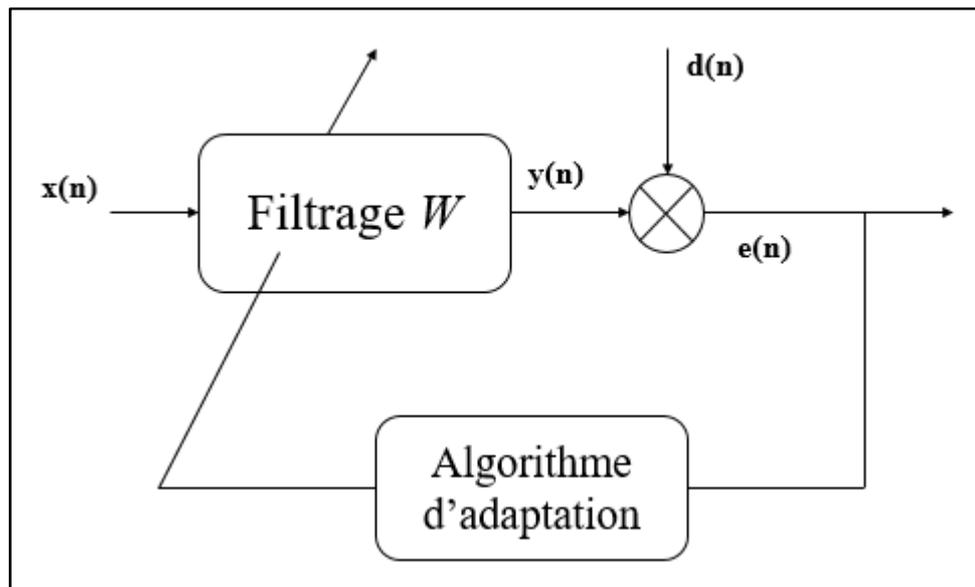
### II.2. Filtrage numérique

On appelle « filtre numérique » un système utilisé pour modifier la distribution fréquentielle d'un signal numérique selon des spécifications données. Un filtre numérique peut être vu comme un procédé de calcul permettant de transformer un signal numérique d'entrée (séquence de nombres) en un signal numérique de sortie (seconde séquence de nombres) pour obtenir la modification voulue du signal. Le problème du filtrage numérique consiste donc à déterminer l'équation régissant cette transformation des signaux numériques qui d'une part doit représenter la réponse fréquentielle spécifiée et d'autre part peut être effectivement réalisée. La transformation peut être implantée sous forme de logiciel (algorithme) ou matériel (circuits électroniques) [09].

Les filtres numériques sont, pour les signaux échantillonnés, les équivalents des filtres analogiques pour les signaux continus. En raison du développement des circuits intégrés rapides, les filtres numériques deviennent plus intéressants que les filtres analogiques en apportant de nombreux avantages: précision, fiabilité, stabilité, adaptabilité et facilité de commande.

### II.3. Filtrage adaptatif

Un filtre adaptatif est un filtre numérique dont les coefficients se modifient eux-mêmes en fonction des signaux extérieurs. Il est utilisé chaque fois qu'un environnement est mal connu ou changeant, ou pour supprimer des perturbations situées dans le domaine des fréquences du signal utile, ce que les filtres classiques ne peuvent pas faire, Il est constitué de deux parties distinctes (Figure I.1) [10].



**Figure II. 1** Schéma général d'un système de filtrage adaptatif.

Le rôle primordial d'un filtre adaptatif est d'ajuster un vecteur de paramètre  $W$  pour un objectif bien défini (minimisation de l'EQM : erreur quadratique moyenne).

La technique de filtrage adaptatif se décompose classiquement en deux étapes [10] :

- Une étape de filtrage qui permet d'obtenir une estimation du signal inconnu en convolant le signal d'entrée  $x(n)$  avec les coefficients du filtre adaptatif  $W$ . L'erreur d'estimation  $e(n) = d(n) - y(n)$  est ensuite utilisée dans la partie adaptation pour la mise à jour des coefficients des filtres ;
- Une étape d'adaptation qui permet d'ajuster les coefficients du filtre adaptatif  $W$  suivant un algorithme donné.

#### II.4. Mélange convolutif des signaux

La classe générale des mélanges convolutifs tient compte de la déformation du signal propagé et le modélise par un filtrage entre la source et l'observation, ce qui s'écrit mathématiquement sous la forme d'une convolution.

On prend par exemple le cas le plus simple, deux microphones, une source de parole (locuteur) se situe près du 1<sup>er</sup> microphone, l'autre source de perturbation (un bruit) est près du 2<sup>ème</sup> microphone. A la sortie des microphones, on observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu (Figure II.1).

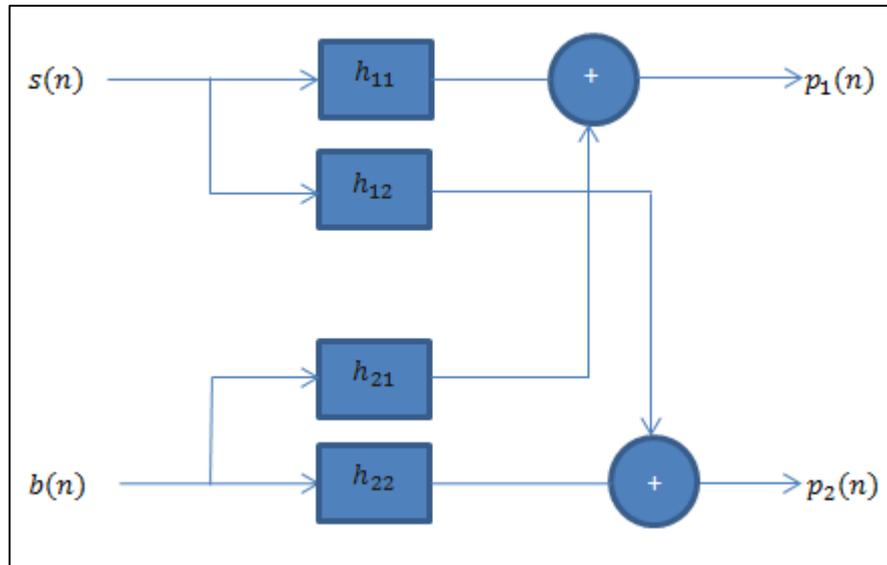
En général, c'est un mélange convolutif des signaux à large bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones, des sources, et des caractéristiques de la salle. Les équations du mélange s'écrivent donc :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \quad (2. 1)$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \quad (2. 2)$$

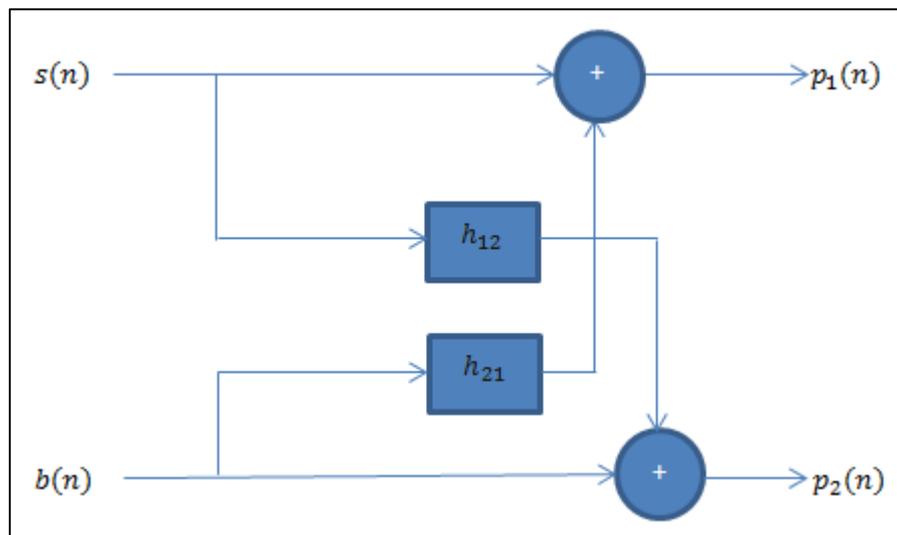
Où :

- $h_{11}$  et  $h_{22}$  représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage.
- $h_{21}$  et  $h_{12}$  représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux.
- $s(n)$  est le signal parole.
- $b(n)$  est le signal de bruit.
- $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  représentent les deux signaux de la sortie du mélange.



**Figure II. 2** Structure du mélange convolutif complet.

On suppose que la source  $s(n)$  plus proche de la sortie  $p_2(n)$  c.à.d que  $h_{11}$  n'existe pas ( $h_{11}$  c'est une impulsion  $\delta(n)$ ), pour  $h_{22}$  c'est la même chose ( $h_{22} = h_{11} = \delta(n)$ ) donc la structure devient comme suit (Figure II.2).



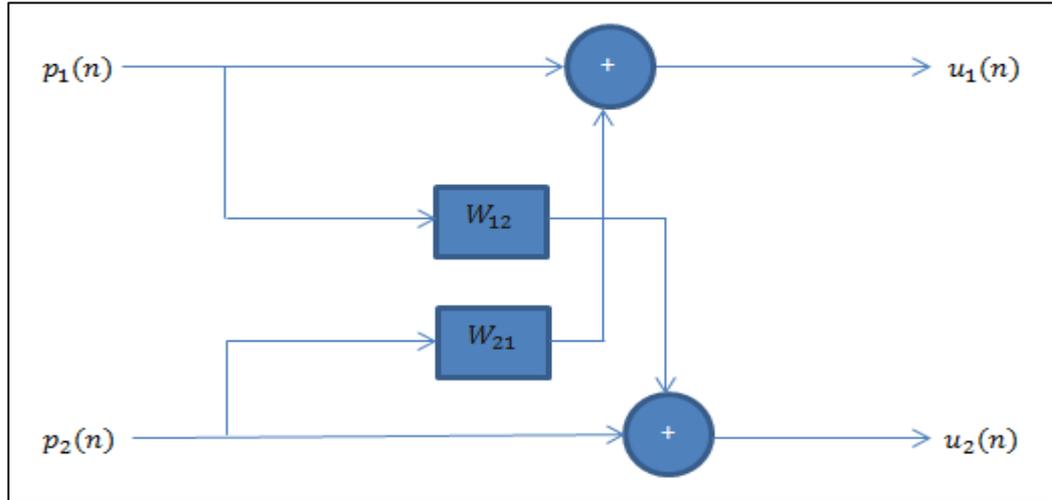
**Figure II. 3** Structure du mélange convolutif.

## II.5. La séparation aveugle de sources

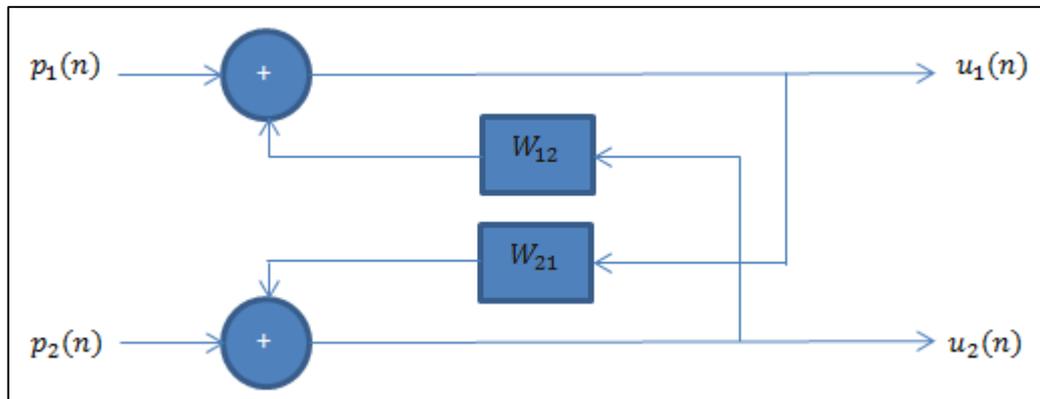
La séparation aveugle de sources (SAS) est un problème général en traitement du signal, dont le principe consiste à retrouver un ensemble de signaux inobservables dits

signaux sources ( $\mathbf{u}_1(n)$  et  $\mathbf{u}_2(n)$ ), à partir d'un ensemble des signaux observables dits observations  $\mathbf{p}_1(n)$  et  $\mathbf{p}_2(n)$ . Ces observations sont souvent des mélanges de ces sources et proviennent de capteurs. Nous pouvons observer sur chaque capteur, la sortie d'un système réalisant le mélange des signaux sources. La nature du mélange et le milieu de propagation de ces sources sont généralement inconnus. Aucune information n'est donc disponible sur les sources ni sur les mélanges.

Le système de séparation devra réaliser une combinaison linéaire convolutive à partir de deux structures bien connues se représentent respectivement dans la figures II. 4 et la figure II. 5.



**Figure II. 4** Structure symétrique directe « Forward ».



**Figure II. 5** Structure symétrique récursive « Backward ».

Les sorties de la structure du mélange direct de la figure II.3

$$\mathbf{p}_1(n) = \mathbf{s}(n) + \mathbf{b}(n) * \mathbf{h}_{21}(n) \quad (2.3)$$

$$\mathbf{p}_2(n) = \mathbf{b}(n) + \mathbf{s}(n) * \mathbf{h}_{12}(n) \quad (2.4)$$

Et les sorties  $\mathbf{u}_1(n)$  et  $\mathbf{u}_2(n)$  de la structure de séparation des sources directe qui s'est présenté par la figure II.4 sont données par les équations (2.5) et (2.6) :

$$\mathbf{u}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{p}_2(n) * \mathbf{w}_{21}(n) \quad (2.5)$$

$$\mathbf{u}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{p}_1(n) * \mathbf{w}_{12}(n) \quad (2.6)$$

En remplaçant les expressions  $\mathbf{p}_1(n)$  et  $\mathbf{p}_2(n)$  dans les expressions de  $\mathbf{u}_1(n)$  et  $\mathbf{u}_2(n)$ , nous trouvons :

$$\mathbf{u}_1(n) = \mathbf{b}(n) * [\mathbf{h}_{21}(n) - \mathbf{w}_{21}(n)] + \mathbf{s}(n) * [\delta(n) - \mathbf{h}_{12}(n) * \mathbf{w}_{21}(n)] \quad (2.7)$$

$$\mathbf{u}_2(n) = \mathbf{s}(n) * [\mathbf{h}_{12}(n) - \mathbf{w}_{12}(n)] + \mathbf{b}(n) * [\delta(n) - \mathbf{h}_{21}(n) * \mathbf{w}_{12}(n)] \quad (2.8)$$

En utilisant l'hypothèse d'optimalité pour les deux filtres adaptatifs

( $\mathbf{W}_{21}^{opt} = \mathbf{h}_{21}$  et  $\mathbf{W}_{12}^{opt} = \mathbf{h}_{12}$ ), On obtient les sorties  $\mathbf{u}_1(n)$  et  $\mathbf{u}_2(n)$  selon les deux expressions suivantes :

$$\mathbf{u}_1(n) = \mathbf{s}(n) * [\delta(n) - \mathbf{h}_{12}(n) * \mathbf{h}_{21}(n)] \quad (2.9)$$

$$\mathbf{u}_2(n) = \mathbf{b}(n) * [\delta(n) - \mathbf{h}_{21}(n) * \mathbf{h}_{12}(n)] \quad (2.10)$$

Nous notons que les solutions optimales des filtres adaptatifs sont obtenues en utilisant les critères du minimum de l'erreur quadratique moyenne (MMSE ou bien EQMM).

## II.6. Algorithme du gradient stochastique (Least Mean Square – LMS)

L'algorithme LMS est un algorithme de recherche dans lequel une simplification du calcul du vecteur du gradient est rendue possible en modifiant convenablement la fonction objective. L'algorithme LMS, aussi bien que d'autre liés à celui-ci, est employé couramment dans divers applications du filtrage adaptatif dues à simplicité informatique. Les caractéristiques de convergence de l'algorithme LMS sont examinés afin d'établir un intervalle de valeurs pour le facteur de convergence qui garantira la stabilité [11].

La vitesse de convergence de LMS s'avère dépendante du choix du pas d'adaptation. Selon les études effectuées, le choix du pas d'adaptation est primordial pour le bon fonctionnement du LMS. Afin de trouver un compromis entre la vitesse de convergence et la performance de l'algorithme, certains algorithmes sont développés avec un pas variables [12].

### II.6.1. Résumé de l'algorithme LMS

Calcul de la sortie du filtre:

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.11)$$

Calcul du signal d'erreur:

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{y}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.12)$$

Mise à jour du filtre:

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu\mathbf{x}(n)\mathbf{e}(n) \quad (2.13)$$

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

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

### II.7. Algorithme LMS normalisé (Normalized LMS – NLMS)

Pour des signaux non stationnaires (l'énergie du signal  $\mathbf{x}(n)$  varie avec le temps), l'algorithme LMS aura du mal à fonctionner correctement puisque  $\mu$  est constant.

L'algorithme LMS normalisé (Normalized LMS – NLMS) est créé pour remédier ce problème en minimisant la fonction coût suivante:4

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.14)$$

Avec la contrainte:

$$\mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) = \mathbf{d}(n) \quad (2.15)$$

Cela revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour  $\mathbf{x}(n)$ .

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange. En effet, on cherchera à minimiser par rapport à  $\mathbf{w}(n+1)$  :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 + \lambda[\mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n)] \quad (2.16)$$

Où  $\lambda$  est le multiplieur de Lagrange. On obtient :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n+1)} = 2[\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)] - \lambda \mathbf{x}(n) \quad (2.17)$$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n+1)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.18)$$

Soit

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}(n) \quad (2.19)$$

Or, d'après la contrainte de l'équation (2.15):

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) + \frac{\lambda}{2} \mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.20)$$

Ce qui donne :

$$\lambda = \frac{2e(n)}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \quad (2.21)$$

Finalement, on obtient l'algorithme NLMS en remplaçant l'équation (2.21) dans l'équation (2.19):

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)e(n) \quad (2.22)$$

En pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit un facteur positif  $\alpha$  où ( $0 < \alpha < 2$ ) :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \mathbf{x}(n)\mathbf{e}(n) \quad (2.23)$$

En fait, pour  $L$  assez grand et pour un signal stationnaire, on a:

$$\frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} = \frac{\alpha}{\sum_{l=0}^{L-1} x^2(n-l)} \quad (2.24)$$

$$\frac{\alpha}{\mathbf{x}^T(n)\mathbf{x}(n)} \approx \frac{\alpha}{L\sigma_x^2} = \mu \quad (2.25)$$

Qui est le pas d'adaptation du LMS.

Pour éviter des difficultés numériques (division par des petits nombres) quand l'énergie du signal d'entrée est petite, on modifie l'algorithme comme suit:

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

Où  $\delta > 0$  est un paramètre de régularisation.

Concernant la stabilité de l'algorithme NLMS, on suppose que  $\delta = 0$ . L'erreur du signal :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) \quad (2.27)$$

Est aussi appelée erreur *a priori* car elle utilise les coefficients du filtre avant la mise à jour. L'erreur *a posteriori* est définie par:

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n) \quad (2.28)$$

Et se calcule une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme peut être considéré comme stable si la valeur absolue de l'erreur *a posteriori* est plus petite que celle de l'erreur *a priori*, ce qui est logique puisque  $\boldsymbol{\epsilon}(n)$  exploite davantage d'informations.

En remplaçant l'équation du NLMS (2.23) dans l'équation (2.28) de l'erreur *a posteriori*, on obtient:

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{w}^T(n)\mathbf{x}(n) - \alpha\mathbf{e}(n) \quad (2.29)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \mathbf{e}(n)[1 - \alpha] \quad (2.30)$$

Donc :

$$|\boldsymbol{\epsilon}(n)| < |\mathbf{e}(n)| \quad (2.31)$$

$$|\mathbf{e}(n)[1 - \alpha]| < |\mathbf{e}(n)| \quad (2.32)$$

$$|1 - \alpha| < 1 \quad (2.33)$$

$$0 < \alpha < 2 \quad (2.34)$$

Qui est la condition de stabilité de l'algorithme NLMS.

## II.8. Algorithme LMS normalisé double (Double Normalized LMS – DNLMS)

Nous allons développer le NLMS en double voies en minimisant la fonction coût suivante:

$$J_1(n) = \|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|^2 \quad (2.35)$$

$$J_2(n) = \|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|^2 \quad (2.36)$$

Avec les contraintes:

$$\mathbf{w}_{12}^T(n+1)\mathbf{p}_1(n) = \mathbf{p}_2(n) \quad (2.37)$$

$$\mathbf{w}_{21}^T(n+1)\mathbf{p}_2(n) = \mathbf{p}_1(n) \quad (2.38)$$

Celà revient à minimiser la mise à jour des coefficients du filtre tout en minimisant le signal d'erreur pour  $\mathbf{p}_1(n)$  et  $\mathbf{p}_2(n)$  :

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange. En effet, on cherchera à minimiser par rapport à  $\mathbf{w}_{12}(n+1)$  et  $\mathbf{w}_{21}(n+1)$  :

$$J_1(n) = \|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|^2 + \lambda[\mathbf{p}_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n+1)\mathbf{p}_1(n)] \quad (2.39)$$

$$J_2(n) = \|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|^2 + \beta[\mathbf{p}_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n+1)\mathbf{p}_2(n)] \quad (2.40)$$

Où  $\lambda$  et  $\beta$  sont les multiplieurs de Lagrange. On obtient :

$$\frac{\partial J_1(n)}{\partial \mathbf{w}_{12}(n+1)} = 2[\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)] - \lambda\mathbf{p}_1(n) \quad (2.41)$$

$$\frac{\partial J_1(n)}{\partial \mathbf{w}_{12}(n+1)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.42)$$

$$\frac{\partial J_2(n)}{\partial \mathbf{w}_{21}(n+1)} = 2[\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)] - \beta\mathbf{p}_2(n) \quad (2.43)$$

$$\frac{\partial J_2(n)}{\partial \mathbf{w}_{21}(n+1)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.44)$$

Soit

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{p}_1(n) \quad (2.45)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{\beta}{2}\mathbf{p}_2(n) \quad (2.46)$$

Or, d'après les contraintes données par les équations (2.37) et (2.38):

$$\mathbf{p}_2(n) = \mathbf{w}_{12}^T(n)\mathbf{p}_1(n) + \frac{\lambda}{2}\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n) \quad (2.47)$$

$$\mathbf{p}_1(n) = \mathbf{w}_{21}^T(n)\mathbf{p}_2(n) + \frac{\beta}{2}\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n) \quad (2.48)$$

Ce qui donne :

$$\lambda = \frac{2\mathbf{e}_2(n)}{\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n)} \quad (2.49)$$

$$\beta = \frac{2\mathbf{e}_1(n)}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)} \quad (2.50)$$

Finalement, on obtient l'algorithme DNLMS en remplaçant les équations (2.49) et (2.50) dans les équations (2.45) et (2.46):

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{1}{\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n)} \mathbf{p}_1(n) \mathbf{e}_2(n) \quad (2.51)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{1}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)} \mathbf{p}_2(n) \mathbf{e}_1(n) \quad (2.52)$$

En pratique, pour mieux contrôler la mise à jour des coefficients du filtre, on introduit deux facteurs positifs  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  où  $(0 < (\alpha_1, \alpha_2) < 2)$  :

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{\alpha_1}{\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n)} \mathbf{p}_1(n) \mathbf{e}_2(n) \quad (2.53)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{\alpha_2}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)} \mathbf{p}_2(n) \mathbf{e}_1(n) \quad (2.54)$$

En fait, pour  $L$  assez grand et pour un signal stationnaire, on a:

$$\frac{\alpha_1}{\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n)} = \frac{\alpha_1}{\sum_{l=0}^{L-1} \mathbf{p}_1^2(n-l)} \quad (2.55)$$

$$\frac{\alpha_2}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)} = \frac{\alpha_2}{\sum_{l=0}^{L-1} \mathbf{p}_2^2(n-l)} \quad (2.56)$$

$$\frac{\alpha_1}{\mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n)} \approx \frac{\alpha_1}{L\sigma_x^2} = \mu_1 \quad (2.57)$$

$$\frac{\alpha_2}{\mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)} \approx \frac{\alpha_2}{L\sigma_x^2} = \mu_2 \quad (2.58)$$

$\mu_1$  et  $\mu_2$  sont les deux pas d'adaptation du DNLMS.

Pour éviter des difficultés numériques (division par des petits nombres) quand l'énergie des signaux des entrées est petite, on modifie l'algorithme comme suit:

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{\alpha_1}{\delta_1 + \mathbf{p}_1^T(n)\mathbf{p}_1(n)} \mathbf{p}_1(n) \mathbf{e}_2(n) \quad (2.59)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{\alpha_2}{\delta_2 + \mathbf{p}_2^T(n)\mathbf{p}_2(n)} \mathbf{p}_2(n) \mathbf{e}_1(n) \quad (2.60)$$

Où  $\delta_1 > 0$  et  $\delta_2 > 0$  sont des paramètres de régularisation.

Concernant la stabilité de l'algorithme DNLMS, on suppose que  $\delta_1 = \delta_2 = 0$ . L'erreur du signal :

$$\mathbf{e}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n)\mathbf{p}_1(n) \quad (2.61)$$

$$\mathbf{e}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n)\mathbf{p}_2(n) \quad (2.62)$$

Est aussi appelée erreur *a priori* car elle utilise les coefficients du filtre avant la mise à jour. L'erreur *a posteriori* est définie par:

$$\boldsymbol{\epsilon}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n+1)\mathbf{p}_1(n) \quad (2.63)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n+1)\mathbf{p}_2(n) \quad (2.64)$$

Et se calculent une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme peut être considéré comme stable si la valeur absolue de l'erreur *a posteriori* est plus petite que celle de l'erreur *a priori*, ce qui est logique puisque  $\boldsymbol{\epsilon}(n)$  exploite davantage d'informations.

En remplaçant les équations du DNLMS (2.53) et (2.54) dans les équations des erreurs *a posteriori*, (2.63) et (2.64) on obtient :

$$\boldsymbol{\epsilon}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{w}_{12}^T(n)\mathbf{p}_1(n) - \alpha_1 \mathbf{e}_2(n) \quad (2.65)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{w}_{21}^T(n)\mathbf{p}_2(n) - \alpha_2 \mathbf{e}_1(n) \quad (2.66)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_2(n) = \mathbf{e}_2(n)[1 - \alpha_1] \quad (2.67)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_1(n) = \mathbf{e}_1(n)[1 - \alpha_2] \quad (2.68)$$

Donc :

$$|\boldsymbol{\epsilon}_1(n)| < |\mathbf{e}_1(n)| \quad (2.69)$$

$$|\boldsymbol{\epsilon}_2(n)| < |\mathbf{e}_2(n)| \quad (2.70)$$

$$|\mathbf{e}_1(n)[1 - \alpha_2]| < |\mathbf{e}_1(n)| \quad (2.71)$$

$$|\mathbf{e}_2(n)[1 - \alpha_1]| < |\mathbf{e}_2(n)| \quad (2.72)$$

$$|1 - \alpha_2| < 1 \quad (2.73)$$

$$|1 - \alpha_1| < 1 \quad (2.74)$$

$$0 < \alpha_2 < 2 \quad (2.75)$$

$$0 < \alpha_1 < 2 \quad (2.76)$$

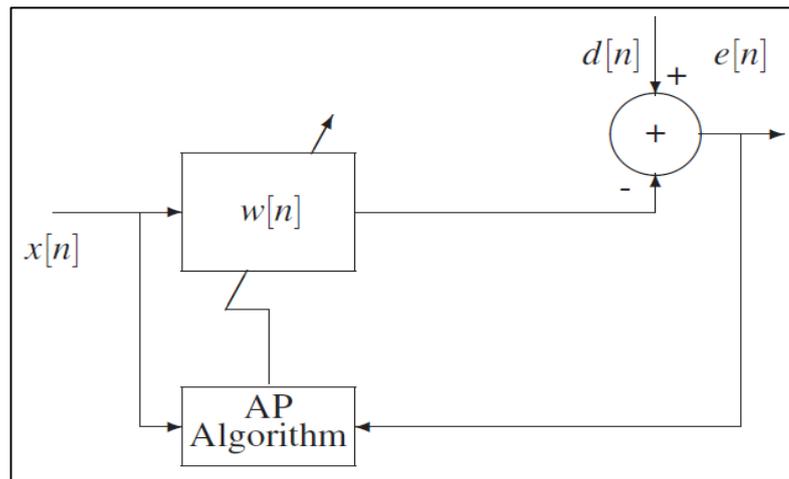
Qui sont les conditions de stabilité de l'algorithme DNLMS.

## II.9. Algorithme de projection affine (APA)

L'algorithme de projection affine (APA) englobe une famille des algorithmes configurables conçus pour améliorer la performance des algorithmes adaptatifs. Le cout de calcul de l'algorithme de projection affine (APA) dépend largement de l'ordre de projection, qui à son tour conditionne la vitesse de convergence. Ainsi, la vitesse élevée de convergence implique généralement un cout de calcul élevé.

Les algorithmes de projection affine (APA) ont été développés pour avoir une convergence plus rapide comparée au LMS.

L'algorithme de projection affine (APA) est une généralisation de l'algorithme NLMS.



**Figure II. 6** Filtre adaptatif et signaux utilisé par l'algorithme de projection affine.

Soit la matrice de dimension  $L \times P$  suivante :

$$\mathbf{X}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-P+1)] \quad (2.77)$$

Contenant les  $P$  vecteurs les plus récent du signal d'entrée  $x(n)$ . Soit le vecteur de longueur  $P$  suivant :

$$\mathbf{d}(n) = [d(n) \quad d(n-1) \quad \dots \quad d(n-P+1)]^T \quad (2.78)$$

Dont les éléments sont les  $P$  derniers échantillons du signal désiré  $\mathbf{d}(n)$

L'APA est obtenue en minimisant la fonction cout suivante :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 \quad (2.79)$$

Avec les  $P$  contraintes :

$$\mathbf{w}^T(n+1)\mathbf{x}(n-p) = d(n-p) \quad , p = 0, 1, \dots, P-1 \quad (2.80)$$

Ces contraintes peuvent s'écrire sous forme vectorielle :

$$\mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{d}(n) \quad (2.81)$$

La solution de ce problème est obtenue en utilisant la technique des multiplieurs de Lagrange. En effet, on cherchera à minimiser par rapport à  $w(n+1)$  :

$$J(n) = \|\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)\|^2 + \lambda^T [d(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1)] \quad (2.82)$$

Où  $\lambda = [\lambda_0 \ \lambda_1 \ \dots \ \lambda_{p-1}]^T$  est le vecteur multiplieur de Lagrange.

On obtient :

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n+1)} = 2[\mathbf{w}(n+1) - \mathbf{w}(n)] - \mathbf{X}(n)\lambda \quad (2.83)$$

$$\frac{\partial J(n)}{\partial \mathbf{w}(n+1)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (2.84)$$

Soit

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{X}(n)\lambda \quad (2.85)$$

Or, d'après les contraintes :

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n+1) \quad (2.86)$$

$$\mathbf{d}(n) = \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)\lambda \quad (2.87)$$

Ce qui donne :

$$\lambda = 2[\mathbf{X}^T(n) \ \mathbf{X}(n)]^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (2.88)$$

Où

$$\mathbf{e}(n) = [e(n) \ e(n-1) \ \dots \ e(n-P+1)]^T \quad (2.89)$$

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n) \quad (2.90)$$

Est le vecteur d'erreur *a priori*.

Finalement, l'APA est :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{X}(n)\lambda \quad (2.91)$$

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mathbf{X}(n)[\mathbf{X}^T \ \mathbf{X}(n)]^{-1}\mathbf{e}(n) \quad (2.92)$$

En remplaçant  $\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n)\mathbf{w}(n)$  dans l'équation du filtre (2.92), l'APA peut encore s'écrire :

$$\mathbf{w}(n+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{P}(n)]\mathbf{w}(n) + \mathbf{X}(n)[\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)]^{-1}\mathbf{d}(n) \quad (2.93)$$

Où

$$\mathbf{P}(n) = \mathbf{X}(n)[\mathbf{X}^T(n)\mathbf{X}(n)]^{-1}\mathbf{X}^T(n) \quad (2.94)$$

Est une matrice de projection.

On propose de modifier légèrement l'algorithme comme on l'a fait pour le NLMS :

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n) [\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^T(n) \mathbf{X}(n)]^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (2.95)$$

Où  $0 < \alpha < 2$  et  $\delta$  est un de régularisation. On peut facilement vérifier que pour  $P = 1$ , on obtient l'algorithme NLMS.

### II.9.1. Condition de stabilité

Pour simplifier, on suppose que  $\delta = 0$ .

On définit le vecteur erreur *a posteriori* :

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = \mathbf{d}(n) - \mathbf{X}^T(n) \mathbf{w}(n+1) \quad (2.96)$$

Et se calcule une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme peut être considéré comme stable si :

$$\boldsymbol{\epsilon}^T(n) \boldsymbol{\epsilon}(n) < \mathbf{e}^T(n) \mathbf{e}(n) \quad (2.97)$$

On peut facilement voir que :

$$\boldsymbol{\epsilon}(n) = (1 - \alpha) \mathbf{e}(n) \quad (2.98)$$

Dans ce cas, l'équation (2.97) devient :

$$(1 - \alpha)^2 < 1 \quad (2.99)$$

Et la condition de stabilité est :

$$0 < \alpha < 2 \quad (2.100)$$

Qui est identique à celle obtenue pour l'algorithme NLMS.

### II.9.2. Résumé de l'APA pour des données complexes

Calcul du vecteur de sortie du filtre :

$$\mathbf{y}(n) = \mathbf{X}^H(n) \mathbf{w}(n) \quad (2.101)$$

Calcul du vecteur du signal d'erreur :

$$\mathbf{e}(n) = \mathbf{d}^*(n) - \mathbf{y}(n) \quad (2.102)$$

### II.9.3. Mise à jour du filtre

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \alpha \mathbf{X}(n) [\delta \mathbf{I} + \mathbf{X}^H(n) \mathbf{X}(n)]^{-1} \mathbf{e}(n) \quad (2.103)$$

Avec  $0 < \alpha < 2$ , est le pas d'adaptation normalisé de l'algorithme qui démarre avec une initialisation quelconque  $\mathbf{w}(0)$ . Le paramètre  $\delta > 0$  est le facteur de régularisation.  $P$ , longueur du vecteur du signal d'erreur, est l'ordre de projection.

## **II.10. Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons présenté des techniques de débruitage de la communication dans un environnement bruyant (cockpit) à l'aide de deux microphones utilisés à la constitution des mélanges convolutifs.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter notre algorithme du filtrage adaptatif développé sous MatLab proposé pour le rehaussement du signal bruité.

## Chapitre III ALGORITHME DE PROJECTION AFFINE DOUBLE

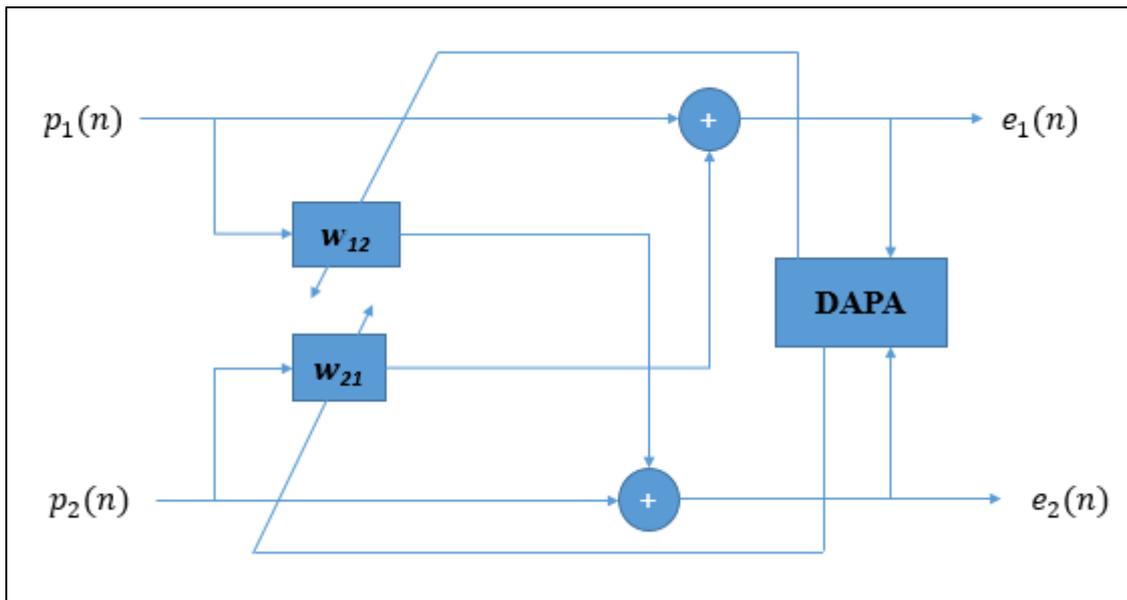
### III.1. Introduction

Dans ce chapitre nous traiterons le problème du perfectionnement d'intelligibilité de la parole par des algorithmes de filtrage adaptatif. Les deux structures appelées Backward et Forward sont des structures de séparation intensivement employées dans les secteurs de séparation de source et de la parole. Dans ce chapitre nous allons développer notre algorithme de projection affine double avec la structure Forward.

### III.2. Développement d'algorithme de projection affine double (DAPA)

Plusieurs améliorations de l'algorithme de projection affine ont été proposées pour le rendre plus efficace et plus polyvalent en terme de performance, c'est pour cela que nous avons développé cet algorithme de double projection affine afin de l'utiliser par des applications en temps réel (en particulier multicanaux).

Un schéma bloc de l'algorithme DAPA est donné par la figure III .1.



**Figure III. 1** Schéma bloc de l'algorithme proposé DAPA.

Soit les deux matrices de dimension  $L \times P$  et contenant les  $P$  vecteurs les plus récents des signaux d'entrée  $\mathbf{p}_1(n)$  et  $\mathbf{p}_2(n)$  :

$$\mathbf{P}_1(n) = [\mathbf{p}_1(n) \quad \mathbf{p}_1(n-1) \quad \dots \quad \mathbf{p}_1(n-P+1)] \quad (3.1)$$

$$\mathbf{P}_2(n) = [\mathbf{p}_2(n) \quad \mathbf{p}_2(n-1) \quad \dots \quad \mathbf{p}_2(n-P+1)] \quad (3.2)$$

L'algorithme DAPA est obtenu en minimisant les fonctions cout suivante :

$$J_1(n) = \|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|^2 \quad (3.3)$$

$$J_2(n) = \|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|^2 \quad (3.4)$$

Avec les double P contraintes suivantes:

$$\mathbf{w}_{12}^T(n+1)\mathbf{p}_1(n-p) = \mathbf{p}_2(n-p) \quad , p = 0, 1, \dots, P-1 \quad (3.5)$$

$$\mathbf{w}_{21}^T(n+1)\mathbf{p}_2(n-p) = \mathbf{p}_1(n-p) \quad , p = 0, 1, \dots, P-1 \quad (3.6)$$

Nous pouvons réécrire ces contraintes sous forme vectorielle comme suite:

$$\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{p}_2(n) \quad (3.7)$$

$$\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{p}_1(n) \quad (3.8)$$

Afin de trouver la solution optimale de ce problème, on propose d'utiliser la technique des multipliers de Lagrange.

En effet, on cherchera à minimiser par rapport à  $\mathbf{w}_{12}(n+1)$  et  $\mathbf{w}_{21}(n+1)$ :

$$J_1(n) = \|\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)\|^2 + \lambda^T[\mathbf{p}_2(n) - \mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n+1)] \quad (3.9)$$

$$J_2(n) = \|\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)\|^2 + \beta^T[\mathbf{p}_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n+1)] \quad (3.10)$$

Où  $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_0 \quad \lambda_1 \quad \dots \quad \lambda_{P-1}]^T$ , et  $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \dots \quad \beta_{P-1}]^T$

Sont les vecteurs multipliers de Lagrange.

Cependant, la dérivée partielle de ces derniers permet de donner ce qui suit :

$$\frac{\partial J_1(n)}{\partial \mathbf{w}_{12}(n+1)} = 2[\mathbf{w}_{12}(n+1) - \mathbf{w}_{12}(n)] - \mathbf{P}_1(n)\boldsymbol{\lambda} \quad (3.11)$$

$$\frac{\partial J_2(n)}{\partial \mathbf{w}_{21}(n+1)} = 2[\mathbf{w}_{21}(n+1) - \mathbf{w}_{21}(n)] - \mathbf{P}_2(n)\boldsymbol{\beta} \quad (3.12)$$

$$\frac{\partial J_1(n)}{\partial \mathbf{w}_{12}(n+1)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (3.13)$$

$$\frac{\partial J_2(n)}{\partial \mathbf{w}_{21}(n+1)} = \mathbf{0}_{L \times 1} \quad (3.14)$$

Soit

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{p}_1(n)\boldsymbol{\lambda} \quad (3.15)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{p}_2(n)\boldsymbol{\beta} \quad (3.16)$$

En respectant les contraintes données ci-dessus, on obtient :

$$\mathbf{p}_2(n) = \mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n+1) \quad (3.17)$$

$$\mathbf{p}_1(n) = \mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n+1) \quad (3.18)$$

$$\mathbf{p}_2(n) = \mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n)\boldsymbol{\lambda} \quad (3.19)$$

$$\mathbf{p}_1(n) = \mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n) + \frac{1}{2}\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n)\boldsymbol{\beta} \quad (3.20)$$

En faisant quelques arrangements et simplification, on obtient ce qui suit :

$$\boldsymbol{\lambda} = 2[\mathbf{P}_1^T(n) \quad \mathbf{P}_1(n)]^{-1}\mathbf{e}_2(n) \quad (3.21)$$

$$\boldsymbol{\beta} = 2[\mathbf{P}_2^T(n) \quad \mathbf{P}_2(n)]^{-1}\mathbf{e}_1(n) \quad (3.22)$$

Où

$$\mathbf{e}_1(n) = [\mathbf{e}_1(n) \quad \mathbf{e}_1(n-1) \quad \dots \quad \mathbf{e}_1(n-P+1)]^T \quad (3.23)$$

$$\mathbf{e}_2(n) = [\mathbf{e}_2(n) \quad \mathbf{e}_2(n-1) \quad \dots \quad \mathbf{e}_2(n-P+1)]^T \quad (3.24)$$

$$\mathbf{e}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{w}_{21}(n) \quad (3.25)$$

$$\mathbf{e}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{w}_{12}(n) \quad (3.26)$$

Sont les vecteurs des erreurs *a priori* ou bien sont les sortie du DAPA.

Finalement, on obtient l'algorithme DAPA (équations des mises à jour) en remplaçant les équations (3.21) et (3.22) dans les deux équations (3.15) et (3.16) :

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + \mathbf{P}_1(n)[\mathbf{P}_1(n)^T \quad \mathbf{P}_1(n)]^{-1}\mathbf{e}_1(n) \quad (3.27)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + \mathbf{P}_2(n)[\mathbf{P}_2(n)^T \quad \mathbf{P}_2(n)]^{-1}\mathbf{e}_2(n) \quad (3.28)$$

En remplaçant les deux équations des erreurs (3.25) et (3.26) dans les équations des mises à jours des filtres de l'algorithme DAPA (3.27) et (3.28), respectivement, on obtient :

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{D}_1(n)]\mathbf{w}_{12}(n) + \mathbf{P}_1(n)[\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n)]^{-1}\mathbf{p}_2(n) \quad (3.29)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = [\mathbf{I} - \mathbf{D}_2(n)]\mathbf{w}_{21}(n) + \mathbf{P}_2(n)[\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n)]^{-1}\mathbf{p}_1(n) \quad (3.30)$$

Où

$$\mathbf{D}_1(n) = \mathbf{P}_1(n)[\mathbf{P}_1^T(n)\mathbf{P}_1(n)]^{-1}\mathbf{P}_1^T(n) \quad (3.31)$$

$$\mathbf{D}_2(n) = \mathbf{P}_2(n)[\mathbf{P}_2^T(n)\mathbf{P}_2(n)]^{-1}\mathbf{P}_2^T(n) \quad (3.32)$$

Sont des matrices de projection.

On propose de modifier légèrement l'algorithme DAPA comme on l'a fait pour le DNLMS :

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + 2\alpha_1 \mathbf{P}_1(n) [\delta_1 \mathbf{I} + \mathbf{P}_1^T(n) \mathbf{P}_1(n)]^{-1} \mathbf{e}_2(n) \quad (3.33)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + 2\alpha_2 \mathbf{P}_2(n) [\delta_2 \mathbf{I} + \mathbf{P}_2^T(n) \mathbf{P}_2(n)]^{-1} \mathbf{e}_1(n) \quad (3.34)$$

Où  $0 < (\alpha_1, \alpha_2) < 1$  et  $\delta_1$  et  $\delta_2$  sont des paramètres de régularisation.

### III.3. Condition de stabilité

Pour simplifier, on suppose que  $\delta_1 = \delta_2 = 0$ .

On définit les vecteurs des erreurs *a posteriori* suivants :

$$\boldsymbol{\epsilon}_1(n) = \mathbf{p}_1(n) - \mathbf{P}_2^T(n) \mathbf{w}_{21}(n+1) \quad (3.35)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_2(n) = \mathbf{p}_2(n) - \mathbf{P}_1^T(n) \mathbf{w}_{12}(n+1) \quad (3.36)$$

Et se calculent une fois que la mise à jour a été effectuée.

L'algorithme DAPA peut être considéré comme stable si :

$$\boldsymbol{\epsilon}_1^T(n) \boldsymbol{\epsilon}_1(n) < \mathbf{e}_1^T(n) \mathbf{e}_1(n) \quad (3.37)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_2^T(n) \boldsymbol{\epsilon}_2(n) < \mathbf{e}_2^T(n) \mathbf{e}_2(n) \quad (3.38)$$

En effet, on réécrit les équations en dessus comme suit :

$$\boldsymbol{\epsilon}_1(n) = (1 - 2\alpha_1) \mathbf{e}_1(n) \quad (3.39)$$

$$\boldsymbol{\epsilon}_2(n) = (1 - 2\alpha_2) \mathbf{e}_2(n) \quad (3.40)$$

Dans ce cas, les équations (3.39) et (3.40) deviennent comme suit :

$$(1 - 2\alpha_1)^2 < 1 \quad (3.41)$$

$$(1 - 2\alpha_2)^2 < 1 \quad (3.42)$$

Et les conditions de stabilité de l'algorithme DAPA sont :

$$0 < \alpha_1 < 1 \quad (3.43)$$

$$0 < \alpha_2 < 1 \quad (3.44)$$

Qui est identique à celle obtenue pour l'algorithme DNLMS.

### III.4. Résumé de l'algorithme DAPA pour des données complexes

Calcul des vecteurs de sorties des filtre du DAPA :

$$\mathbf{y}_{12}(n) = \mathbf{P}_1^H(n)\mathbf{w}_{12}(n) \quad (3.45)$$

$$\mathbf{y}_{21}(n) = \mathbf{P}_2^H(n)\mathbf{w}_{21}(n) \quad (3.46)$$

Calcul des vecteurs des signaux d'erreurs:

$$\mathbf{e}_1(n) = \mathbf{p}_1^*(n) - \mathbf{y}_{21}(n) \quad (3.47)$$

$$\mathbf{e}_2(n) = \mathbf{p}_2^*(n) - \mathbf{y}_{12}(n) \quad (3.48)$$

### III.5. Mise à jour du filtre

$$\mathbf{w}_{12}(n+1) = \mathbf{w}_{12}(n) + 2\alpha_1\mathbf{P}_1(n)[\delta_1\mathbf{I} + \mathbf{P}_1^H(n)\mathbf{P}_1(n)]^{-1}\mathbf{e}_2(n) \quad (3.49)$$

$$\mathbf{w}_{21}(n+1) = \mathbf{w}_{21}(n) + 2\alpha_2\mathbf{P}_2(n)[\delta_2\mathbf{I} + \mathbf{P}_2^H(n)\mathbf{P}_2(n)]^{-1}\mathbf{e}_1(n) \quad (3.50)$$

Avec  $0 < \alpha_1 < 1$  et  $0 < \alpha_2 < 1$  sont les pas d'adaptation normalisés de l'algorithme DAPA. L'algorithme DAPA démarre avec une initialisation quelconque  $\mathbf{w}_{12}(0)$  et  $\mathbf{w}_{21}(0)$ . Les paramètres  $\delta_1$  et  $\delta_2$  sont choisis positifs et qui sont des facteurs de régularisation de l'algorithme DAPA. Le paramètre  $P$  représente la longueur du vecteur du signal d'erreur est l'ordre de projection.

### III.6. Conclusion

Dans cette partie du mémoire, nous avons présenté la formulation mathématique de l'algorithme double APA (DAPA) que nous proposons dans le cadre de notre projet de fin d'étude qui est une généralisation de l'algorithme DNLMS.

Dans le chapitre suivant nous présenterons les résultats de simulation de notre nouvel algorithme (DAPA).

## Chapitre IV RESULTATS DES SIMULATIONS

### IV.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats de la réduction du bruit acoustique dans les avions en utilisant l'algorithme de projection affine double avec la structure Forward.

Nous commencerons par la présentation de la structure du mélange convolutif, les différentes sources des signaux (parole et bruit) qui sont utilisées dans les simulations, et les réponses impulsionnelles, puis nous présenterons les résultats de la simulation de notre algorithme proposé avec la structure Forward.

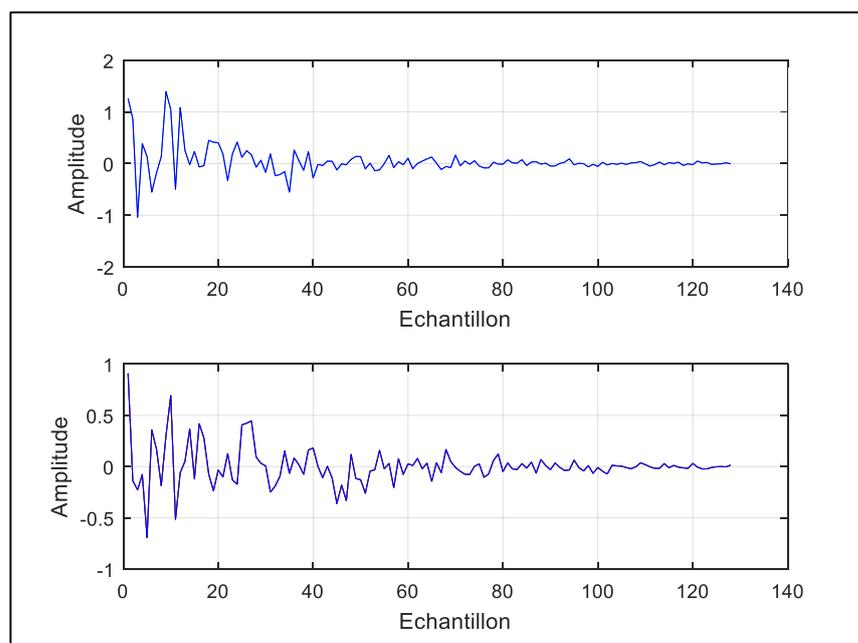
Nous présenterons aussi une étude comparative entre l'algorithme DAPA et l'algorithme DNLMs en termes de vitesse de convergence et fiabilité de suppression de bruit.

### IV.2. Modèle expérimental de mélange convolutif

Dans cette partie, nous utilisons une implémentation spécifique du modèle de mélange convolutif ((Figure II.3) du chapitre précédent). L'idée que nous poursuivons vise à utiliser un modèle conforme à la physique du problème.

### IV.3. Simulation des réponses impulsionnelles

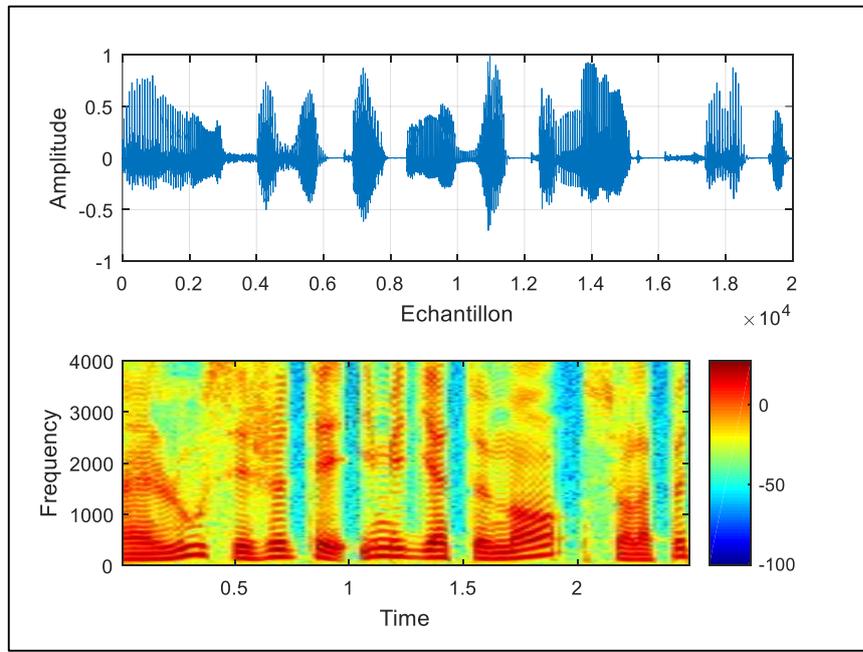
La figure IV.1 ci-après représente un exemple typique de réponses impulsionnelles acoustiques. La majeure partie de l'énergie contenue dans une réponse impulsionnelle correspond à un support temporel d'environ  $L = 128$  échantillons à la fréquence d'échantillonnage  $F_e = 8 \text{ KHz}$ .



**Figure IV. 1** Les deux réponses impulsionnelles simulées  $h_{12}$  et  $h_{21}$  respectivement.

#### IV.4. Signaux utilisés dans les simulations

Notons tout d'abord qu'une fréquence d'échantillonnage de  $8\text{ kHz}$  a été utilisée pour obtenir l'ensemble des simulations présentées dans ce chapitre. De plus, les résultats présentés sont obtenus à partir du signal de parole de durée 10 secondes (locuteur masculin) représenté ci-dessous.



**Figure IV. 2** Signal de parole utilisé (original) et son spectre respectivement ( $F_e=8\text{KHz}$ ).

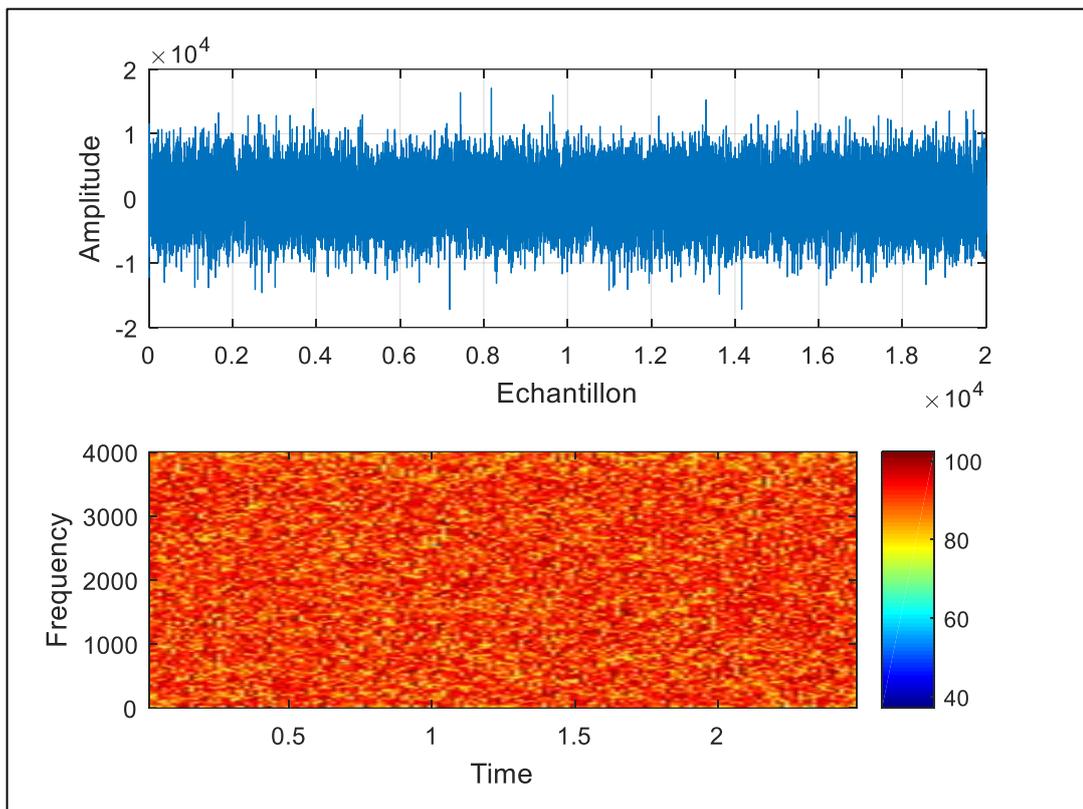
En ce qui concerne la seconde source, elle correspond aux bruits

Nous avons utilisé au début des bruits théoriques :

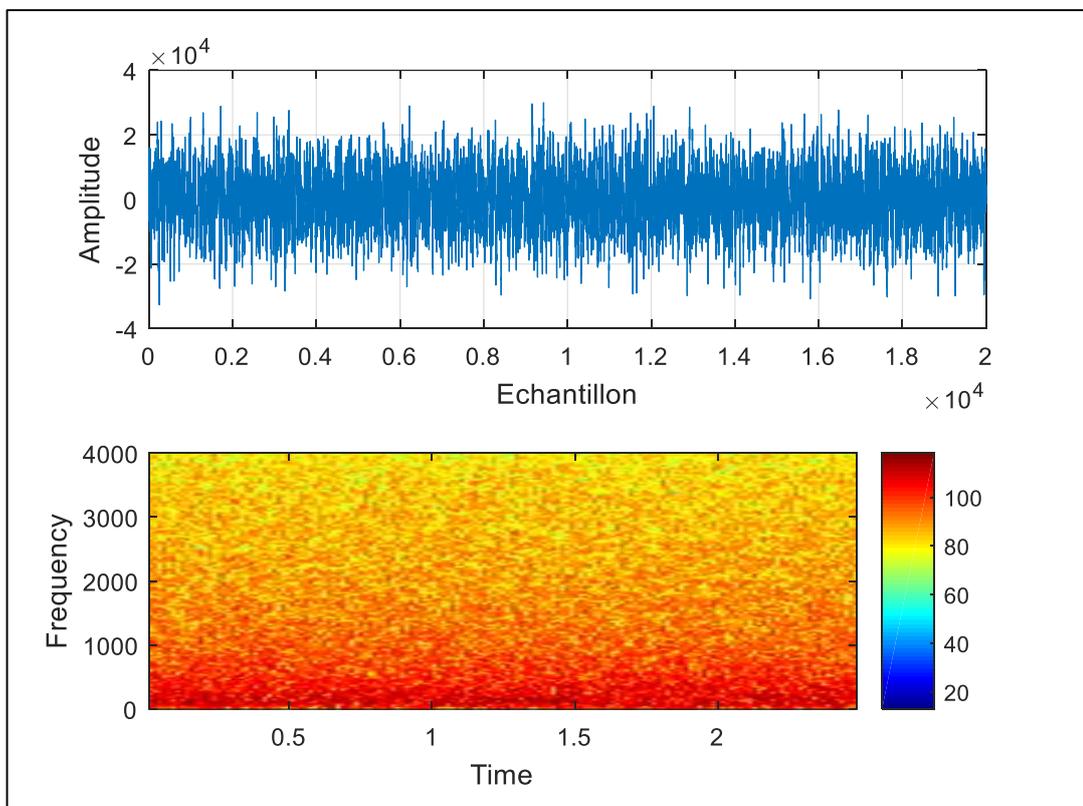
- Bruit blanc gaussien qui est une réalisation d'un processus aléatoire dans lequel la densité spectrale de puissance est la même pour toutes les fréquences et sert surtout à vérifier la stabilité numérique de l'algorithme utilisé ;
- Bruit Busasi qui est un bruit stationnaire corrélé.

Aussi, nous avons utilisé quatre (04) types de bruit d'avion (ces bruits sont pris dans des conditions réelles dans les habitacles de ces avions) :

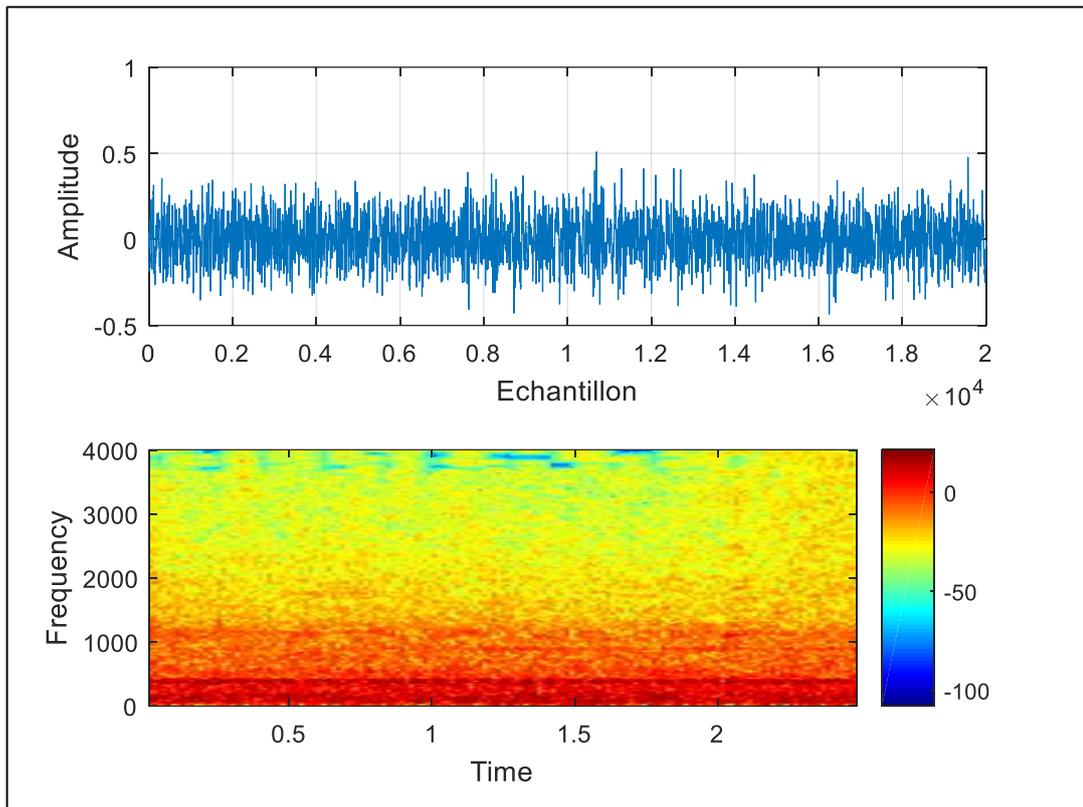
- Bruit d'avion A320, (Figure IV.5) ;
- Bruit d'avion B747, (Figure IV.6) ;
- Bruit d'avion F16, (Figure IV.7) ;
- Bruit d'avion Cessna 172, (Figure IV.8).



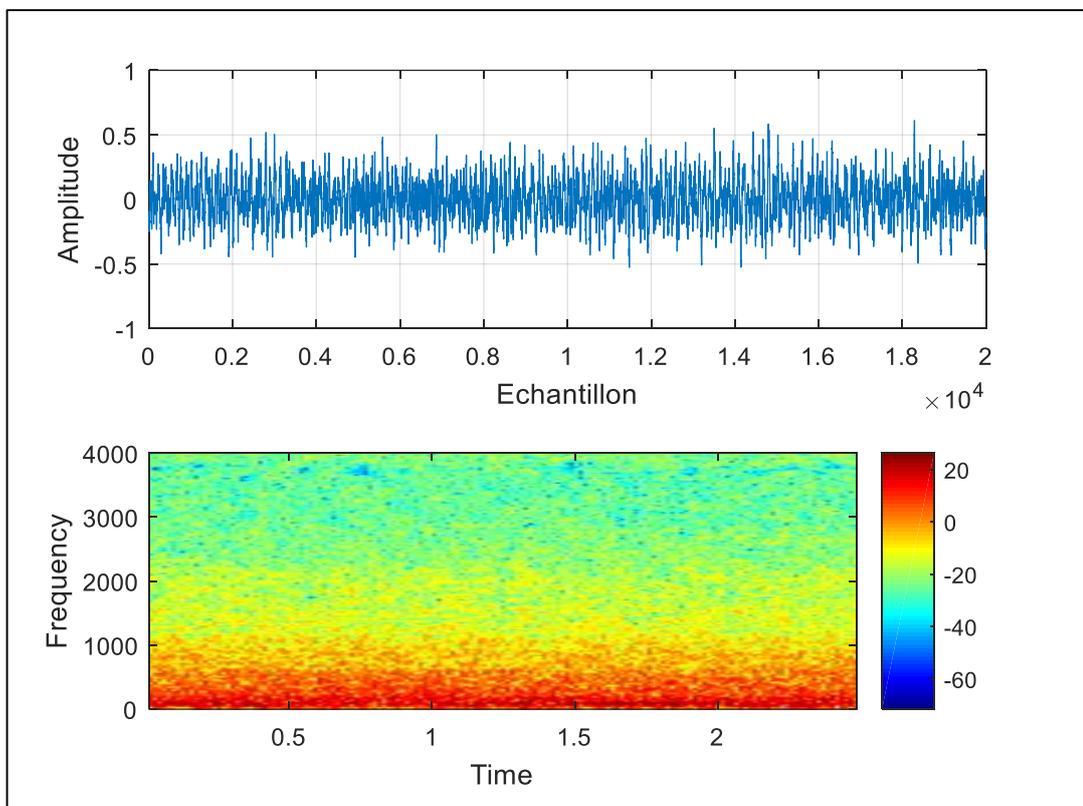
**Figure IV. 3** Bruit blanc et son spectrogramme respectivement.



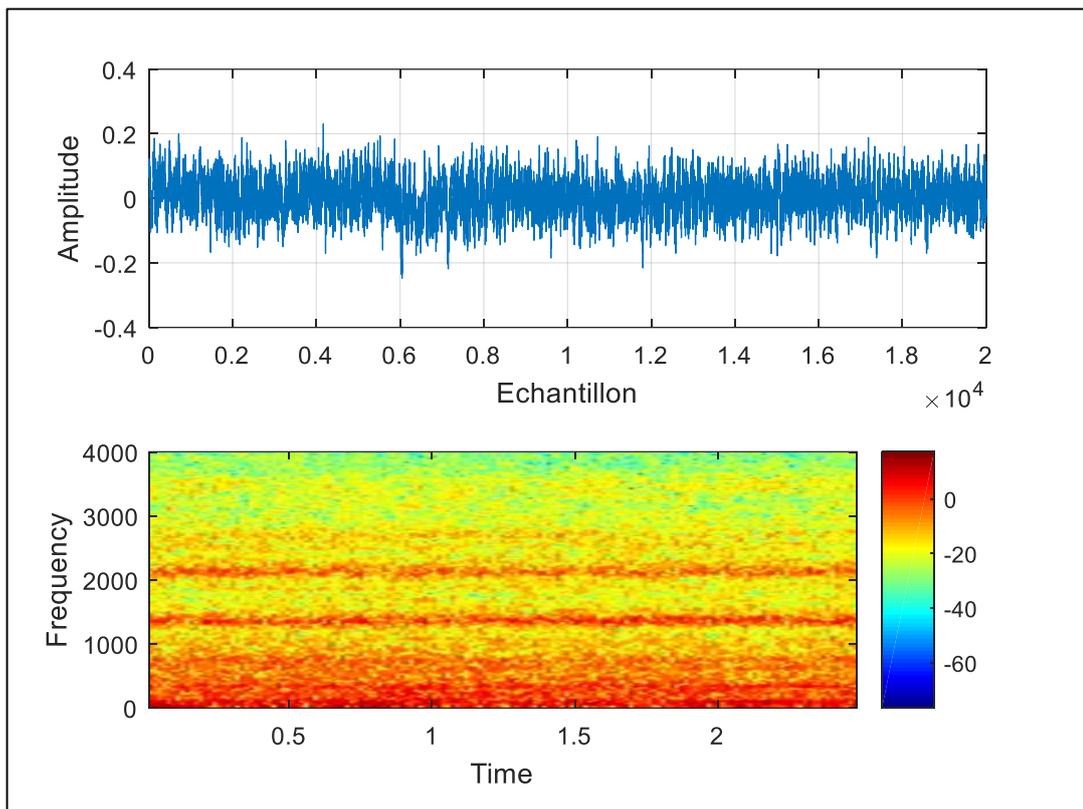
**Figure IV. 4** Bruit Busasi et son spectrogramme respectivement.



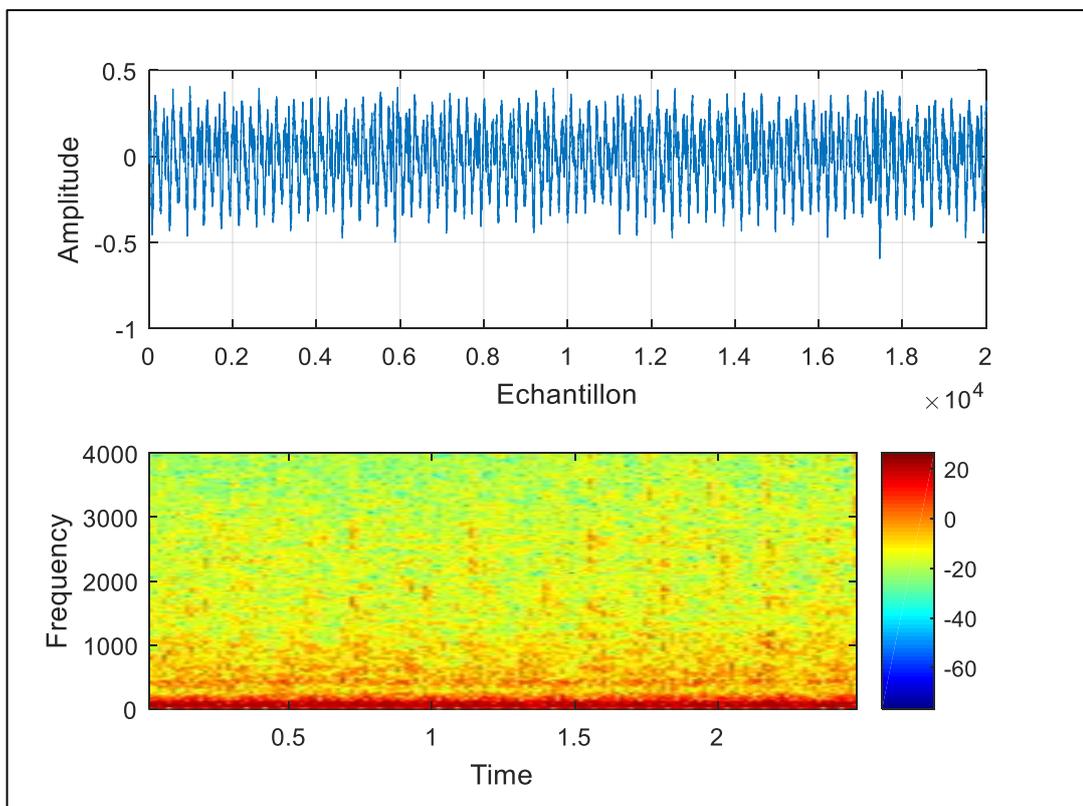
**Figure IV. 5** Bruit d'avion A320 et son spectrogramme respectivement.



**Figure IV. 6** Bruit d'avion B747 et son spectrogramme respectivement.



**Figure IV. 7** Bruit d'avion F16 et son spectrogramme respectivement.



**Figure IV. 8** Bruit d'avion Cessna 172 et son spectrogramme respectivement.

## IV.5. Détection d'activité vocale (DAV)

Il a été déjà noté que les signaux en sortie de la structure de séparation symétrique de sources de type Forward sont obtenus à partir d'un système d'aiguillage (c'est-à-dire que selon la configuration souhaitée par l'utilisateur, il est possible de maîtriser le fait que l'estimation d'un signal source soit disponible sur la sortie primaire ou secondaire de cette structure).

Nous utilisons dans la structure de séparation de source avec l'algorithme (DAPA) un mécanisme de Détection d'Activité Vocale (DAV) manuel pour contrôler l'adaptation des filtres  $w_{21}$  et  $w_{12}$ .

Cette adaptation est contrôlée de la manière suivante : le filtre  $w_{21}$  est adapté uniquement en période de bruit seule, alors que le filtre  $w_{12}$  est adapté uniquement pendant les périodes d'activité vocale (période de présence du signal de parole utile). La figure IV.9 présente un exemple de DAV manuelle sur le même signal de parole que celui décrit précédemment.

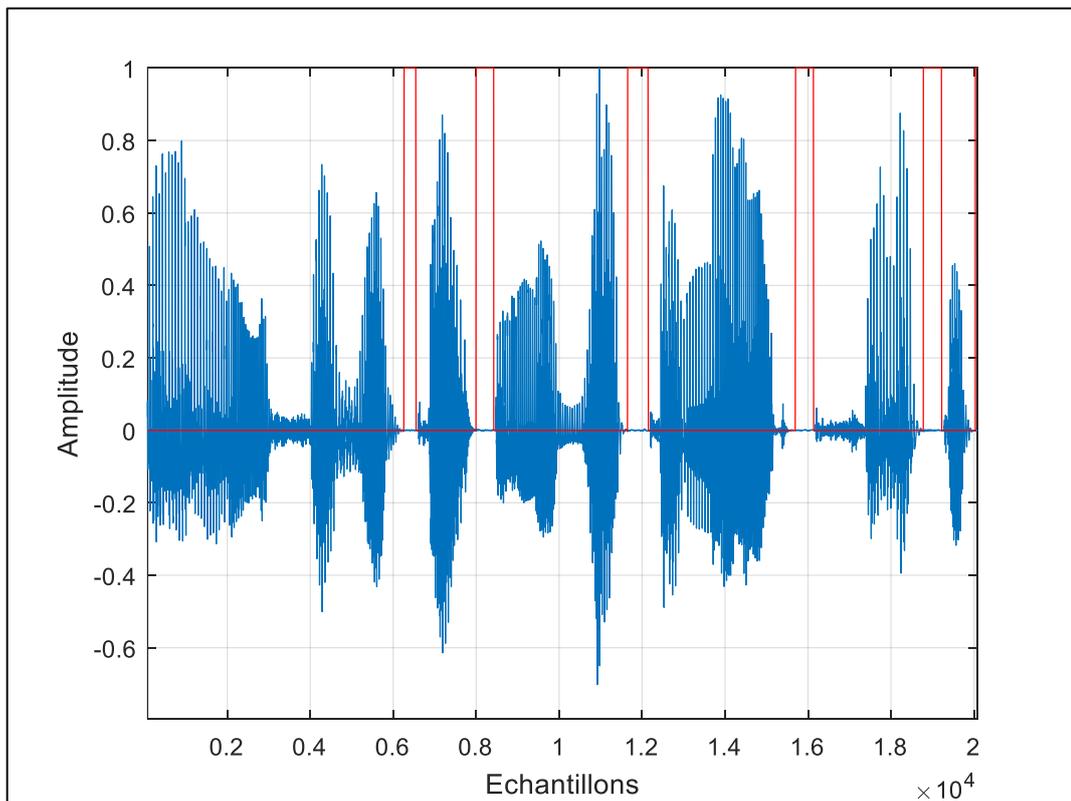


Figure IV. 9. Signal de parole utilisé avec la segmentation manuelle.

## IV.6. Rapport signal à bruit (RSB)

Le rapport signal à bruit de sortie calculé pour l'algorithme DAPA se calcule avec la relation ci-dessous :

$$(RSB)_{dB} = 10 * \log \left( \frac{E_s}{E_b} \right)$$

Tel que :

$E_s$  : la puissance du signal utile à la sortie ;

$E_b$  : la puissance du bruit à la sortie.

## IV.7. Evaluation de l'algorithme DAPA avec des bruits théoriques

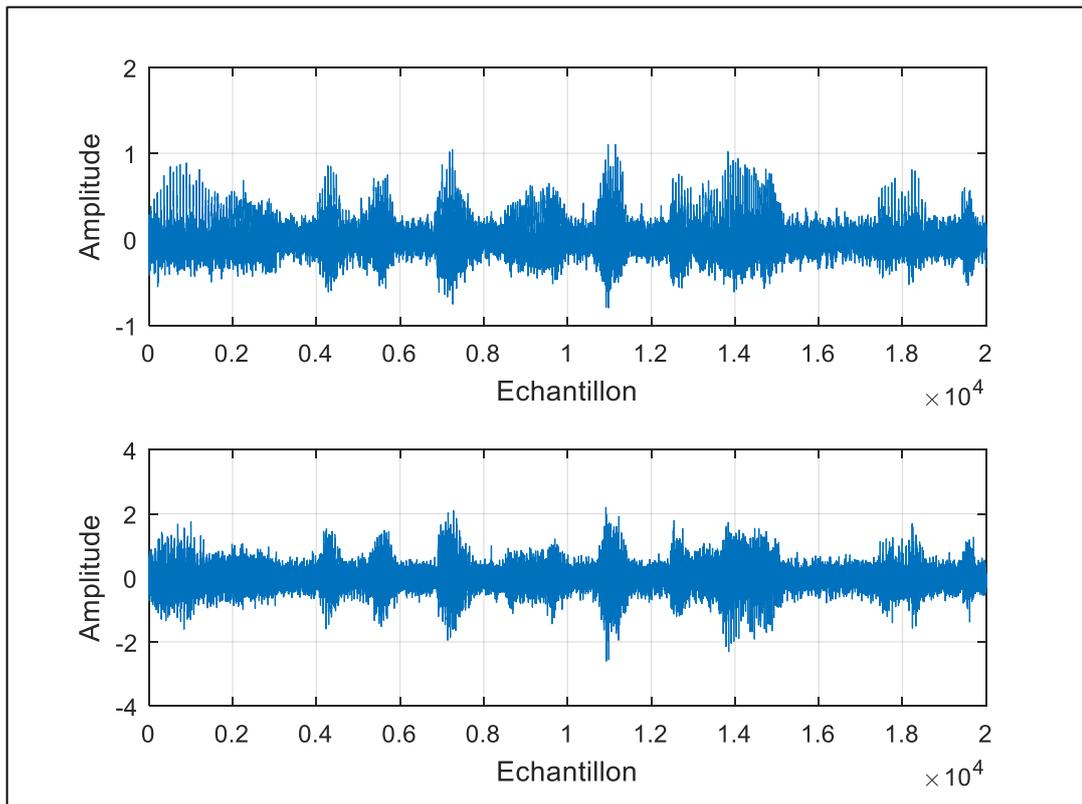
Avant d'entamer la partie test dans l'habitacle d'avion, nous avons évalué l'algorithme DAPA avec des bruits théoriques tel que le bruit blanc et le bruit Busasi. Pour cela, nous avons évalué les deux critères, l'erreur quadratique moyenne (MSE) et le rapport signal à bruit (SNR) afin de mieux voir son comportement.

### IV.7.1. Evaluation de l'algorithme DAPA avec un bruit blanc

Dans cette simulation, nous avons utilisé les paramètres suivants :

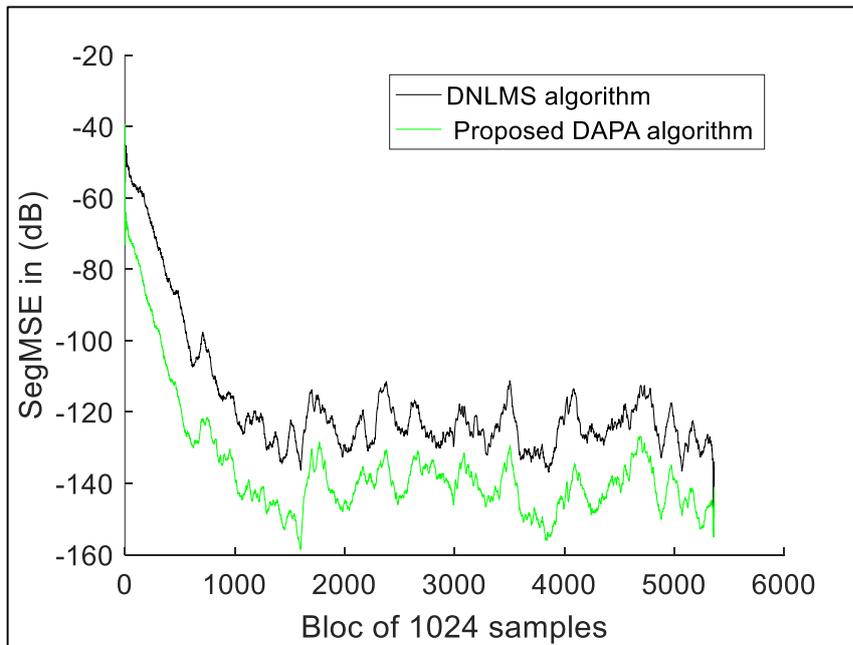
- Signal de parole source (Figure IV.2) ;
- Source de bruit : un bruit blanc ;
- Taille des filtres ( $L$ ) =128 ;
- Pas des filtres adaptatifs :  $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.8$ .

La figure IV.10 présente les signaux des deux mélanges convolutifs  $p_1(n)$  et  $p_2(n)$  issus du bruit blanc et le signal parole.



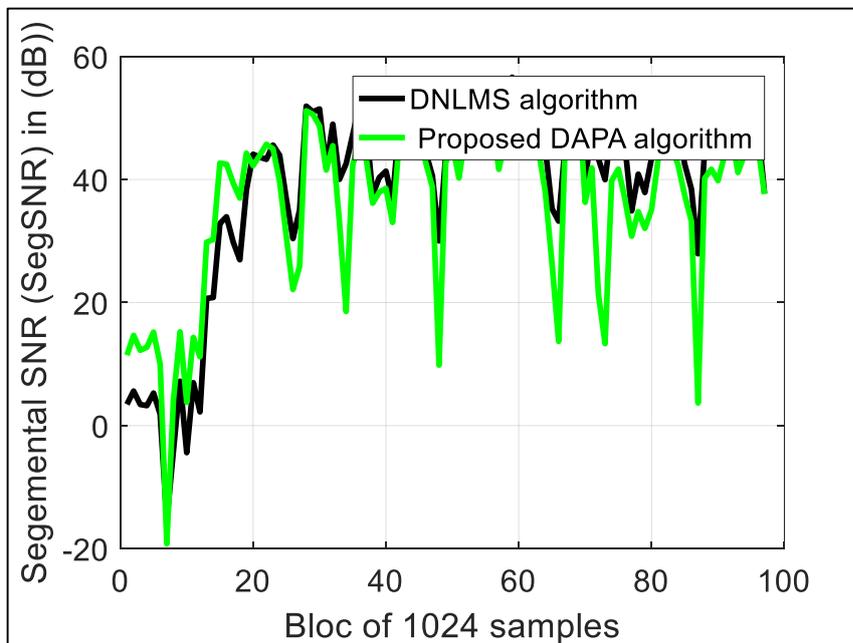
**Figure IV. 10** Signaux des mélanges convolutifs.

Les résultats de simulation en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE) du rapport signal bruit (SRN) et les comportements des algorithmes DAPA et DNLMS avec le bruit blanc sont donnés par les quatre (04) figures suivantes.



**Figure IV. 11** Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit blanc.

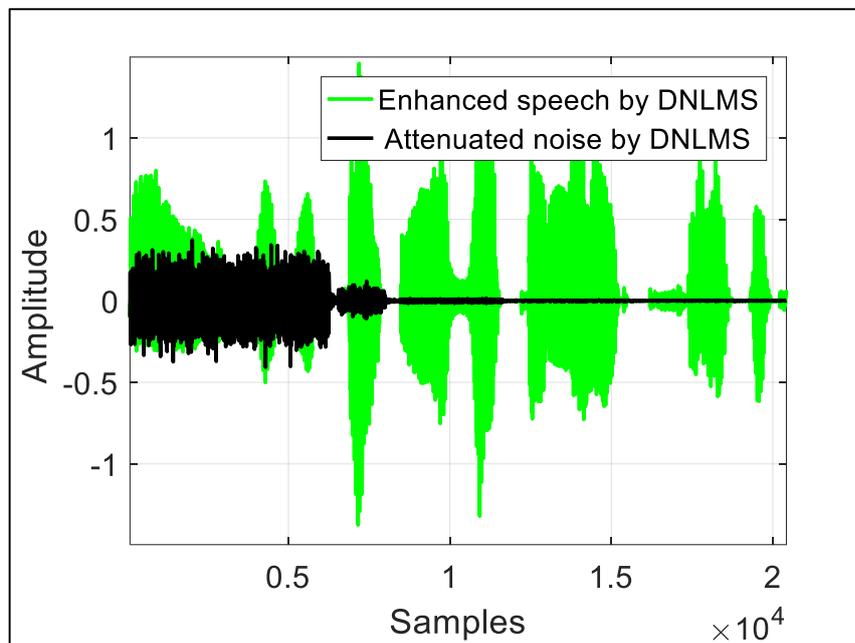
Les deux graphes dans la figure ci-dessus illustrent les résultats du calcul de l'erreur quadratique moyenne (MSE) des deux algorithmes DAPA en vert et DNLMS en noir. On remarque qu'ils ont permis d'avoir presque le même résultat. Ce qui montre qu'il n'y a pas une grande différence entre les deux algorithmes vis-à-vis du bruit blanc en termes d'erreur quadratique moyenne.



**Figure IV. 12** Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit blanc.

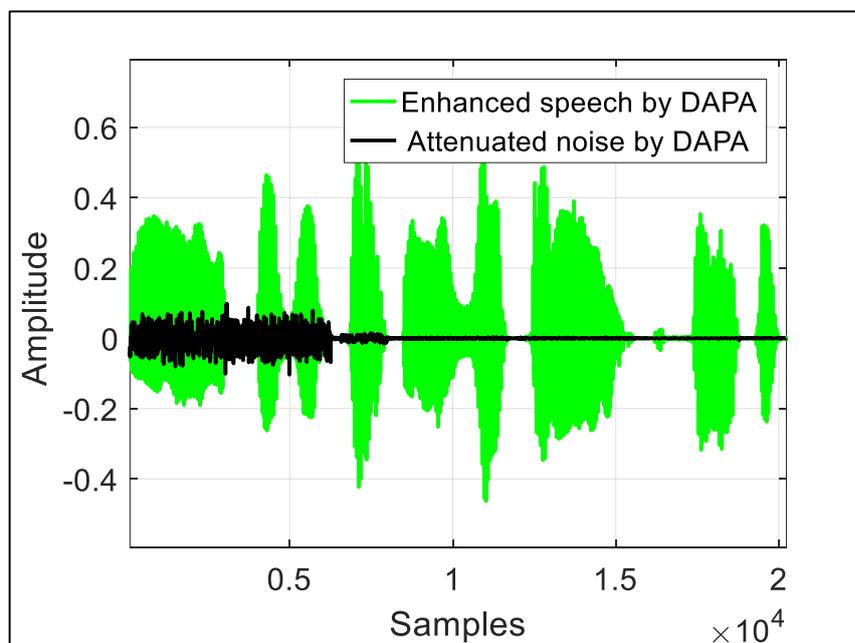
Dans cette figure IV. 12 on remarque bien que les deux graphes présentant les SNR segmentés des deux algorithmes sont presque superposés, donc ils montrent qu'il n'y a

pas une grande différence entre les deux algorithmes DAPA et DNLMS vis-à-vis du bruit blanc en terme du SNR segmenté.



**Figure IV. 13** Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit blanc.

On remarque que l'algorithme DNLMS a pu réduire le bruit dès la première DAV, où il est arrivé à une suppression totale du bruit.



**Figure IV. 14** Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit blanc.

Dans cette figure IV. 14 on remarque aussi que l'algorithme DAPA a pu réduire le bruit blanc et que les deux algorithmes ont presque arrivé au même résultat.

Donc, d'après les résultats obtenus présentés dans les quatre (04) figures précédentes, nous remarquons que l'algorithme DNLMS et l'algorithme DAPA ont le même comportement avec un bruit blanc car ce dernier est stationnaire décorrélé.

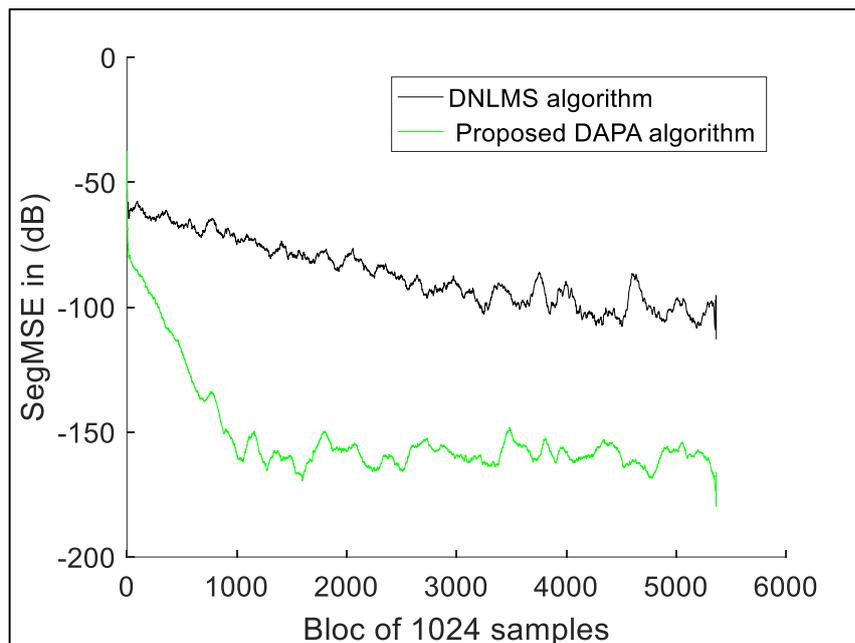
On conclut que l'algorithme DAPA n'a pas d'utilité importante face à un bruit blanc.

#### IV.7.2. Evaluation de l'algorithme DAPA avec un bruit Busasi

Dans cette simulation, nous avons utilisé les paramètres suivants :

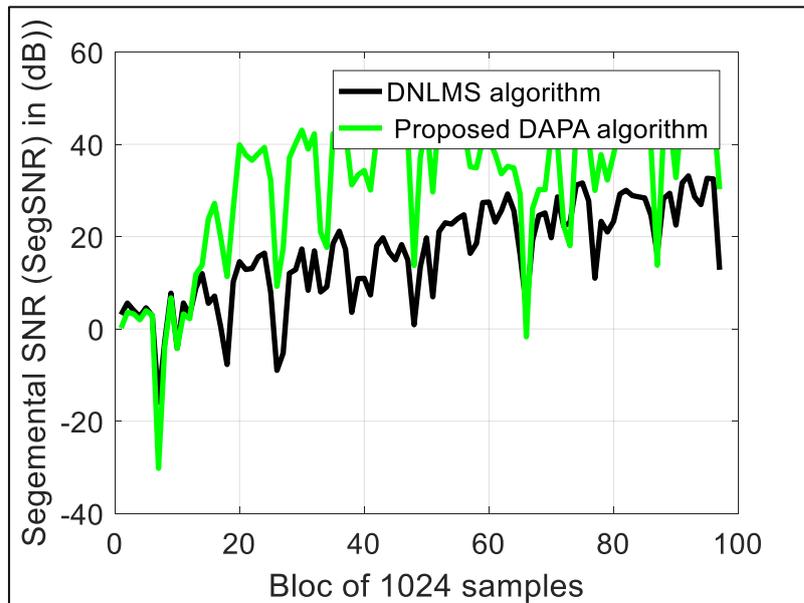
- Signal de parole source :(Figure IV.2) ;
- Source de bruit : un bruit Busasi ;
- Taille des filtres ( $L$ ) =128 ;
- Pas des filtres adaptatifs :  $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.8$ .

Les résultats de la simulation en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE), du rapport signal bruit (SRN) et les comportements des algorithmes DAPA et DNLMS avec le bruit Busasi utilisé pour tester la vitesse de convergence des deux algorithmes sont présentés par les figures suivantes :



**Figure IV. 15** Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit Busasi.

Dans cette figure IV.15 on remarque que le graphe illustratif de l'erreur quadratique moyenne obtenue à partir de l'algorithme DAPA est arrivé autour d'une valeur de -150 dB dans une période très courte, par contre pour l'autre graphe qui présente l'évolution de l'erreur quadratique moyenne par rapport au temps obtenue à partir de l'algorithme DNLMS, on remarque qu'il a prend un long temps pour arriver au voisinage d'une valeur autour de -90 dB.

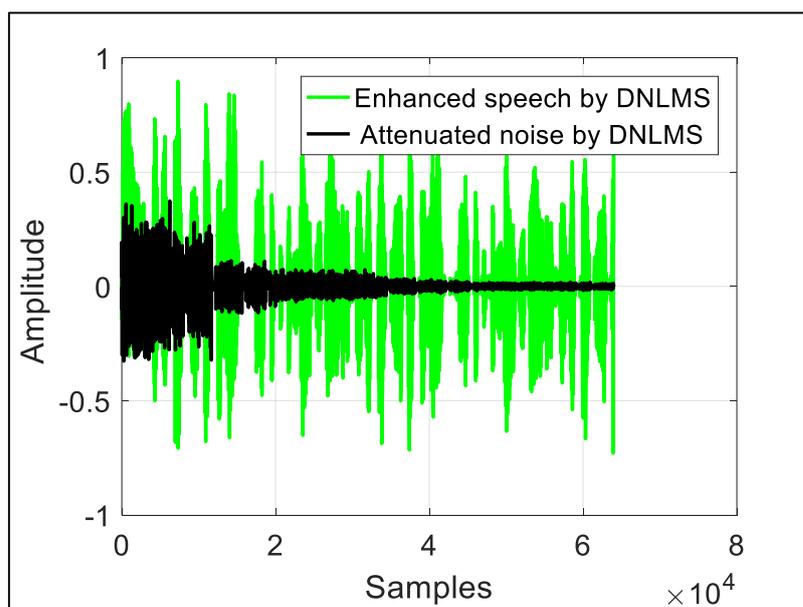


**Figure IV. 16** Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit Busasi.

Dans cette figure IV. 16 nous présentons l'évolution temporelle du SNR segmenté de l'algorithme DAPA et celui de l'algorithme DNLMS, on remarque que les SNR segmentés des deux signaux sont superposés au début, ensuite l'algorithme DAPA permet d'avoir rapidement un SNR segmenté autour de  $40dB$ , par contre l'Algorithme DNLMS a pris un long temps pour arriver à une valeur autour de  $30dB$ .

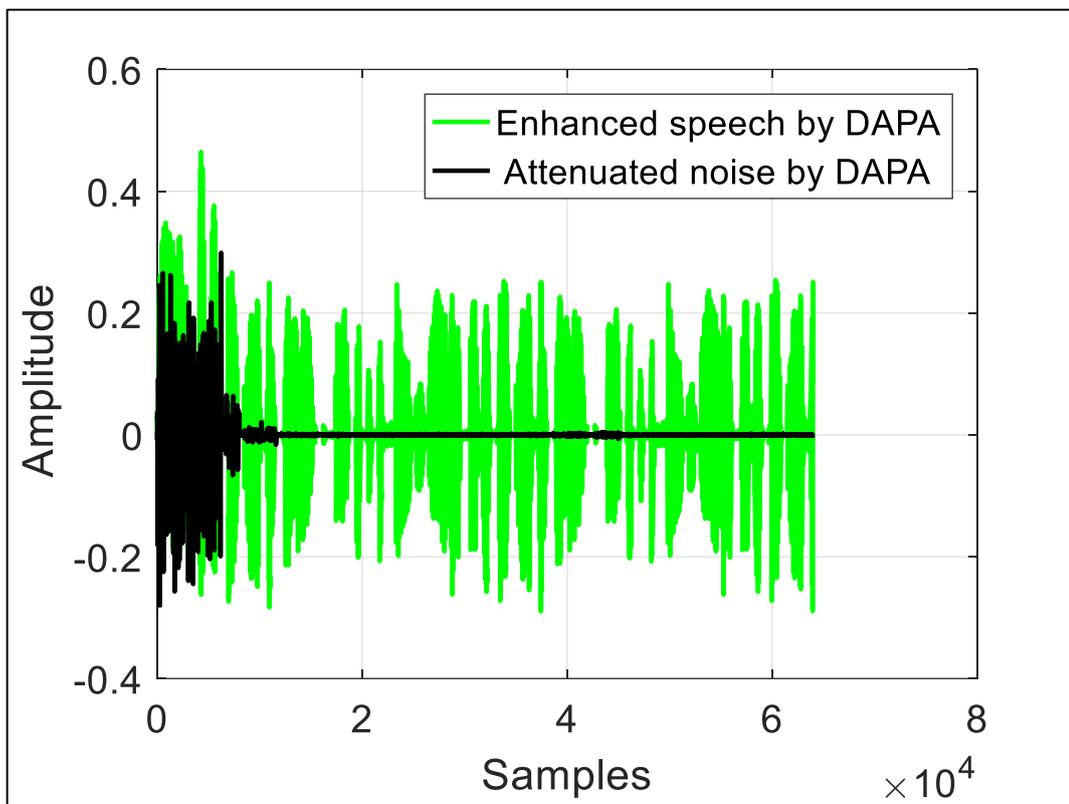
Cela nous montre bien que l'algorithme DAPA permet de supprimer le bruit à un niveau de  $40dB$  en courte durée par rapport à l'algorithme DNLMS qui est pénalisé par les signaux corrélés.

La superposition des deux signaux au début est due au comportement des deux algorithmes avec le bruit avant la première détection d'activité vocal (DAV).



**Figure IV. 17** Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit Busasi.

On remarque que l'algorithme DNLMS commence à s'adapter dès la première DAV mais il a pris beaucoup de temps pour arriver à un certain niveau de suppression du bruit. En plus la figure IV. 17 montre bien que l'algorithme DNLMS n'a pas pu arriver à supprimer tout le bruit.



**Figure IV. 18** Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit Busasi.

Dans cette figure IV. 18 on remarque que l'algorithme DAPA a réduit le bruit très rapidement dès la première DAV. Et aussi qu'il a arrivé à un niveau de suppression de bruit beaucoup mieux que celui de l'algorithme DNLMS.

Pour celà et à partir des deux figures (IV. 17) et (IV.18) précédentes nous remarquons l'utilité de l'algorithme DAPA qui a supprimé le bruit rapidement par rapport à l'algorithme DNLMS, ce qui montre très bien la faiblesse de l'algorithme DNLMS par rapport au DAPA vis-à-vis des bruits stationnaires corrélés.

## IV.8. Evaluation de l'algorithme DAPA dans un contexte avionique

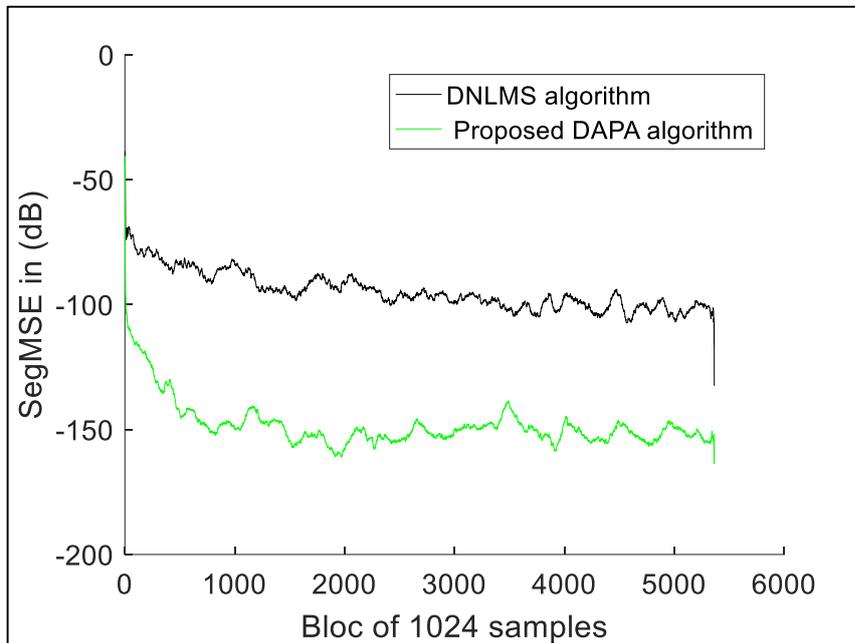
Dans cette partie nous allons évaluer le comportement de notre programme avec les bruits des avions cités précédemment, qui sont des bruits non stationnaires corrélés.

### IV.8.1. Evaluation de l'algorithme DAPA avec le bruit d'avion A320

Dans cette simulation, nous avons utilisé les paramètres suivants :

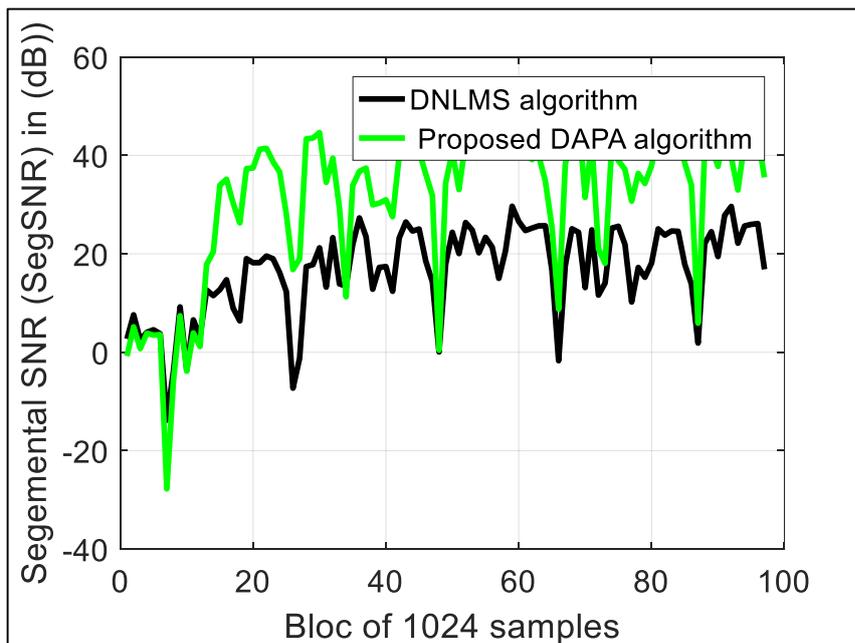
- Signal de parole source (Figure IV.2) ;
- Source de bruit : un bruit avion A320 ;
- Taille des filtres ( $L$ ) =128 ;
- Pas des filtres adaptatifs :  $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.8$ .

Les résultats de simulation en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE), du rapport signal bruit (SRN) et les comportements des algorithmes DAPA et DNLMS avec le bruit avion A320 sont donnés par les quatre (04) figures suivantes :



**Figure IV. 19** Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas du bruit avion A320.

On remarque que le MSE segmenté de l'algorithme DAPA a atteint une valeur autour de  $-150\text{dB}$ , alors que le MSE segmenté de l'algorithme DNLMS a atteint une valeur autour de  $-100\text{dB}$ .



**Figure IV. 20** Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit avion A320.

On remarque que le SNR segmenté de l'algorithme DAPA a atteint une valeur autour de  $40dB$ , alors que le SNR segmenté de l'algorithme DNLMS a atteint une valeur autour de  $20dB$ .

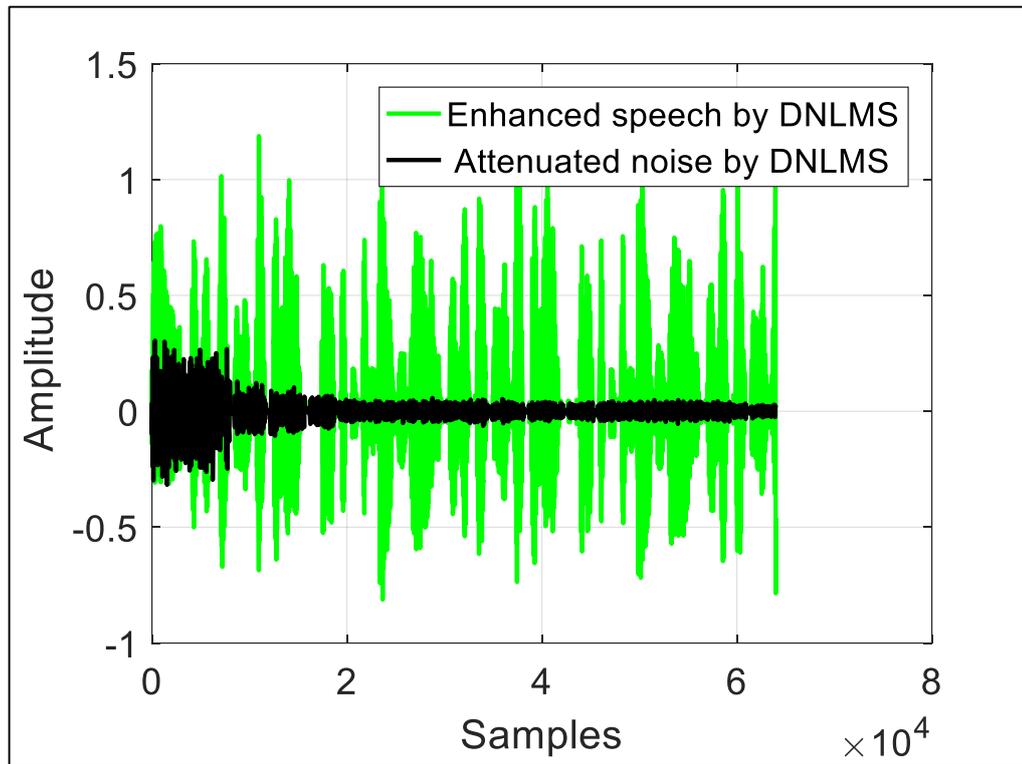


Figure IV. 21 Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion A320.

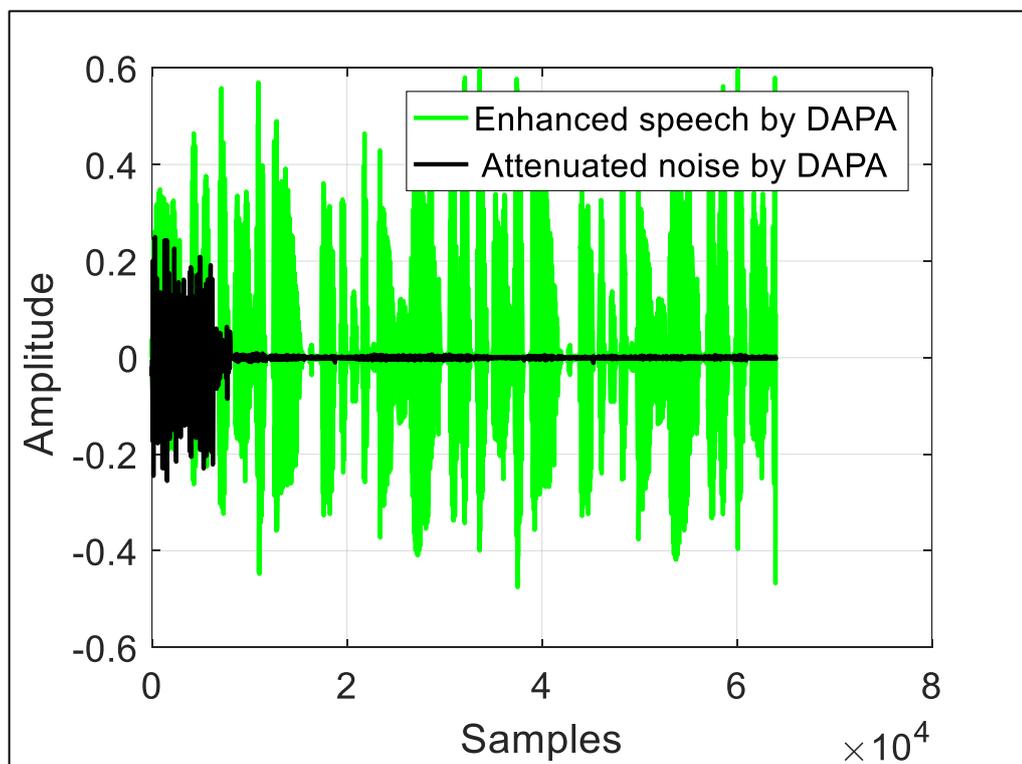


Figure IV. 22 Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion A320.

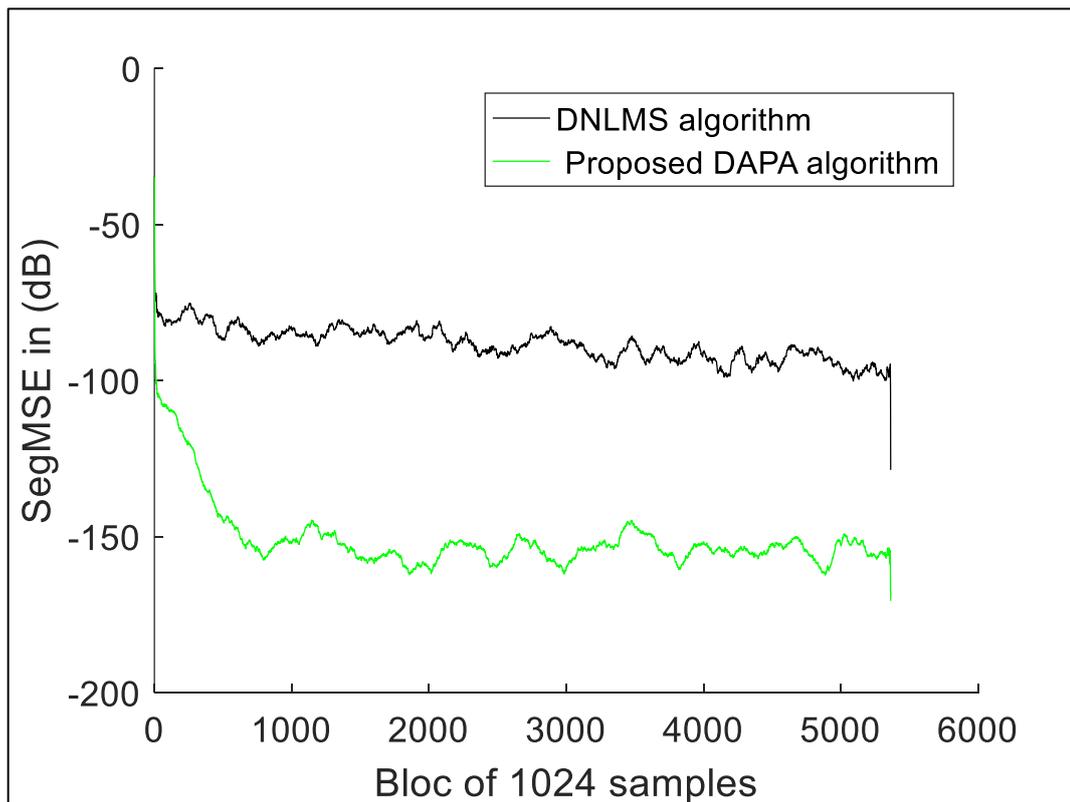
On remarque que l'algorithme DNLMS n'a pas pu arriver à supprimer tout le bruit d'avion sur les communications et qu'il a pris beaucoup de temps pour arriver à un certain niveau de suppression de bruit. Or que l'algorithme DAPA a supprimé pratiquement tout le bruit d'avion sur les communications en courte durée après la première DAV.

#### IV.8.2. Evaluation de l'algorithme DAPA avec le bruit d'avion B747

Dans cette simulation, nous avons utilisé les paramètres suivants :

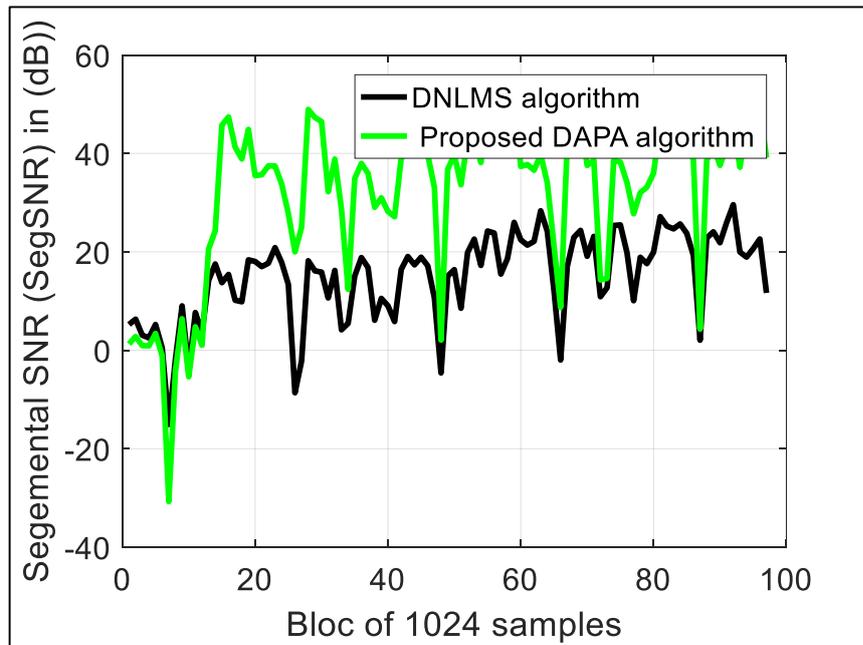
- Signal de parole source (Figure IV.2) ;
- Source de bruit : un bruit avion B747 ;
- Taille des filtres ( $L$ ) =128 ;
- Pas des filtres adaptatifs :  $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.8$ .

Les résultats de simulation en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE), du rapport signal bruit (SRN) et les comportements des algorithmes DAPA et DNLMS avec le bruit avion B747 sont donnés par les quatre (04) figures suivantes :



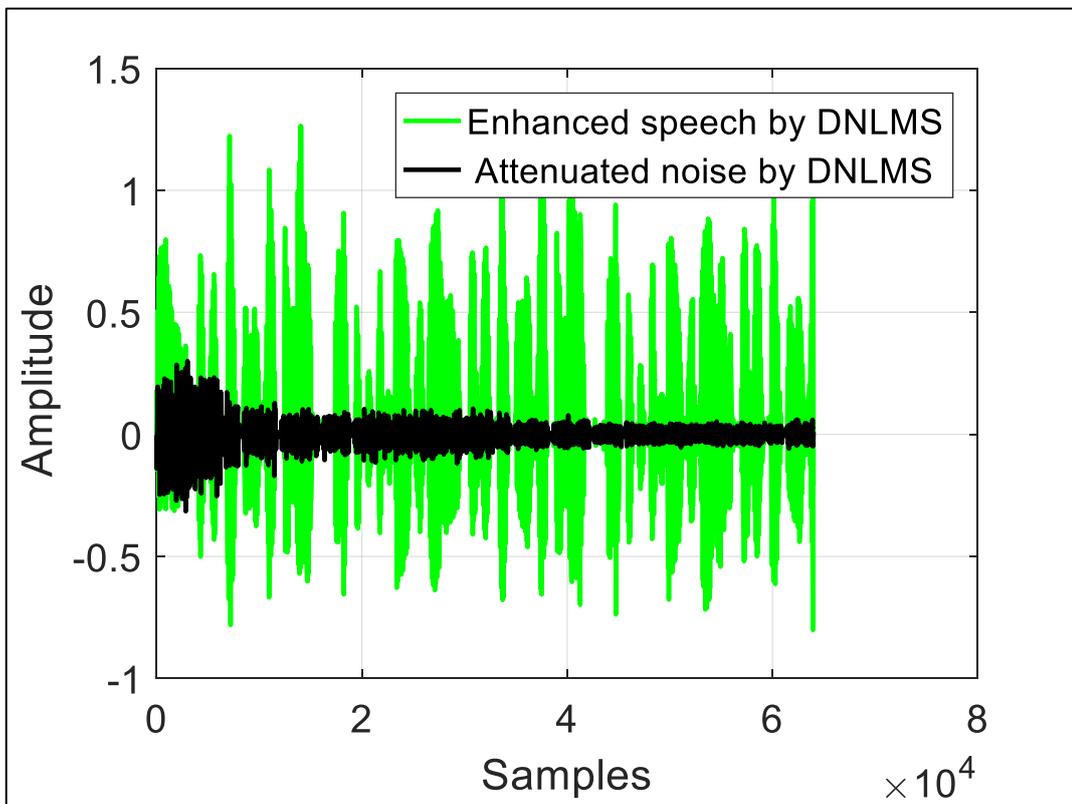
**Figure IV. 23** Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas du bruit avion B747.

On remarque que le MSE segmenté de l'algorithme DAPA a atteint une valeur autour de  $-150dB$ , alors que le MSE segmenté de l'algorithme DNLMS a atteint une valeur autour de  $-80dB$ .

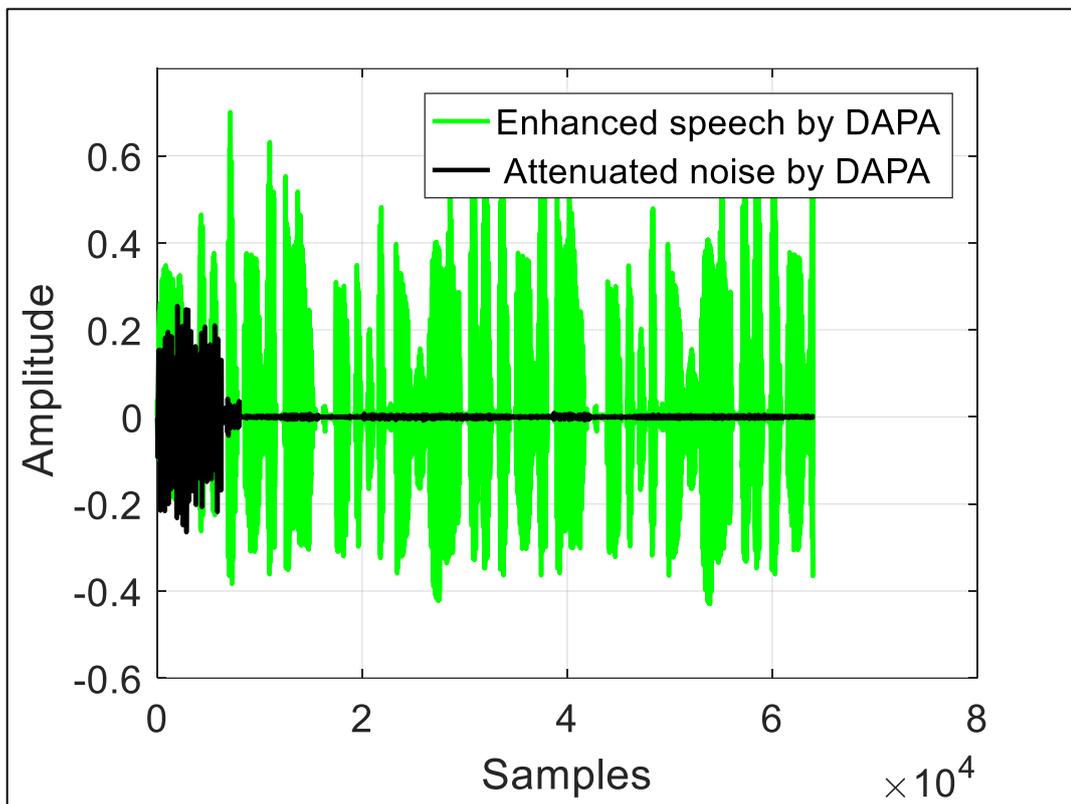


**Figure IV. 24** Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit avion B747.

On remarque que le SNR segmenté de l'algorithme DAPA a atteint une valeur autour de  $40\text{dB}$ , alors que le SNR segmenté de l'algorithme DNLMS a atteint une valeur autour de  $20\text{dB}$ .



**Figure IV. 25** Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion B747



**Figure IV. 26** Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion B747.

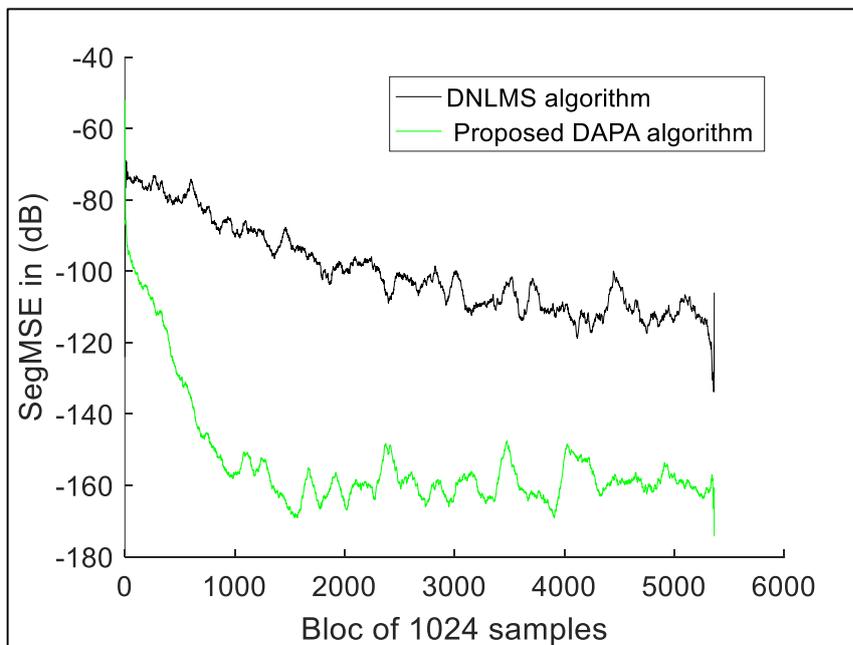
Pour ces deux figures précédentes IV. 25 et IV. 26 nous remarquons aussi que l'algorithme DAPA a pu arriver à supprimer pratiquement tout le bruit d'avion sur les communications rapidement après la première DAV. Par contre, l'algorithme DNLMS n'a pas pu supprimer tout le bruit d'avion sur les communications et qu'il a pris beaucoup de temps pour arriver à un certain niveau de suppression de bruit.

### IV.8.3. Evaluation de l'algorithme DAPA avec le bruit d'avion F16

Dans cette simulation, nous avons utilisé les paramètres suivants :

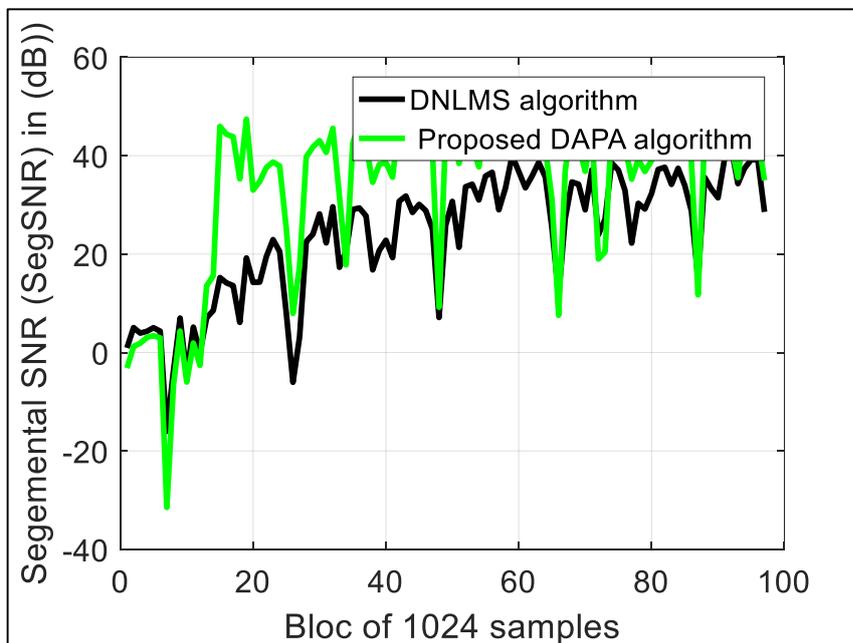
- Signal de parole source (Figure IV.2) ;
- Source de bruit : un bruit avion F16 ;
- Taille des filtres ( $L$ ) =128 ;
- Pas des filtres adaptatifs :  $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.8$ .

Les résultats de simulation en termes d'erreur quadratique moyenne (MSE), du rapport signal à bruit (SRN) et les comportements des algorithmes DAPA et DNLMS avec le bruit avion F16 sont donnés par les quatre (04) figures suivantes :



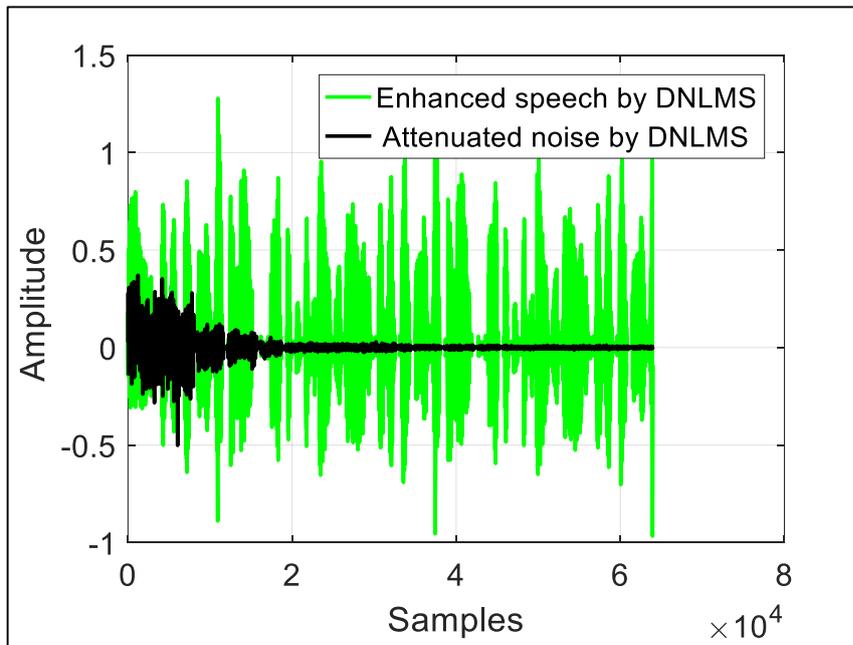
**Figure IV. 27** Erreur quadratique moyenne (MSE) exprimé en dB obtenu dans le cas du bruit avion F16.

On remarque que le MSE segmenté de l’algorithme DAPA a atteint une valeur autour de  $-160dB$ , alors que le MSE segmenté de l’algorithme DNLMS a atteint une valeur autour de  $-110dB$ .

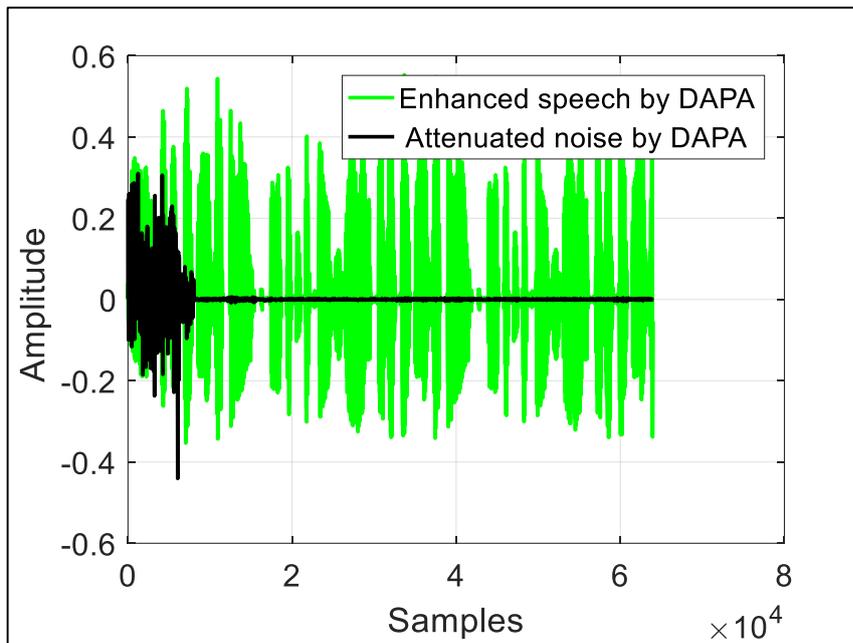


**Figure IV. 28** Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d’un bruit avion F16.

Cette figure IV.28 montre que le SNR segmenté de l’algorithme DAPA a atteint une valeur autour de  $40dB$ , alors que SNR segmenté de l’algorithme DNLMS a atteint une valeur autour de  $30dB$ .



**Figure IV. 29** Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion F16.



**Figure IV. 30** Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion F16.

Dans cette partie aussi on constate bien que l'algorithme DNLMS n'a pas pu supprimer tout le bruit d'avion sur les communications et qu'il a pris du temps pour arriver à un certain niveau de suppression de bruit, or que l'algorithme DAPA a pu supprimer pratiquement tout le bruit d'avion sur les communications et qu'il a pris une période de temps très courte après la première DAV.

#### IV.8.4. Evaluation de l'algorithme DAPA avec le bruit d'avion Cessna 172

Dans cette simulation, nous avons utilisé les paramètres suivants :

- Signal de parole source (Figure IV.2) ;
- Source de bruit : un bruit avion cessna 172 ;
- Taille des filtres ( $L$ ) =128 ;
- Pas des filtres adaptatif :  $\mu_{12} = \mu_{21} = 0.8$ .

Les résultats de simulation en termes de l'erreur quadratique moyenne (MSE), selon différents RSB ( $-3, 0, 3$  et  $6$ )

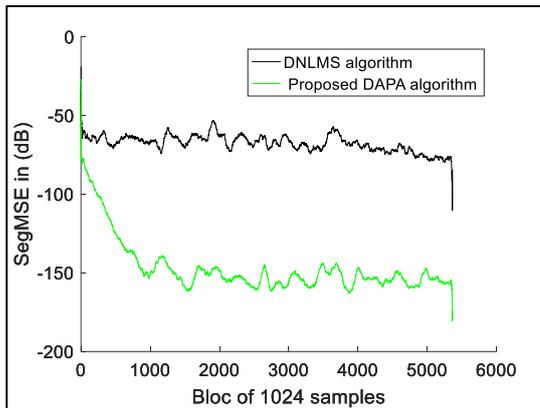


Figure IV. 31 MSE (cas Cessna 172) RSB=-3.

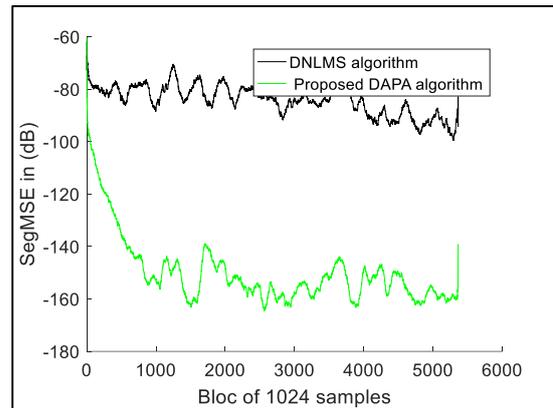


Figure IV. 32 MSE (cas Cessna 172) RSB=0.

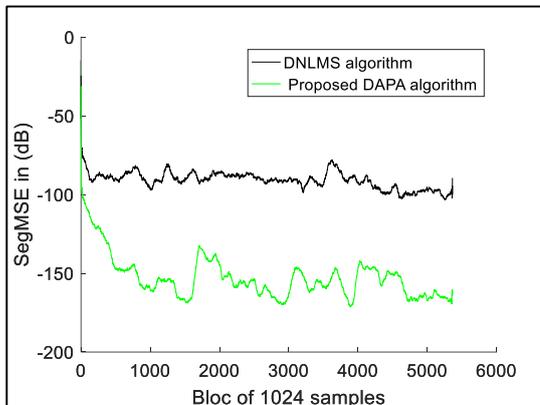


Figure IV. 33 MSE (cas Cessna 172) RSB=3

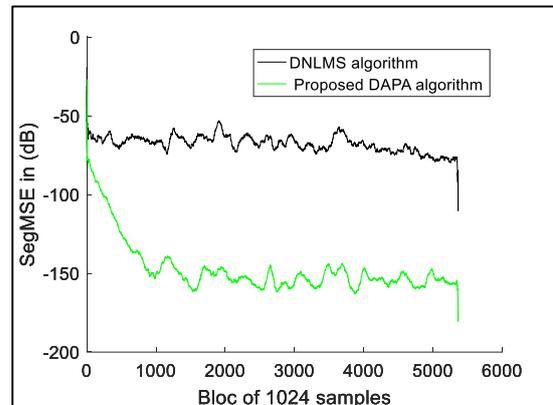
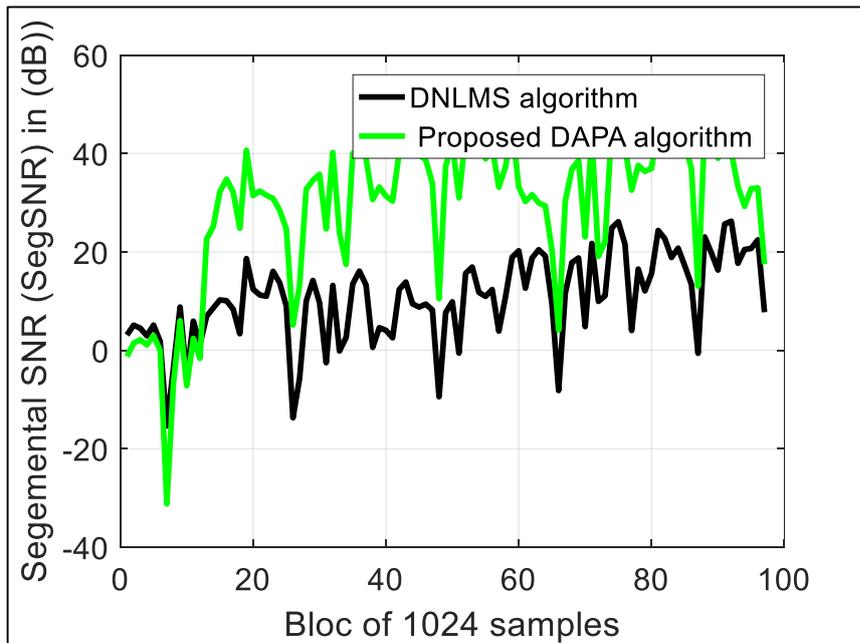


Figure IV. 34 MSE (cas Cessna 172) RSB=6

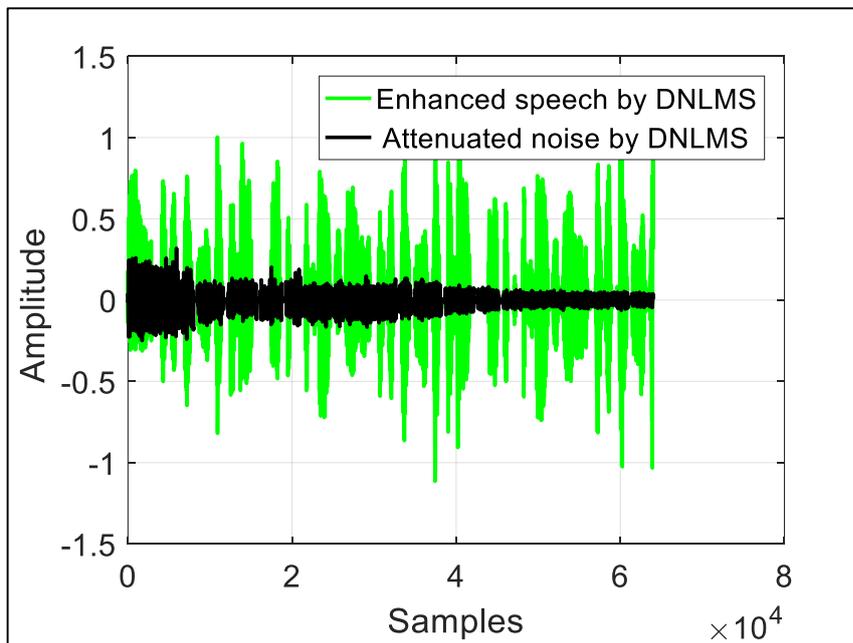
Ces quatre figures (IV. 31, IV. 32 ; IV. 33, IV. 34) des MSE segmentés montrent que :

Quel que soit le niveau de bruit RSB à l'entrée, l'algorithme DAPA peut supprimer le bruit pratiquement à la même vitesse, cela n'est pas le cas avec l'algorithme DNLMS qui a un comportement plus ou moins différent via les différents RSB.



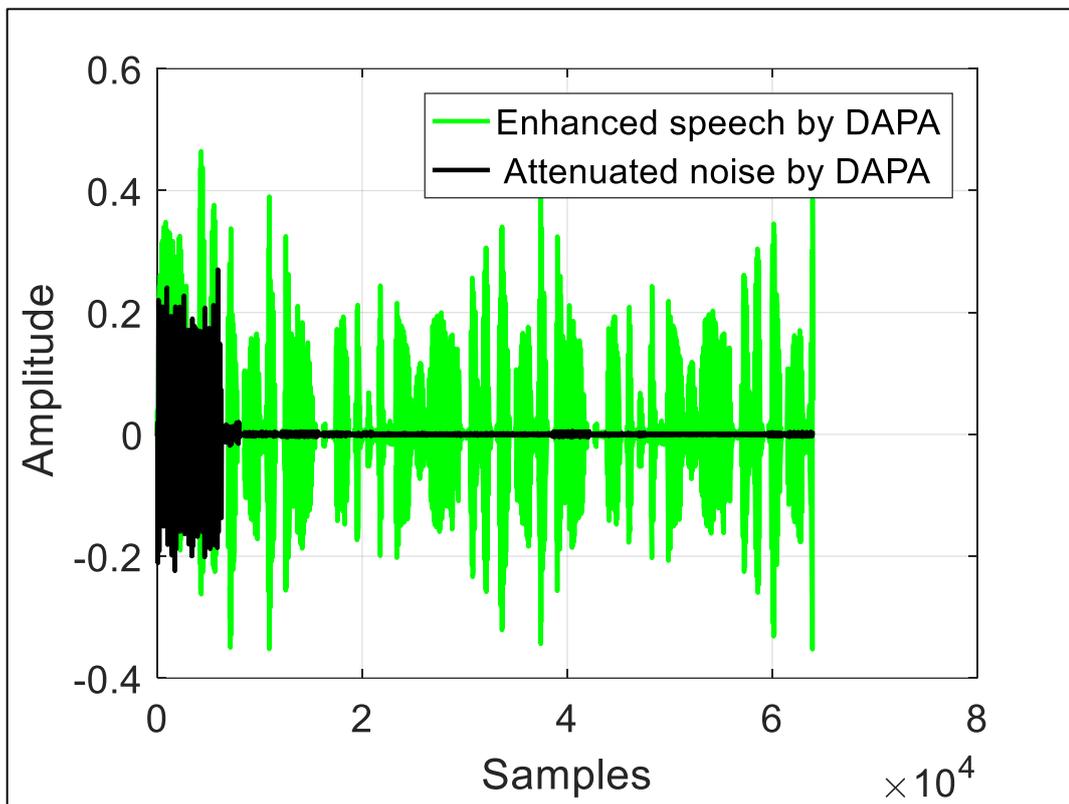
**Figure IV. 35** Rapport signal bruit (SNR) exprimé en dB obtenu dans le cas d'un bruit avion Cessna 172.

On remarque que le SNR segmenté de l'algorithme DAPA a atteint une valeur autour de  $40\text{dB}$ , alors que le SNR segmenté de l'algorithme DNLMS a atteint une valeur autour de  $20\text{dB}$ .



**Figure IV. 36** Comportement de l'algorithme DNLMS avec le bruit avion Cessna 172.

On remarque que l'algorithme DNLMS n'a pratiquement pas pu arriver à supprimer tout le bruit d'avion sur les communications.



**Figure IV. 37** Comportement de l'algorithme DAPA avec le bruit avion Cessna 172.

Pour cette dernière figure IV.37 on remarque aussi que l'algorithme DAPA a supprimé tout le bruit d'avion sur les communications en courte durée après la première DAV.

D'après les figures qui présentent les comportements des algorithmes DAPA et DNLMS avec les bruits de communication des avions qui montrent l'évolution temporelle des signaux traités séparément, la parole montrée en vert et le bruit réduit montré en noir, on remarque qu'après la première détection d'activité vocale (DAV) le bruit est supprimé rapidement alors que le signal est rehaussé, or que l'algorithme DNLMS a nécessité un temps très important pour converger.

Pour l'erreur quadratique moyenne nous remarquons que l'algorithme DAPA a atteint un niveau de suppression de bruit autour de -150 dB pour les quatre bruits d'avions alors que l'algorithme DNLMS a arrivé à un niveau moins de celui du DAPA.

Pour le rapport signal à bruit l'algorithme DAPA a atteint une valeur autour de 40dB, alors que l'algorithme DNLMS a arrivé à une valeur moins de celle de l'algorithme DAPA. Cela nous montre bien que l'algorithme DAPA permet de supprimer le bruit en courte durée par rapport à l'algorithme DNLMS qui est pénalisé par les signaux corrélés.

Ces résultats sont obtenus car l'algorithme DNLMS est très sensible au non stationnarité des signaux qui pénalise sa vitesse de convergence et sa performance de suppression de bruit. Donc cela montre bien la supériorité de l'algorithme DAPA en terme de convergence par rapport à l'algorithme DNLMS c'est la raison pour laquelle nous recommandons l'utilisation de l'algorithme DAPA parce qu'il est robuste face à la non stationnarité du bruit.

#### **IV.9. Conclusion**

L'évaluation de la performance de suppression du bruit acoustique et la vitesse de convergence des deux algorithmes DAPA et DNLMS dans différents types d'avions a permis de mettre en exergue les bonnes capacités de l'algorithme DAPA dans la suppression du bruit acoustique qui représente une gêne permanente aux différents types de communication vers et en provenance des cockpits de différents avions.

## **CONCLUSION GENERALE**

Dans ce projet de fin d'études, nous nous sommes intéressés à la suppression du bruit acoustique et ses composantes dans une communication très bruitée à l'intérieur d'un avion.

Nous avons commencé par présenter tout ce qui concerne le son et le bruit dont une attention particulière a été réservée pour l'étude du bruit acoustique et ses sources dans les habitacles d'avions.

Après la présentation du filtrage utilisé et des différents algorithmes adaptatifs, nous avons passé à la technique de séparation aveugle des sources directe (Forward) et récursive (Backward) pour rehausser la communication dans un habitacle d'avion.

Nous avons passé par la suite au développement du programme de notre algorithme de projection affine double (DAPA) avec la structure directe (Forward). Après plusieurs essais effectués avec différents paramètres de réglage et en utilisant des bruits des différents avions, on a pu démontrer que l'algorithme (DAPA) est capable de faire la suppression de bruit d'une communication bruitée dans des conditions défavorables.

Ce projet nous a permis de travailler dans le domaine de la réduction du bruit sur les communications et le rehaussement du signal de parole. Ce domaine est très sollicité ces dernières années par le monde industriel afin d'améliorer les performances de leurs systèmes de communication et d'attirer plus du monde vers ces systèmes qui leurs permettent la transmission et la réception du signal utile avec un niveau de bruit négligeable.

Nous prévoyons dans le futur de faire l'implémentation de notre programme dans un circuit électronique ayant la capacité de le traiter correctement pour une exécution parfaite des tâches.

## REFERENCES

- [01] Bernard DUQUET Technique de l'ingénieur « Environnement en fonderie – Bruit » Date de publication : 10/06/2005.
- [02] Ministère de l'équipement, des Transports, du Logement, du Tourisme et de la Mer Mémento technique du bâtiment « Confort acoustique » Date de publication : Juillet 2003.
- [03] Nicolas REMY « Environnement sonore L5C Caractéristiques physiques des sons et des bruits – Notions de bases » date de publication 2012.
- [04] Jean-Jacques BARBARA Technique de l'ingénieur « Bruit : synthèse des données Réglementaires » Date de publication : 10/04/2002.
- [05] <http://phobia-game.com/fr/science/70-colored-noises>.
- [06] Serge LEWY Techniques de l'Ingénieur « L'aéroacoustique en aéronautique» Date de publication : 10/04/2007.
- [07] Oleksandr Zaporozhets, Vadim Tokarev et Keith Attenborough « Aircraft Noise Assessment, prediction and control » Date de publication: 2011.
- [08] Bernard GARNIER Techniques de l'Ingénieur « Contrôle actif des vibrations » Date de publication : 10/06/2002.
- [09] M. GELFAT HAMZA « Étude et implémentation de filtres numériques sur MATLAB « Réalisation d'une interface graphique », et sur DSP en utilisant « TMS320C6000 DSF Platform » », année scolaire 2014/2015.
- [10] Jamal EL MHAMDI « Traitement adaptatif appliqué au signal sismique ».
- [11] Aurélie BOUDIER-CUSSET « Contrôle actif du bruit perçu par les opérateurs de centres d'appels téléphoniques » Thèse pour obtenir le grade de Docteur de l'Université AixMarseille I date de publication : 18 /09/2008.
- [12] Zhiguo SONG, thèse « Systèmes de Numérisation Hautes Performances- Architectures Robustes Adaptées à la Radio Cognitive - » présentée pour obtenir le grade de Docteur en sciences de SUPELEC Soutenue le 17 Décembre 2010.
- [13] GAUCHON Jonathan « Réduction de la pollution sonore au niveau des réacteurs d'avion » année scolaire 2004-2005

