

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE SAAD DAHLEB BLIDA

Faculté des Sciences de l'Ingénieur

Département : Aéronautique



Projet de Fin d'Etude

En vue de l'obtention du diplôme d'ingénieur d'état en Aéronautique
Option : Installation

Thème

*Utilisation des Réseaux de Neurones
Pour
L'élimination active du bruit sonore
Actif Noise Control ANC*

Présenté par :

BESSBOUAA MOHAMED

KHALFOUNI ABDELMALEK

Encadré par :

Mr: BENOURED. A

Promotion 2007

يهدف هذا العمل إلى دراسة طريقة السيطرة على الضوضاء الأكوستيكي المستندة إلى شبكات عضوية
وإصطناعية, هذه الأخيرة أصبحت لازمة بسبب ارتفاع مستوى الضوضاء في ميدان الصناعة و النقل.
الشبكات العضوية الاصطناعية
ي الذي أثبت أفضليته وفعاليته التي قد
لي هذا الميدان
تطورات مهمة.
في هذه الدراسة قدمنا خوارزمية للحساب : الخوارزمية استعمالا في هذا المجال. قمنا بحساب رقمي
بين لنا
MATLAB سهولة الخوارزمية

Abstract

The objective of this work it is the methods engineering of the active noise control of acoustic ANC based on the networks of neurons. The active noise control is the one of the requirements caused by the increase in the sound level in the environment due to the technological development, especially in the industrial field and the field of transport.

The networks of neurons allows the pattern recognition while being based on the artificial intelligence, the latter proved its advantage and its effectiveness, it with brought significant improvements in this field, and the ANC is one as of the its principal applications.

In this study, one presented a numerical calculation algorithm: the algorithm LMS which are most usable in this context and one spoke on the algorithm about retro propagation and its disadvantage. One made a simulation on the software MATLAB which us a makes it possible to show the effectiveness of this algorithm in the elimination of the noise.

Résumé

L'objectif de ce travail c'est l'étude de la méthode du contrôle actif du bruit acoustique ANC basée sur les réseaux de neurones. Le contrôle actif du bruit est une des exigences causées par l'augmentation du niveau du bruit dans l'environnement dû au développement technologique, surtout dans le domaine industriel et le domaine du transport.

Les réseaux de neurones permet la reconnaissance des formes en se basant sur l'intelligence artificielle, cette dernière a prouvée son avantage et son efficacité, elle à apportée des améliorations importantes dans ce domaine, et l'ANC est une des ses principaux applications.

Dans cette étude, on a présenté un algorithme de calcul numérique : l'algorithme LMS qui est le plus utilisable dans ce contexte et on a parlé sur l'algorithme de rétro propagation et son inconvénient. On a fait une simulation sur le logiciel MATLAB qui nous a permet de montrer l'efficacité de cet algorithme dans l'élimination du bruit.

REMERCIEMENTS

Nous tenons tout d'abord à rendre grâce à Dieu le clément et le miséricordieux qui nous à accorder la force, le courage, la persévérance, la volonté et la patience pour surmonter les difficultés qu'on a rencontrée au cours de notre cursus.

J'exprime tout particulièrement ma gratitude à :

Ma chère mère pour tout ce qu'elle a fait pour moi, pour toutes les nuits qu'elle a veillée avec moi, pour ses sincères prières...Je la remercie pour être la plus formidable mère dans le monde.

Mon père qui m'a toujours donné la raison pour continuer.

Ma chère sœur pour ses aides et ses conseils...

Nos spéciaux remerciements, et les plus vifs à notre promoteur Mr. **BENOUARED** pour son énorme aide et ces précieux conseils, qui n'a cessé de nous prodigué durant notre projet, on ne peut omettre d'exprimer nos remerciements à tous les enseignant de l'institut d'aéronautique qui ont contribué à notre projet.

Nous tenons a remercié aussi tous les personnes qui m'ont assistés soutenus de près ou de loin. Sans oublier mes amis qui restent dans l'ombre que je n'oublierai jamais.

Nos remerciements vont également au responsable de la salle de Navigation Mr **DJALAL** qui a été très généreux avec nous, et pour son aide et ces conseils acquis par l'expérience.

Mes grands remerciements à la famille de mon binôme qui a pu se déplacer pour assister à la soutenance que dieu lui accorde la paix et lui ouvre ses portes du paradis.

DEDICACE

Je dédie ce modeste travail en guise de reconnaissance et de respect à mes chère parents au premier lieu qui m'on beaucoup aidés et soutenus dans les moments difficiles et m'ont remonter le moral, et m'ont accorder beaucoup de courage et de volonté.

A la plus merveilleuse mère du monde, ma mère pour son encouragement et son soutien moral, et ces précieux conseils, à mon père pour son aide et ces conseils d'expérience, à ma sœur unique pour ces idées et l'ambiance qu'elle fait tout le temps, à toute ma famille sans exception surtout la famille **KHALFOUNI**, et la famille **OULMI** surtout ma grande mère que dieu la garde pour nous.

A la mémoire de mon collègue et binôme Boussebouaa Mohamed, je souhaite que son Âme repose en paix dans le Vaste paradis

A tout mes amis sans exception, et les étudiants et les étudiantes de toutes les options que je connais de près ou de loin, et toute ma clique surtout celle du pavillon « 14 » et mes amis militaires surtout le bloque « 2 », et tous ce qui ont contribués de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Sans oublier la famille de mon binôme **Boussebouaa**, que dieu lui accorde la paix et lui ouvre ces portes du paradis, à ces parents ; son père et sa mère, et toutes sa famille et tous ces amis sans exception.

A tout qui m'aiment et que j'aime

ABDELMALEK

CONDOLÉANCE

A mon confrère, binôme *BESSBOUA MOHAMED* décédé le
jeudi 19 Juillet 2007 au cours d'un accident de circulation, qui venait de
me parvenir m'emplissait d'une douloureuse stupeur, je ne puis croire que sa
douce compagnie n'est plus, que le bon et le charmant *MOHAMED* nous a été
ravie a tout jamais.

Je renouvelle la présentation à sa famille mes sincères condoléances, et
j'exprime en cette pénible circonstance toute mon affection.

Que dieu tout-puissant accorde à *MOHAMED* mon ami, frère,
collaborateur miséricorde et l'accueille sa sainte en son vaste paradis.

SOMMAIRE

Résumé.....	1
Introduction générale.....	2

Chapitre 01 : Généralités sur la communication

1-1 Introduction.....	3
1-2 Chaîne de transmission.....	3
1-3 Classification de signaux.....	4
1-4 Modulation d'amplitude AM.....	5
1-5 Modulation de fréquence FM.....	11
1-6 Source de bruit.....	14
1-7 Quelques types de communication	15
1-8 L'importance du contrôle actif du bruit.....	18
1-9 Conclusion	19

Chapitre 02 : Méthode de protection contre le bruit

2-1 Introduction.....	20
2-2 Qu'est-ce qu'un son et qu'est-ce qu'un bruit	21
2-3 Le son.....	22
2-4 Fatigue auditive.....	24
2-5 Propriétés du bruit.....	25
2-6 Le signal acoustique.....	25
2-7 Le bruit sonore.....	28
2-8 Le rapport signal sur bruit.....	31
2-9 Méthodes de protection du bruit acoustique.....	34
2-10 Le principe d'un système du contrôle actif.....	35
2-11 Développement des techniques actives pour le contrôle du bruit acoustique.....	37
2-12 Propriétés d'un système ANC.....	37

2-13 Les méthodes utilisées pour le contrôle actif.....	38
2-14 Applications du système de contrôle actif du bruit ANC.....	41
2-15 Conclusion.....	47

Chapitre 03 : Les réseaux de neurones

3-1 Introduction.....	48
3-2 Organigramme de la conception du réseau de neurone.....	50
3-3 Application des réseaux de neurones.....	50
3-4 Le neurone biologique.....	51
3-5 Le neurone formel.....	54
3-6 Interprétation mathématique.....	61
3-7 Quelques types de réseaux.....	62
3-8 Récapitulation.....	64
3-9 Fonctions d'activation.....	64
3-10 Approximation d'une fonction à l'aide des réseaux de neurones.....	71
3-11 Conclusion.....	73

Chapitre 04 : Simulation et interprétation

4-1 Introduction	74
4-2 Exemple d'application.....	74
4-3 Exemple d'élimination du bruit moteur	75
4-4 Le problème étudié.....	75
4-5 Utilisation d'un signal d'entrée sinusoïdal.....	76
4-4-1 Simulation avec LMS a une couche.....	76
4-4-2 Simulation avec LMS en utilisant deux couches.....	80
4-5 Comparaison de simulation entre une couche et deux couches.....	83
4-6 Simulation avec LMS a une couche en utilisant un bruit blanc.....	84
4-7 Conclusion.....	87

Conclusion générale.....	88
---------------------------------	-----------

Références bibliographiques.....	89
---	-----------

LISTE DES FIGURES

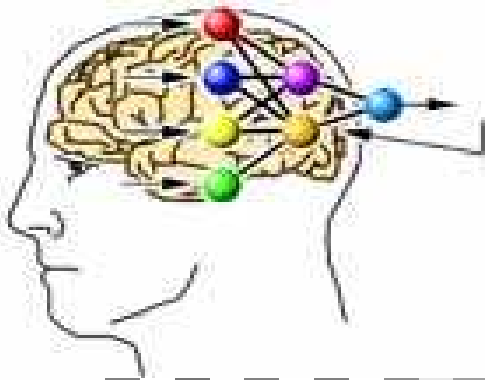
Figure 1.1 : Exemple d'une chaîne de transmission.....	4
Figure 1.2 : Graphe d'un signal continue du bruit aléatoire.....	4
Figure 1.3 : Exemple d'un signal discret.....	5
Figure 1.4 : Schéma synoptique de la modulation AM.....	6
Figure 1.5 : Allure du signal de sortie.....	7
Figure 1.6 : Signal porteuse $V_P(t)$	7
Figure 1.7 : Signal modulé $V_s(t)$	7
Figure 1.8 : Signal résultant de sur modulation.....	8
Figure 1.9 : Spectre de fréquence.....	9
Figure 1.10 : Spectre en fréquence du signal à moduler.....	9
Figure 1.11 : Exemple d'une modulation d'amplitude.....	10
Figure 1.12 : Schéma synoptique de la FM.....	12
Figure 1.13 : Exemple d'un bruit artificiel issu d'une machine contenant une transitoire, dont l'origine est matérialisée par la ligne pointillée.....	15
Figure 2.1 : Production d'onde sonore.....	21
Figure 2.2 : Schéma des niveaux sonores.....	23
Figure 2.3 : Onde acoustique complexe d'un mot parlé.....	25
Figure 2.4 : Schéma d'une onde de pression (son).....	26
Figure 2.5 : Schéma représentant l'interférence de deux ondes de mêmes fréquence et de même amplitude.....	27
Figure 2.6 : Schéma représentant l'interférence destructive de deux ondes de mêmes fréquence et de même amplitude.....	28
Figure 2.7 : Densité de puissance et fonction de corrélation d'un bruit blanc.....	30
Figure 2.8 : Amélioration du rapport signal sur bruit.....	32
Figure 2.9 : Diagramme bloc d'un système du contrôle actif.....	36
Figure 2.10 : Diagramme bloc d'un système à base de réseau de neurones.....	36
Figure 2.11 : Exemple d'application du contrôle actif au bruit moteur dans une voiture.....	43
Figure 2.12 : Les principales sources de bruit d'avion en vol.....	44
Figure 2.13 : Dispositif de contrôle du bruit des hélices.....	45

Figure 2.14 : Contrôle actif du bruit de soufflante sur 16 microphones extérieurs.....	46
Figure 3.1 : Mise en correspondance : neurone biologique / neurone artificiel.....	48
Figure 3.2 : Conception d'un réseau de neurone.....	50
Figure 3.3 : Le neurone biologique.....	52
Figure 3.4 : Fonctionnement de la synapse.....	53
Figure 3.5 : Modèle d'un réseau de neurone formel.....	55
Figure 3.6 : Schéma d'un perceptron.....	57
Figure 3.7 : Architecture d'un PMC à une couche cachée.....	58
Figure 3.8 : Schémas de principe d'Adaline.....	58
Figure 3.9 : Modèle mathématique d'un neurone formel.....	61
Figure 3.10 : Réseau totalement interconnecté.....	63
Figure 3.11 : Réseaux à couches.....	63
Figure 3.12 : Réseaux récurrents.....	63
Figure 3.13 : Réseau monocouche.....	63
Figure 3.14 : Schéma récapitulatif des réseaux de neurones.....	64
Figure 3.15 : Fonction d'activations les plus connues.....	64
Figure 3.16 : La fonction sigmoïde (logistique).....	65
Figure 3.17 : La fonction tangente hyperbolique.....	66
Figure 3.18 : La fonction Gaussienne.....	67
Figure 3.19 : La fonction à seuil.....	67
Figure 3.20 : Exemple de l'approximation de fonction.....	71
Figure 4.1 : Exemple d'application pour l'élimination du bruit.....	75
Figure 4.2 : Schéma bloc d'un contrôleur a base de réseau de neurone.....	76
Figure 4.3 : Le signal voix bruité.....	77
Figure 4.4 : Signal bruité estimé a la sortie du neurone.....	77
Figure 4.5 : Signal extrait x estimé.....	78
Figure 4.6 : Erreur de modélisation.....	78
Figure 4.7 : Le signal voix bruité.....	79

Figure 4.8 : Signal bruité estimé a la sortie du neurone.....	80
Figure 4.9 : Signal extrait x estimé.....	80
Figure 4.10 : L'erreur de modélisation.....	81
Figure 4.11 : Le signal voix bruité.....	82
Figure 4.12 : Signal bruité estimé a la sortie du neurone.....	83
Figure 4.13 : Signal extrait du x estimé.....	83
Figure 4.14 : L'erreur de modélisation.....	84

LISTE DES ABREVIATIONS

Symbole	Abréviation
ANC	Active Noise Control (le contrôle actif du bruit).
LMS	Least Mean Square (les moindres carrés moyens).
AM	Amplitude Modulation (modulation d'amplitude).
FM	Frequency Modulation (modulation de fréquence).
FSK	Frequency Shift Keying.
SNR	Signal to Noise Ratio (rapport signal sur bruit).
PMC	Perceptron Multi Couche.
ART	Adaptative Résonance Théorie (réseaux à apprentissage par compétition).
OCR	Optical Character Reconnaissance (Reconnaissance Optique de Caractère).
RNA	Réseau de Neurone Artificiel.
ADALINE	ADaptative Llinear NEuron.



Introduction Générale

INTRODUCTION GENERALE

Depuis quelques décennies l'homme s'intéressant à réaliser un système apte à la compréhension. Cette conception représente des défis majeurs de l'intelligence artificielle, et un problème d'une énorme difficulté. Pour mieux concerner ce problème, les recherches ont été dirigées vers la reconnaissance des formes.

Les nuisances sonores engendrées par le bruit ont été longtemps considérées comme une contrepartie négative d'une évolution technologique et urbaine, avec l'accroissement régulier des trafics routiers et aériens. Devant l'extension du problème, les efforts ont d'avantage visé à éviter une croissance du phénomène. Néanmoins dans de nombreux domaines tels que le confort des passagers des moyens de transport ou la communication radio, les problèmes du bruit sont devenus des questions majeures devant être prises en compte.

Les nuisances sonores ont été le sujet d'un grand nombre d'études visant à leur suppression. Le développement récent de l'intelligence artificielle a été remarqué dans ces dernières années, et il a donné des résultats positifs dans plusieurs domaines, et son comportement est très fiable.

Les solutions techniques basées sur l'optimisation par les réseaux de neurones se rencontrent dans une variété de problèmes, Mais la principale application de cette utilisation des réseaux de neurones c'est l'élimination du bruit.

Notre travail consiste donc à l'utilisation des réseaux de neurones pour le contrôle actif du bruit. Cette étude est répartie en quatre chapitres :

Le premier chapitre donne une description générale sur la communication, et l'influence du bruit sur cette dernière, ainsi que le rôle du contrôle actif du bruit dans la communication.

Le deuxième chapitre sera donc basé sur les méthodes de protection contre le bruit, et le contrôle actif du bruit, la conception, l'implantation et les applications de ce système.

On s'intéresse dans le troisième chapitre sur les réseaux de neurones, leur comportement biologique et leurs principes de fonctionnement. On parlera aussi sur les neurones artificiels et les différents types qui existent, et les fonctions qui sont associées à ce dernier. On présente aussi l'algorithme le plus utilisé dans ce domaine (Algorithme de rétro propagation). Et pour finir le dernier chapitre sera donc une présentation des résultats de simulation sur MATLAB.

1.1 Introduction

La communication est le processus de transmission d'informations. Ce terme provient du latin « **communicare** » qui signifie « mettre en commun ». La communication peut donc être considérée comme un processus pour la mise en commun d'informations et de connaissances, elle est avant tout un phénomène cognitif. Lorsque des technologies de télécommunication sont employées, la communication doit s'appuyer sur des fonctions complexes (protocoles normés, etc.).

La communication est la technique, l'aptitude et l'art de parvenir à transmettre et à recevoir des messages précis. La communication, qui peut être verbale ou non verbale, comprend quatre éléments principaux : l'interrogation, l'assertion, la résolution de conflits et la critique. L'interrogation est le moyen de solliciter des renseignements auprès d'un membre d'équipage. L'assertion est le moyen d'affirmer une position, d'envoyer un message et de vérifier la réception de ce message. La résolution de conflits est le moyen de reconnaître et d'arbitrer les divergences dans les renseignements obtenus ou les positions soutenues.

La communication rencontre plusieurs paramètres qui peuvent être un gêne, et qui influence sur la transmission d'information, parmi ces paramètres on trouve le bruit qui est un problème néfaste et jusqu'à maintenant les chercheurs n'ont pas pu l'éliminer d'une façon totale. Le bruit influence beaucoup sur la communication surtout « Pilote Contrôleur » et c'est un grand problème en aéronautique, car à cause d'une mauvaise transmission, ou une conversation bruitée le pilote exécute des fausses manœuvres qui peuvent causer des dégâts mortels.

Le contrôle actif du bruit ANC est une nouvelle technique de lutte contre le bruit basée sur des nouvelles méthodes autres que les méthodes classiques, on trouve aussi la technique qui utilise l'intelligence artificielle à base de réseau de neurone.

1.2 Chaîne de transmission

L'exemple suivant représente une chaîne de transmission dans laquelle le bruit s'ajoute au signal et au niveau du codage (émetteur) puis dans le canal de transmission (rayonnement, couplage) et au niveau du récepteur dans lequel on va faire du traitement du signal pour extraire notre signal du bruit (information sans intérêt).



Figure 1.1 : Exemple d'une chaîne de transmission

On remarque dans cet exemple que la chaîne de transmission comporte plusieurs bruits qui s'ajoutent à la sortie de chaque bloque qui sont :

- Bruit de codage
- Bruit de transmission
- Bruit de décodage
- Bruit extérieur dû à la communication « Pilote Contrôleur »

1.3 Classification des signaux

Il existe plusieurs critères de classification des signaux, on trouve :

- Les signaux continus
- Les signaux discrets

❖ Signaux continus

Un signal continu est une représentation d'un phénomène continu dans le temps

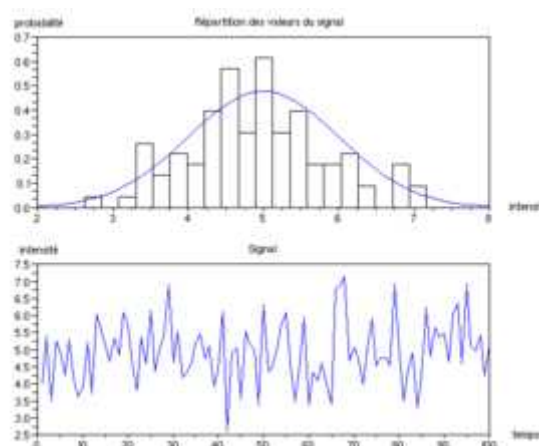


Figure 1.2 : Graphe d'un signal continue du bruit aléatoire

Sur la figure ci-dessus le premier graphe représente la répartition de l'intensité détectée et le deuxième graphe c'est l'intensité en fonction du temps.

➤ Signal aléatoire

Un signal aléatoire est une réalisation d'un processus aléatoire. Par exemple: signal de parole, signal radar, bruit, ...etc. On parle de processus stochastique ou processus aléatoire pour décrire l'évolution au cours temps d'un phénomène statistique selon des lois de probabilités.

La théorie permettant d'effectuer une description (une modélisation) et une analyse des signaux et des systèmes. Le traitement du signal a pour objectif la réalisation et l'interprétation des signaux porteurs d'information. Le traitement numérique du signal est l'utilisation des méthodes numériques pour la modélisation et l'analyse des signaux et des systèmes.

❖ Signaux discrets

Un signal discret est une représentation d'un phénomène instantané dans un même moment. L'exemple suivant représente le processus de Bernoulli.

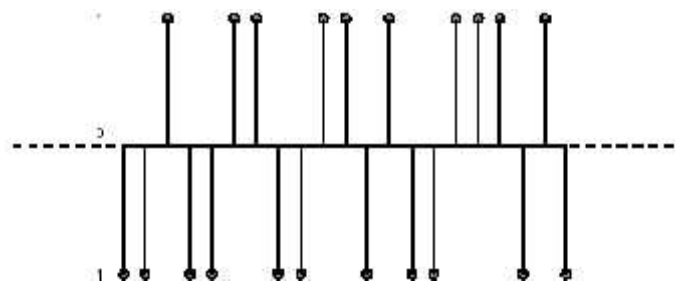


Figure 1.3 : Exemple d'un signal discret

$$x(k) = \begin{cases} 1 \\ -1 \end{cases} \quad \text{Avec une probabilité } \frac{1}{2}$$

1.4 Modulation d'amplitude AM

La modulation d'amplitude consiste à moduler l'amplitude d'un signal de fréquence élevée, par un signal de basse fréquence. Ce dernier est celui qui contient l'information à transmettre (voix, par exemple, recueillie par un microphone), le premier étant le signal porteur (qu'on appelle porteuse).

Le principe est simple il repose sur la multiplication du signal porteur par le signal de basse fréquence (signal modulant) soumis à un décalage (offset) judicieusement choisi.

❖ Modulation de signal

Supposons que le signal modulant soit périodique, de pulsation $\omega = 2\pi F$:

$$v_m(t) = V_m \cos(\check{S}_m t) \quad (1.1)$$

La porteuse est un signal de fréquence bien plus élevée. Notons-la :

$$v_p(t) = V_p \cos(\check{S}_p t) \quad (1.2)$$

Techniquement, la modulation s'effectue grâce à des circuits électroniques spécifiques : un multiplieur (de constante multiplicative k) et un additionneur :

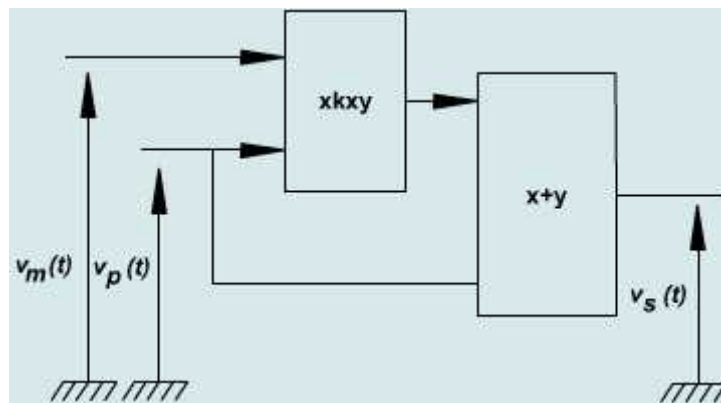


Figure 1.4 : Schéma synoptique de la modulation AM

Le signal de sortie est :

$$v_s(t) = v_p(t) + kv_p(t)v_m(t) \quad (1.3)$$

$$v_s(t) = v_p(t)[1 + kv_m(t)] \quad (1.4)$$

$$v_s(t) = V_p [1 + kV_m \cos(\check{S}_m t)] \cos(\check{S}_p t) \quad (1.5)$$

Posons :

$$m = kV_m \quad (1.6)$$

m est appelé indice de modulation. On a alors comme signal de sortie :

$$v_s(t) = V_p [1 + m \cos(\tilde{S}_m t)] \cos(\tilde{S}_p t) \quad (1.7)$$

On voit sur cette expression le terme constant de décalage (ici ramené à 1, mais en fait égal à V_p). L'indice de modulation devant rester inférieur (ou égal) à 1, sous peine de « sur modulation ».

❖ Le signal modulé

A) Allure du signal

Cette expression du signal de sortie peut paraître bien abstraite. Regardons donc à quoi ressemble le graphe de ce signal. Le signal de modulation $v_m(t)$ est de fréquence relativement faible :



Figure 1.5 : Allure du signal de sortie

Le signal de la porteuse $V_p(t)$ est quant à elle de fréquence élevée. Ainsi, elle sera facilement diffusable. Son allure est montrée dans la figure 1.6 :



Figure 1.6 : Signal porteuse $V_p(t)$

Le signal modulé ou signal de sortie (voire figure 1.7) $v_s(t)$, a donc cette allure (dans le cas où $m=1/2$) :

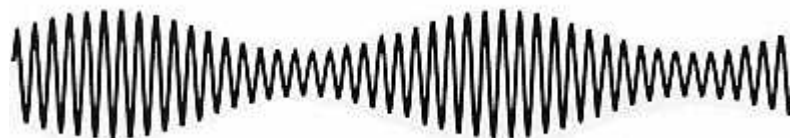


Figure 1.7 : Signal modulé $V_s(t)$

B) La Sur modulation

Si l'amplitude du signal modulant est supérieure au décalage (ceci peut arriver si l'on ajoute un offset avant la multiplication) la valeur correspondante de m est supérieure à 1. On parle de sur modulation. Le signal résultant étant alors de la forme :

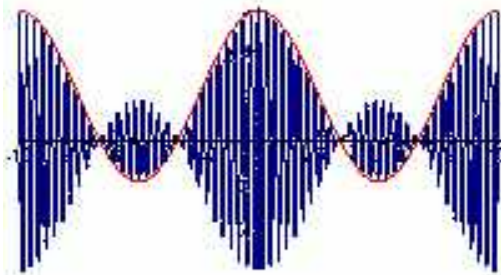


Figure 1.8 : Signal résultant de sur modulation

C) Spectre de fréquences

Le spectre de fréquences du signal modulé est un graphe, présentant l'amplitude de chaque composante du signal. En effet, tout signal périodique pouvant être décomposé en somme de fonctions sinusoïdales, le signal modulé est lui même une somme de signaux sinusoïdaux, malgré le fait que l'expression que nous avons trouvée soit un produit.

Reprenons la, et linéarisons la :

$$v_s(t) = V_p [1 + m \cos(\check{S}_m t)] \cos(\check{S}_p t) \quad (1.8)$$

$$v_s(t) = V_p \cos(\check{S}_p t) + V_p m \cos(\check{S}_m t) \cos(\check{S}_p t) \quad (1.9)$$

$$v_s(t) = V_p \cos(\check{S}_p t) + \frac{V_p m}{2} \cos((\check{S}_m + \check{S}_p)t) + \frac{V_p m}{2} \cos((\check{S}_m - \check{S}_p)t) \quad (1.10)$$

Le spectre de fréquences est le suivant:

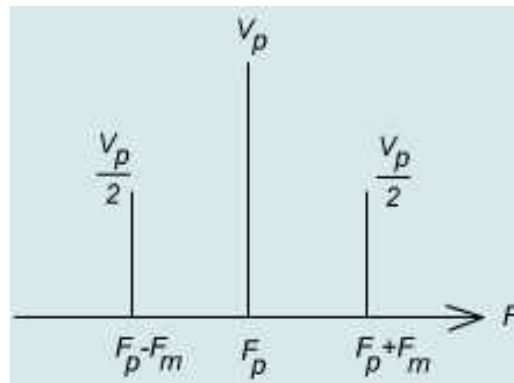


Figure 1.9 : Spectre de fréquence

En pratique, le signal à moduler balaye une certaine plage de fréquences $[f_{m1}, f_{m2}]$. L'allure du spectre de fréquences sera la suivante :

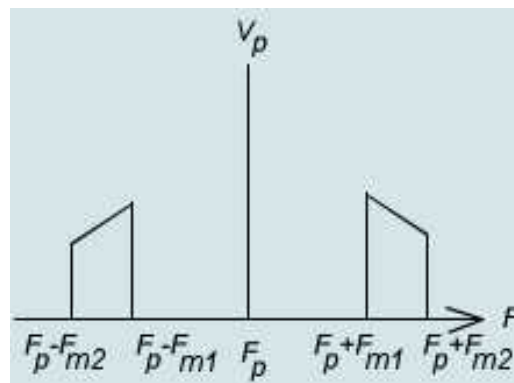


Figure 1.10 : Spectre en fréquence du signal à moduler

On voit donc ici que pour deux signaux ne se brouillent pas mutuellement, il faut que les spectres ne se superposent pas. Il faut donc espacer suffisamment les fréquences des deux porteuses.

D) Démodulation

Une fois le signal reçu, il va falloir le démoduler pour pouvoir l'utiliser. On suppose que le signal reçu est de la forme :

$$v_s(t) = V_p [1 + m \cos(\check{S}_m t)] \cos(\check{S}_p t) \quad (1.11)$$

E) Exemple d'application

Considérons le circuit suivant :

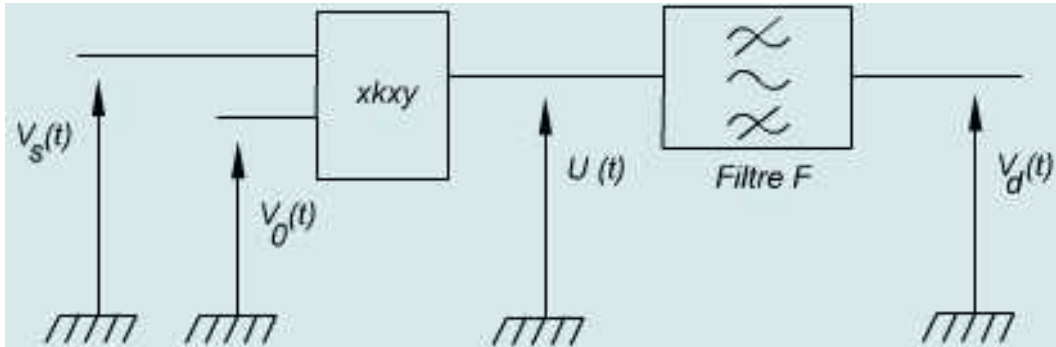


Figure 1.11 : Exemple d'une modulation d'amplitude

Les signaux $V_s(t)$ et $V_0(t)$ sont appliqués aux deux entrées d'un multiplieur de constante k . $V_0(t)$ est un signal dont la fréquence est synchronisée avec celle de la porteuse.

$$v_0(t) = V_0 \cos(\check{S}_p t) \quad (1.12)$$

Calculons $U(t)$:

$$U(t) = kv_0(t)v_s(t) \quad (1.13)$$

$$U(t) = kV_0V_p [1 + m \cos(\check{S}_m t)] \cos^2(\check{S}_p t) \quad (1.14)$$

$$U(t) = kV_0V_p [1 + m \cos(\check{S}_m t)] \frac{1 + \cos(2\check{S}_p t)}{2} \quad (1.15)$$

$$U(t) = \frac{kV_0V_p}{2} [1 + m \cos(\check{S}_m t) + \cos(2\check{S}_p t) + \cos(2\check{S}_p t)m \cos(\check{S}_m t)] \quad (1.16)$$

$$U(t) = \frac{kV_0V_p}{2} \left[1 + m \cos(\check{S}_m t) + \cos(2\check{S}_p t) + \frac{1}{2} m (\cos(2\check{S}_p t + \check{S}_m t) + \cos(2\check{S}_p t - \check{S}_m t)) \right] \quad (1.17)$$

$U(t)$ est donc la somme de cinq signaux. $U(t)$ va maintenant passer dans un filtre passe bande de gain nul, dont les fréquences de coupures seront choisies autour des fréquences du son audible. Ainsi à la sortie du filtre, toutes les composantes de fréquence trop faible ou trop élevées seront supprimées et il ne restera que le signal :

$$v_d(t) = \frac{kV_D V_p m}{2} \cos(\check{S}_m t) \quad (1.18)$$

On a donc le signal d'origine, l'amplitude étant différente. La démodulation est terminée

1.5 Modulation de fréquence FM

La modulation de fréquence MF ou FM est un mode de modulation consistant à transmettre un signal par la modulation de la fréquence d'un signal porteur (porteuse).

On parle de *modulation de fréquence* par opposition à la modulation d'amplitude. En modulation de fréquence, l'information est portée par une modification de la fréquence de la porteuse, et non par une variation d'amplitude. La modulation de fréquence est plus robuste que la modulation d'amplitude pour transmettre un message dans des conditions difficiles (atténuation et bruit importants).

Pour des signaux numériques, on utilise une variante appelée frequency-shift keying ou FSK. La FSK utilise des fréquences discrètes.

A) Exemples

- ❖ Les modems (modulateur - démodulateur) bas débit utilisent la modulation de fréquence.
- ❖ Les téléphones analogiques utilisent la modulation de fréquence pour composer le numéro : chaque chiffre est codé par une combinaison de deux fréquences pour former un code DTMF. Il s'agit d'une modulation FSK qui utilise plus de deux fréquences (MFSK, multiple frequency-shift keying).
- ❖ Les radios de la « bande FM » émettent, comme leur nom l'indique, en modulation de fréquence sur la bande VHF II.

Note : la modulation de fréquence peut être vue comme un cas particulier de la modulation de phase où la modulation en phase de la porteuse est l'intégrale temporelle du signal à transmettre.

Dans l'usage courant, la fréquence de modulation est toujours inférieure à la fréquence porteuse, mais ne pas suivre cette règle peut donner des résultats intéressants, notamment en synthèse sonore.

B) Schéma synoptique de la modulation FM

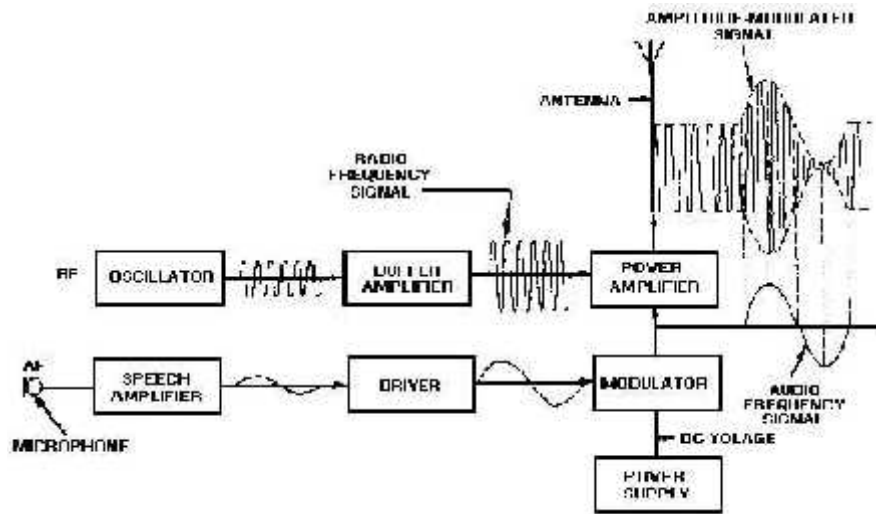


Figure 1.12 : Schéma synoptique de la FM

On suppose que le signal à transmettre est : $x_m(t)$

Avec la restriction suivante sur l'amplitude : $|x_m(t)| \leq 1$

La porteuse sinusoïdale est : $x_p(t) = A \cos(2\pi f_p t)$

Où f_p est la fréquence de la porteuse en hertz et A une amplitude arbitraire. Le signal modulé en FM est le suivant :

$$x_t(t) = A \cos\left(2\pi f \int_0^t f(\ddagger) d\ddagger\right) = A \cos\left(2\pi f \int_0^t [f_p + f_\Delta x_m(\ddagger)] d\ddagger\right) \quad (1.19)$$

Où $f(t) = f_p + f_\Delta x_m(t)$

Dans cette équation, $f(t)$ est la *fréquence instantanée* de l'oscillateur et f_Δ la *déviaton en fréquence*, qui correspond à la déviation maximale par rapport à la fréquence de la porteuse f_p , en supposant que $x_m(t)$ est limité à l'intervalle $[-1, +1]$.

Bien qu'à première vue on puisse imaginer que les fréquences soient limitées à l'intervalle $f_p \pm f_\Delta$, ce raisonnement néglige la distinction entre *fréquence instantanée* et

fréquence spectrale. Le spectre harmonique d'un signal FM réel possède des composantes qui vont jusqu'à des fréquences infinies, bien qu'elles deviennent rapidement négligeables.

De façon simplifiée, le spectre d'une porteuse sinusoïdale modulée en FM par un signal sinusoïdal peut être représenté par une fonction de Bessel, ce qui permet de modéliser formellement l'occupation spectrale d'une modulation FM.

De façon approchée, la règle de Carson indique qu'à peu près toute la puissance (~98%) d'un signal modulé en fréquence est comprise dans la bande de fréquences :

$$2(f_{\Delta} + f_m) \quad (1.20)$$

Où f_{Δ} est la déviation maximale de la fréquence instantanée $f(t)$ à partir de la fréquence de la porteuse f_p (en supposant que $x_m(t)$ est dans l'intervalle $[-1, +1]$), et f_m est la plus grande fréquence du signal à transmettre $x_m(t)$.

C) Cas d'un signal sinusoïdal

La modulation d'une porteuse sinusoïdale par un signal sinusoïdal de fréquence moindre peut s'écrire ainsi :

$$x_p(t) = A \cos(2\pi f_p t + \beta \sin(2\pi f_m t)) = A \sum_{n=-\infty}^{+\infty} J_n(\beta) \cos(2\pi (f_p + n f_m) t) \quad (1.21)$$

A : Amplitude du signal f_p : fréquence porteuse β : indice de modulation

$J_n(\beta)$: Fonction de Bessel de première espèce f_m : fréquence de modulation

n : Rang harmonique de f_m , $n \in \mathbb{N}$

En faisant varier β , on fait varier l'intensité de la modulation, donc l'écart entre la fréquence la plus grande et la plus petite, qui alternent à la fréquence f_m .

D) Cas de la FSK

En FSK, le signal X_m peut prendre un ensemble de valeurs discrètes X_i (par exemple deux dans les modulations binaires), ce qui donne pendant la transmission d'une valeur x_i :

$$x_p(t) = A \cos\left(2f \int_0^t [f_p + f_\Delta x_i] d\ddagger\right) = A \cos(2f [f_p + f_\Delta x_i] t) \quad (1.22)$$

1.6 Source de bruit

Le bruit a de nombreuses sources. Cela peut être :

- ❖ Une instabilité de la source de signal
- ❖ Un signal parasite provenant d'ailleurs
- ❖ Une instabilité du récepteur, et notamment le bruit de fond électronique (dont le fameux bourdonnement à 50 ou 60 Hz dû au courant du secteur) et le bruit thermique
- ❖ Un bruit dû à l'amplification électronique d'un signal électrique : bruit thermique, bruit grenaille, bruit flicker, bruit en créneaux, bruit d'avalanche.

- ❖ **Origines des bruits**

- **Bruit d'origine externe**

On considère par exemple le cas d'un organe de transmission linéaire attaqué par un signal sinusoïdal $V_e(t)$ restituant en sortie un signal sinusoïdal $V_s(t)$ de même fréquence, mais d'amplitude différente.

Si le câblage de cet organe est imparfait, un signal de haute fréquence $B(t)$, émis par des systèmes environnants peut être capté par effet d'antenne et se superposer au signal utile $V_s(t)$, de sorte que le signal obtenu en sortie soit $V_Hs(t)$

Ce phénomène est bien connu des techniciens qui, en approchant la main du système de transmission, font disparaître la perturbation par effet de masse. Un blindage approprié permet dans ce cas d'éliminer le bruit d'origine externe $B(t)$

Dans cette catégorie de bruits, on rencontre les bruits d'origine artificielle liés à l'activité humaine et les bruits d'origine naturelle :

➤ Bruit d'origine artificielle

Les parasites industriels exercent principalement leur influence dans les villes. Leurs causes sont multiples : manquement des interrupteurs, moteurs électriques, enseignes lumineuses, allumage des automobiles, passage d'un avion...etc.

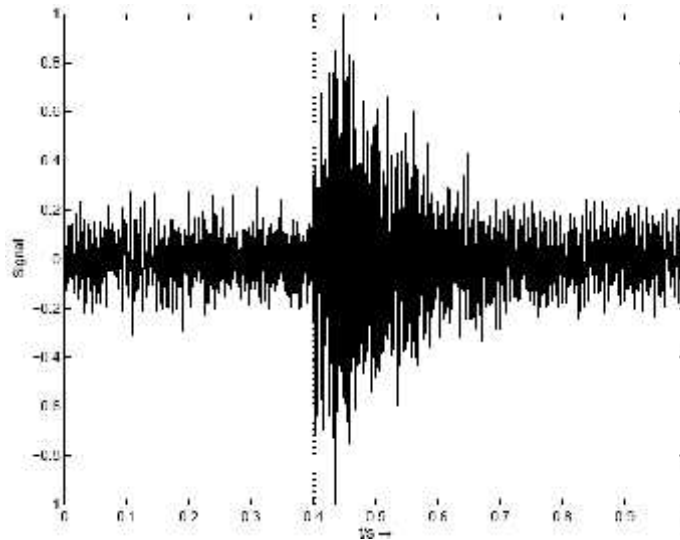


Figure 1.13 : Exemple d'un bruit artificiel issu d'une machine contenant une transitoire, dont l'origine est matérialisée par la ligne pointillée.

➤ Bruit d'origine interne

Si l'on considère un récepteur de radiodiffusion accordé sur une station émettrice suffisamment proche, on n'entend que le programme diffusé par la station et qui constitue ici le signal utile. Toutefois, pour que l'émetteur soit éloigné ou que le récepteur soit mal accordé, il est commode de percevoir – superposé au signal vocal ou musical – un bruit confus, sorte de chuchotement, de souffle ou de ronflement communément appelé bruit de fond.

Il s'agit cette fois d'un bruit interne à l'appareillage électronique qui se manifeste en présence ou non du signal utile.

1.7 Quelques types de communication

❖ Communication aéronautique

Les communications entre aéronefs et les stations au sol sont codifiées et réglementées dans le but d'éviter les erreurs d'interprétation. Elles sont concises, précises et font appel à une

phraséologie conventionnelle. Elles se déroulent en général dans la langue du pays survolé ou en langue anglaise.

Il existe sept langues aéronautiques officielles (Anglais, Français, Chinois, Russe, Arabe, Espagnol et Indien). L'Anglais reste la langue internationale officielle utilisée quand aucun membre d'équipage ne parle l'une des autres langues.

D'une manière générale, on distingue deux types de messages :

- ❖ Les messages préenregistrés (ATIS), qui sont diffusés en continu sur une fréquence particulière. Ils concernent la plupart du temps la météo et donnent les informations nécessaires au pilote (numéro de la piste à utiliser, etc.).
- ❖ Les messages de communication entre un organisme de contrôle et un aéronef. Il s'agit en général d'instructions données à l'aéronef et appelées clearances (de l'anglais *to clear*, autoriser).

Les communications directes entre aéronefs ne sont autorisées qu'après accord de l'organisme au sol gérant la fréquence de transmission où doivent utiliser la fréquence dédiée de 123,45 MHz.

Chaque station est identifiée par un indicatif. Pour un aéronef, il correspond à l'un des types suivants :

- ❖ Les caractères de son immatriculation (ex *D-GNNX*),
- ❖ L'indicatif de l'exploitant suivi des 4 derniers caractères de son immatriculation (ex *Lufthansa GNNX*),
- ❖ L'indicatif de l'exploitant suivi de l'identifiant du vol (ex *Air France 001*).

Pour une station au sol, il correspond au nom de l'emplacement suivi d'un suffixe indiquant le service rendu parmi les suivants : opérations, délivrance, trafic, sol, tour, approche, contrôle, radar, départ, arrivée, précision, information (exemple : *Orly radar*).

Les messages ont une priorité en fonction de leur catégorie parmi les suivantes :

1. messages de détresse (signal *MAYDAY*),
2. messages d'urgence (signal *PANNE PANNE*),
3. messages de radiogoniométrie,

4. messages intéressant la sécurité,
5. messages météorologiques,
6. messages intéressant la régularité des vols.

Ils doivent être le plus précis et concis possible (ex : "Orly tour bonjour, Air France 562, établi ILS 26").

La fréquence de détresse internationale est 121.5 MHz sur la bande VHF.

L'augmentation du trafic aérien entraîne celle du nombre des messages échangés entre les avions et le sol. La saturation ne pourra être évitée que par un changement de technologie : le transport aérien commercial utilise un système de transmission de messages écrits beaucoup plus rapide et fiable.

La communication (parfois abrégé en "la **com.**") concerne aussi bien l'homme (communication intrapsychique, interpersonnelle, groupale...) que l'animal (communication intra ou inter espèces) ou la machine (télécommunications, nouvelles technologies...), ainsi que leurs croisements: homme animal, hommes technologies... De ce fait, c'est un objet d'étude partagé par plusieurs disciplines qui ne répond pas à une définition unique.

❖ **Communication Data Link**

➤ **Introduction**

Les systèmes de communication permettent à l'équipage de rester en contact avec le monde extérieur, que ce soit les contrôleurs aériens, le bureau du répartiteur, les autres aéronefs dans une formation, les forces policières de sécurité civile, ou un client.

Mais les échanges devenant plus important, il a fallu attribuer des fréquences à tout le monde. Voilà pourquoi, jusqu'à il n'y a pas si longtemps, les pilotes emmenaient avec eux une petite boîte contenant les quartz pour la radio. Pour changer de fréquence, on enlevait le quartz inutile et on remettait celui qui correspondait à la fréquence voulue. On imagine aisément l'angoisse du pilote qui laisse tomber la boîte dans la cabine et tout les petits quartz qui volètent joyeusement dans les turbulences

L'équipement moderne est constitué de boîtiers émetteur-récepteur, qui nous permettent de parler à travers la radio en clair et de changer les fréquences avec un simple bouton.

Les fréquences sont séparées par 25 kHz. Ce qui veut dire que vous avez le choix entre 760 canaux, ou fréquences. L'amélioration des équipements a permis de séparer les fréquences de 8,33 kHz, ce qui triple le nombre de fréquences disponibles.

➤ **Types de communication air / sol**

Pour la communication Data Link on peut regrouper quatre types de communications :

- Les communications AOC : Aircraft Operation Communications
- Les communications AAC : Airline Administrative Communications
- Les communications APC : Aircraft Passenger Communications
- Les communications ATS : Air Traffic Services

❖ **Communication à temps quasi-réel**

Ce système bidirectionnel et interactif associe une transmission acoustique de la station de fond à une balise de surface mouillée à proximité et une liaison satellite (Inmarsat) entre la balise et la terre. La liaison satellite peut être doublée par une liaison radio quand le site d'expérimentation est suffisamment proche de la côte.

Le système est géré par une unité électronique implantée sur la balise, il permet à partir d'une interface PC à terre d'envoyer des commandes à la station et de recevoir des résumés horaires des données enregistrées et des paramètres de fonctionnement du système.

1.8 L'importance du contrôle actif du bruit

Le contrôle actif du bruit est une nouvelle approche pour la lutte contre le bruit, qui utilise le filtrage adaptatif pour avoir une bonne qualité du son, ce qui permet une bonne communication et plus particulièrement un bon échange d'information et une conversation non bruitée et presque parfaite.

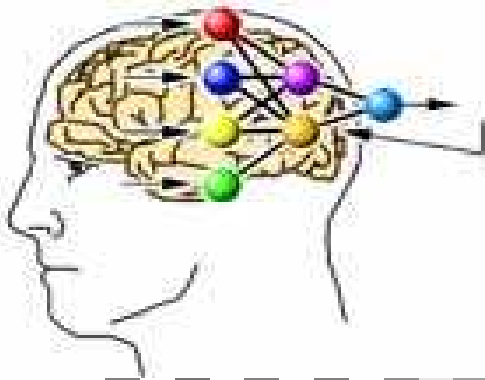
Une nouvelle technique utilisée dans le contrôle actif du bruit autre que le filtrage adaptatif, c'est celle qui utilise l'intelligence artificielle, elle est basée sur les réseaux de neurones.

1.9 Conclusion

La communication est devenue indispensable dans notre vie, grâce à elle on a pouvoir gagner du temps, elle nous a facilité l'échange de l'information d'une façon très rapide et efficace.

Les systèmes de communications nous ont rendus beaucoup de services tel que l'échange de l'information en temps quasi réel, ainsi que leurs puissances et leurs vitesses de transmission avec les moindres pertes.

Le contrôle actif du bruit est une nouvelle technologie, permettant d'éliminer le bruit et de garder le signal sans perturbation dans la communication.



Chapitre 01

Généralités sur la Communication

2.1 Introduction

Le bruit est un son indésirable, il provoque chez la plupart des gens, une sensation désagréable. Il s'agit d'une pollution acoustique à diminuer. Pourtant sur le plan scientifique, il possède une définition très précise et représente un phénomène qui n'occasionne pas de gêne particulière. Du point de vue physiologique, le bruit est un son désagréable et gênant. Un son agréable peut toutefois devenir dangereux pour l'oreille s'il est trop intense.

Le bruit est un problème qui concerne tout le monde, dans l'environnement domestique comme dans l'environnement de travail. Il est à l'origine de nombreuses surdités mais aussi d'autres pathologies (stress, fatigue...). De multiples moyens d'action peuvent être mis en place sur le lieu de travail pour limiter l'exposition des salariés.

Les nuisances sonores sont une gêne quotidienne pour le quart de la population mondiale. Les problèmes du bruit acoustiques dans l'environnement deviennent plus notables pour plusieurs raisons:

- ❖ L'augmentation du nombre de grands matériels industriels qui sont utilisés: moteurs, ventilateurs, transformateurs, Compresseurs.....etc.
- ❖ L'augmentation de la densité de population et la haute exposition au bruit à cause de la proximité des zones industrielles.
- ❖ Le développement important des moyens de communication et le besoin de réduction de bruit de transmission pour assurer une qualité meilleure pour la communication.

Comme première étape de lutte contre le bruit, il faut déterminer dans les milieux de travail les zones ou les opérations présentant une exposition excessive au bruit.

- ❖ La fatigue auditive est une diminution passagère et réversible de l'audition, elle s'accompagne de bourdonnements, sifflements et tintements ainsi que de modifications de la sensation auditive qui prend un caractère métallique.
- ❖ La fatigue auditive peut être déterminée à l'aide de divers tests audio métriques. Après action de sons purs ou de bruits blancs d'une intensité de 80 *dB* à 100 *dB*.
- ❖ La fatigue générale due au bruit, de nature non spécifique et qui tient à des influx hors des voies proprement auditives au niveau de troisième et quatrième neurone.

Malgré tous ces recherches et ces avances technologiques le bruit reste toujours un problème fatal que l'on ne peut pas l'éliminer totalement.

Afin de prévenir les effets néfastes de l'exposition au bruit, il faudrait réduire les niveaux de bruit à des valeurs acceptables. La meilleure façon de réduire le niveau de bruit consiste à apporter des modifications techniques à la source elle-même ou au milieu de travail. Pour cela les chercheurs ont développé une nouvelle technique d'élimination du bruit autre que les techniques classiques, cette dernière est basée sur des filtres adaptatifs, la logique floue et l'intelligence artificielle qui est a base des réseaux de neurones.

2.2 Qu'est-ce qu'un son et qu'est-ce qu'un bruit?

Un son est ce que nous entendons. Un bruit est un son non désiré. La différence entre un son et un bruit dépend de la personne qui écoute et des circonstances. La musique rock peut être un son agréable pour une personne, alors qu'elle est un son gênant pour une autre personne. Le bruit sert aussi comme information de détection d'anomalies, par exemple un mécanicien s'il entend pas le bruit du moteur il peut pas détecter la défaillance du moteur.

Le son est produit par la vibration d'objets et il atteint les oreilles sous forme d'ondes se propageant dans l'air ou dans un autre milieu. Un objet vibrant provoque de faibles variations de la pression de l'air. Ces variations de pression se propagent sous forme d'ondes dans l'air et produisent un son. À titre d'exemple, imaginons un coup de bâton sur un tambour. Voir (figure 2.1).

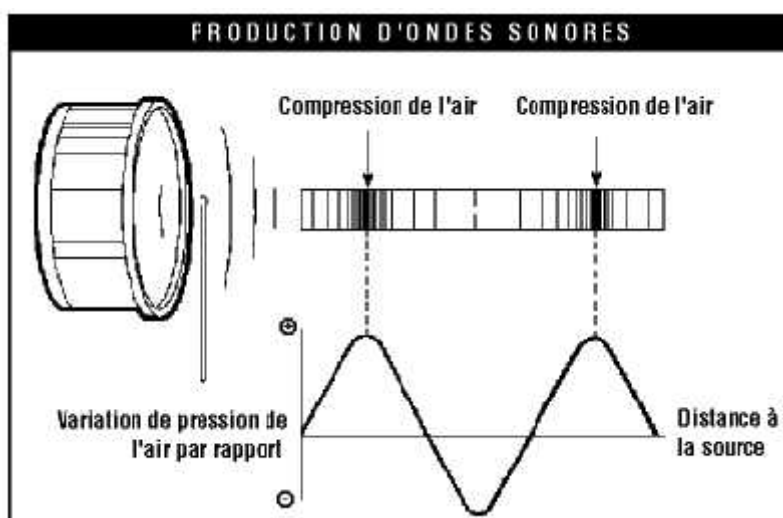


Figure 2.1 : Production d'onde sonore

Le tableau suivant montre la vitesse approximative du son dans l'air et dans d'autres milieux. Dans les gaz, plus le son a une grande vitesse, plus sa hauteur est élevée.

Vitesse approximative du son dans des milieux courants		
Milieu	Vitesse du son (pi/s)	(m/s)
Air, sec (0 °C et 760 mm de Hg)	1 100	330
Bois (mou -- sens des fibres)	11 100	3 400
Eau (15 °C)	4 700	1 400
Béton	10 200	3 100
Acier	16 000	5 000
Plomb	3 700	1 200
Verre	18 500	5 500
Hydrogène (0 °C et 760 mm de Hg)	4 100	1 260

2.3 Le son

Un son est une onde acoustique. Il est perçu par le système auditif humain sa fréquence est situé entre 20 Hz et 20 KHz. Les éléments matériels qui produisent un son sont appelés **sources sonores**. Chaque point de la source a un mouvement d'oscillation autour de sa position de repos.

La variation de pression aux alentours de la pression atmosphérique est généralement très faible, et l'amplitude de la différence entre les pressions instantanée et atmosphérique constitue la pression acoustique. Cette dernière se déplace à une vitesse appelée célérité du son, qui est de 340 m/s dans l'air à 20°C .

Les sons sont des vibrations de l'air qui se propagent en ondes acoustiques. Ils sont définis par leur fréquence, exprimée en Hertz (Hz).

Variations rapides = fréquence élevée = son aigu

Variations lentes = fréquence faible = son grave

ECHELLE DES FREQUENCES SONORES		
Infrasons	Sons audibles (par l'homme)	ultrasons
<20 Hz	20 à 20 000 Hz Dont les fréquences de la parole : 100 à 6 000 Hz	>20 000 Hz

L'oreille est capable de percevoir un son d'intensité variant de 10^{-12} à quelques $W.m^{-2}$. Malgré cette capacité tout à fait remarquable, l'oreille est peu précise en ce qui concerne les variations d'intensité. Pour traduire la caractéristique physique de l'intensité sonore en une grandeur plus représentative des capacités auditives, on utilise une transformation logarithmique : le décibel (dB)

Cette transformation est définie de la manière suivante :

$$L_I = 10 \cdot \log \left(\frac{I}{I_0} \right) \quad (2.1)$$

Cette transformation est appelée **niveau d'intensité acoustique** tel que.

I : Étant l'intensité du son mesurée en un point donné en W/m^2

I_0 : Étant une intensité de référence arbitraire. Si on choisit comme référence l'intensité la plus faible pouvant être perçue par l'oreille, on définit l'échelle de dB SPL (Sound Pressure Level).



Figure 2.2 : Schéma des niveaux sonores

2.4 Fatigue auditive

À la suite d'une exposition à un bruit intense, on peut souffrir temporairement de sifflements d'oreilles, de bourdonnements (acouphènes) ainsi que d'une baisse de l'acuité auditive. Les dégradations de l'audition se situent en particulier au niveau du haut médium et de l'aigu, ce qui donne la sensation d'écouter avec "du coton dans les oreilles". Cette fatigue auditive demande quelques semaines sans surexposition au bruit pour disparaître. Le bruit est cause de fatigue même sous les seuils réglementaires.

❖ Les différents catégories du son et son impacte

Type de son	Impacte du son	Niveau de son	Catégorie du son
	Avion au décollage pour un biréacteur (moyen courrier)	130	Douloureux
	Marteau-piqueur	120	Douloureux
	Concert et discothèque	110	Risque de surdité
	Baladeur à puissance maximum	100	Pénible
	Moto	90	Pénible
	Automobile	80	Fatigant
	Aspirateur	70	Fatigant
	Grand magasin	60	Supportable
	Machine à laver	50	Agréable
	Bureau tranquille	40	Agréable
	Chambre à coucher	30	Agréable
	Conversation à voix basse	20	Calme
	Vent dans les arbres	10	Calme
	Seuil d'audibilité	0	Calme

2.5 Propriétés du bruit

Les propriétés du bruit qui sont importantes en milieu de travail sont les suivantes :

- ❖ Fréquence
- ❖ Pression acoustique
- ❖ Puissance acoustique
- ❖ Distribution en fonction du temps.

2.6 Le signal acoustique

❖ Les ondes acoustiques

Le son est une série d'ondes de compression de l'air qui déplacent à travers l'air ou autres matières. Ces ondes sonores sont créées par la vibration de quelque objet, comme un haut-parleur de la radio. Le tympan d'oreille vibre d'ondes sonores pour permettre de les sentir.

Les ondes acoustiques voyagent à travers beaucoup de matières tel que l'eau et l'acier. Quelques matières isolantes absorbent beaucoup des ondes sonores, en prévenant les ondes de pénétrer la matière.

Parce que le son est la vibration de matière, il ne voyage pas à travers un vide ou dans l'espace externe.



Figure 2.3: Onde acoustique complexe d'un mot parlé

❖ Caractéristiques de son

Le son a les caractéristiques standard de toute onde.

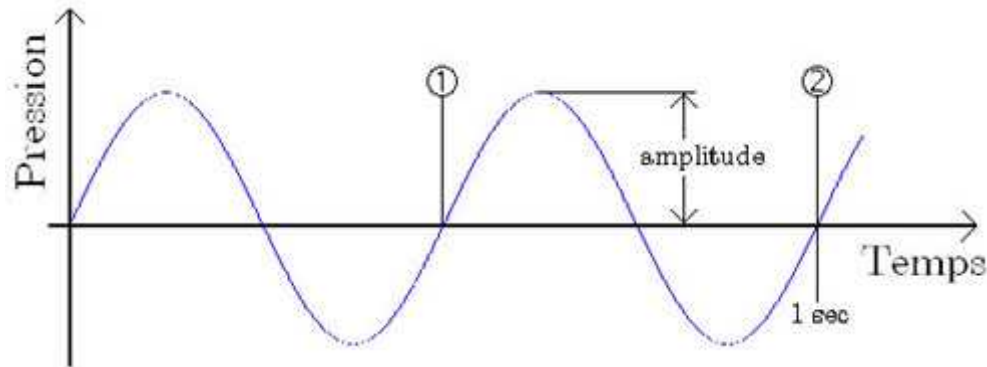


Figure 2.4 : Schéma d'une onde de pression (son)

➤ L'amplitude

L'amplitude d'une onde sonore est la même chose que sa force. Tandis que le son est une onde de compression, sa force ou amplitude correspond à combien cette onde est comprimée. Il est appelé aussi l'amplitude de la pression.

Une onde sonore s'étendra après qu'il laisse sa source, en diminuant son amplitude ou force.

➤ Le décibel

Une mesure commune de force est le décibel (dB). C'est 1/10 d'un bel qui a été nommé après l'inventeur du téléphone Alexander Graham Bell. C'est une unité qui varie comme la proportion des logarithmes de force.

➤ Vitesse ou vitesse de son

La vitesse ou vitesse de son dans l'air sont approximativement 344 mètres/second (toutes les fréquences du son ont la même vitesse), 1130 ft / sec. Ou 770 milles par heure à température de 20°C (70°F).

La vitesse varie avec la température d'air, le son voyage plus lentement à plus hautes altitudes ou les jours froids.

➤ La fréquence

La fréquence de son est le taux à que les ondes passent un point donné. La fréquence est aussi appelée le ton d'un son. Il est appelé la note dans les sons musicaux.

La fréquence représente le nombre d'oscillations de pression d'air par seconde, elle se mesure en Hertz (Hz). Par ailleurs, plus la fréquence est élevée, plus le son est aigu.

La relation entre vitesse, longueur d'onde et la fréquence est la suivante :

La vitesse = longueur d'onde * fréquence

❖ Types d'interférences

L'interférence sonore est un phénomène basé sur le principe de superposition des ondes. Il se produit lorsque deux ondes de même amplitude se déplacent dans la même direction. En s'additionnant, elles créent une nouvelle onde de fréquence et d'amplitude différentes.

Si le mélange des deux ondes produit une onde résultante ayant la plus grande amplitude possible, on parle d'interférence constructive, ces deux ondes sont alors dites « en phase ». Dans le cas contraire, c'est-à-dire lorsque les ondes s'annulent, il s'agit plutôt d'interférence destructive, les ondes sont alors en opposition de phase.

Le phénomène d'interférence est représenté dans les figures suivantes, où l'on additionne des ondes de même fréquence, mais qui sont déphasées l'une par rapport à l'autre.

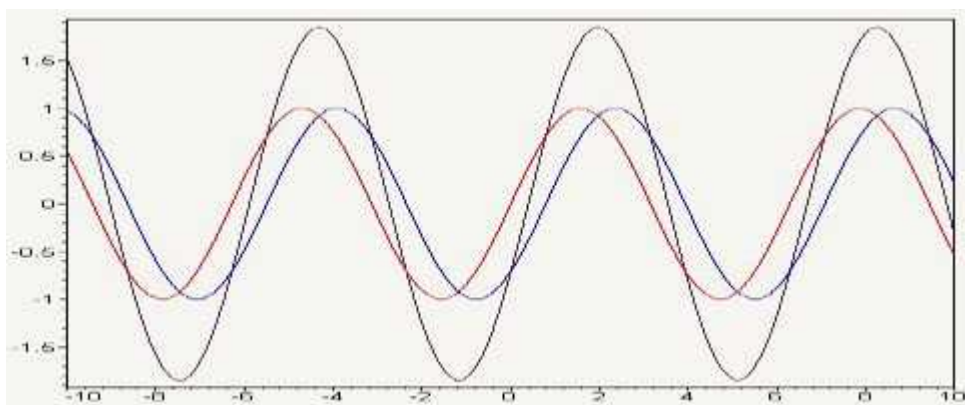


Figure 2.5 : Schéma représentant l'interférence de deux ondes de mêmes fréquence et amplitude

Sur la figure 2.5, on aperçoit trois ondes. Le rouge et le bleu sont exactement de même fréquence et de même amplitude, mais ils sont légèrement déphasés l'un par rapport à l'autre. En les additionnant, on obtient le tracé en violet. Comme les ondes tracées en rouge et en bleu sont relativement rapprochées l'une de l'autre, l'onde en violet, qui a la même fréquence que les deux précédentes, possède une amplitude presque égale au double des deux ondes de départ.

Lorsque les ondes qui s'additionnent sont totalement opposées tel que décrit précédemment, elles s'annulent, comme l'illustre la figure 2.6.

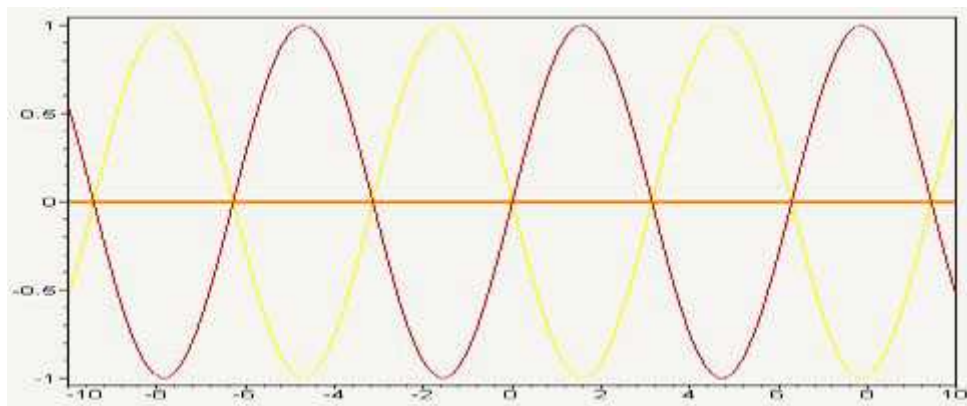


Figure 2.6 : Schéma représentant l'interférence destructive de deux ondes de mêmes fréquence et amplitude

Sur la figure 2.6, l'onde tracée en jaune est opposée à celle tracée en rouge. Comme ces deux ondes possèdent une fréquence et une amplitude identique, la somme de ces deux ondes est nulle partout : c'est le tracé orange.

2.7 Le Bruit sonore

Les ondes tel qu'ondes sonores, courant alternatif (AC) cycles électriques, les ondes de la lumière visibles peuvent inclure le bruit. Le bruit peut irriter et perturber avec communication. La proportion signal à bruit détermine combien de bruit il y a.

Tout type de son qui perturbe avec l'audition normale peut être considéré comme un bruit. Donc tout signal qui interfère avec le signal du son désiré soit qu'il s'agit d'un écho résultant du diffraction du signal désiré lui même sur un obstacle, ou bien un autre signal interférant est constaté comme un bruit indésirable.

Les notions d'information utile (le *signal*) et d'information inutile (le *bruit*) sont subjectives : l'information intéressante dans un système (ou pour une personne) peut gêner la

réception ou la compréhension de l'information intéressante pour un autre système (ou pour une autre personne).

On voit tout de suite que se pose la question de définir ce qui est le signal et ce qui est le bruit. Imaginons par exemple des personnes discutant dans une pièce avec la télévision allumée :

- ❖ Pour le téléspectateur, le son du téléviseur est le signal, le son de la discussion est le bruit.
- ❖ Pour les personnes qui discutent, c'est le contraire.

Notons qu'un son peut être signal et bruit, par exemple si des personnes discute dans la rue, le son des voitures est un bruit par rapport à la discussion, mais cela devient du signal lorsqu'il s'agit de traverser la rue puisque cela les prévient du danger.

La notion de signal et de bruit ne se limite pas aux sons. Par exemple lorsqu'on regarde la télévision, l'image sur l'écran est le signal, et le reflet de la lampe sur l'écran est le « bruit » (c'est un gêne). Sur une photographie, le sujet photographié est le signal, et l'environnement peut constituer du bruit (par exemple en cachant le sujet, ou bien en attirant le regard vers un autre endroit de la photographie) ; mais l'environnement est aussi du signal, puisqu'il fait partie de la composition de l'image.

Le rapport **signal bruit** est un terme utilisé en ingénierie, en traitement du signal ou en théorie de l'information pour désigner le rapport entre la grandeur d'un signal (information utile, significative) et celle du bruit (information inutile, non significative). Comme de nombreux signaux ont une échelle dynamique élevée, les rapports signal bruit sont exprimés en décibels, dans une échelle logarithmique.

On définit ainsi la qualité d'un amplificateur, quel que soit son type et la catégorie de signaux qu'il traite. Plus le rapport est élevé, moins l'appareil dénature le signal d'origine.

2.7.1 Le bruit blanc

Le bruit blanc (*White noise*) doit son appellation à l'analogie avec la lumière blanche. Cette lumière blanche est due à la présence des photos de toutes les valeurs d'énergie, et donc composée de toutes les couleurs. De même, un bruit blanc possède un spectre de fréquence continu et d'amplitude moyenne constante indépendante des fréquences.

$$\forall f, (x(f)) = x_0. \quad (2.2)$$

Le bruit blanc reste un modèle théorique et un tel bruit ne peut pas exister naturellement car il aurait une puissance infinie :

$$p = \int_0^{\infty} x^2(f) df. \quad (2.3)$$

Le bruit blanc est un processus stochastique utilisé afin de modéliser les bruits internant dans toute modélisation de systèmes dynamiques. Il possède une densité spectrale de puissance constante :

$$S_x(f) = \frac{n}{2} \quad (2.4)$$

Par conséquent, sa fonction de corrélation est donnée par :

$$R_x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{n}{2} e^{j2ft} df = \frac{n}{2} \delta(t) \quad (2.5)$$

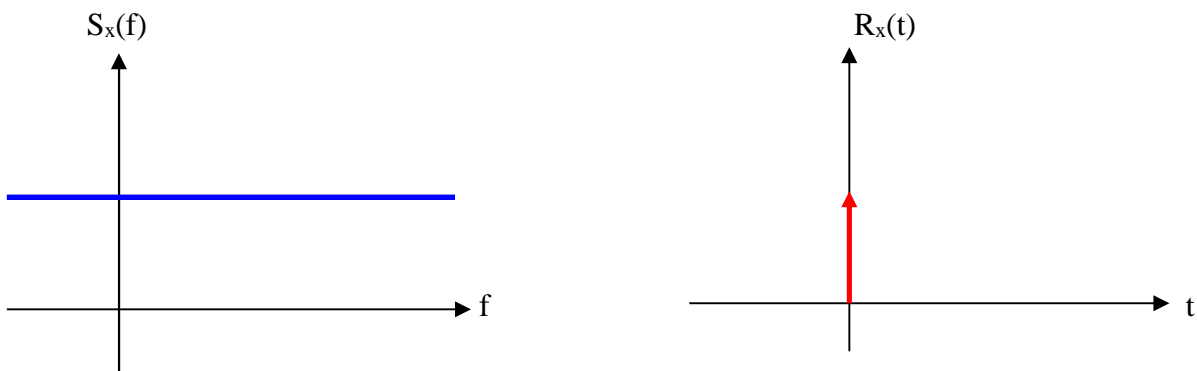


Figure 2.7 : Densité de puissance et fonction de corrélation d'un bruit blanc

2.7.2 Le bruit rose

Le bruit peut être considéré comme rose (*Pink noise*) si sa distribution de puissance moyenne (ou énergie sur une longue période de temps) suit une échelle logarithmique, ce qui revient à ce que son spectre d'amplitude soit proportionnel à l'inverse de la fréquence. Le spectre d'un bruit peut donc se mettre sous la forme :

$$\forall f \geq f_{\min}, S(f) = \frac{v_0}{f}. \quad (2.6)$$

Ainsi, la puissance du bruit est aussi importante dans l'octave (200 Hz à 400 Hz) que dans l'octave (2000 Hz à 4000 Hz)

Autrement dit, le spectre possède la même quantité d'énergie sur des intervalles de fréquence de largeur égale :

$$\forall f \geq f_{\min}, \int_f^{2f} S(f) df = S_0 \ln \frac{2f}{f} = S_0 \ln(2). \quad (2.7)$$

L'amplitude d'une fréquence f d'un bruit rose est divisée par 2 par rapport à l'amplitude correspondant au double de la fréquence

$$S(2f) = \frac{1}{2} S(f). \quad (2.8)$$

Le spectre est donc aussi caractérisé par une baisse de - 3dB par octave.

$$\forall f \geq f_{\min}, 10 \log \frac{S(f)}{S(2f)} = -10 \log 2 = -3. \quad (2.9)$$

Sur le plan de la perception, les hautes fréquences sont atténuées. Car le système auditif est plus sensible à l'échelle logarithmique qu'à l'échelle linéaire. Les applications du bruit rose sont nombreuses et dépassent largement le cadre du traitement du son : biologie, astronomie, géologie,...etc. Concernant l'analyse de musique, plusieurs études ont montré l'utilité de ce bruit pour la composition aléatoire automatique.

Le bruit rose est un bruit blanc filtré dans une bande limitée, si cette dernière est proche des infrarouges elle sera donc proche de la couleur rose.

2.7.3 Le bruit bleu

Le bruit bleu est un bruit blanc filtré dans une bande limitée, si cette dernière est proche des ultraviolets elle sera donc proche de la couleur bleue.

2.7.4 Le bruit coloré

C'est un bruit blanc filtré par une fonction de transfert $H(f)$, il est donc à bande limitée, le bruit coloré c'est la somme du bruit bleu et le bruit rose, dans ce cas on a :

$$S_y(f) = |H(f)|^2 S_x(f) = |H(f)|^2 \frac{n}{2} \quad (2.10)$$

2.8 Le rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit désigne la qualité d'une transmission d'information par rapport aux **parasites**. Ce concept est utilisé pour désigner un équipement électronique, ce rapport s'obtient alors en comparant le signal d'entrée avec le signal de sortie pour mesurer le niveau du bruit (signal parasite) ajouté par l'équipement; il peut désigner la qualité d'une information reçue ; comme une image, une conversation...; ou encore dans un sens plus large la conversation courante. Le rapport signal à bruit ou rapport signal sur bruit, utilise parfois l'abréviation **SNR** du terme anglais **S**ignal to **N**oise **R**atio.

La qualité d'un signal est souvent représentée par le rapport de l'énergie du signal divisé par l'énergie du bruit, appelée "Rapport signal/bruit" (SNR en anglais).

Pour : $x(t) = s(t) + n(t)$.

Le rapport signal sur bruit est défini par :

$$\langle \frac{W_s}{W_n} \rangle \quad (2.11)$$

Où W_s est l'énergie du signal $x(t)$ et W_n est l'énergie du bruit $n(t)$

Le SNR est souvent représenté avec une échelle logarithmique appelée **décibels** et noté dB.

$$\langle \text{dB} = 10 \log_{10} \langle \frac{W_s}{W_n} \rangle \rangle$$

2.8.1 Amélioration du rapport signal sur bruit

Cette figure montre un enregistrement de bruit de mesure d'un appareil d'analyse thermogravimétrie mal isolé mécaniquement : le milieu de la courbe montre une baisse du bruit due à la faible activité humaine environnante la nuit

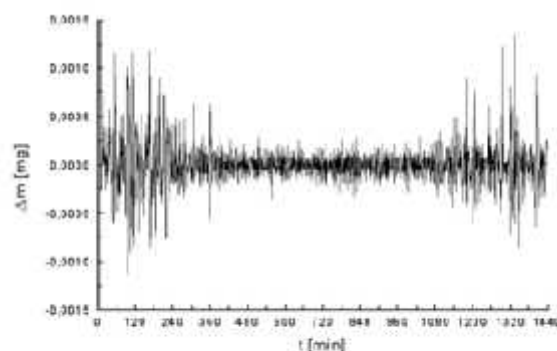


Figure 2.8 : Amélioration du rapport signal sur bruit

Les méthodes classiques pour améliorer le rapport signal / bruit sont :

- ❖ Amplifier le signal émis, en faisant attention à ne pas saturer ;
- ❖ Réduire le bruit de fond ambiant, par exemple en maîtrisant mieux l'environnement, voire en isolant l'émetteur et le récepteur dans un espace confiné ;
- ❖ Diminuer la température pour diminuer l'effet thermique
- ❖ Filtrer le signal.

Le filtrage est efficace lorsque le signal et le bruit ont des caractéristiques différentes. Par exemple :

- ❖ Si l'intensité du signal est forte et celle du bruit faible, on peut couper les variations de faible amplitude
- ❖ Si la fréquence du signal et du bruit est différente, on peut filtrer en fonction de la fréquence ;
- ❖ Si le signal est régulier et que le bruit est aléatoire, on peut augmenter le temps d'acquisition et faire la moyenne.

Le laboratoire Dolby s'est rendu célèbre par ses systèmes de réduction de bruit. Dans le système Dolby A, le son est compressé à l'enregistrement afin d'avoir un bon rapport signal sur bruit sans saturer le système ; puis, à la restitution, le son est expansé. Les paramètres de compression et d'expansion dépendent de la gamme de fréquence.

2.8.2 Amélioration du rapport signal sur bruit en augmentant le temps d'acquisition

Le bruit étant aléatoire, sa moyenne dans le temps tend vers 0, alors que le signal étant constant, sa moyenne est égal à son intensité. Ainsi, si l'on accumule la mesure sur une longue durée et que l'on fait la moyenne de l'intensité, on se rapproche de la valeur du signal, on élimine le bruit.

Par exemple, dans le cas des rayons X émis par un tube à rayons X, le nombre de photons émis par seconde est aléatoire et est soumis à une loi de Poisson : l'écart type sur le nombre de photons collectés est égal à la racine carrée de la moyenne. Si le taux d'émission par seconde est de $I_0 + \epsilon(t)$, I_0 étant une constante et ϵ étant une variable aléatoire, on a

$$\sigma_E = \sqrt{I_0} \quad (2.12)$$

Et donc si l'on cumule N photons durant un temps t , la variable aléatoire N vérifie :

$$\overline{N} = \dagger \cdot I_0 \quad (2.13)$$

$$\dagger_N = \sqrt{\dagger \cdot I_0} \quad (2.14)$$

Le rapport signal sur bruit vaut donc :

$$\frac{\overline{N}}{\dagger_N} = \sqrt{\dagger \cdot I_0} \quad (2.15)$$

On voit donc que dans ce cas-là, en multipliant par quatre le temps de mesure, on améliore d'un facteur deux le rapport signal sur bruit. Le facteur d'amélioration dépend bien entendu de la loi statistique que suit le bruit.

2.9 Méthodes de protection du bruit acoustique

Nous avons deux types de protection contre le bruit :

- Protection contre les bruits internes
- Protection contre les bruits externes

❖ Protection contre les bruits internes

On ne peut se protéger totalement contre les bruits internes puisqu'ils trouvent leur origine dans les équipements électroniques eux-mêmes. On cherche alors à réaliser des dispositifs (les moins bruyants) possibles. Pour ce faire, il est nécessaire, après avoir recensé les différentes sources de bruit interne, de connaître les lois qui les régissent.

❖ Protection contre les bruits externes

Il est en général possible de protéger un montage contre les bruits d'origine externe grâce à un blindage approprié, mais lorsqu'il s'agit d'une chaîne de réception, l'antenne est soumise de manière indissociable à l'information utile et au bruit capté. On doit alors traiter le signal brouillé en utilisant les méthodes de la théorie du signal (par exemple choix de la modulation, filtrage adapté...) ainsi qu'éventuellement les méthodes modernes de la détection (théorie de la décision).

La théorie de l'information apporte également une technique de protection originale. D'une manière générale, le bruit diminue l'intelligibilité d'une transmission : on dit qu'il amoindrit la quantité d'informations contenue dans le signal transmis. Ainsi une information surabondante (ou redondante) peut-elle avoir un effet compensateur, le moyen utilisé étant celui du codage, et l'on distingue en particulier les codes détecteurs d'erreur et les codes correcteurs d'erreur.

Il y a deux approches du contrôle du bruit acoustique:

- ❖ Contrôle passif.
- ❖ Contrôle actif.
 - Méthode du contrôle du bruit actif (ANC)
 - Méthode intelligente (méthode qui utilise l'intelligence artificielle comme la logique floue et les réseaux de neurones)

2.9.1 Le contrôle passif

Il utilise des silencieux ou des isollements, ou barrières atténuateurs. Il n'introduit pas d'énergie externe au système, il cherche à interrompre la propagation du bruit. Donc on peut dire que le contrôle passif est statique, il n'est pas au mouvement.

2.9.2 Le contrôle actif ANC (Active Noise Control)

Il annule ou amortit les foyers du bruit en générant un signal qui va contrecarrer le signal indésirable, c'est un moyen efficace qui se présente pour lutter contre les signaux acoustiques de basses fréquences. Donc le contrôle actif est dynamique et il peut s'adapter avec n'importe quel type de bruit, et de changer son équation et son comportement.

Le principe est simple: à l'onde émise par la source (que l'on cherche à traiter), on ajoute une autre onde via une source secondaire en opposition de phase de façon à avoir un résultat, une absence de bruit.

2.10 Le principe d'un système de contrôle actif

Un contrôleur actif du bruit est formé par :

- ❖ Un capteur de référence (un microphone, un tachymètre, un accéléromètre...)
- ❖ Un contrôleur électronique qui modifie en amplitude et en phase le signal du capteur de référence. le contrôleur utilise souvent un filtre adaptatif pour l'identification du bruit et pour notre cas on a utilisé un réseau de neurone.
- ❖ Un haut-parleur qui produit des ondes de pression (des ondes acoustiques).

- ❖ Un microphone de réalimentation au système qu'il sert à modifier son fonctionnement et à obtenir des diminutions de pression acoustique justement ou soit placé ce dernier.

La figure 2.9 montre le diagramme bloc d'un système du contrôle actif

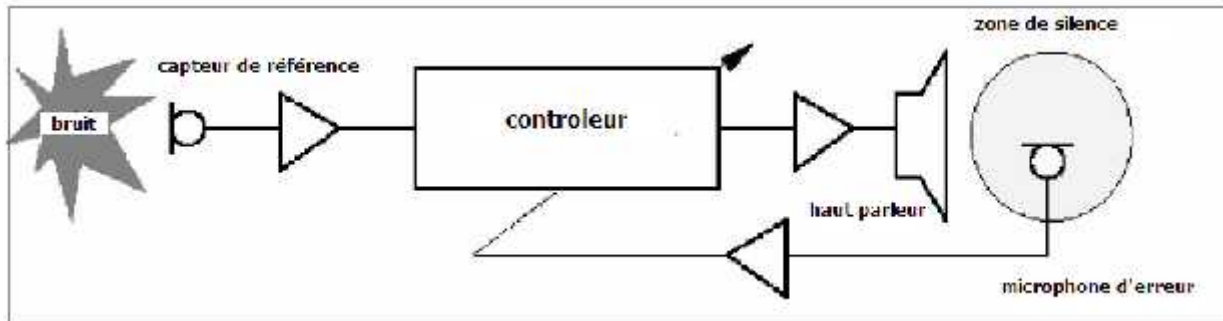


Figure 2.9 : Diagramme bloc d'un système du contrôle actif

Le système du contrôle actif du bruit contient un appareil de l'électroacoustique qui annule le son non désiré par produire un anti-son (anti-bruit) d'amplitude égale et phase du contraire :

- 1- Le système prend un échantillon du bruit que nous voulons annuler.
- 2- Ensuite on produit un anti-bruit obtenu à partir de l'échantillon la même amplitude mais déphasée 180° de sorte que les bouts du bruit coïncident avec des vallées de ce qui est anti-bruit et vice versa.
- 3- Le système émet cet anti-bruit en annulant ainsi le bruit.
- 4- Le son non désiré, et l'antibruit se combinent acoustiquement, en résultant l'annulation des deux sons.

Le diagramme bloc du système de contrôle actif du bruit basé sur les réseaux de neurones est montré dans la figure 2.10.

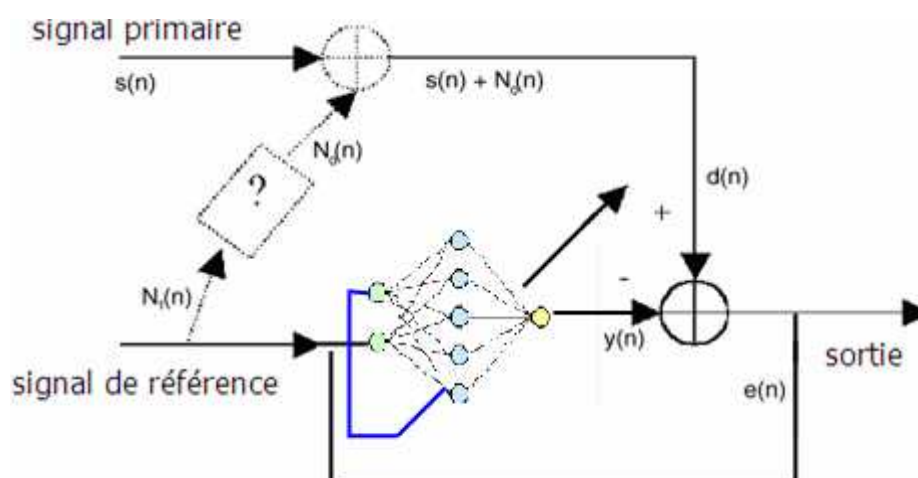


Figure 2.10 : Diagramme bloc d'un système à base de réseau de neurones

La figure 2.10 montre un exemple d'élimination du bruit à base des réseaux de neurones, en ajoutant un signal de référence $N(n)$ qui se manifeste comme un bruit, au signal primaire $S(n)$. Le signal de sortie est donc $Y(n)$ et le retour du signal vers le réseau de neurone est $e(n)$.

Pratiquement, pour les ondes du son, la technique d'annulation est un peu plus compliquée. Une des techniques utilisés pour le contrôle actif est le filtrage adaptatif .Il est nécessaire de faire appel à des algorithmes d'adaptation adéquats

2.11 Développement des Techniques Actives pour le Contrôle du Bruit Acoustique

Le contrôle du bruit actif développe rapidement parce qu'il autorise des améliorations considérables dans le contrôle du bruit.

L'étude de ce phénomène a eu un long développement durant les années 70. Depuis sa genèse en 1930 jusqu'à son état présent avec des produits de consommation sur le marché.

Le développement du contrôle actif du bruit a été parallèle et dépendant des avances des produits électroniques de bas coût.

L'idée de ce système, comme interférence destructive entre le domaine primaire du bruit, et d'un secondaire, produit électroniquement, a été posée par Paul Lueg en 1934. Son brevet incluait trois concepts du contrôle de bruit actif : suppression du bruit dans des conduits, annulation par interférence dans des points en espace, et création de « quiet zones » protégées. La première démonstration expérimentale est due à Olson 1953 qui a montré q'en ajustant le champ produit par un haut parleur à l'aide d'un contrôle par feed-back, on pourrait réduire la pression acoustique au voisinage d'un microphone de référence de 10 à 25 dB dans le domaine des basses fréquences.

Durant les années 80 se présentent des applications pratiques du système dans des conduits (tubes d'échappement moteurs, systèmes de ventilation et air conditionné) et dans des protecteurs auditifs. Durant les années 90 on publie des résultats spectaculaires du contrôle actif du bruit dans des moyens de transport (voitures, avions).

Le progrès continu de contrôle du bruit actif implique le développement du traitement numérique du signal DSP et du filtrage adaptatif traitant les algorithmes et des transducteurs.

2.12 Propriétés d'un système ANC

Pour être convenable à usage industriel ou commercial, le système ANC doit avoir des certaines propriétés:

- ❖ Efficacité Maximale sur la bande de la fréquence désirée.

- ❖ Autonomie quant à l'installation (le système pourrait être construit et préréglé au temps de la fabrication et après a installé sur place).
- ❖ L'adaptation du système avec toutes variations dans les paramètres physiques (température, écoulement d'air, etc.).
- ❖ Robustesse et précision des éléments du système et simplification du contrôle électronique.

L'annulation du bruit Broadband exige de la connaissance de la source du bruit (le bruit primaire).

La mesure du bruit primaire est utilisée comme une entrée de référence au contrôleur du bruit. Le bruit primaire qui correspond avec le signal référence d'entrée est annulé en aval du générateur du bruit (un haut-parleur) quand la phase et la magnitude sont modelées dans le contrôleur numérique correctement.

2.13 Les méthodes utilisées pour le contrôle actif

Les systèmes du contrôle actif du bruit sont basés sur une de deux méthodes :

- Le contrôle feedforward.
- Le contrôle feedback.

2.13.1 Le contrôle Feedforward

Dans ce cas à l'entrée, un bruit de référence cohérente est senti avant qu'il propage devant l'annulant orateur. L'approche feedforward consiste à capter le bruit devant être éliminé avant qu'il n'arrive au système de contrôle. Le signal est acheminé au contrôleur (réseau de neurone) qui évalue le meilleur son à émettre, de façon à éliminer celui capté précédemment par le capteur de détection.

Par la suite, le contrôleur fait l'apprentissage pour augmenter ces poids synaptique à une source sonore qui émet ce signal sous forme de son. Enfin le capteur d'erreur, situé en aval de tout le système, capte le bruit résiduel et fournit cette information au contrôleur, et ce dernier élimine le bruit par cette méthode intelligente.

Les systèmes ANC Feedforward sont les techniques principales utilisées aujourd'hui. Ces systèmes sont classés en deux catégories:

- ❖ Le contrôle adaptatif feedforward broadband: contrôlent avec une sonde d'entrée acoustique.

- ❖ Le contrôle adaptatif feedforward narrowband: contrôlent avec une sonde d'entrée non acoustique.

2.13.1.1 Le Système Feedforward broadband (à large bande)

Un montant considérable de bruit de large bande est produit dans les conduits tel que les pots d'échappement et les systèmes de ventilation. Un système de contrôle feedforward relativement simple pour un conduit long et étroit.

Un signal de référence $X(n)$ est senti par un microphone d'entrée près de la source du bruit avant qu'il passe par le haut-parleur. Le supprimeur du bruit utilise le signal de référence de l'entrée pour produire un signal $y(n)$ d'amplitude égale mais 180° hors de phase. Ce signal de l'antibruit est utilisé pour conduire le haut-parleur pour produire un son annulant, cela atténue le bruit acoustique primaire dans le conduit.

Le principe de base de l'approche feedforward de broadband est que le délai du temps de la propagation entre la sonde du bruit en amont (microphone de l'entrée) et la source du contrôle active (orateur) offre l'occasion réintroduire le bruit à une place dans le champ où il causera l'annulation électriquement. L'espacement entre le microphone et le haut-parleur doit satisfaire les principes de causalité et la haute cohérence.

Ce signifie que la référence doit être mesurée assez tôt afin que le signal antibruit soit généré au temps que le signal du bruit arrive à l'orateur.

Le contrôleur du bruit utilise le signal de l'entrée pour produire un signal $y(n)$ d'amplitude égale et 180° hors de phase avec $x(n)$. Ce bruit est sorti à un haut-parleur et utilisé pour annuler le bruit non désiré.

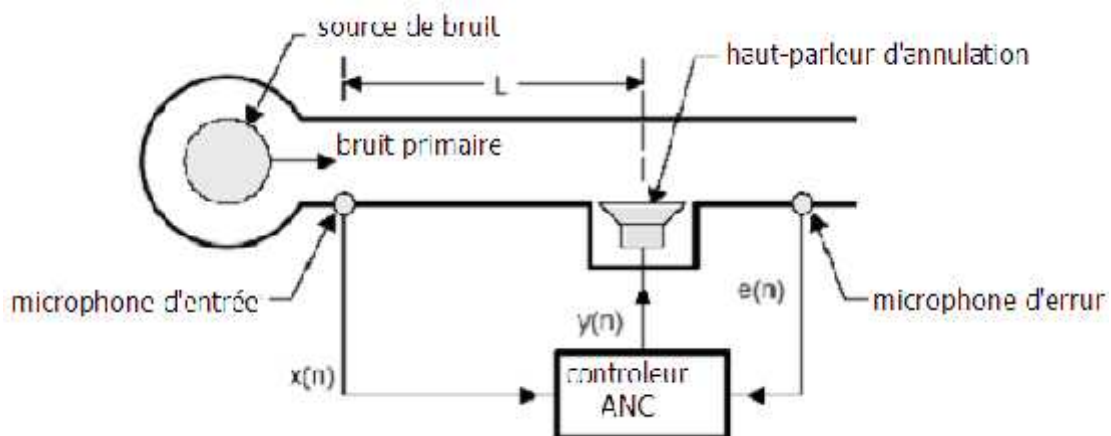


Figure 2.11 : Un canal du système ANC feedforward broadband dans un conduit

Le microphone d'erreur mesure signal d'erreur (ou résidu) $e(n)$ qui est utilisé pour adapter les coefficients du filtre à fin de minimiser cette erreur.

2.13.1.2 Le Système Feedforward Narrowband (à bande étroite ou non causal)

Dans les applications où le bruit primaire est périodique (ou presque périodique) et est produit par la rotation ou par les machines à mouvement alternatif, le microphone d'entrée peut être remplacé par une sonde non acoustique tel qu'un tachymètre, un accéléromètre, ou une sonde optique. Ce remplacement élimine le problème du feedback acoustique.

Le signal de la sonde non acoustique est synchrone avec la source du bruit et est utilisé pour simuler un signal de l'entrée qui contient la fréquence fondamentale et tout l'harmoniques du bruit fondamental.

Dans beaucoup de voitures, camions... etc., le signal des révolutions par minute (tr/min) est disponible et peut être utilisé comme le signal de la référence. Un microphone d'erreur est encore exigé pour mesurer le bruit acoustique résidu, ce signal d'erreur est utilisé pour ajuster les coefficients du filtre adaptatif.

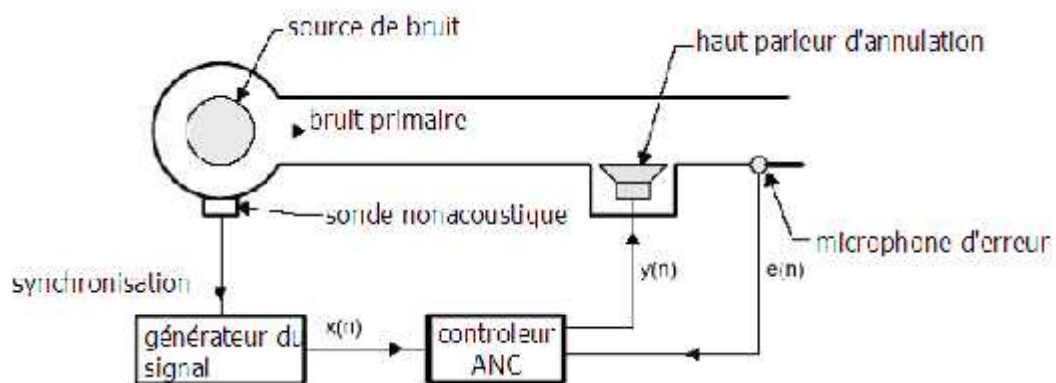


Figure 2.12 : Un canal du système ANC feedforward narrowband dans un conduit

Généralement, l'avantage des systèmes ANC narrowband est que les sondes non acoustiques sont insensibles au son annulant. Spécifiquement, cette technique a les avantages suivants :

- ❖ Le problème environnemental et les problèmes du microphone d'entrée sont éliminés automatiquement. C'est particulièrement important du point de vue de l'ingénieur,

parce que c'est difficile de sentir le bruit référence dans les hautes températures et dans les conduits du gaz turbulent comme le système d'échappement du gaz du moteur.

- ❖ La périodicité du bruit permet à la contrainte de la causalité d'être enlevée. La fréquence du bruit est constante. Seulement des ajustements pour phase et magnitude sont exigés. Ceci résulte en un positionnement plus flexible de l'annulant orateur (haute parleur) et permet plus longs délais pour être introduit par le contrôleur.
- ❖ L'usage d'un signal de référence généré par le contrôleur a l'avantage d'annulation sélective donc, il a la capacité de contrôler chaque harmonique indépendamment.

2.13.2 Le contrôle feedback

Le contrôleur du bruit actif essaie d'annuler le bruit sans l'utilisation d'une référence en amont à l'entrée.

Contrairement à l'approche feedforward, qui se base sur une mesure du bruit en amont du système pour évaluer l'« antibruit » à produire, l'approche feedback vise plutôt à réduire les effets d'un bruit déjà passé. En d'autres termes, il s'agit ici de trouver le meilleur son à émettre afin que le système retrouve son état initial imper turbé, et c'est le plus rapidement possible.

Physiquement, un système fonctionnant en feedback nécessite un capteur d'erreur, une source secondaire et un contrôleur. Dans les cas les plus simples, c'est-à-dire ceux où la source secondaire est suffisamment près de la source primaire, le contrôleur ne fait que reproduire le signal capté avec une amplitude plus élevée et en opposition de phase avec le bruit brut.

2.14 Applications du système de contrôle actif du bruit ANC

Pour une véritable application industrielle, d'autres facteurs sont à prendre en compte : En premier lieu le coût du dispositif et de sa maintenance sera déterminant : un système de contrôle actif permettant une réduction du bruit de plus de 60dB ne sera jamais appliqué si une solution passive nettement moins chère est disponible.

En deuxième lieu, le produit commercialisé ne se résume pas à une simple performance, il est entouré d'une image qui peut tout autant susciter une envie d'achat qu'un simple énoncé technique. Enfin une étude des brevets concernant l'application visée est nécessaire. Le principe du contrôle par feedforward a été par exemple décrit dans un brevet de 1975 tombé dans le domaine public, le casque antibruit a été breveté en 1985.

Dans cette section on va décrire quelques-unes des applications industrielles du contrôle actif en se restreignant aux seuls aspects techniques.

2.14.1 Le casque anti-bruit actif

Les casques anti-bruit classiques protègent mal leur porteur à basse fréquence lorsque l'épaisseur des coquilles devient trop petite devant la longueur d'onde. Inversement, à basse fréquence, réaliser un point sourd dans la coquille du casque suffit à réduire le bruit jusque dans le conduit auditif ; un contrôle actif efficace est envisageable dans la bande 30-500 Hz, y compris avec un haut-parleur de petite surface.

Pour ce qui est du filtre de contrôle, il est peu envisageable de disposer un ensemble de capteurs de référence autour du porteur du casque pour détecter à l'avance les bruits incidents sauf par exemple dans le cas de bruits produits par des machines à proximité ; on doit plutôt résoudre un problème de contrôle par feedback que par feedforward.

Le problème de contrôle optimal peut être traité avec les outils de l'automatique classique et conduire à un filtre de contrôle assez simple que l'on peut mettre en oeuvre avec un circuit analogique.

Alain Roure et Christian Carme au cours de leurs thèses ont mis au point et breveté dans les années 1980 un casque anti-bruit actif permettant une atténuation active du bruit dépassant 20dB dans la bande 100-400 Hz. Ce casque et ses variantes ultérieures (permettant par exemple une communication radio non atténuée par le contrôle) qui sont commercialisés permettent d'améliorer significativement la protection des personnes exposées à des bruits intenses avec des composantes basse fréquence comme par exemple dans les aéroports.

2.14.2 Contrôle du bruit moteur

Le bruit produit par un moteur de voiture n'est pas majoritairement dû aux explosions. En fait ce bruit est en grande partie produit par les vibrations du moteur liées aux mouvements des masses qui y sont reliées à l'attelage mobile constitué par (les pistons, les bielles et le vilebrequin) et aux forces appliquées au moteur à cause des combustions. Ces vibrations sont responsables d'un rayonnement acoustique mais elles sont aussi transmises à différents éléments de l'habitacle qui à leur tour, vont y rayonner du bruit.

En ce qui concerne les masses en mouvement, chaque piston est en translation verticale mais non sinusoïdale puisque, pour des raisons cinématiques, il passe plus de temps au voisinage du vilebrequin que de la culasse.

Ce mouvement de translation peut être développé en série de Fourier. Lorsqu'on combine ensuite deux pistons parallèles avec des mouvements en opposition de phase, les fréquences fondamentales se compensent.

D'un point de vue purement acoustique un contrôle actif global de ce bruit est donc envisageable dans l'habitacle avec un nombre réduit de transducteurs. Le bruit dans l'habitacle est la conséquence du fonctionnement et du mouvement du moteur.

N'importe quel signal corrélé (il est synchronisé, pour un mouvement périodique) avec la rotation du moteur peut servir de signal de référence pour un contrôle par feedforward, qu'il soit obtenu avec un capteur optique, magnétique, vibratoire ou acoustique.

Même avec une voiture «sportive», les variations de régime moteur sont lentes en termes de nombre de périodes du bruit à traiter ; avec un algorithme adaptatif qui converge en quelques périodes, suivre les variations de régime moteur ne pose pas de problèmes.

La figure 2.13 montre un exemple d'application du contrôle actif au bruit moteur dans une voiture.

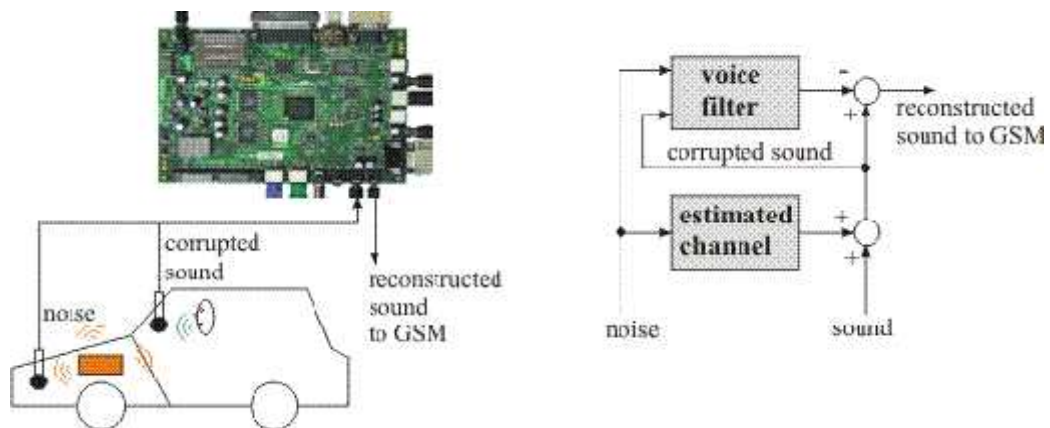


Figure 2.13 : Exemple d'application du contrôle actif au bruit moteur dans une voiture

Le contrôle actif du bruit moteur dans les voitures est donc techniquement possible et il peut donner des résultats appréciables. Toutefois, à l'exception d'une Nissan Blue Bird distribuée exclusivement au Japon au début des années 1990, aucune voiture n'est commercialisée avec un dispositif de contrôle actif du bruit moteur. Cela est principalement dû au coût d'un système de contrôle actif, coût moins lié aux microphones, au microprocesseur pour les calculs en temps réel, aux haut-parleurs et à l'amplificateur (déjà présents dans une voiture) qu'au câblage et au frais d'implantation sur le véhicule.

2.14.3 Contrôle actif en aéronautique

Comme en automobile, le contrôle actif peut d'une part être envisagé dans les avions pour améliorer le confort acoustique de certains passagers; et aussi améliorer la qualité de transmission vocale au bord de l'avion notamment la transmission entre le pilote et les contrôleurs situés dans les centres du contrôle aérien.

En classe économique le manque d'espace est la première source d'inconfort mais pour les autres classes un système de réduction du bruit est concevable.

D'autre part le contrôle actif peut aider à satisfaire les normes qui réglementent le bruit rayonné par les avions.

Une contrainte particulièrement aigüe dans le monde de l'aéronautique est celle du poids des systèmes embarqués. Si une solution active de réduction du bruit s'avérait globalement bien plus légère qu'une solution passive, les contraintes de coût, de mise en place et de maintenance pourraient être reléguées au second plan. On va présenter quelques uns des systèmes de contrôle actif qui ont été étudiés pour les avions.

2.14.3.1 Les sources de bruit dans un avion

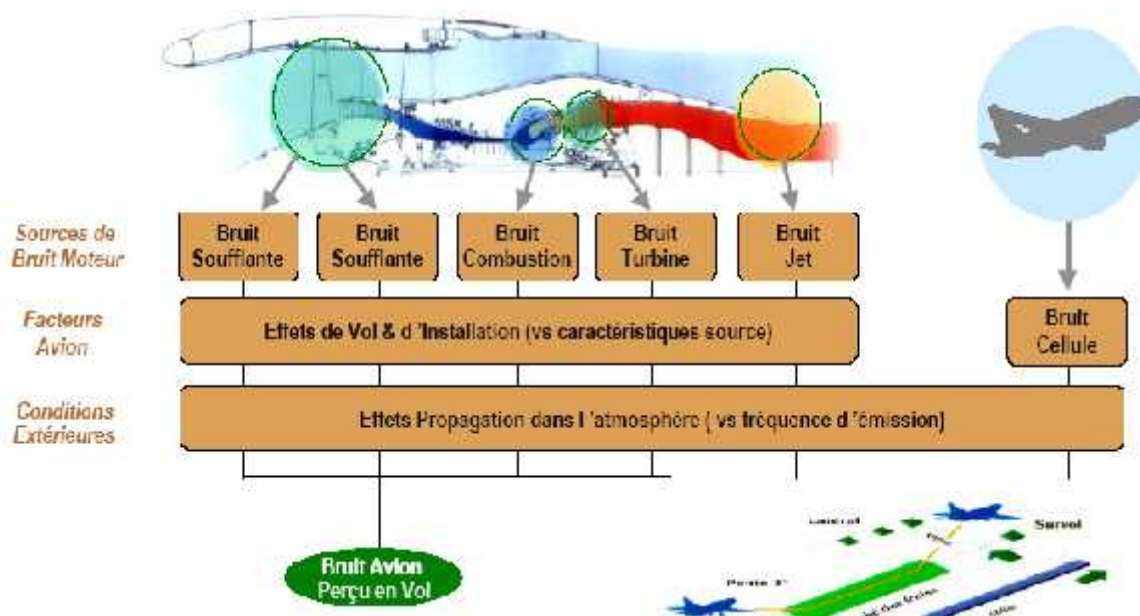


Figure 2.14 : Les principales sources de bruit d'avion en vol

La figure 2.14 résume les principales sources de bruit dans un avion :

Le bruit soufflante, le bruit de combustion, le bruit turbine : qui sont assemblé dans la case de bruit moteur.

On a aussi le bruit de la cellule (frame), le bruit des hélices, et aussi le bruit causé par les différentes installations dans l'avion et enfin les effets de propagation dans l'atmosphère.

2.14.3.2 Contrôle du bruit d'hélices

Le niveau du bruit est particulièrement élevé dans les avions à hélice commerciaux de quelques dizaines de place (ATR 42 de l'ex-Aérospatiale, avions Dornier, Saab ...).

La fréquence fondamentale du bruit de raies produit par une hélice est égale à sa fréquence de rotation multipliée par le nombre de pales ; elle vaut typiquement une centaine de Hertz.

Un contrôle acoustique est donc tout à fait envisageable d'un point de vue acoustique. Des signaux synchronisés à la rotation des hélices sont disponibles comme référence pour un contrôle par feedforward.

Avec deux hélices, on pourrait croire qu'un système bi référence est nécessaire mais en fait un système de synchronisation (le synchro phaseur) est déjà installé sur les avions pour éviter le battement qui résulterait de deux moteurs de régime légèrement différents ; un seul signal de référence suffit.

La figure 2.15 montre un dispositif qui a été testé en vol dans le cadre des programmes de recherche européens ASANCA. Il s'agissait non seulement de réduire le bruit au niveau supposé de la tête des passagers mais aussi de ne pas utiliser de transducteurs sur les sièges qui peuvent être démontés pour le transport de fret.

Les microphones sous les compartiments à bagage ne sont donc pas directement utilisés comme capteurs de minimisation mais ils servent à estimer les quantités à minimiser. Un certains nombres d'avions SAAB équipés d'un système anti-bruit actif sont en service en Europe.



Figure 2.15 : Dispositif de contrôle du bruit des hélices

2.14.3.3 Contrôle du bruit de soufflante

Le bruit des turboréacteurs est dû à la turbulence du jet en sortie et à la combustion, mais aussi à la soufflante qui émet un sifflement caractéristique, particulièrement audible en approche et au sol. Ce bruit périodique est dû à l'effet sur l'écoulement du passage des aubes du rotor devant les éléments du stator ; sa fréquence fondamentale se situe typiquement vers 2 kHz.

Le bruit de soufflante se propage à contre-courant dans l'entrée du réacteur avant d'être rayonné vers l'extérieur. La section du réacteur est grande devant la longueur d'onde; un assez grand nombre de modes contribue à la propagation du bruit de soufflante dans le réacteur, et un contrôle actif ne peut être envisagé qu'avec plusieurs capteurs et actionneurs.

Comme le bruit est lié à la rotation de la soufflante, le contrôle est facile à mettre en oeuvre par filtrage d'un signal de référence.

La figure 2.16 montre la raie fondamentale du bruit de soufflante mesurée, avec et sans contrôle, sur 16 microphones disposés devant le moteur. Le régime de rotation fluctue légèrement en permanence, ce qui explique le léger décalage fréquentiel des raies entre les mesures avec et sans contrôle.

Comme la raie fondamentale du bruit de soufflante a une fréquence assez élevée et qu'elle émerge nettement du bruit de fond large bande, sa réduction par contrôle actif est bien audible même si le niveau du bruit reste conséquent après contrôle.

Les résultats du contrôle actif du bruit de soufflante obtenus au sol sont très satisfaisants, ils conduisent à une atténuation très supérieure à celle permise par les dispositifs passifs.

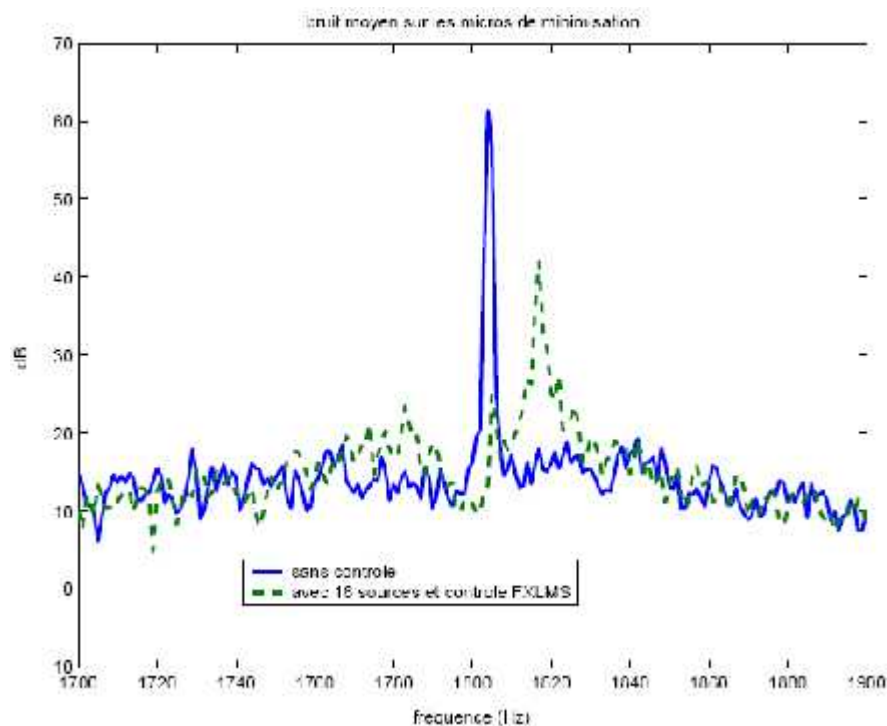


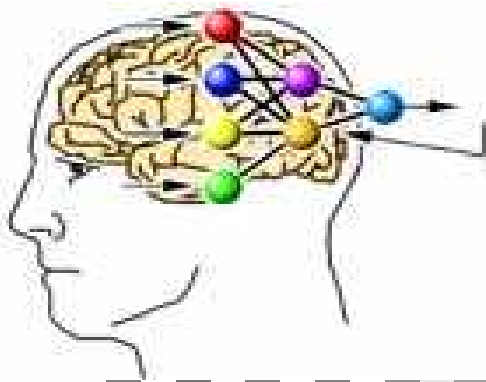
Figure 2.16 : Contrôle actif du bruit de soufflante sur 16 microphones extérieurs

2.15 Conclusion

Le contrôle actif permet une réduction du bruit de l'ordre de 20 dB. Malheureusement cette réduction souvent obtenue à basse fréquence. Le système ANC a prouvé son efficacité dans plusieurs domaines d'application tels que : l'aéronautique, l'automobile, l'industrie...etc.

Le contrôle actif de bruit consiste à atténuer des bruits indésirables en générant un anti-bruit en opposition de phase et cela en utilisant des filtres adaptatifs souvent nécessaires pour un contrôle efficace et robuste.

Maintenant on utilisera une des méthodes de l'intelligence artificielle, à savoir les réseaux de neurones de type MLP comme alternatif aux méthodes classiques pour contrôler avec précision l'anti-bruit et cela malgré l'importance du bruit.



Chapitre 02

Méthode de Protection Contre le Bruit

3.1 Introduction

L'étude des réseaux de neurones a démarré en 1943 avec la présentation par **W. MCCulloch** et **W. Pitts** du neurone formel, abstraction du neurone physiologique. Le retentissement va être énorme.

En 1958, **F. Rosenblatt** développe le modèle du perceptron. Il s'agit un réseau de neurones inspiré du système visuel possédant deux couches de neurones : une première couche relative à la perception et une seconde liée à la prise de décision. C'est le premier système artificiel capable d'apprendre par expérience.

L'objectif initial, celui poursuivi par le cognitivisme, est l'analyse des différentes étapes du processus en jeu dans la production d'une pensée rationnelle afin de tenter d'en reproduire les aspects les plus complexes. La difficulté majeure repose cependant sur l'impossibilité de bien discerner les différentes étapes d'un tel processus. Et malgré des résultats probants, force est de reconnaître que la pensée produite reste bien pâle devant celle de l'homme, indéfectible constat de l'intelligence artificielle.

Aujourd'hui, les réseaux de neurones sont utilisés dans de nombreux domaines à commencer par la vie artificielle et l'intelligence artificielle eût égard à leurs nombreuses propriétés, et leur capacité d'apprentissage particulière. On a le modèle générale simplifier du réseau de neurone artificiel comme le montre le schéma suivant (voir figure : 3.1.)

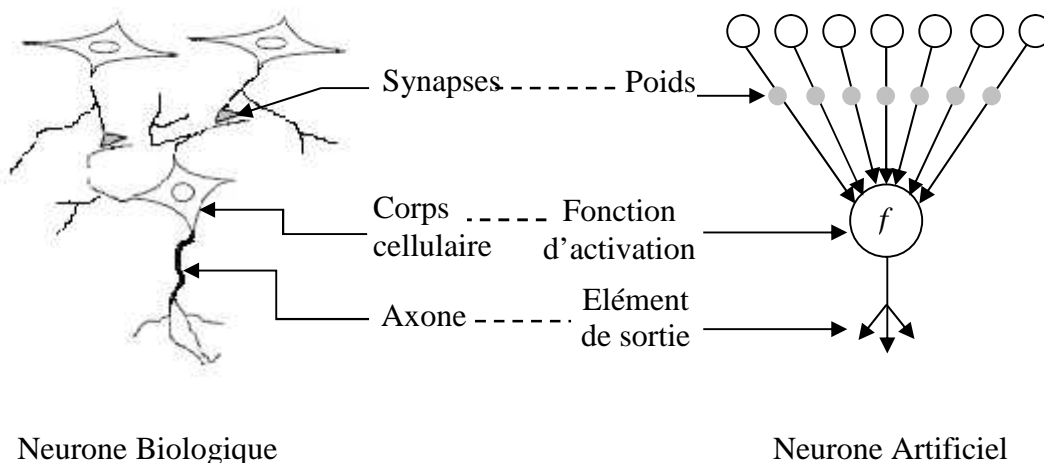


Figure 3.1 : Mise en correspondance : neurone biologique / neurone artificiel

Les premiers à proposer un modèle sont deux biophysiciens de Chicago, **McCulloch** et **Pitts**, qui inventent en 1943 le premier neurone formel qui portera leurs noms (neurone de **McCulloch-Pitts**).

En 1949, **Hebb** propose une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptiques (règle de **Hebb**).

Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de **Rosenblatt** qui conçoit le fameux Perceptron. Le Perceptron est inspiré du système visuel (en terme d'architecture neurobiologique) et possède une couche de neurones d'entrée ("perceptive") ainsi qu'une couche de neurones de sortie ("décisionnelle").

Malgré tout l'enthousiasme que soulève le travail de **Rosenblatt** dans le début des années 60, la fin de cette décennie sera marquée en 1969, par une critique violente du Perceptron par **Minsky** et **Papert**. Ils montrent dans un livre « Perceptrons » toutes les limites de ce modèle, et soulèvent particulièrement l'incapacité du Perceptron à résoudre les problèmes non linéairement séparables, tels que le célèbre problème du **XOR (OU exclusif)**.

Il faudra attendre le début des années 80 et le génie de **Hopfield** pour que l'intérêt pour ce domaine soit de nouveau présent. En effet, **Hopfield** démontre en 1982 tout l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents (dits "feed-back") pour la compréhension et la modélisation des processus mnésiques.

En parallèle des travaux de **Hopfield**, **Werbos** conçoit son algorithme de rétro propagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type Perceptron (appelés **MLP** pour **Multi-Layer Perceptron**), fournissant ainsi un moyen simple d'entraîner les neurones des couches cachées. Cet algorithme de "back propagation" ne sera pourtant popularisé qu'en 1986 par **Rumelhart**.

On trouve aussi quelques réseaux célèbres comme :

- ❖ Les perceptrons multicouches (**PMC**)
- ❖ Les réseaux de **Kohonen**
- ❖ Les **ART** Adaptive Résonance Théorie réseaux a apprentissage par compétition

Pour la conception d'un réseau de neurone il faut suivre les étapes suivantes :

- ❖ Choix et préparation des échantillons
- ❖ Elaboration de la structure du réseau
- ❖ Apprentissage
- ❖ Validation et tests

3.2 Organigramme de la conception du réseau de neurone

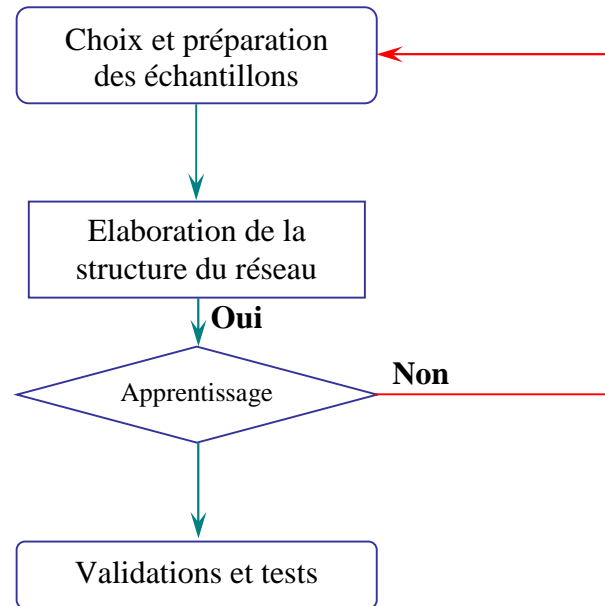


Figure 3.2 : Conception d'un réseau de neurone

3.3 Application des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones, en tant que système capable d'apprendre, mettent en œuvre le principe de l'induction, c'est-à-dire l'apprentissage par l'expérience. Par confrontation avec des situations ponctuelles, ils infèrent un système de décision intégré dont le caractère générique est fonction du nombre de cas d'apprentissages rencontrés et de leur complexité par rapport à la complexité du problème à résoudre.

Par opposition, les systèmes symboliques capables d'apprentissage, s'ils implémentent également l'induction, le font sur base de la logique algorithmique, par complexification d'un ensemble de règles déductives.

Grâce à leur capacité de **classification** et de **généralisation**, les réseaux de neurones sont généralement utilisés dans des problèmes de nature statistique, tels que la classification automatique de codes postaux ou la prise de décision concernant un achat boursier en fonction de l'évolution des cours.

Il est à noter que le réseau de neurones ne fournit pas toujours de règle exploitable par un humain. Le réseau reste souvent une boîte noire qui fournit une réponse quand on lui présente une donnée, mais le réseau ne fournit pas de justification facile à interpréter.

Les réseaux de neurones sont réellement utilisés, par exemple:

- ❖ Pour la classification d'espèces animales étant donnée une analyse **ADN**.
- ❖ Reconnaissance de motif : par exemple pour **la Reconnaissance optique de caractères (OCR)**, et notamment par les banques pour vérifier le montant des chèques.
- ❖ Par la poste pour trier le courrier en fonction du code postal, etc.
- ❖ Pour le déplacement automatisé de robots mobiles autonomes.
- ❖ Approximation d'une fonction inconnue.
- ❖ Modélisation accélérée d'une fonction connue mais très complexe à calculer avec exactitude ; par exemple certaines fonctions d'inversions utilisées pour décoder les signaux de télédétection émis par les satellites et les transformer en données sur la surface de la mer.
- ❖ Estimations boursières :
 - Apprentissage de la valeur d'une entreprise en fonction des indices disponibles : bénéfices, endettements à long et court terme, chiffre d'affaires, carnet de commandes, indications techniques de conjoncture.
 - Tentatives de prédiction sur la périodicité des cours boursiers.
- ❖ Modélisation de l'apprentissage et amélioration des techniques de l'enseignement.
- ❖ Télécommunications et informatique : analyse du signal, élimination du bruit, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données.

3.4 Le neurone biologique

3.4.1 Structure d'un neurone biologique

On pense que le système nerveux compte plus de **1000 milliards** de neurones interconnectés. Bien que les neurones ne soient pas tous identiques, leur forme et certaines caractéristiques permettent de les répartir en quelques grandes classes. En effet, il est aussi important de savoir, que les neurones n'ont pas tous un comportement similaire en fonction de leur position dans le cerveau.

Un neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou potentielles d'action, à d'autres neurones. Ces impulsions se propagent le long de l'axone unique de la cellule. Au point de contact entre neurones, les synapses, ces impulsions sont converties en signaux chimiques. Quand l'accumulation des excitations atteint un certain seuil, le neurone engendre un potentiel d'action, d'une amplitude d'environ 100mV et pendant une durée de 1ms. Le neurone émettant le signal est appelé neurone **pré synaptique** et celui recevant ce signal, est dit neurone **post synaptique**.

Avant de rentrer plus en avant dans les détails, examinons un neurone. Voici le schéma d'un neurone biologique:(voir figure : 3.3).

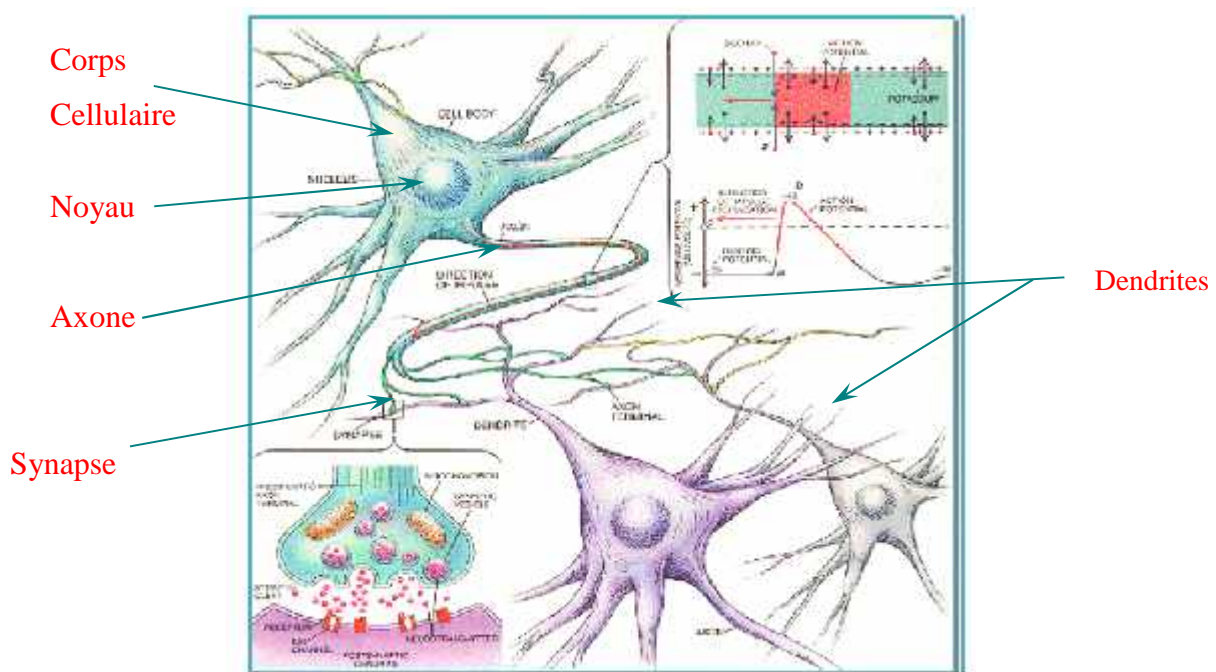


Figure 3.3 : Le neurone biologique

On peut décomposer le neurone biologique en quatre régions principales:

3.4.1.1 Le corps cellulaire :

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biochimique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale contient aussi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns de diamètre.

3.4.1.2 Les dendrites:

Ce sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés au neurone sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de microns de longueur.

3.4.1.3 L'axone:

C'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone. Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité ou il se connecte aux dendrites des autres neurones. Sa taille peut varier entre quelques millimètres à plusieurs mètres.

3.4.1.4 La synapse :

Une synapse est une jonction entre deux neurones, et généralement entre l'axone d'un neurone et un dendrite d'un autre neurone (mais il existe aussi des synapses axo-axonales par exemple). Voici le schéma d'une synapse:(figure 3.4).

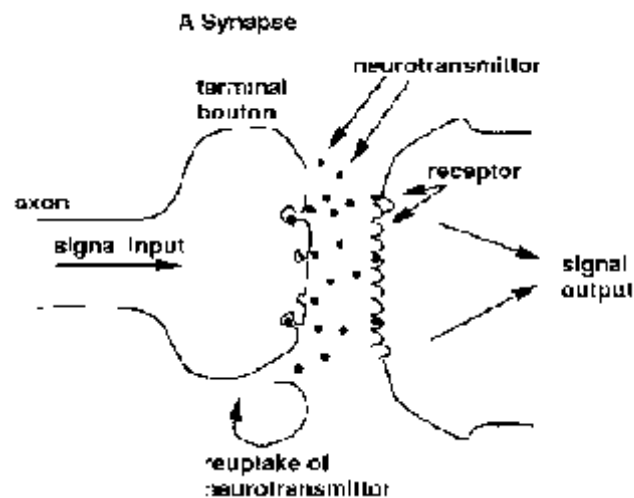


Figure 3.4 : Fonctionnement de la synapse

3.4.1.5 Fonctionnement de la synapse

Au point de vu fonctionnel, il faut considérer le neurone comme une entité polarisée, c'est-à-dire que l'information ne se transmet que dans un seul sens : des dendrites vers l'axone.

Le neurone va donc recevoir des informations, venant d'autres neurones, grâce à ses dendrites. Il va ensuite y avoir sommation, au niveau du corps cellulaire, de toutes ces

informations et via un potentiel d'action (un signal électrique) le résultat de l'analyse va survenir le long de l'axone jusqu'aux terminaisons synaptiques.

A cet endroit, lors de l'arrivée du signal, des vésicules synaptiques vont venir fusionner avec la membrane cellulaire, ce qui va permettre la libération des neurotransmetteurs (médiateurs chimiques) dans la fente synaptique.

Le signal électrique ne pouvant pas passer la synapse (dans le cas d'une synapse chimique), les neurotransmetteurs permettent donc le passage des informations, d'un neurone à un autre.

Les principales fonctions des neurones sont :

- ❖ Recevoir des signaux en provenance des neurones voisins.
- ❖ Intégrer ces signaux.
- ❖ Engendrer un flux nerveux.
- ❖ Le conduire.
- ❖ Le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir.

3.4.2 Modélisation du problème

Le comportement intelligent émerge de la structure et du comportement des éléments de base du cerveau que les réseaux de neurones artificiels se sont développés. Les réseaux de neurones artificiels sont des modèles, à ce titre ils peuvent être décrit par leurs composants, leurs variables descriptives et les interactions des composants.

3.5 Le neurone formel

Un neurone formel est une représentation mathématique et informatique d'un neurone biologique. Le neurone formel possède généralement plusieurs entrées et une sortie qui correspondent respectivement aux dendrites et au cône d'émergence du neurone biologique (point de départ de l'axone). Les actions excitatrices et inhibitrices des synapses sont représentées, la plupart du temps, par des coefficients numériques (les poids synaptiques) associés aux entrées. Les valeurs numériques de ces coefficients sont ajustées dans une phase d'apprentissage. Dans sa version la plus simple, un neurone formel calcule la somme pondérée des entrées reçues, puis applique à cette valeur une fonction d'activation, généralement non linéaire. La valeur finale obtenue est la sortie du neurone.

Le neurone formel est l'unité élémentaire des réseaux de neurones artificiels dans lesquels il est associé à ses semblables pour calculer des fonctions arbitrairement complexes, utilisées pour diverses applications en intelligence artificielle.

Mathématiquement, le neurone formel est une fonction à plusieurs variables et à valeurs réelles. Le modèle du neurone formel est représenté dans la figure 3.5.

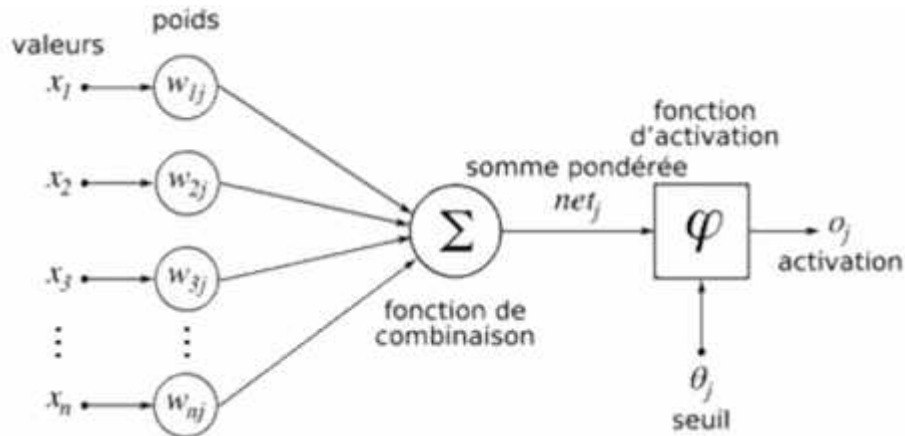


Figure 3.5 : Modèle d'un réseau de neurone formel

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, en particulier la sommation des entrées. Sachant qu'au niveau biologique, les synapses n'ont pas toutes la même «valeur» (les connexions entre les neurones étant plus ou moins fortes), les auteurs ont donc créé un algorithme qui pondère la somme de ses entrées par des poids synaptiques (coefficients de pondération). De plus, les 1 et les -1 en entrée sont là pour figurer une synapse excitatrice ou inhibitrice.

3.5.1 Structure d'un neurone artificiel

Le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d'activation pour produire sa sortie.

Un réseau de neurone est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente. Chaque couche (i) est composée de N_i neurones, prenant leurs entrées sur les N_{i-1} neurones de la couche précédente. À chaque synapse est associée un poids synaptique, de sorte que les N_{i-1} sont multipliés par ce poids, puis additionnés par les neurones de niveau i, ce qui est équivalent à multiplier le vecteur d'entrée par une matrice de transformation. Mettre l'une derrière l'autre, la différente couche d'un réseau de neurone reviendrait à mettre en cascade plusieurs matrices de transformation et pourrait se ramener à une seule matrice, produit des autres, s'il n'y avait à chaque couche, la fonction de sortie qui introduit une non linéarité à chaque étape.

Ceci montre l'importance du choix judicieux d'une bonne fonction de sortie : un réseau de neurones dont les sorties seraient linéaires n'aurait aucun intérêt.

Au delà de cette structure simple, le réseau de neurones peut également contenir des boucles qui en changent radicalement les possibilités mais aussi la complexité. De la même façon que des boucles peuvent transformer une logique combinatoire en logique séquentielle, les boucles dans un réseau de neurones transforment un simple dispositif de reconnaissance d'inputs en une machine complexe capable de toute sortes de comportements.

3.5.2 L'architecture d'un réseau de neurone artificiel

On peut classer les **RNA** en deux grandes catégories:

3.5.2.1 Les réseaux non bouclés

Un réseaux de neurone non bouclé, si son graphe ne possède pas de cycle .Dans tel réseau, l'information circule de l'entrée vers la sortie sans aucun retour. Un réseaux de neurone non bouclé est dit acyclique .Citons l'exemple des réseau multicouches.

3.5.2.2 Les réseaux bouclés

Un réseau est bouclé, si son graphe possède au moins un cycle. Le réseau bouclé fait ramener une ou plusieurs valeurs à l'entrée. Ce sont des réseaux dans lesquels il y à retour en arrière de l'information.

3.5.3 Model de réseau de neurones

Dans ce paragraphe nous allons présentés les deux principaux réseaux de neurones qui sont à la base de tous les autres réseaux.

3.5.3.1 Le perceptron

L'architecture générale d'un perceptron comme décrit la figure 3.6 comprend trois éléments principaux :

1. **Rétine** : composée de plusieurs cellules qui jouent le rôle d'un intermédiaire entre l'environnement et le réseau.
2. **Une couche d'association** : composée de cellules associatives qui sont connectées totalement ou de façon aléatoire aux cellules de la Rétine. La sortie d'une cellule d'association est transmise à la cellule de décision après avoir été pondéré par le coefficient ajustable W .
3. **Une couche de décision** : composée de n cellules, chacune d'elles est considérée comme un automate à seuil de fonction de transfert qui délivre la sortie O_j .

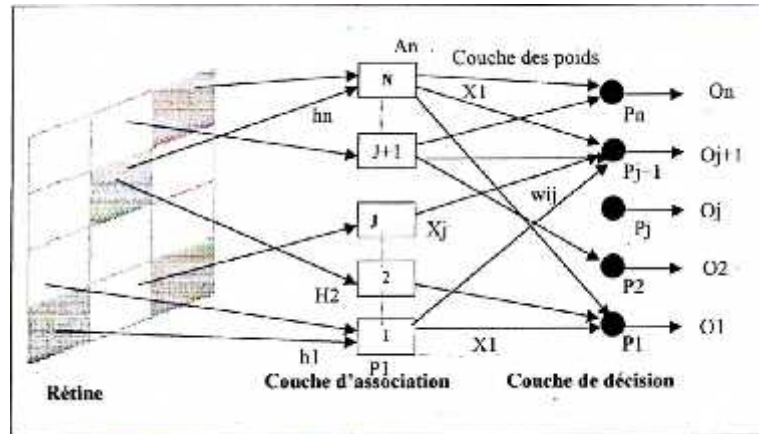


Figure 3.6: Schéma d'un perceptron

Le perceptron est un réseau de neurones très simple, il est proposé pour la première fois par **Rosemblat** et son équipe [1]. Il est efficace, tant qu'il existe bien choix de poids tel que le réseau répond correctement à toutes ces données. Cependant, quand il n'existe pas une telle solution, cette procédure ne se comporte pas très bien.

3.5.3.2 Le perceptron monocouche

C'est historiquement le premier RNA, c'est le perceptron de **Rosenblatt**. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes.

Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (telle "ET" ou "OU").

Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur (ou selon la règle de **Hebb**).

3.5.3.3 Le perceptron multicouches

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et des problèmes logiques plus

compliqués, et notamment le fameux problème du **XOR**. Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur. (Voir figure 3.7).

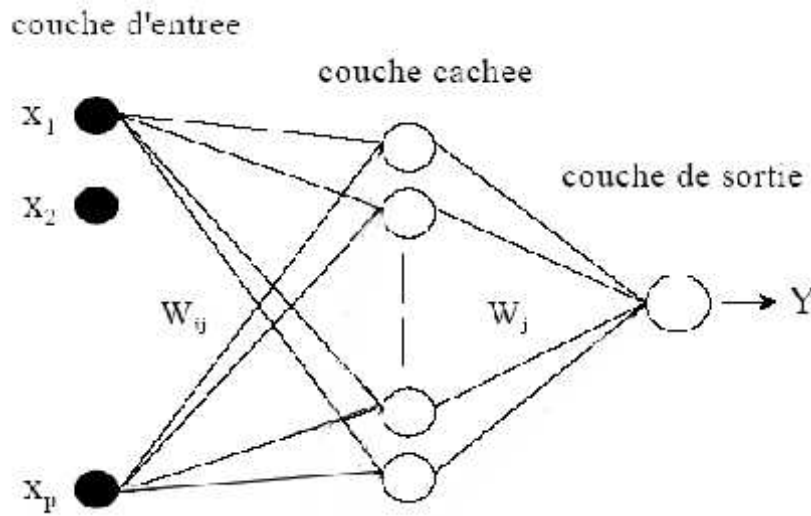


Figure 3.7 : Architecture d'un PMC à une couche cachée

Le perceptron multicouches est sans doute le plus simple et le plus connu des réseaux de neurones.

3.5.3.4 L'Adaline

La structure du modèle Adaline (ADAPtative Lnear NEuron) diffère du perceptron comme décrit la figure (3.8) par l'utilisation d'une seule cellule d'association.

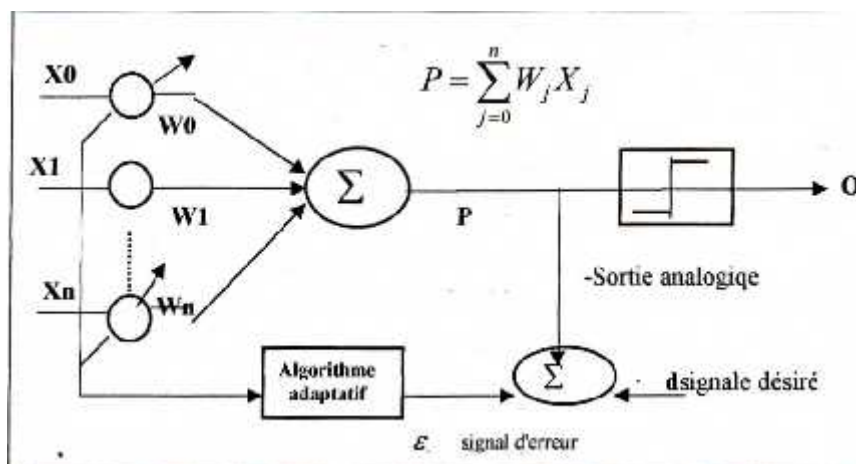


Figure 3.8 : Schémas de principe d'Adaline

X_1, X_2, \dots, X_n , le vecteur 'entrée.

W_j : le poids synaptique du neurone j'

F : la fonction d'activation du neurone j.

O_j : la sortie du neurone j

p_j : la sortie désirée du neurone j.

Le plus souvent, les entrées sont binaires, et la réponse souhaitée est également binaire. L'Adaline, est le seul réseau de neurones artificiels utilisé massivement dans l'industrie. Ce circuit est en effet utilisé dans les télécommunications pour améliorer le signal sur bruit, en prenant en compte la validation de l'impédance des différentes lignes téléphoniques.

3.5.3.5 Principes de fonctionnement

Chaque entrée est affectée d'un poids. Le passage des entrées dans le corps du neurone se fait en deux étapes. La première étape consiste à faire une somme pondérée des entrées par les poids respectifs des connexions sur lesquelles ces entrées se propagent.

La seconde étape consiste à calculer l'image de cette somme pondérée par une fonction de transfert binaire. Le résultat obtenu provoque ou non le déclenchement d'un potentiel d'action suivant le dépassement d'un seuil, et sert à son tour d'entrée à d'autres neurones.

3.5.4 L'apprentissage des réseaux de neurones

3.5.4.1 Définition

On appelle « apprentissage » des réseaux de neurones la procédure qui consiste à estimer les paramètres des réseaux de neurones (les poids synaptiques), afin que celui-ci remplisse au mieux la tâche qui lui est affectée.

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Dans le cadre de ces définitions, on peut distinguer deux types d'apprentissages : l'apprentissage « supervisé » et l'apprentissage « non supervisé ».

3.5.4.2 Apprentissage non supervisé

Dans ce type d'apprentissage, il n'y a pas de « professeur », car c'est au réseau de découvrir les ressemblances entre les éléments de la base de données, et de les traduire par un entourage dans la « carte » qu'il doit produire, ainsi les exemples d'apprentissage sont seulement des valeurs (Entrée).

Les réseaux à apprentissage non supervisé les plus étudiés et utilisés sont les « cartes auto organisatrices » ou « cartes de **KOHONEN** ».

3.5.4.3 Apprentissage semi supervisé

Dans ce type d'apprentissage on suppose qu'un comportement de référence précis n'est pas disponible, mais qu'en revanche, il est possible d'obtenir des indications qualitatives (exp: correct / incorrect) sur les performances du réseau.

3.5.4.4 Apprentissage supervisé

Dans ce type d'apprentissage, on connaît en tous points ou seulement en certains points, les valeurs que doit avoir la sortie du réseau en fonction des entrées correspondantes : c'est en ce sens que l'apprentissage est « supervisé », métaphore qui signifie qu'un « professeur » peut fournir au réseau des « exemples » de ce que celui-ci doit faire, donc les exemples d'apprentissage sont des couples (Entrée, Sortie associée).

3.5.4.5 Apprentissage renforcé

L'apprentissage est dit renforcé si en phase d'apprentissage on indique seulement au réseau si la sortie produite est correcte ou pas en introduisant ainsi une variation sélective des poids des connexions.

3.5.4.6 Réseaux statique ou dynamique

On peut classer les réseaux en deux catégories suivant leurs évolution dans le temps :

Dans le cas des réseaux **statiques** le temps n'est pas un paramètre significatif, c'est-à-dire que la modification de l'entrée n'entraîne qu'une modification stable de la sortie, mais n'entraîne pas de retour d'information vers cette entrée.

Les réseaux **dynamiques**, contiennent des rebouchages partiels ou totales entre neurones, et ont donc une évolution dépendantes du temps.

3.5.4.7 Les protocoles d'apprentissages

Presque la totalité des réseaux de neurones ont en commun un même protocole d'apprentissage celui-ci comporte quatre étapes :

- **Etape 1** : Initialisation des poids synaptiques avec des petites valeurs aléatoires.
- **Etape 2** : Présentation du patron d'entrée et propagation de l'activation des neurones.
- **Etape 3** : Calcul de l'erreur qui dépend de la différence entre l'activation des neurones et le patron de référence.

- **Étape 4 :** Calcule du vecteur de correction à partir des valeurs des erreurs avec lequel on effectue la correction des poids synaptiques.

Les étapes 2-3-4 sont répétées jusqu'à la fin de l'apprentissage.

3.5.5 Calcul des poids synaptiques

La rétro propagation (back propagation) est une méthode de calcul des poids pour un réseau à apprentissage supervisé qui consiste à minimiser l'erreur quadratique de sortie (somme des carrés de l'erreur de chaque composante entre la sortie réelle et la sortie désirée).

D'autres méthodes de modification des poids sont plus "locales", chaque neurone modifie ses poids en fonction de l'activation ou non des neurones proches. C'est le cas des réseaux suivant la règle de **Hebb** (Hebbian rule) ou les réseaux de **Kohonen**.

3.6 Interprétation mathématique

D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté de la manière suivante:

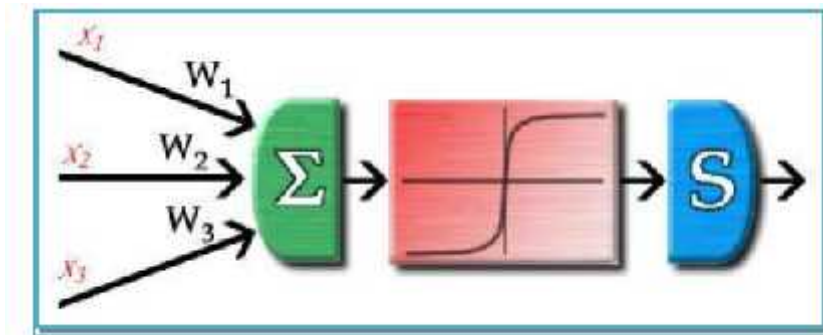


Figure 3.9 : Modèle mathématique d'un neurone formel

Pour un nombre compris entre ($j = 1$) et un nombre quelconque n , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées (x_1, \dots, x_n), pondérées par les poids synaptiques (w_1, \dots, w_n), et la comparer à son seuil téta.

Si le résultat est supérieur au seuil, alors la valeur renvoyée est 1, sinon la valeur renvoyée est 0.

D'où la formule (avec f = fonction seuil):

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j x_j - \theta\right) \quad (3.1)$$

Un neurone à base radiale est construit à partir d'une fonction du même nom. Au lieu de réaliser une somme pondérée de ses entrées, un tel neurone compare chaque entrée à une

valeur de référence et produit une sortie d'autant plus grande (proche de 1) que les entrées sont proches des valeurs de références.

Chaque entrée x_i est donc associée à une valeur c_i . La comparaison entre les deux jeux de valeurs se fait généralement au sens de la **norme euclidienne**. Plus précisément, le neurone commence par calculer la grandeur suivante :

$$w_1 x_1 + \dots + w_m x_m = \sum_{j=1}^m w_j x_j. \quad (3.2)$$

A cette grandeur s'ajoute un seuil w_0 . Le résultat est alors transformé par une fonction d'activation non linéaire (parfois appelée fonction de sortie), φ . La sortie associée aux entrées x_1 à x_m est ainsi donnée par :

$$\left\{ \left(w_0 + \sum_{j=1}^m w_j x_j \right) \right. \quad (3.3)$$

Qu'on peut simplifier en :

$$\left\{ \left(\sum_{j=0}^m w_j x_j \right) \right. \quad (3.4)$$

En ajoutant au neurone une entrée fictive x_0 fixée à la valeur 1 dans la formulation la fonction d'activation est la fonction de Heaviside (fonction en marche d'escalier), dont la valeur est 0 ou 1. Dans ce cas on préfère parfois définir la sortie par la formule suivante :

$$\left\{ \left(\sum_{j=0}^m w_j x_j - w_0 \right) , \quad \sum_{j=1}^m w_j x_j \right. \quad (3.5)$$

Les fonctions les plus utilisées sont :

- ❖ La fonction sigmoïde ;
- ❖ La fonction tangente hyperbolique ;
- ❖ La fonction identité ;
- ❖ Dans une moindre mesure, certaines fonctions linéaires par morceaux.

Ces choix sont motivés par des considérations théoriques et pratiques issues de la combinaison des neurones formels en un réseau de neurones formels.

3.7 Quelques types de réseaux

Les neurones sont connectés entre eux de diverses manières :

- ❖ Réseaux totalement interconnectés
- ❖ Réseaux monocouche et multicouches
- ❖ Réseaux à couches ou réseaux de type FEED FORWARD
- ❖ Réseaux récurrents.

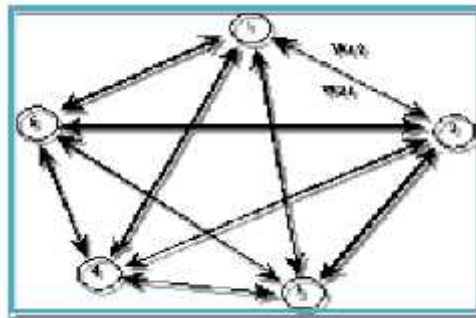


Figure 3.10 : Réseau totalement interconnecté

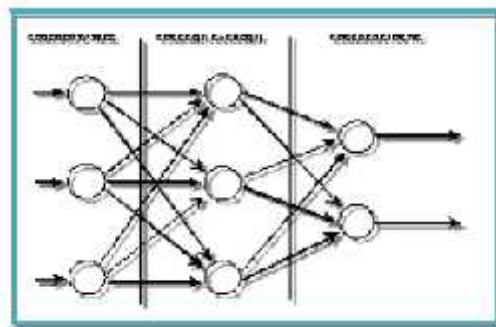


Figure 3.11 : Réseaux à couches

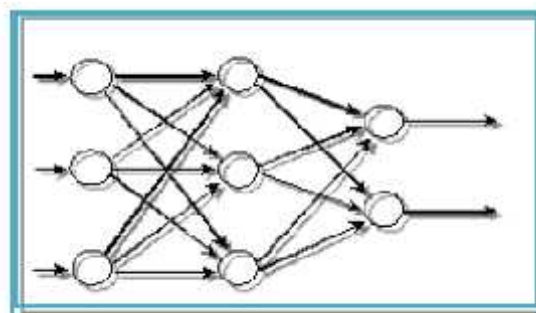


Figure 3.12 : Réseaux récurrents

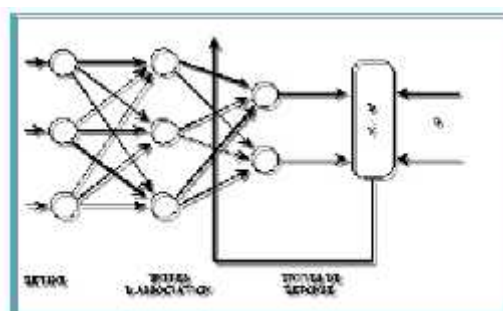


Figure 3.13 : Réseau monocouche

3.8 Récapitulation

Les différents réseaux de neurones peuvent être classés comme dans le schéma ci dessous:

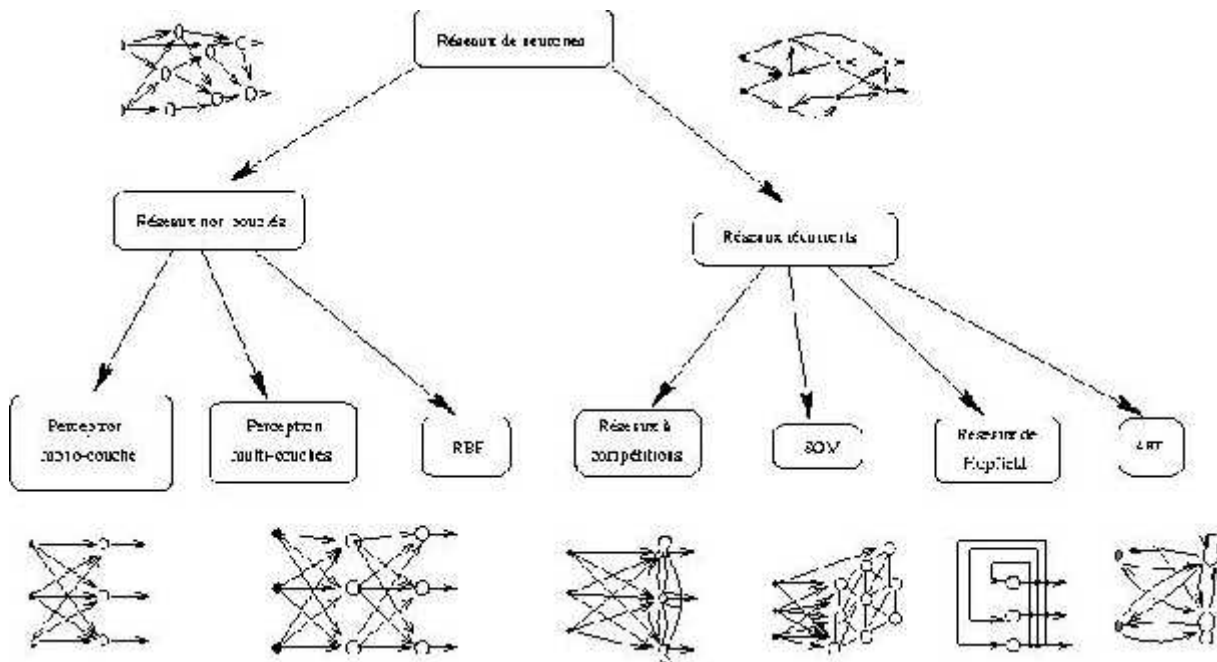


Figure 3.14 : Schéma récapitulatif des réseaux de neurones

3.9 Fonctions d'activation

Dans sa première version, le neurone formel était donc implémenté avec une fonction à seuil (a), mais de nombreuses versions existent. Ainsi le neurone de McCulloch et Pitts a été généralisé de différentes manières, en choisissant d'autres fonctions d'activations, comme les fonctions linéaires par morceaux (b), des sigmoïdes (c) ou des gaussiennes (d) par exemples.

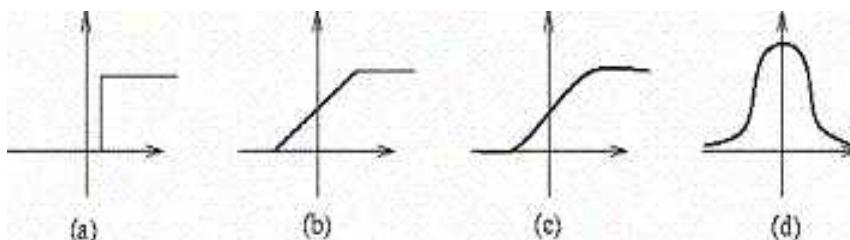


Figure 3.15 : Fonction d'activations les plus connues

3.9.1 Propriétés importantes de la fonction d'activation

Les propriétés de la fonction d'activation influent en effet sur celle du neurone formel et il est donc important de bien choisir celle-ci pour obtenir un modèle utile en pratique.

Quand les neurones sont combinés en un réseau de neurones formels, il est important par exemple que la fonction d'activation de certains d'entre eux ne soit pas un polynôme sous réserve de limiter la puissance de calcul du réseau obtenu. Un cas caricatural de puissance limitée correspond à l'utilisation d'une fonction d'activation linéaire, comme la fonction identité : dans une telle situation le calcul global réalisé par le réseau est lui aussi linéaire et il est donc parfaitement inutile d'utiliser plusieurs neurones, un seul donnant des résultats strictement équivalents.

Cependant, les fonctions de type sigmoïde sont généralement bornées. Dans certaines applications, il est important que les sorties du réseau de neurones ne soient pas limitées a priori : certains neurones du réseau doivent alors utiliser une fonction d'activation non bornée. On choisit généralement la fonction identité.

Il est aussi utile en pratique que la fonction d'activation présente une certaine forme de régularité. Pour calculer le gradient de l'erreur commise par un réseau de neurones, lors de son apprentissage, il faut que la fonction d'activation soit dérivable. Pour calculer la matrice de l'erreur, ce qui est utile pour certaines analyses d'erreur, il faut que la fonction d'activation soit dérivable deux fois. Comme elles comportent généralement des points singuliers, les fonctions linéaires par morceaux sont relativement peu utilisées en pratique. On ne peut pas cependant lui donner une interprétation probabiliste aussi claire.

3.9.1.1 La fonction sigmoïde

La fonction sigmoïde (aussi appelée fonction logistique), est définie par :

$$f_{sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.6)$$

$$Y = f(X) = \frac{1}{(1 + e^{-dX})} \quad (3.7)$$

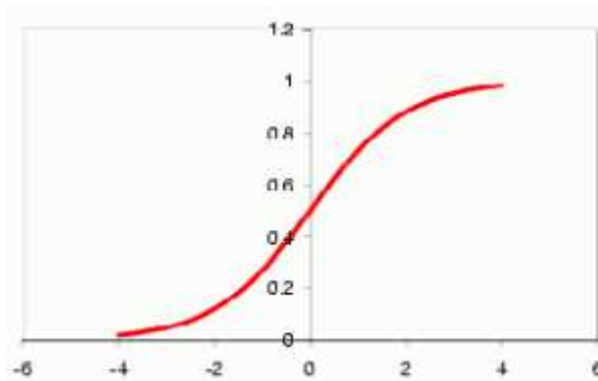


Figure 3.16 : La fonction sigmoïde (logistique)

Possède les propriétés importantes évoquées précédemment (elle n'est pas polynomiale et est indéfiniment continûment dérivable). En outre, une propriété simple permet d'accélérer le calcul de sa dérivée, ce qui réduit le temps calcul nécessaire à l'apprentissage d'un réseau de neurones. On a en effet :

$$\frac{d}{dx} f_{sig}(x) = f_{sig}(x)(1 - f_{sig}(x)) \quad (3.8)$$

On peut donc calculer la dérivée de cette fonction en un point de façon très efficace à partir de sa valeur en ce point.

De plus, la fonction sigmoïde est à valeurs dans l'intervalle $[0, 1]$, ce qui permet d'interpréter la sortie du neurone comme une probabilité. Elle est aussi liée au modèle de régression logistique et apparaît naturellement quand on considère le problème de la séparation optimale de deux classes de distributions gaussiennes avec la même matrice de covariance

3.9.1.2 La fonction tangente hyperbolique

La fonction tangente hyperbolique, est définie par :

$$th(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (3.9)$$

Est aussi très utilisée en pratique, car elle partage avec la fonction sigmoïde certaines caractéristiques pratiques :

- non polynomiale
- indéfiniment continûment dérivable
- calcul rapide de la dérivée par la formule

$$\frac{d}{dx} th(x) = 1 - (th(x))^2 \quad (3.10)$$

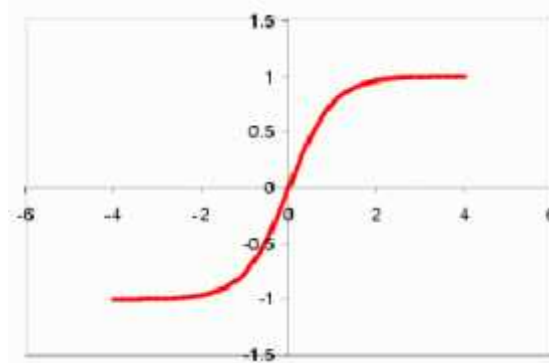


Figure 3.17 : La fonction tangente hyperbolique

$$Y = \frac{2}{(1 + e^{-2X})} - 1 \quad (3.11)$$

3.9.1.3 La fonction Gaussienne

La fonction Gaussienne est définie par :

$$Y = e^{-(X^2)/2} \quad (3.12)$$

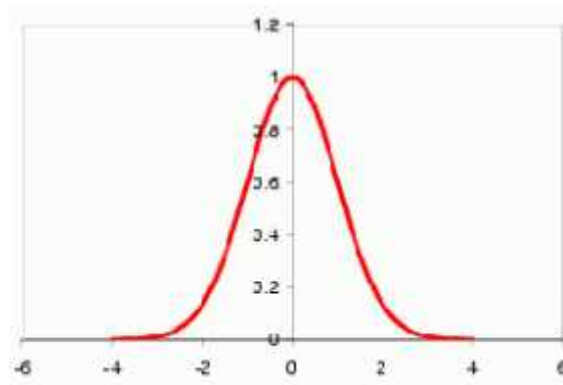


Figure 3.18 : La fonction Gaussienne

3.9.1.4 La fonction à seuil

La fonction seuil est définie par :

$$Y = 0 \text{ si } X < 0 \text{ et } Y = 1 \text{ si } X > 0 \quad (3.13)$$

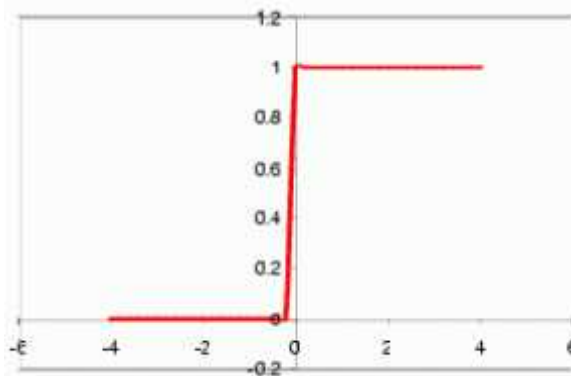


Figure 3.19 : La fonction à seuil

3.9.2 Apprentissage par rétro propagation du gradient

3.9.2.1 Principe

Le principe de cet algorithme est de propager un signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie (phase de relaxation ou de propagation avant), ensuite on va calculer l'erreur commise entre les sorties désirées et les sorties calculées par le réseau, enfin rétro propager cette erreur de la sortie vers l'entrée (sens inverse).

Ainsi la rétro propagation de l'erreur est utilisé dans l'ajustement des poids synaptiques du réseau. Le processus est répété autant de fois que l'erreur reste supérieure à un seuil, c'est-à-dire jusqu'à ce que l'erreur entre le vecteur désiré et le vecteur calculer soit inférieure à une valeur considérée comme raisonnable.

3.9.2.2 Modélisation de l'apprentissage

Le processus consiste en deux phases

A) phase de propagation avant :

Durant cette phase de l'ensemble d'apprentissage est présenté au réseau, la sortie réelle est calculée, le calcul s'effectue de l'entrée vers la sortie à travers les différentes couches, chaque nœud reçoit en entrée la somme pondérée des sorties des nœud de la couche précédente.

$$Y_{mjk} = \sum_{i=0}^{N_{j-1}} X_{m,j-1,i} W_{jki} \quad (3.14)$$

Avec W_{jki} : poids de la connexion reliant le nœud k de la couche j au nœud i de la couche $(j-1)$.

$X_{m,j-1,i}$: sortie du nœud i de la couche $(j-1)$ lors de la présentation du motif m .

N_{j-1} : nombre de nœuds dans la couche $(j-1)$

La sortie est donnée par :

$$X_{mjk} = f(Y_{mjk}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{mjk}}} \quad (3.15)$$

A ce niveau l'erreur quadratique est calculée par :

$$E(m) = \sum_{k=1}^{N_L} (O_{mlk} - X_{mlk})^2 \quad (3.16)$$

Avec O_{mlk} : sortie désirée du nœud k de la couche L

X_{mlk} : sortie actuelle k de la couche L

Cette erreur va être minimisée par la méthode du gradient en faisant évoluer les poids W_{jki} dans la direction indiquée par le gradient de $E(m)$. Nous aurons donc :

$$\Delta W_{jki}(m) = -r \frac{\partial E(m)}{\partial W_{jki}} \quad (3.17)$$

r : Taux d'apprentissage ($0 < r < 1$)

Mais on préfère calculer l'erreur après présentation de (M) motifs : (méthode du gradient total) :

$$\Delta W_{jki} = -r \sum_{m=1}^M \frac{\partial E(m)}{\partial W_{jki}} \quad (3.18)$$

Cela va améliorer la qualité de convergence, ceci provient du fait qu'une modification de poids relative à un exemple, si elle améliore la situation pour cet exemple elle peut entraîner une détérioration de la qualité de repense aux autres exemples. Nous pouvons démontrer (démonstration 3.24 et 3.25) que pour avoir une règle de gradient, nous devons faire en sorte que nos poids varient suivant une règle du type :

$$\Delta W_{jki} = -r u_{jk} \cdot X_{j-1,i} \quad (3.19)$$

Si l'indice K caractérise un nœud de sortie, alors nous avons :

$$u_{jk} = f'(Y_{jk})(O_k - X_{jk}) \quad (3.20)$$

Où f' représente la dérivée de la fonction sigmoïde

Si on considère le cas où K caractérise un nœud d'une couche cachée, on va calculer u_{jk} en rétro propageant les signaux d'erreurs à travers le réseau

B) phase de rétro propagation

Après le calcul de $\frac{\partial E}{\partial X_{jk}}$ on a :

$$\frac{\partial E}{\partial X_{jk}} = - \sum_{i=1}^{N_{j+1}} (u_{j+1,i} W_{j+1,i,k}) \quad (3.21)$$

$$\text{D'où : } u_{jk} = f'(Y_{jk}) \sum_{i=1}^{N_{j+1}} u_{j+1,i} W_{j+1,i,k} \quad (3.22)$$

Nous pouvons résumer tout cela en trois équations :

$$\Delta W_{jki} = -r \cdot u_{jk} \cdot X_{j-1,i} \quad (3.23)$$

Pour les neurones de la couche de sortie :

$$u_{jk} = f'(Y_{jk})(O_k - X_{jk}) \quad (3.24)$$

Pour les neurones des couches cachées :

$$u_{jk} = f'(Y_{jk}) \sum_{i=1}^{N_{j+1}} (u_{j+1,i} \cdot W_{j+1,i,k}) \quad (3.25)$$

D'après les équations, plus le taux d'apprentissage est grand, plus les poids changent vite, ce qui permet un apprentissage rapide. En revanche dans la méthode du gradient, la stabilité nécessite un taux d'apprentissage aussi petit que possible. Il faut donc trouver le taux d'apprentissage le plus grand possible sans provoquer d'oscillations. Pour pallier à cet inconvénient, on a ajoutée à la formule 3.23 un terme de correction proportionnel à toute variation de poids.

$$\Delta W_{jki}(t+1) = -\eta u_{jk} X_{j-1,i} + \gamma \Delta W_{jki}(t) \quad (3.26)$$

γ : Coefficient de viscosité

3.9.2.3 Algorithme d'apprentissage

1^{ère} étape : initialiser aléatoirement les poids et les seuils

2^{ème} étape : présenter un motif (**m**) à l'entrée du réseau spécifier la sortie désirée

3^{ème} étape : pour chaque couche j (j allant de 1 jusqu'à L), calculer :

La somme pondérée

$$Y_{mjk} = \sum_{i=0}^{N_{j-1}} X_{m,j-1,i} \cdot W_{jki} \quad (3.27)$$

Et la fonction de sortie

$$X_{mjk} = f(Y_{mjk}) = \frac{1}{1 + e^{-Y_{mjk}}} \quad (3.28)$$

Pour chaque couche K de cette couche

4^{ème} étape : calculer le signal d'erreur

$$u_{mlk} = (1 - X_{mlk}) \cdot X_{mlk} \cdot (O_k - X_{lk}) \quad (3.29)$$

Pour chaque nœud K de la couche de sortie L

$$\text{Et : } u_{mjk} = (1 - X_{mlk}) \cdot X_{mlk} \cdot \sum_{i=0}^{N_{j-1}} (u_{m,j+1,i} \cdot W_{j+1,i,k}) \quad (3.30)$$

Pour chaque nœud K de la couche j (j allant de L-1 jusqu'à 1)

Si : $m = M$ \longrightarrow aller à l'étape 5

Si non \longrightarrow aller à l'étape 2

5^{eme} étape : calculer l'erreur quadratique totale

$$E = \sum_{m=1}^M \sum_{k=1}^{N_L} (O_k - X_{Lk})^2 \tag{3.31}$$

Si $E <$ valeur fixée au départ \longrightarrow Fin de l'apprentissage

Si non \longrightarrow aller à l'étape 6

6^{eme} étape : actualiser les poids des connexions, lors de l'itération (t + 1) selon la formule :

$$W_{jki}(t+1) = \tau \sum_{m=1}^M (u_{mjk} \cdot X_{m,j-1,i}) + [W_{jki}(t) - W_{jki}(t-1)] \tag{3.32}$$

\longrightarrow Aller à l'étape 2

3.10 Approximation d'une fonction à l'aide des réseaux de neurones

Dans l'exemple qui va suivre on va déterminer un ensemble de poids (et une valeur de seuil) qui va produire la classification suivante :

X_1	X_2	sortie
-0.2	0.5	0
0.2	-0.5	0
0.8	-0.8	1
0.8	0.8	1

Tel que X_1 et X_2 sont les entrées du réseau de neurone, et on a une sortie S comme le montre la figure 3.20.

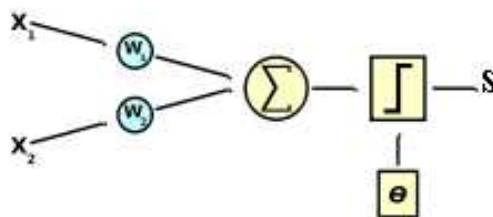


Figure 3.20 : Exemple de l'approximation de fonction

Soient \mathbf{p} et \mathbf{t} les vecteurs d'entrée et sortie cible utilisés pour l'apprentissage du réseau et \mathbf{a} est la réponse du réseau. L'objectif est de minimiser la fonction coût F (erreur quadratique moyenne entre entrées et réponses du réseau) définie comme :

$$F = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q [t(k) - a(k)]^2 = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q [e(k)]^2 \quad (3.33)$$

Q étant le nombre d'exemples. Cette minimisation se fait selon une règle delta :

$$\Delta W = -r \frac{\partial F}{\partial W} \quad (3.34)$$

L'algorithme LMS (Least Mean Squared) estime à la $k^{\text{ième}}$ itération l'erreur quadratique moyenne e^2 en calculant la dérivée des erreurs quadratiques moyennes par rapport au poids et biais du réseau. Ainsi :

$$\begin{cases} \frac{\partial e^2(k)}{\partial w_j} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial w_j} \\ \frac{\partial e^2(k)}{\partial b} = 2e(k) \frac{\partial e(k)}{\partial b} \end{cases} \text{ Pour } j = 1 \dots R \quad (3.35)$$

Or

$$\frac{\partial e(k)}{\partial w_j} = \frac{\partial [t(k) - a(k)]}{\partial w_j} = \frac{\partial [t(k) - (Wp(k) + b)]}{\partial w_j} = \frac{\partial t(k)}{\partial w_j} - \frac{\partial \left[\sum_{i=1}^R w_i p_i(k) + b \right]}{\partial w_j} \quad (3.36)$$

Donc on peut simplifier par :

$$\begin{cases} \frac{\partial e(k)}{\partial w_j} = -p_j(k) \\ \frac{\partial e(k)}{\partial b} = -1 \end{cases} \text{ Pour } j = 1 \dots R \quad (3.37)$$

Cela veut dire que les poids et les biais du réseau doivent changer de $2r e(k) p(k)$ et $2r e(k)$. Où r est le taux d'apprentissage.

Pour le cas de plusieurs neurones, on peut écrire :

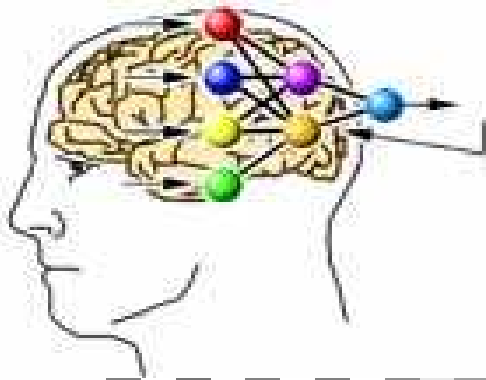
$$\begin{cases} W(k+1) = W(k) + 2r e(k) p^T(k) \\ b(k+1) = b(k) + 2r e(k) \end{cases} \quad (3.38)$$

Cela revient au postulat de la règle de **Hebb** : « si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de manière synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va aller croissant ».

3.11 Conclusion

L'étude des réseaux de neurones est relativement simple. Le but de l'apprentissage supervisé est de trouver un ensemble de point synaptique qui minimisent l'erreur entre la sortie du réseau et un résultat désiré. L'activation du neurone est continue, et le neurone répond à son entrée par une gamme de valeurs utilisables, par contre l'inconvénient de la convergence est le temps.

Un réseau à une couche cachée est un modèle très simple, il est très utilisé et permet d'obtenir des résultats satisfaisants dans l'élimination du bruit de moteur



Chapitre 03

Les Réseaux de Neurones

4.1 Introduction

Les neurones au nombre d'une centaine de milliards, sont les cellules de base du système nerveux central (comme citer dans le chapitre précédent). Chaque neurone reçoit des influx nerveux à travers ses dendrites (récepteurs). Les intègres pour en former un nouvel influx nerveux qu'il transmet à un neurone voisin par le biais de son axone (émetteur).

Dans beaucoup de situations, la statistique du bruit qui corrompt un signal n'est pas connue a priori, où la puissance du bruit est plus grande que la puissance du signal désiré.

Dans ces circonstances, on ne peut pas utiliser de techniques du filtrage traditionnelles. Cependant, si c'est possible de rendre un enregistrement séparé du bruit seul, on peut utiliser une technique adaptative pour améliorer le signal.

Une approche ancienne pour implémenter l'annulation du bruit serait soustraire le signal du bruit de référence directement du signal fondamental. Cependant, cette technique ne travaillera pas, parce que le bruit au microphone de référence ne sera pas exactement le même comme le bruit au microphone fondamental. Il y aura un délai qui correspond à la distance entre le primaire et microphones de référence. Aussi, les effets acoustiques inconnus, tel qu'un écho, ou le bruit pouvant se produire à travers le fuselage de l'avion.

Dans ce chapitre, on va montrer les résultats de simulation par le logiciel MATLAB obtenus par l'algorithme de rétro propagation du réseau de neurone.

4.2 Exemple d'application

Les réseaux comportant des neurones de type Adaline sont capables de résoudre des systèmes linéaires. La commande $[\mathbf{w}, \mathbf{b}] = \text{solvelin}(\mathbf{x}, \mathbf{t})$ permet de déterminer un réseau de type Adaline en calculant le poids \mathbf{w} et le biais \mathbf{b} par une méthode algébrique. Considérons le cas de l'identification d'un modèle **ARMA** d'un processus du type :

$$H(z) = z^{-1} \frac{b_1 + b_2 z^{-1}}{1 - a_1 z^{-1}} \quad (4.1)$$

L'équation de récurrence liant la sortie $y(t)$ à l'entrée $u(t)$

$$y(t) = a_1 y(t-1) + b_1 u(t-1) + b_2 u(t-2) \quad (4.2)$$

Peut être mise sous la forme :

$$y(t) = [a_1 b_1 b_2] \begin{bmatrix} y(t-1) \\ u(t-1) \\ u(t-2) \end{bmatrix} \quad (4.3)$$

4.3 Exemple d'élimination du bruit moteur

On considère le cas d'un téléphone portable accroché au tableau de bord d'un véhicule. Le moteur crée un bruit \mathbf{p} qui se superposera à un facteur près, à la voix du conducteur qui constitue le signal utile \mathbf{x} .

Le bruit \mathbf{p} est mesuré par un capteur tout près du moteur. Le microphone du téléphone reçoit ainsi le signal parasite $\mathbf{y} = \mathbf{x} + \mathbf{kp}$, comme le montre le schéma de la figure 4.1.

L'exemple qu'on vient de le prendre est un exemple de base qu'on peut le développer dans plusieurs domaines ainsi que dans l'aéronautique, en prenant le téléphone portable accroché au tableau de bord comme un casque du pilote, Le moteur crée un bruit \mathbf{p} qui se superposera à un facteur près, à la voix du pilote, qui constitue le signal utile \mathbf{x} .

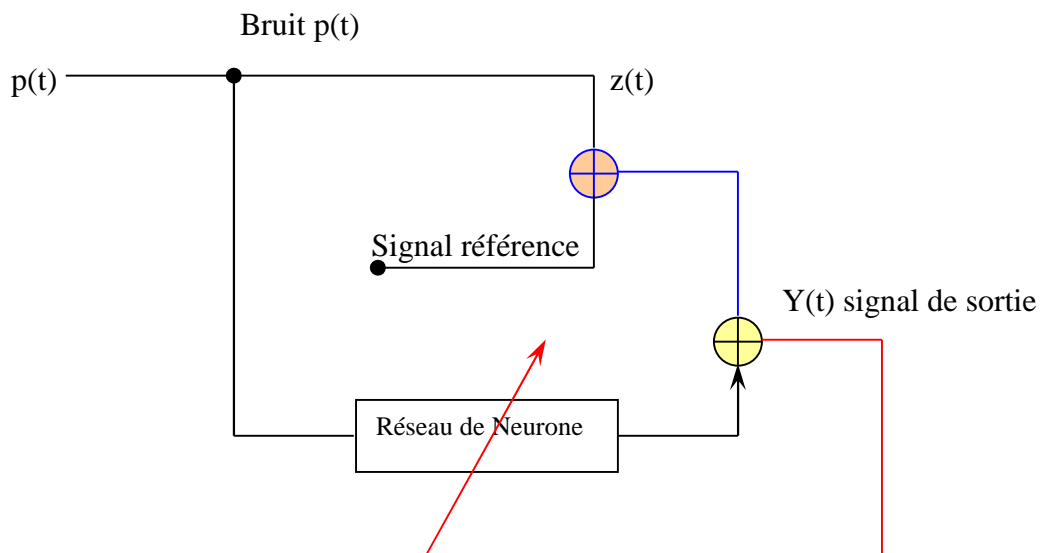


Figure 4.1 : Exemple d'application pour l'élimination du bruit

4.4 Le problème étudié

L'exemple précédent du téléphone mobile dans un véhicule est un exemple de base sur notre recherche, en remplaçant le véhicule par un aéronef, et le mobile par le micro qui l'utilise le pilote pour envoyé l'information a la tour. Donc on va se baser sur ce dernier pour simuler notre algorithme.

4.5 Utilisation d'un signal d'entrée sinusoïdal

Dans notre simulation, on va utiliser un signal d'entrée sinusoïdal, car il est plus facile de remarquer la convergence de l'algorithme et la reconstruction du signal original (plus facile à comparer) que d'utiliser un signal complexe.

On ajoute à notre signal un bruit ordinaire aléatoire, et on applique le contrôle actif adaptatif en utilisant la méthode LMS pour extraire l'information utile (notre signal de départ).

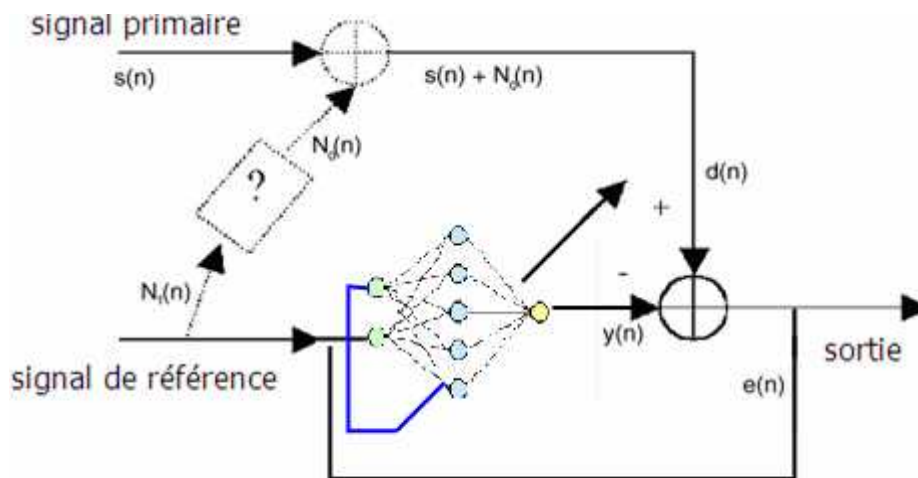


Figure 4.2 : Schéma bloc d'un contrôleur à base de réseau de neurone

4.4.1 Simulation avec l'algorithme de rétro propagation à une couche

Dans cette simulation on va utiliser une seule couche de réseau de neurone, donc on va utiliser un seul neurone dans l'entrée et un seul à la sortie, en utilisant trois poids synaptiques comme un vecteur $[w_1, w_2, w_3]$.

On utilise comme signal d'entrée un signal sinusoïdal : $x(t) = \sin 30 \cdot t$

On ajoute à ce signal un bruit ordinaire aléatoire, et on utilise un algorithme d'adaptation pour extraire l'information utile. On fait l'adaptation avec LMS, pour voir le comportement du neurone et le résultat détecté par ce dernier.

Après l'utilisation de l'algorithme LMS dans notre simulation, on voit l'estimation de notre signal bruité y_s à la sortie du neurone y_s . La forme du signal original est montrée dans la figure 4.3.

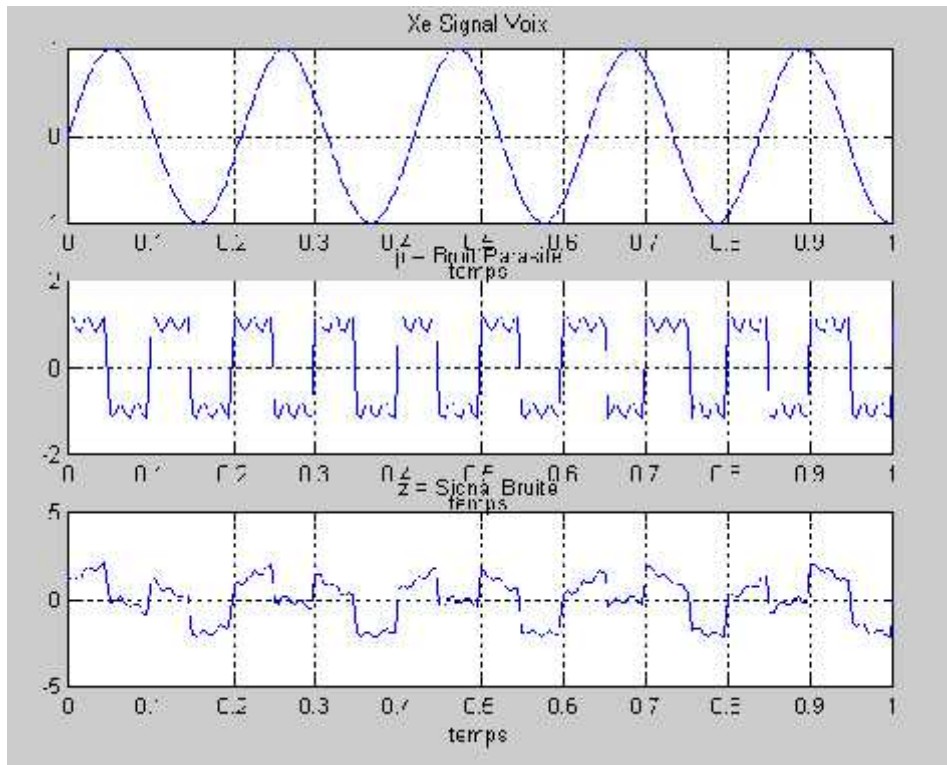


Figure 4.3 : Le signal voix bruité

La forme du signal utiliser dans le signal du bruit, est un signal carré.

La figure 4.4 montre le signal estimé bruité à la sortie du neurone.

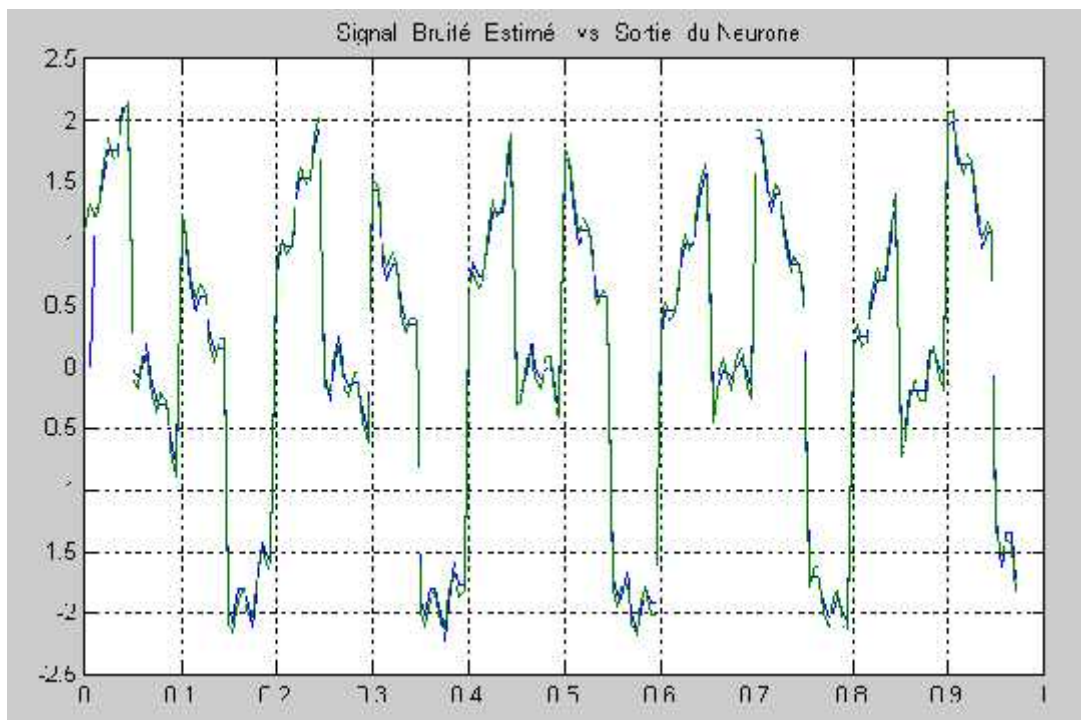


Figure 4.4 : Signal bruité estimé a la sortie du neurone

Après l'estimation de notre signal bruité, on va extraire ce signal du bruit donc on aura que le signal désiré, qui est notre signal de voix ajouter au signal du réseau de neurone.

La figure 4.5 représente le signal extrait x estimé.

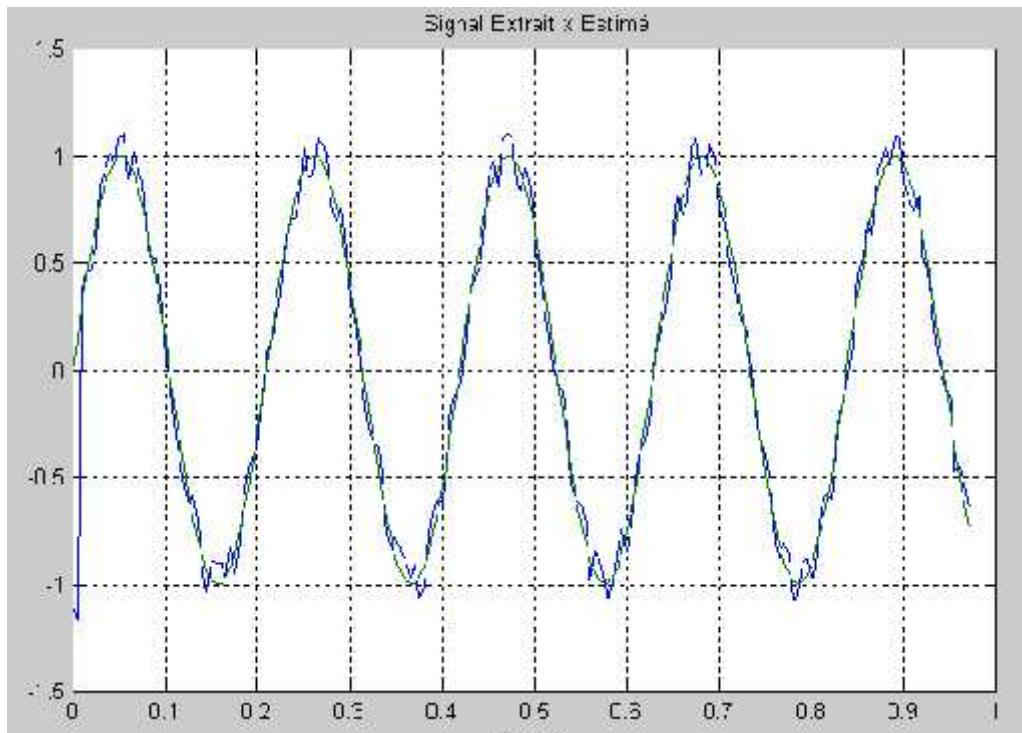


Figure 4.5 : Signal extrait x estimé

Et à la fin de la simulation, on va calculer l'erreur de modélisation qui est de l'ordre de 10^{-2} . L'erreur de modélisation est représentée dans la figure 4.6.

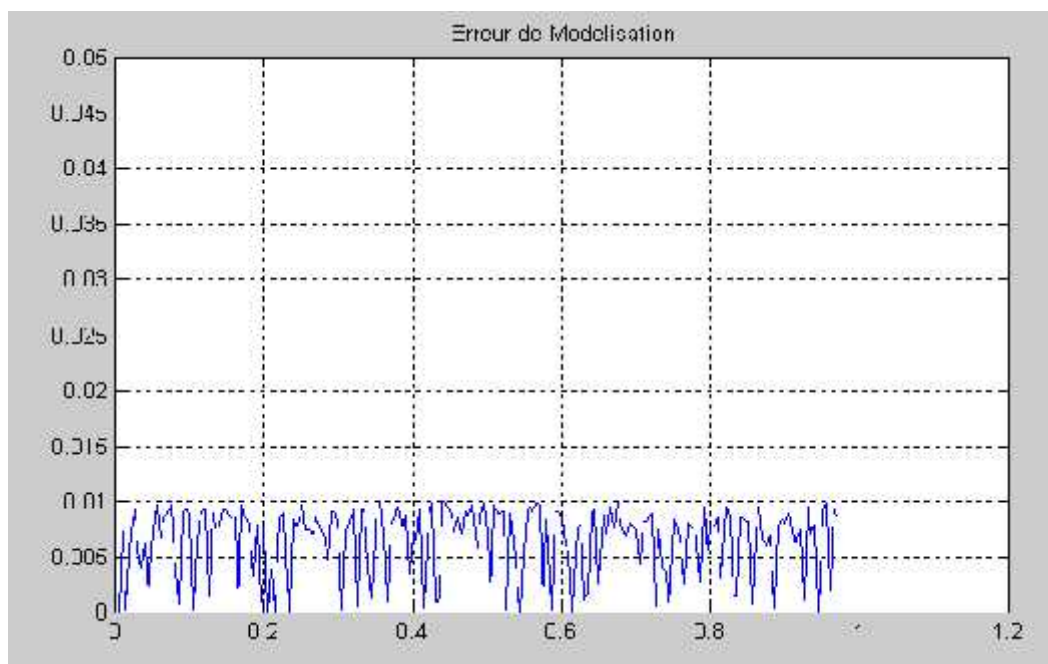


Figure 4.6 : Erreur de modélisation

4.4.2 Simulation avec l'algorithme de rétro propagation en utilisant deux couches

Dans cette partie de notre simulation, nous allons utiliser deux couches de réseaux de neurones, donc on aura une couche d'entrée, une couche cachée, et une couche de sortie. Donc cette fois on n'aura pas un vecteur mais ça sera une matrice. Mais le principe reste toujours le même, c'est-à-dire on génère un signal sinusoïdal on lui ajoute du bruit ordinaire, on fait une estimation de ce bruit comme référence, ensuite on laisse le réseau de neurone reconnaître notre signal de sortie, et enfin on calcul l'erreur de modélisation.

Le signal bruité d'entrée est représenté dans la figure 4.7.

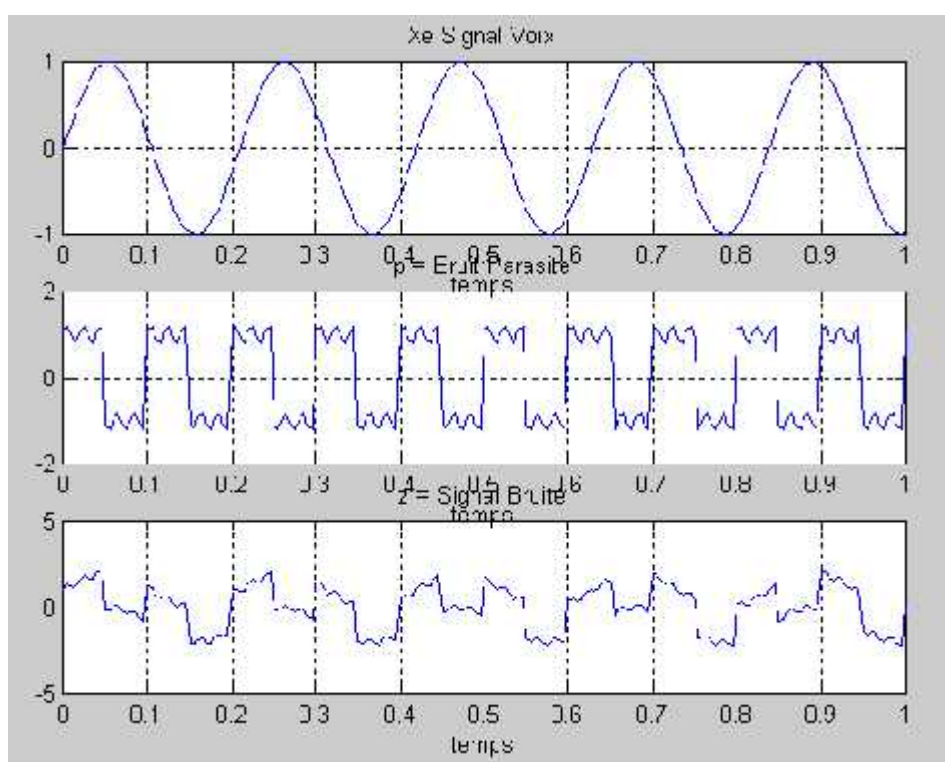


Figure 4.7 : Le signal voix bruité

Dans cette phase on va estimer le signal bruité x , et la sortie du neurone va détecter ce signal et fait la reconnaissance de sa forme. La figure 4.8 représente donc une estimation du signal bruité par notre réseau de neurone.

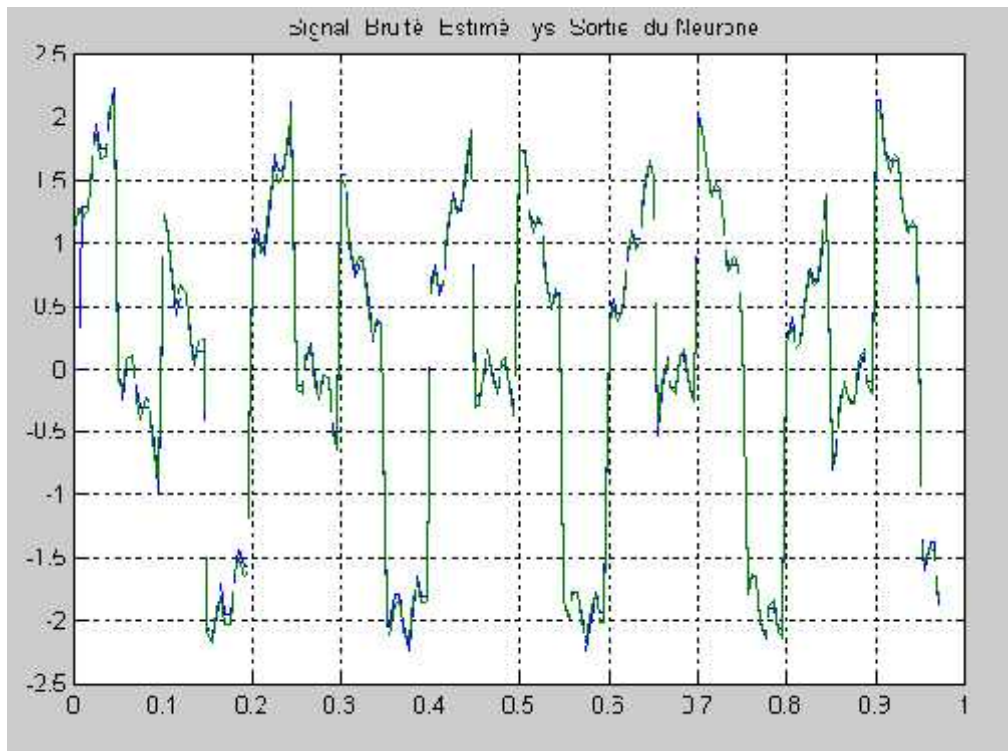


Figure 4.8 : Signal bruité estimé à la sortie du neurone

Après l'estimation de notre signal bruité, on va l'extraire du bruit donc on aura que le signal désiré, qui est notre signal de voix ajouter au signal du réseau de neurone. La figure 4.9 représente le signal extrait du signal estimé.

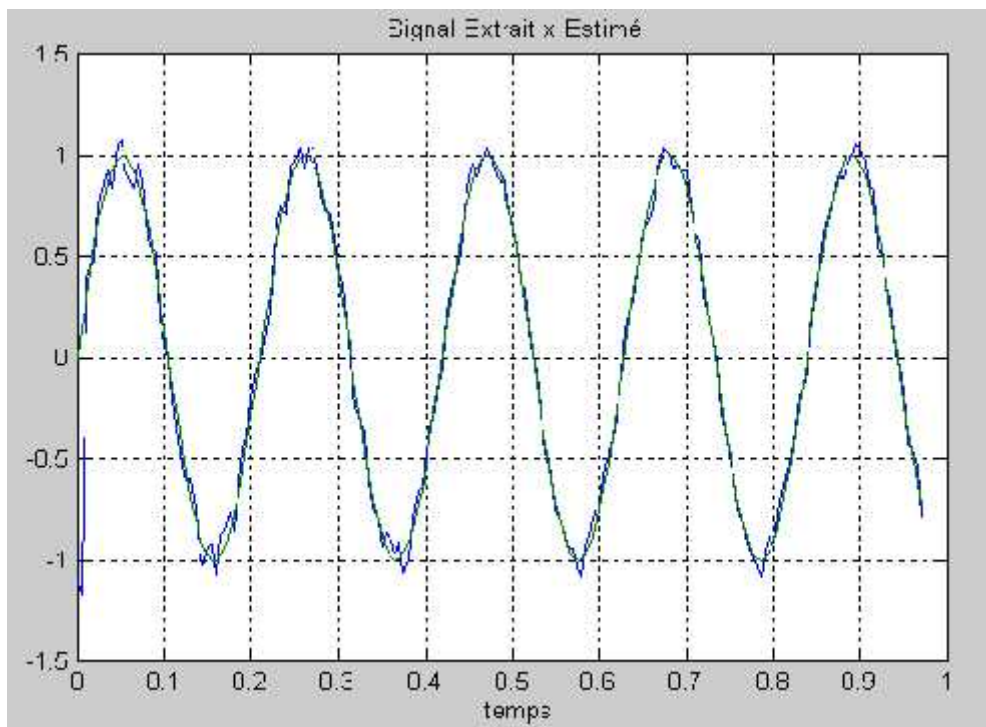


Figure 4.9 : Signal extrait x estimé

Enfin, on va calculer l'erreur de modélisation qui est de l'ordre de 10^{-2} . L'erreur de modélisation est représentée dans la figure 4.10.

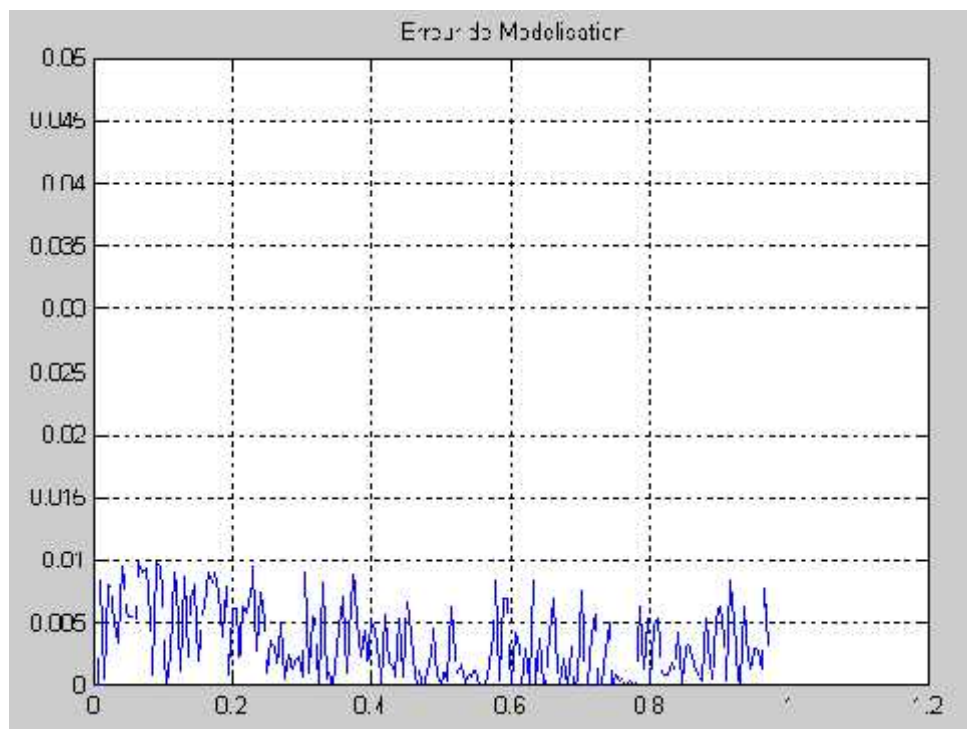


Figure 4.10 : L'erreur de modélisation

4.5 Comparaison de simulation entre une couche et deux couches

D'une manière générale il n'y a pas de différence d'utiliser un neurone à une couche, ou à deux couches, on aura le même résultat. Donc la seule différence c'est que le neurone à une couche utilise un vecteur, et les neurones à deux couches, ou à multicouches utilisent des matrices, donc la deuxième méthode donne des résultats plus rapides que la première méthode et plus précis, dans les cas des fonctions plus complexes, le seul inconvénient c'est la vitesse d'exécution, car il utilise un algorithme de rétro propagation qui ralentit notre simulation.

Par contre dans notre cas l'utilisation d'un neurone à une couche est plus pratique, car le résultat va converger d'une manière plus rapide, et en outre on n'a pas utiliser des fonctions très complexes, qui nécessite l'utilisation de deux couches, ou multicouches pour l'exécution de notre simulation.

4.6 Simulation avec l'algorithme de rétro propagation a une couche en utilisant un bruit blanc

Dans cet exemple de simulation on va utiliser une seule couche de réseau de neurone, dont le biais est nul, et cette fois en injectant au signal un bruit blanc, pour voir la différence entre les résultats d'utiliser un bruit ordinaire, et un bruit blanc

Le signal d'entrée de voix bruité est représenté dans la figure 4.11.

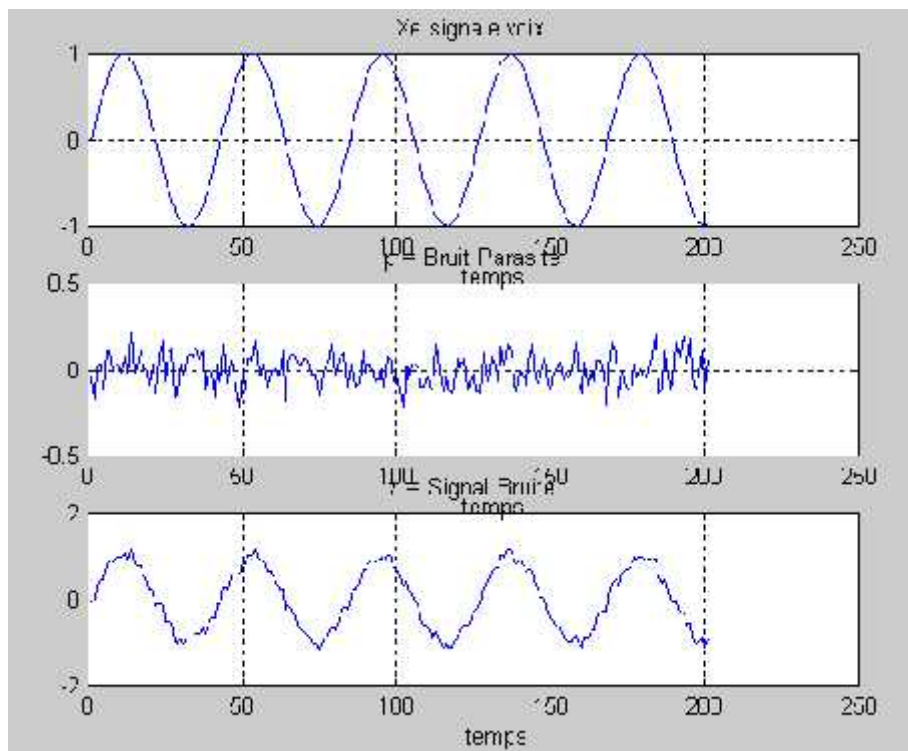


Figure 4.11 : Le signal voix bruité

Dans cette phase on va estimer le signal bruité y_s dans la sortie du neurone, pour voir comment notre neurone réagit lorsqu'on lui injecte un bruit blanc, au signal d'entrée.

La figure 4.12 montre le résultat de cette estimation, et l'amélioration de notre signal.

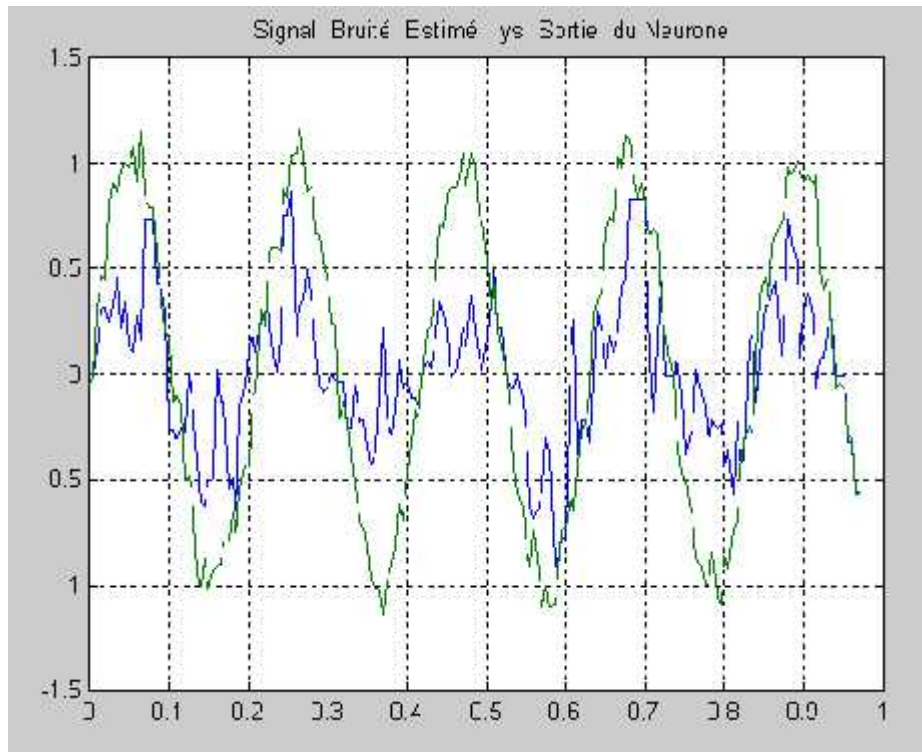


Figure 4.12 : Signal bruité estimé a la sortie du neurone

Ensuite nous allons extraire notre signal estimé x , et voir comment le neurone à pu reconnaître notre signal, et le bruit.

Le signal extrait estimé est représenté dans la figure 4.13.

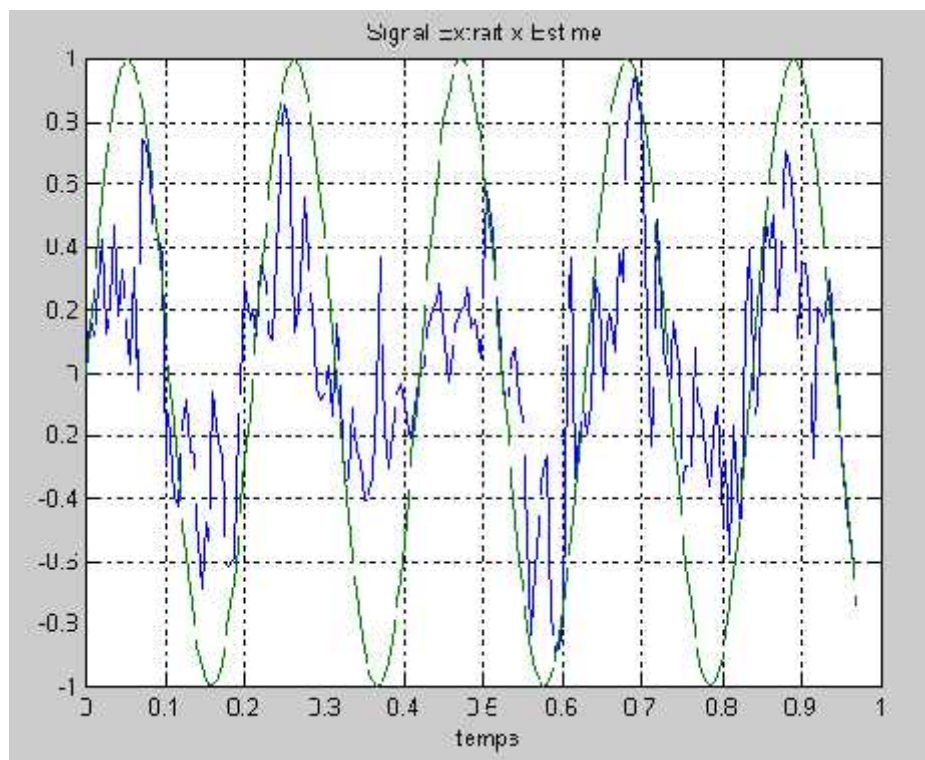


Figure 4.13 : Signal extrait du x estimé

On remarque dans ce dernier résultat que notre signal est reproduit à la sortie, donc on peut dire que le réseau de neurone a prouvé son efficacité dans la reconnaissance des formes.

Et enfin le calcul de l'erreur de modélisation qui est représentée dans la figure 4.14.

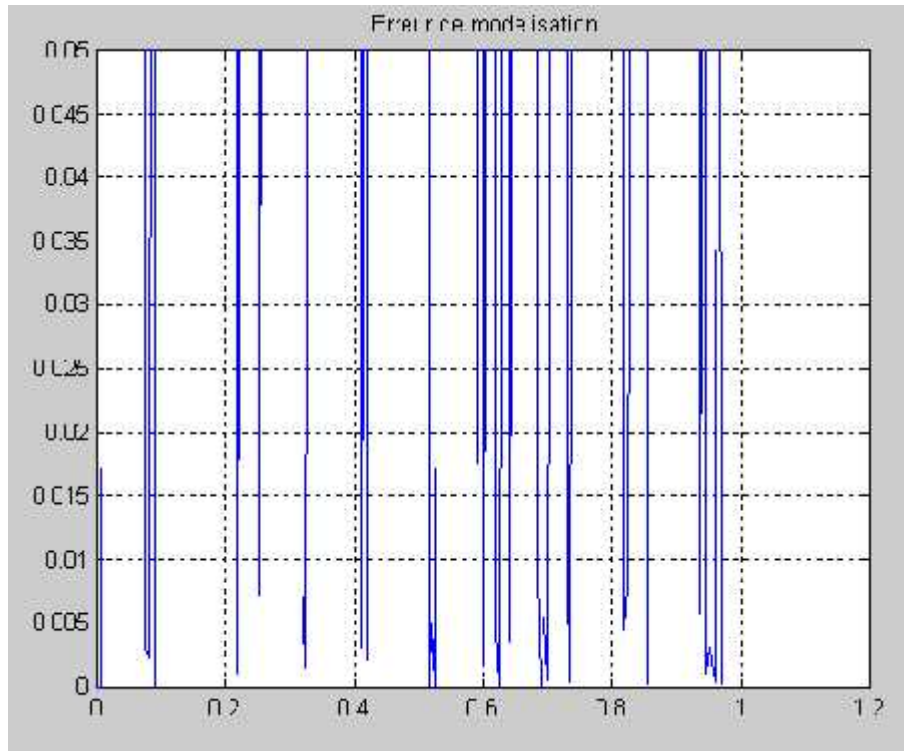


Figure 4.14 : L'erreur de modélisation

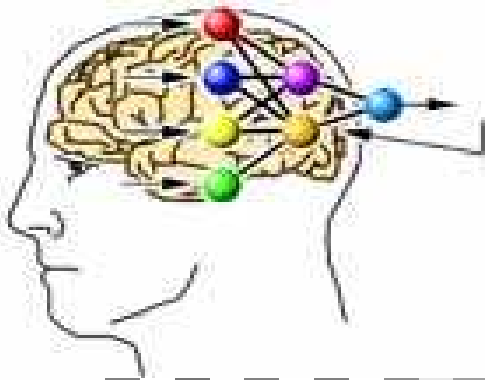
On remarque ici que l'erreur est un peu plus grande par rapport aux autres exemples, elle est due à l'utilisation du bruit blanc, car ce dernier sa puissance est plus importante que le bruit ordinaire, donc l'erreur de modélisation est de l'ordre de $5 \cdot 10^{-2}$.

4.7 Conclusion

On observe dans notre expérience, la méthode de rétro propagation à un comportement de convergence considérablement plus rapide dans les réseaux de neurones. De plus, il a une meilleure approximation de l'état stable de poids. Cela améliore la performance de l'annulation du bruit considérablement.

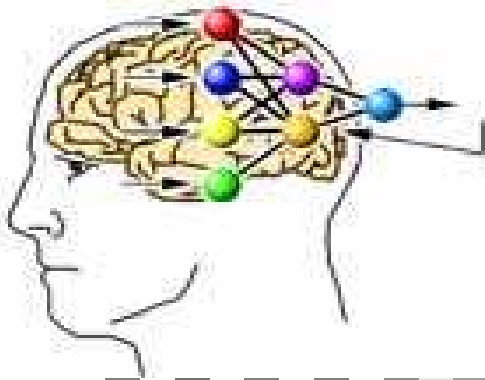
L'algorithme de rétro propagation donne de bons résultats, mais son seul inconvénient c'est sa vitesse d'exécution elle est un peu lente.

L'utilisation de l'intelligence artificielle et bien particulièrement les réseaux de neurones dans l'élimination du bruit ont prouvé son efficacité, et elle donne des résultats satisfaisants et convergeant dans la reconnaissance des formes.



Chapitre 04

Application et Simulation



Conclusion Générale

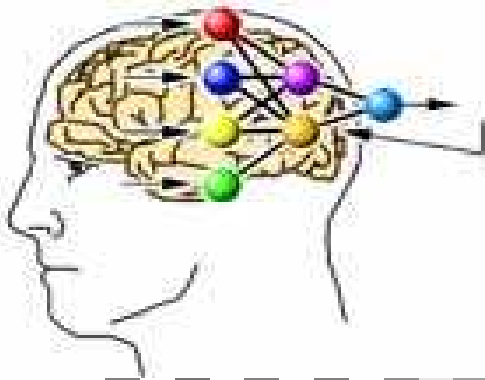
CONCLUSION GENERALE

Dans le cadre du projet de fin d'études, nous avons présenté notre travail qui consiste au contrôle actif du bruit acoustique en utilisant l'intelligence artificielle à base des réseaux de neurones, une étude des moyens utilisés pour le contrôle du bruit, en particulier les réseaux de neurones basé sur la reconnaissance des formes. Nous avons présenté les principaux domaines d'application des systèmes ANC, et finalement nous avons proposé l'algorithme comme application du système. Le modèle utilisé dans notre travail est de type monocouche, et multicouche « à une couche cachée » (perceptron), qui a donné des résultats satisfaisants.

L'algorithme étudié dans notre application par MATLAB a prouvé son efficacité et intégrité dans plusieurs applications pratiques, tels que la communication (l'exemple présenté dans la simulation). L'algorithme de rétro propagation a donné de bons résultats. Dans nombreuse application pratique, il présente en outre des caractéristiques intéressantes, tels que la généralisation et l'élaboration de représentations internes. Donc ce modèle est très simple et le plus utilisée mais sa convergence est très lente.

Le principal problème rencontré dans la réalisation de réseau de neurone c'est ne peut pas connaître la forme exacte du bruit c'est un processus aléatoire, c'est pour ça que l'approche suivie est approximative, ce qui pose de son part le problème de convergence et de capacité de poursuite de l'algorithme.

Enfin, nous espérons que ce modeste travail servira comme base et sera bénéfique pour d'autres étudiants qui voudraient continuer dans ce domaine et soit complété par d'autres études, qui tiennent compte le développement de l'intelligence artificielle, et bien particulièrement les réseaux de neurones utilisées dans les contrôles actifs du bruit et l'élaboration des nouvelles versions algorithmiques.



Bibliographie

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Eric Daval et Patrick Naim, « les réseaux de neurones 1989 ».Edit. Année 1998.
- [2] Jean-François Jodouin, « Les réseaux de neurones, principes et définitions ».
- [3] Mohamed Moukhtari, « Application MATLAB 5, SIMULINK 2 ».Edit Springer année 1998.
- [4] Emmanuel Friot, « Introduction au contrôle acoustique actif ».CNRS Laboratoire de Mécanique et d'acoustique. Année 2005.
- [5] A. Miguez-Olivares, M. Recuero-Lopez, « Development of an Active Noise Controller in The DSP Starter Kit ».
- [6] J. Julliard, « Problématique des matériaux absorbants sonores pour applications sur Turboréacteur ». 2003.
- [7] Publication Texas Instruments. « Design of Active Noise Control Systems With the TMS320 Family ». Année 1996.
- [8] Tchokech Abdelhafid, « PFE ingénieur d'état en télécommunication, utilisation des Réseaux de neurones ».
- [9] Benouared.H. « PFE ingénieur électronique « Communication »Reconnaissance de la Parole par les réseaux de neurones». Alger (2000).
- [10] Elcadi Djilali, étude de la faculté de généralisation des réseaux de Neurones appliqués Aux connaissances des formes Géométrique ». PFE électronique, (1997)