



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة سعد دحلب البليدة
UNIVERSITESAAD DAHLEB DE BLIDA
FACULTE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE
MEMOIRE DE
PROJET DE FIN D'ETUDES
POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME
MASTER

OPTION : TELECOMMUNICATIONS ET RESEAUX

THEME

Application du filtrage partiel dans la réduction de l'écho
et du bruit acoustique

Présenté par :

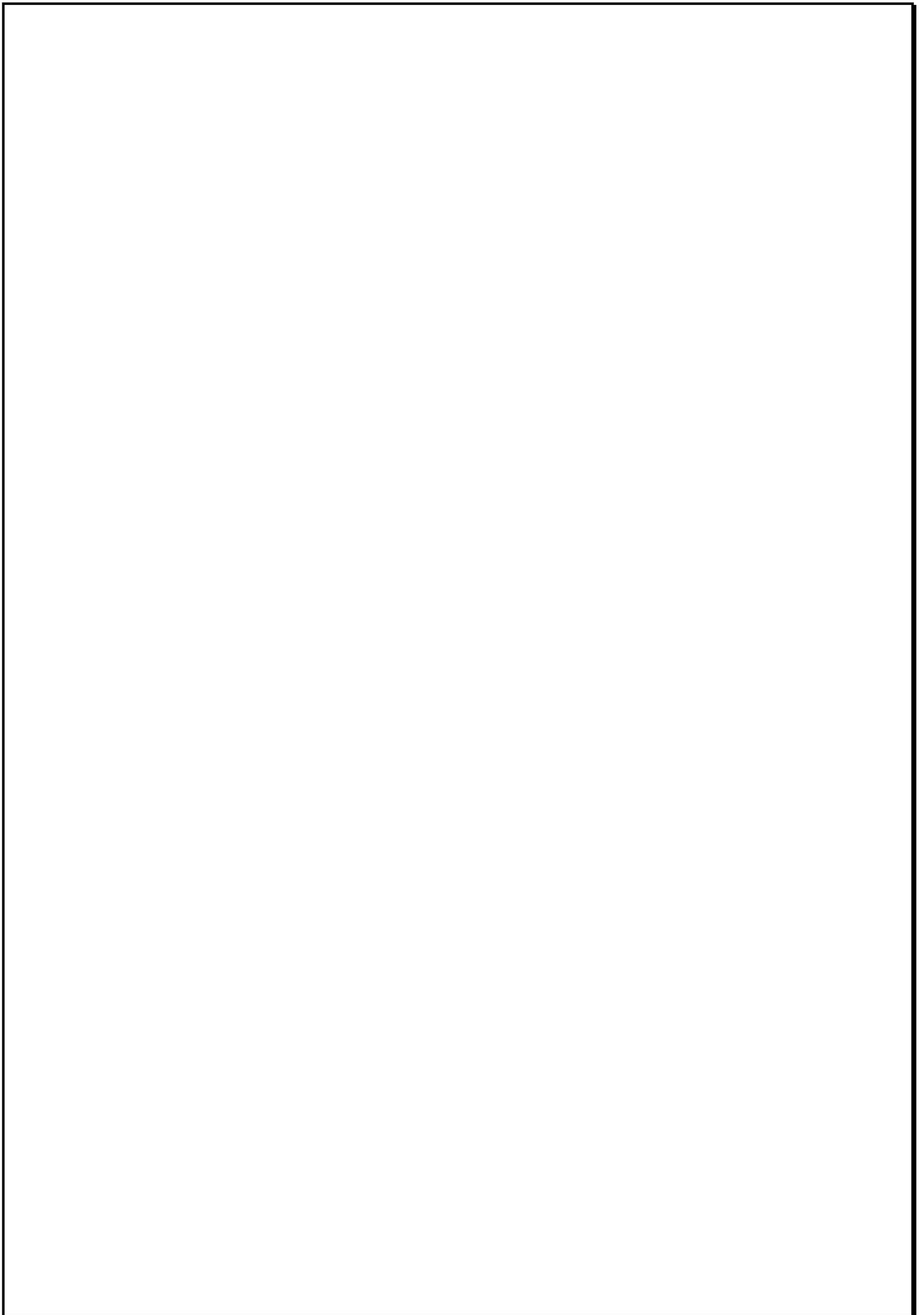
M_r .CEFFI ABDELHAK

M_r .DERIOUCHE AHMED

Proposé par:

D_r .DJENDI MOHAMED

ANNEE UNIVERSITAIRE: 2015



الاهداء

الحمد لله الذي وفقني لإتمام هذا العمل المتواضع ونسأله ان يتقبله منا وان يجعله خالصا لوجهه الكريم

Dédicace

Je dédie ce travail à mes très chers **parents**, pour leur soutien et tous les efforts Qu'on m'a donnée le long de mon parcours et je leurs souhaite bonne santé et Longue vie.

A mes sœurs et mes frères.

A mes tantes et mes oncles.

À tous mes amis de 2ème année Master T&R (2015), tous mes amis de 1ère année Master T&R, et tous mes amis.

AHMED.

الاهداء

الحمد لله الذي وفقني لإتمام هذا العمل المتواضع ونسأله ان يتقبله منا وان يجعله خالصا لوجهه الكريم

Dédicace

Je dédie ce travail à mes très chers **parents**, pour leur soutien et tous les efforts Qu'on m'a donnée le long de mon parcours et je leurs souhaite bonne santé et Longue vie.

A ma sœur et mes frères.

A mes tantes et mes oncles.

A ma fiancée.

À tous mes amis de 2ème année Master T&R (2015), tous mes amis de 1ère année Master T&R, et tous mes amis.

ABDELHAK.

REMERCIEMENT

Tout d'abord nous tenons à remercier le bon DIEU qui nous a donné la volonté et le courage pour la réalisation de ce travail.

Nous tenons avant tout de remercier « Dr. DJENDI MOHAMED » notre professeur en tant que directeur de mémoire, il nous a guidé dans notre travail pour sa disponibilité et son soutien qu'il nous accordé à trouver des solutions pour avancer.

Nous exprimons nos profonds remerciements à toutes les personnes qu'il nous a transmis des informations, pour leur collaboration, et les personnes qui ont accepté de répondre à nos questions et tous ceux qui ont contribué à la réalisation de travail.

Nos remerciements aussi à messieurs le président et les membres de jury d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer notre travail.

Résumé

Dans ce projet de fin d'étude, nous avons proposé un nouvel algorithme de filtrage adaptatif de type NLMS. Ce dernier est basé sur la combinaison entre le PU-NLMS et le SM-NLMS, ce qui a donné le nouvel algorithme SM-PU-NLMS. L'étude présente a montré les bonnes performances de cet algorithme dans le domaine de la réduction du bruit acoustique

Abstract

In This final study project, we have proposed a new adaptive filtering algorithm of NLMS type. This last is based in the combination of the PU-NLMS and the SM-NLMS algorithm and leads to the SM-PU-NLMS algorithm. The prated studies in this manuscript highlight the good performance of the new algorithm in acoustic noise rate application.

ملخص

في هذا المشروع النهائي للدراسة, اقترحنا خوارزمية تكيفية للتصفية من نوع NLMS تستند هذه الأخيرة على مزيج من خوارزمية تكيفية للتصفية SM-NLMS و خوارزمية PU-NLMS هذا المزيج الذي أنتج لنا الخوارزمية الجديدة, SM-PU-NLMS الضجيج من الحد مجال في الخوارزمية الجيد لهذه الأداء الدراسة هذه وأظهرت

Introduction générale

La parole est un moyen de communication très efficace et naturel utilisé par l'humain, aujourd'hui le traitement de la parole est une composante fondamentale des sciences de l'ingénieur. Située au croisement du traitement du signal numérique et du traitement de l'information (c'est-à-dire du traitement de données symboliques), cette discipline scientifique a connu depuis les années 60 une expansion brillante, liée au développement des moyens et des techniques de télécommunications.

Le signal de parole n'est pas un signal ordinaire, il est le vecteur d'un phénomène extrêmement complexe, car ses propriétés statistiques varient au cours du temps. Sa redondance lui confère une robustesse à certains types de bruit.

Lors d'une transmission de données (la parole), le canal de transmission peut avoir plusieurs effets sur le signal transmis de l'émetteur au récepteur. Et on considère tout phénomène perturbateur qui gêne l'interprétation de signal comme un bruit. La nature non linéaire et non stationnaire de ce bruit qui l'affectent constituent un obstacle. La nécessité de dépasser ces obstacles est la cause de l'utilisation d'une variété d'approches et techniques pour son traitement, l'une des approches utilisées pour le traitement du signal est le filtrage adaptatif.

Le Filtrage Adaptatif est un domaine qui a connu une grande activité dans la communauté du Traitement du Signal et des images depuis les années 1970, il est utilisé dans les domaines d'applications telles que la compression de l'information, annulation d'écho et séparation de source, analyse spectrale, égalisation et la réduction de bruit. Les différentes classes d'algorithmes sont construites et analysées en termes de performances en régime stationnaire, capacités de poursuite en situation non-stationnaire.

Le problème est de chercher toujours un l'algorithme robuste qui a une vitesse de convergence très rapide, stable et qui n'a pas de calcul complexe afin de pouvoir de changer les coefficients de ces filtres en temps réel.

Dans notre travail, nous proposons l'algorithme SM-PU-NLMS (set-membership partiel update algorithme du gradient stochastique normalisé), ainsi que son application dans le domaine de la réduction de bruit.

Notre plan de travail comporte quatre chapitres :

Chapitre 1 est divisé en deux parties : la première partie présente de notions de base sur le traitement numérique de signal. Dans la deuxième partie, nous présentons des généralités sur la parole et le bruit.

Chapitre 2 présente le Filtrage et l'algorithmes adaptatifs, filtrage de Wiener, RLS, LMS, NLMS.

Chapitre 3 présente la théorie de l'algorithme SM-PU-NLMS pour la réduction de bruit.

Chapitre 4 présente les simulations de l'algorithme SM-PU-NLMS en comparaison avec l'algorithme NLMS.

Et on finira notre manuscrit par une conclusion générale.

Liste des symboles

\cdot^T	Transposé d'une matrice ou d'un vecteur.
\cdot^*	Conjugué d'un vecteur, matrice, ou nombre complexe.
\cdot^H	Hermitien d'une matrice.
$E [.]$	Espérance mathématique.
w	Réponse impulsionnelle du filtre.
$d(n)$	Réponse désirée.
$y(n)$	Sortie du filtre adaptatif.
$x(n)$	Signal d'entrée.
$e(n)$	Erreur de sortie du filtre.
μ	Pas d'adaptation.
R	Matrice de corrélation.
r	Vecteur d'inter-corrélation.
γ	L'erreur de seuil .

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Le principe d'un système.....	05
Figure 1.2 Numérisation des signaux.....	06
Figure 1.3. Echantillonnage d'un signal.....	06
Figure 1.4. Périodicité du spectre.	07
Figure 1.5 principe de convolution.....	09
Figure 1.6 Modèle simple de production de parole.....	15
Figure. 1.7 Fonction d'autocorrélation (à gauche) et densité spectrale de puissance (à droite) d'un bruit blanc.	17
Figure. 2.1 Le schéma principal du filtrage de Wiener.....	20
Figure 2.2 représentation du problème statistique du filtre	20
Figure 2.3 Principe de l'identification.....	25
Figure 2.4 Principe de la prédiction.....	26
Figure 2.5 Principe de l'annulation d'interférence.....	26
Figure 2.6 Principe de la modélisation inverse.....	27
Figure 2.7 Structure de mélange convolutif complète.....	37
Figure 2.8 Structure de mélange convolutif.....	37
Figure 3.1 Modèle de mélange simple (entre le signal de la parole et le bruit)	43
Figure 3.2 réduction de bruit.....	44
Figure 4.1 réponse impulsionnelle.....	47

Figure 4.2 signal de parole.....	48
Figure 4.3 bruit blanc avec 2500 échantillons.....	48
Figure 4.4 bruit USASI.....	49
Figure 4.5 mélange parole-bruit voie 1.....	49
Figure 4.6 mélange parole- bruit voie 2.....	50
Figure 4.7 l'erreur quadratique moyenne $\sigma=0.5 ; 0.3 ; 0.1$ avec bruit blanc (haut) et avec bruit USASI (bas).....	51
Figure 4.8 désajustement (system mismatch SM) avec $\sigma=0.5 ; 0.3 ; 0.1$ avec bruit blanc (haut) et avec bruit USASI (bas).....	52
Figure 4.9 l'erreur quadratique moyenne avec bruit blanc (haut), bruit USASI (bas)	53
Figure 4.10 désajustement (system mismatch SM) et bruit blanc (haut), bruit USASI (bas).....	54
Figure 4.11 l'erreur quadratique moyenne avec bruit blanc (haut), bruit USASI (bas).....	55
Figure 4.12 désajustement (system mismatch SM) avec bruit blanc (haut), bruit USASI (bas).....	56
Figure 4.13 l'erreur quadratique moyenne avec bruit blanc (haut) bruit USASI (bas).....	58
Figure 4.14 désajustement (system mismatch SM) avec bruit blanc (haut) bruit USASI (bas).....	59

Figure 4.15 l'erreur quadratique moyenne avec bruit blanc (haut) et
avec bruit USASI (bas).....60

Figure 4.16 désajustement (system mismatch SM) avec bruit blanc (haut
) et avec bruit USASI (bas).....61

Liste d'abréviation

RSB	Rapport Signal à Bruit.
DSP	Densité Spectrale de Puissance.
EQM	Erreur Quadratique Moyenne.
SM	System Mismatch.
TFD	Transformée de Fourier Discrète.
LMS	Least-Mean Square.
NLMS	Normalized Least-Mean Square.
FIR	Finite Impulse Response.
RIF	Réponse Impulsionnelle Finie.
RII	Réponse Impulsionnelle Infinie.
PU-NLMS	partiel update Normalized Least-Mean Square.
SM-NLMS	set-membership Normalized Least-Mean Square.
SM-PU-NLMS	set-membership partiel update Normalized Least-Mean Square.
RLS	Recursive Least Square.

1.1 Introduction

La théorie et le traitement des signaux est une discipline auxquelles elle apporte des bases théoriques fondamentales et des techniques particulières. Le traitement numérique du signal désigne l'ensemble des opérations, calculs arithmétiques et manipulation des nombres, qui sont effectués sur un signal à traiter. Les fonctions les plus variées sont réalisables de cette manière, comme le filtrage linéaire ou non linéaire, l'extraction des paramètres, détection, la modulation, l'estimation et l'analyse spectrale.

La parole est la manière naturelle, la forme la plus commune de communication humaine, elle se distingue des autres sons par des caractéristiques acoustiques ayant leurs origines dans les mécanismes de production. Les sons de parole sont produits soit par les vibrations des cordes vocales (voisement), soit par l'écoulement turbulent de l'air dans le conduit vocal, soit lors du relâchement d'une occlusion de ce conduit (bruit).

1.2 Partie 1 : Notions de base sur le traitement du signal

1.2.1 Définition du Signal

Le mot signal vient du latin « signum » qui signifie une variation d'une grandeur physique de nature quelconque et qui est porteuse d'information. On appelle signal toute grandeur physique tensorielle qui varie soit continument (signaux analogiques) soit discrètement (signaux numériques) au cours du temps. L'évolution dans le temps de la grandeur considérée est régie par la dynamique spécifique du signal. Quelque fois la loi temporelle régissant le phénomène est bien connue (signaux déterministes) et d'autre fois il est difficile, voir impossible de le décrire (signaux aléatoires).

Un signal est donc la représentation physique de l'information. Sa nature physique peut être très variable : acoustique, électronique, optique, etc. [1]

1.2.2 Théorie et traitement du signal

Les outils de la théorie du signal et de traitement du signal s'appliquent à de nombreux domaines, dès qu'un capteur mesure une grandeur physique porteuse d'information, qui est perturbée (par du bruit ou le système de mesures) et qui devra être traitée pour en extraire l'information utile.

a\ **La théorie du signal** a pour objectif fondamental la description mathématique des signaux. Cette représentation commode du signal permet de mettre en évidence ses principales caractéristiques (distribution fréquentielle, énergie, etc.) et d'analyser les modifications subies lors de la transmission ou du traitement de ces signaux.

b\ **Le traitement du signal** est la discipline technique qui, s'appuyant sur les ressources de l'électronique, de l'informatique et de la physique appliquée, a pour objet l'élaboration ou l'interprétation des signaux. Son champ d'application se situe donc dans tous les domaines concernés par la perception, la transmission ou l'exploitation des informations véhiculées par ces signaux.

c\ **Le traitement de l'information** fournit un ensemble de concepts permettant d'évaluer les performances des systèmes de transfert d'informations, en particulier lorsque le signal porteur de message est bruité. Cela inclut les méthodes de codage de l'information dans le but de la réduction de redondance, de la correction des erreurs, de la confidentialité (cryptage). L'ensemble des concepts et méthodes développés dans le traitement de l'information et du signal forme la théorie de la communication. [2]

1.2.3 Classe des signaux

Les signaux peuvent être répartis en deux grandes catégories qui sont les signaux déterministes et Signaux aléatoires

a\ **Signaux déterministes**

. **Signaux analogiques**

Ce sont des signaux à temps continu, c'est à dire définis pour toute valeur de t . On s'appuie sur les modèles mathématiques pour les décrire. L'allure de la fonction peut présenter des sauts.

. **Signaux à temps discret**

La variable de la fonction considérée ne peut prendre que des valeurs entières $k \in \mathbb{Z}$. Pour la variable temps, k représente le coefficient multiplicateur d'une durée t_0 qui permet d'échantillonner le signal.

b\ Signaux aléatoires

Un signal est dit aléatoire lorsqu'on est incapable de le décrire par une loi mathématique simple. Exemple : le bruit, l'éclair, certains écoulements...

Un signal aléatoire peut être de type transitoire ou permanent. Dans le cas permanent : on peut le décrire par les lois de probabilités. [3]

1.2.4 Notion de système

Un système (S) est un dispositif ou un phénomène physique qui transforme un signal d'entrée $E(kT)$ (cause ,excitation) en un signal de sortie $S(kT)$ (effet ,réponse) .La nature d'un système peut être : électronique ,biologique (parole) ,optique ,économique ...etc.

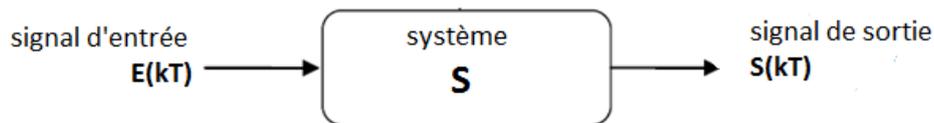


Figure 1.1 Le principe d'un système

Les systèmes peuvent être repartis en deux classes :

1.2.4.1 Système analogique :

Un système est dit analogique si les signaux traités par ce système sont analogiques (Exemple : circuit RLC).

1.2.4.2 Système numérique :

Un système est dit numérique si les signaux traités par ce système sont numériques (Exemple : porte logique, unité arithmétique et logique)

1.2.5 La numérisation des signaux

Le monde extérieur étant par nature 'analogique', les CAN et CNA règnent sur toutes les chaînes d'acquisition et système de traitement du signal ou de données.

Principe de la numérisation

La conversion analogique numérique est la succession de trois effets sur le signal analogique de départ :

- l'échantillonnage pour rendre le signal discret
- la quantification pour associer à chaque échantillon une valeur
- le codage pour associer un code à chaque valeur.

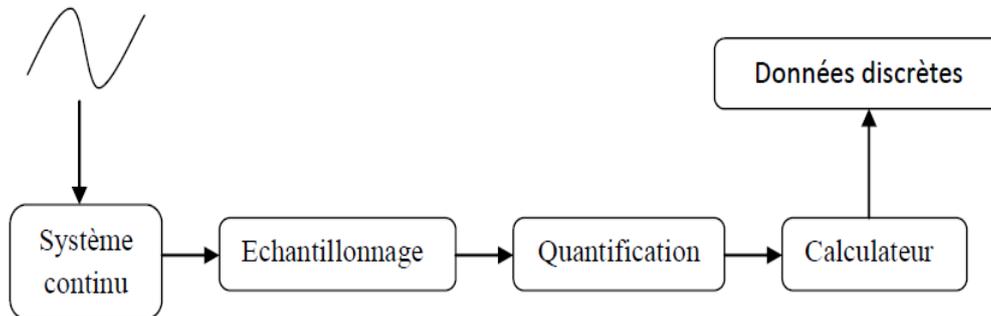


Figure 1.2 Numérisation des signaux

1.2.5 .1 Echantillonnage

L'échantillonnage consiste à représenter un signal analogique $x(t)$, continu dans le temps, par un ensemble de valeur discrètes $x(nT_e)$ avec n entier et T_e , période d'échantillonnage. Cette opération est réalisée par un échantillonneur souvent symbolisé par un interrupteur.

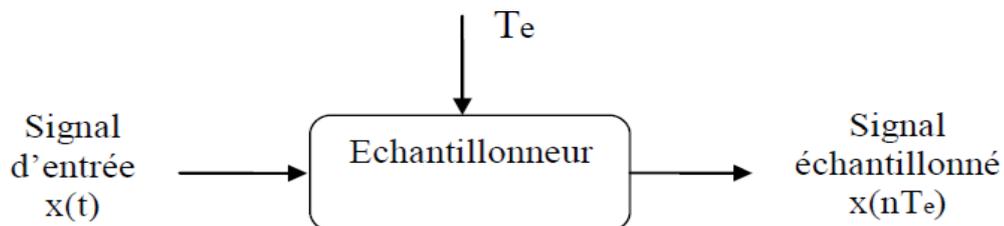


Figure 1.3. Echantillonnage d'un signal

L'opération globale d'échantillonnage peut être formalisée en introduisant un signal "analogique" $x_e(t)$ qui est nul presque partout et égal à $x(t)$ pour $t = nT_e$.

En introduisant alors le peigne de Dirac :

$$p(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - nT_e) \quad (1.1)$$

Le signal échantillonné s'écrit :

$$x_e(t) = x(t)p(t)$$

$$x_e(t) = x(t) \sum_{n=-\infty}^{+\infty} \delta(t - nT_e) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(t)\delta(t - nT_e) \quad (1.2)$$

En vertu de la propriété qui veut que $f(t)\delta(t - a) = f(a)\delta(t - a)$, on a encore :

$$x_e(t) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x(nT_e)\delta(t - nT_e) \quad (1.3)$$

1.2.5.2 Le théorème de reconstruction

L'échantillonnage a introduit une périodicité du spectre. Pour reconstituer le signal d'origine on peut "travailler" dans le domaine spectral pour retrouver le spectre du signal analogique. Il ne restera plus alors qu'à effectuer une transformation de Fourier inverse pour reconstituer le signal analogique temporel.

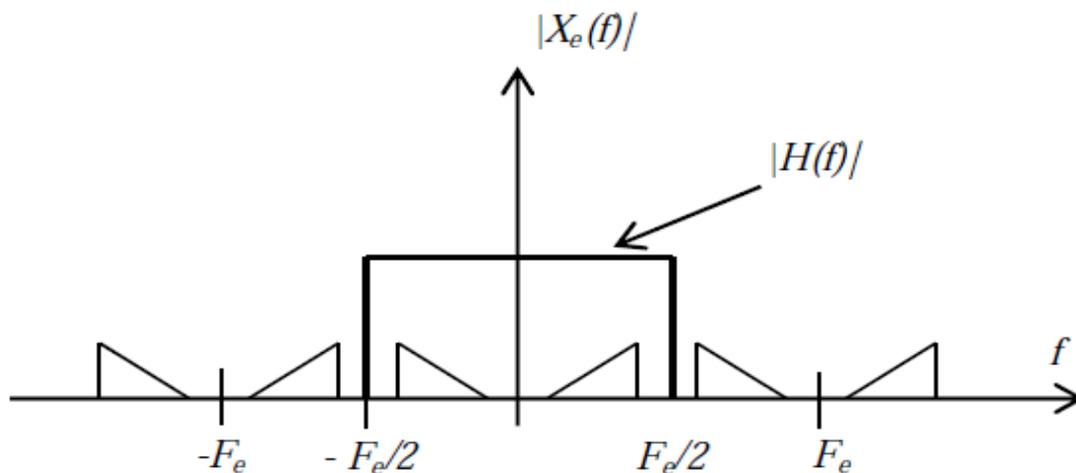


Figure 1.4. Périodicité du spectre.

Le théorème de SHANNON montre que la reconstitution correcte d'un signal nécessite que la fréquence d'échantillonnage F_e soit au moins deux fois plus grande que la plus grande des fréquences F_{max} du spectre du signal.

$$F_e \geq 2F_{max}$$

Dans le domaine spectral, il suffit simplement de supprimer les bandes images du signal numérique. En introduisant un filtre idéal $H(f)$, dont la fonction de transfert est définie Par : [4]

$$H(f) = 1/F_e \text{ Pour } f \in \left[-\frac{F_e}{2}, \frac{F_e}{2}\right] \quad (1.4)$$

$$H(f) = 0 \text{ Sinon}$$

1.2.5.3 Quantification

La quantification consiste à associer à une valeur réelle x quelconque, une autre valeur x_q appartenant à un ensemble fini de valeur et ce suivant une certaine loi : arrondi supérieur, arrondi le plus proche, etc...

Cette action fait apparaître la notion de :

- **résolution** : nombre de bits utilisés pour coder la valeur analogique
- **quantum** : différence de tension d'entrée correspondant à 2 codes successifs
- **valeur PE** : différence entre U_{max} et U_{min} admissible à l'entrée du CAN.

1.2.5.4 Codage

Le codage consiste à associer à l'ensemble de valeurs discrètes un code composé d'éléments binaires.

▶ Code binaire naturel

Il est généralement employé pour les conversions unipolaires. Ainsi chaque bit représente une valeur pondérée de la pleine échelle.

▶ Code binaire décalé

C'est un code bipolaire. Il s'obtient en faisant correspondre le 0 bipolaire au milieu de l'échelle et en mettant le MSB à 1 pour les valeurs positives. Les valeurs extrêmes sont dissymétriques.

▶ Code signe + amplitude

C'est un code bipolaire. On code le signe : 1 = positif et 0 = négatif puis on code l'amplitude comme en binaire naturel.

► Code complément à 2

C'est un code binaire aussi. Il s'obtient en inversant le chiffre à coder et en lui rajoutant 1.

Son avantage par rapport aux autres codes binaires est qu'il permet d'effectuer des opérations arithmétiques.

Ex : $-2 = 0010 + 1 = 1101 + 1 = 1110$

► Code DCB et Gray

1.2.6 Autres principales fonctions de traitement du signal

1.2.6.1. Convolution

L'opérateur de convolution est aussi très courant. Il est associé à l'opération de filtrage d'un signal $x(n)$ par un filtre de réponse impulsionnelle $h(n)$. La sortie du filtre $y(n)$

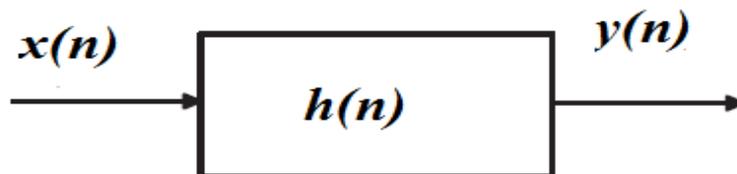


Figure 1.5 principe de convolution

Soient deux signaux discrets $x(n)$ et $y(n)$, on définit la convolution linéaire par la relation suivante:

$$z(n) = x(n) * y(n) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(m)y(n - m) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} y(m)x(n - m) \quad (1.5)$$

La TF du produit de convolution est le produit algébrique des TFD des signaux du produit

$$Z(k) = X(k)Y(k) \quad (1.6)$$

Avec :

$Z(k)$, $X(k)$ et $Y(k)$ sont respectivement les TFD de $z(n)$, $x(n)$ et $y(n)$

1.2.6.2. Corrélation

On peut définir une certaine fonction de corrélation entre deux signaux $x(n)$ et $y(n)$. Cette fonction exprime l'influence d'un signal sur un autre. Son rôle consiste à déterminer à partir d'une méthode de comparaison s'il existe une relation entre les deux signaux, le résultat de cette comparaison est un réel appartenant à l'intervalle $[-1,1]$. On dit qu'il y a une forte corrélation si le résultat se rapproche de 1. On distingue deux opérations :

a) Auto-corrélation

Elle consiste à comparer une fonction $x(n)$ avec elle-même durant un intervalle de temps, dont l'une est décalée d'une certaine valeur τ , elle est définie par [5] :

$$R_{xx}(\tau) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x(i)x^*(i - \tau) \quad (1.7)$$

b) Inter-corrélation

Elle consiste à comparer deux fonctions différentes $x(n)$ et $y(n)$ dont l'une est décalée d'une certaine valeur τ , telle que [5].

$$R_{xy}(\tau) = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x(i)y^*(i - \tau) \quad (1.8)$$

1.2.6.3. L'analyse de Fourier

L'analyse de Fourier est l'instrument majeur de la théorie du signal. Elle permet la décomposition d'un signal en une somme de signaux élémentaires, qui ont la propriété d'être facile à mettre en œuvre et à observer. La représentation spectrale des signaux déterministes est obtenue grâce à la transformation de Fourier généralisée par l'emploi des distributions, cette représentation exprime la composition fréquentielle de l'amplitude, de la phase et de l'énergie ou de la puissance des signaux considérés. [6]

a) Transformée de Fourier Discrète

On appelle Transformée de Fourier Discrète (TFD ou DFT : Discrete Fourier Transform) d'un signal défini par N échantillons $x(n)$, la suite de N termes $X(k)$ définie par :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \quad (1.9)$$

b) Transformée de Fourier rapide (FFT)

La transformation de Fourier rapide (TFR), ou encore Fast Fourier Transform (FFT), est directement issue d'une réorganisation du calcul des matrices de la transformée de Fourier discrète (TFD).

$$\begin{pmatrix} X(0) \\ X(1) \\ \vdots \\ \vdots \\ X(N-1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & W_N^1 & W_N^2 & \dots & W_N^{N-1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & W_N^2 & W_N^4 & \dots & W_N^{2(N-1)} \\ 1 & W_N^{N-1} & W_N^{2(N-1)} & \dots & W_N^{(N-1)^2} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} x(0) \\ x(1) \\ \vdots \\ x(N-2) \\ x(N-1) \end{pmatrix}$$

Avec $W_N = e^{-\frac{j2\pi}{N}}$ [7]

1.2.6.4 Transformée en Z

La transformée en Z établit une correspondance entre l'espace des signaux à temps discret et l'espace des fonctions analytiques (ou holomorphes) définies sur un sous-ensemble du plan complexe, appelé domaine de convergence DCV.

On définit la transformée en Z (dite unilatérale) par :

$$Z[x(n)] = X(z) = \sum_{n=0}^{+\infty} x(n) z^{-n} \quad (1.10)$$

DCV correspond à l'extérieur du disque de convergence défini par $|z| > r$ avec [7] :

$$\lim_{n \rightarrow \infty} |x(n)|^{\frac{1}{n}} = r \quad (1.11)$$

1.2.6.5 Le filtrage numérique

Lorsqu'un système est utilisé pour modifier la distribution fréquentielle des composantes d'un signal selon des spécifications données, il s'appelle filtrage numérique. Le problème général du filtrage numérique consiste à déterminer une fonction de transfert $H(z)$ qui représente d'une part la réponse fréquentielle voulue et d'autre part, se prêt à une réalisation efficace. [6] Les filtres numériques se divisent en deux classes selon la durée de la réponse impulsionnelle.

a\ Filtre non récursif (RIF)

Un filtre à réponse impulsionnelle de durée finie est toujours stable pour autant que les valeurs $h(n)$ de la réponse impulsionnelle soient toutes finies. Son fonctionnement est régi par une équation de convolution portant sur un nombre fini de termes :

$$y(n) = \sum_{i=0}^{N-1} h(i)x(n - i) \tag{1.12}$$

Et sa transformée en z est donnée par :

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \sum_{n=0}^{N-1} h(n)z^{-n} \tag{1.13}$$

De cette relation on a $h(n) = 0$ pour : $n > N-1$ avec N est le nombre de coefficients du filtre. Ce type de filtre ne tient pas compte des réponses précédentes, d'où l'absence de bouclage de la sortie avec l'entrée, pour cela on l'appelle non récursif.

b\ Filtre récursif (RII)

Ce sont des systèmes linéaires invariants dans le temps, leur fonctionnement est régi par une équation de convolution portant sur une infinité de termes.

$$y(n) = \sum_{i=0}^M b_i x(n - i) - \sum_{i=1}^L a_i y(n - i) \tag{1.14}$$

En appliquant la transformée en z à $y(n)$ on obtient :

$$\begin{aligned} Y(z) &= \sum_{i=0}^M b_i X(z)z^{-i} - \sum_{i=1}^L a_i Y(z)z^{-i} \\ \Rightarrow Y(z)[1 + \sum_{i=1}^L a_i z^{-i}] &= \sum_{i=0}^M b_i X(z)z^{-i} \end{aligned} \tag{1.15}$$

D'où la fonction de transfère de $H(z)$ devient :

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{i=0}^M b_i z^{-i}}{1 + \sum_{i=1}^L a_i z^{-i}} \quad ; \text{Tel que : } M \leq L. \quad (1.16)$$

Ce filtre garde une trace des réponses précédentes durant une durée infinie, ce sont des filtres à mémoire, pour cela on les appelle filtres récurrents. [6]

1.3 PARTIE 2 : Généralité sur la parole et le bruit

La parole est un signal réel, continu, d'énergie finie et non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps.

Deux limitations fondamentales méritent d'être prises en compte : les limitations du système auditif et celles du système vocal chez l'être humain.

Le système auditif humain est surtout sensible dans une gamme de fréquence située entre 800 Hz à 8.000 Hz ; les limites extrêmes sont respectivement 20 et 20.000 Hz.

Par contre, le système vocal est encore plus limité, en résumé, pour des sons vocaliques à des fréquences au-dessus de 4 kHz, les hautes fréquences sont plus de 40 dB en dessous du sommet du spectre.

1.3.1 Classification des sons de la parole

La parole se distingue par sa complexité, due à des modes de production variables,

engendrant des signaux fortement non-stationnaires. Cependant, du fait de l'inertie des muscles de l'appareil phonatoire, le signal vocal ne peut être considéré comme quasi-stationnaire que sur des intervalles de temps de durée limitée.

Les sons de la parole peuvent être classés, de manière un peu sommaire, en trois catégories[8] :

1.3.1.1 Les sons voisés (ou sons sonores)

Les sons Voisés sont des signaux quasi-périodiques très riches en harmoniques d'une fréquence fondamentale, appelée pitch. Ce qui leur donne un caractère assez facilement prévisible. Ils sont de forte énergie, résultent de l'excitation du conduit vocal par des impulsions périodiques de pression liées aux oscillations des cordes

vocales. À chaque impulsion la glotte s'ouvre brusquement et libère la pression accumulée en amont puis elle se referme plus graduellement.

I.3.1.2 Les sons non-voisés (ou sons sourds)

Les sons non-voisés sont des signaux qui ne présentent pas de structure périodique. Ils ont les caractéristiques spectrales d'un bruit légèrement corrélé. Beaucoup moins énergétiques que les sons voisés, résultent quant à eux de l'écoulement libre de l'air par la glotte qui reste ouverte. Le chuchotement est un mode de phonation particulier car la glotte reste ouverte en permanence, il n'y a donc pas la production de sons voisés pendant le chuchotement.

I.3.1.3 Le silence

Les silences sont tout simplement des intervalles où le signal utile est absent. En pratique il s'agit de bruits, d'origines diverses, d'énergie négligeable devant celle du signal utile.

Il est important de remarquer que le signal vocal n'est pas stationnaire, son évolution suit les déformations du conduit vocal. Ces déformations sont suffisamment lentes pour que le signal vocal puisse être considéré comme stationnaire sur des périodes allant de 20 à 40 ms. On considère donc ce signal comme quasi-stationnaire sur tels intervalles ce qui motive le choix de traitement par trames (de 20 à 40 ms) du signal vocal pour de nombreuses applications, notamment pour la réduction de bruit et le codage de la parole.

1.3.2 Quelques propriétés du signal de parole

À court terme, le signal vocal peut être considéré comme la réalisation particulière d'un processus aléatoire non-stationnaire. Ses statistiques moyennes doivent être estimées à long terme (au moins plusieurs secondes) et moyennées pour plusieurs locuteurs afin d'être fiables. Le signal de parole étant quasi-stationnaire on peut aussi définir des statistiques à court terme sur la durée d'une trame. Ces deux types de statistiques sont couramment utilisés dans les techniques de réduction de bruit. La parole est 70 % du temps (pseudo-) périodique (bruit ou silence le reste du temps). On peut avoir un signal de la parole à large bande (il remplit toute la largeur de bande) ou à bande limitée (0-8000 Hz essentiellement).

1.3.3 Production du signal de parole

Le signal de parole est le résultat de l'excitation du conduit vocal par un train d'impulsions ou un bruit blanc donnant lieu respectivement aux sons voisés et non voisés.

Dans le cas des sons voisés, l'excitation est une vibration périodique des cordes vocales suite à la pression exercée par l'air provenant de l'appareil respiratoire.

Ce mouvement vibratoire correspond à une succession de cycles d'ouverture et de fermeture de la glotte. Le nombre de ces cycles par seconde correspond à la fréquence fondamentale F_0 . Quant aux signaux non-voisés, l'air passe librement à travers la glotte (du moins pas dans tout le conduit vocal) sans provoquer de vibration des cordes vocales [9].

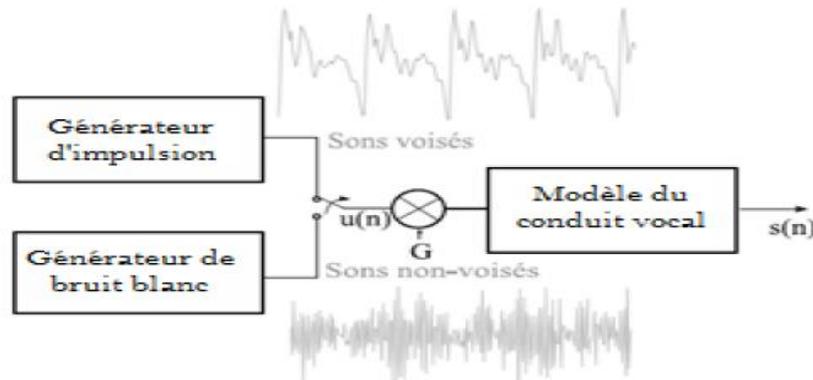


Figure 1.6 Modèle simple de production de parole

1.3.4 Perception de la parole

Le signal de parole est un vecteur acoustique porteur d'informations d'une grande complexité, variabilité et redondance. Les caractéristiques de ce signal sont appelées traits acoustiques. Chaque trait acoustique a une signification sur le plan perceptuel.

Le premier trait est la fréquence fondamentale, fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur (ou les sons s'ordonnent de grave à aigu). Seuls les sons quasi-périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie.

Le deuxième trait est le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix. Le timbre est une caractéristique permettant d'identifier une personne à la simple

écoute de sa voix. Le timbre dépend de la corrélation entre la fréquence fondamentale et les harmoniques qui sont les multiples de cette fréquence.

Le dernier trait acoustique est l'énergie correspondant à l'intensité sonore. Elle est habituellement plus forte pour les segments voisés de la parole que pour les segments non voisés [9].

1.3.5 Analyse et paramétrisation de la parole

Le signal de parole est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30ms. Cette propriété de stationnarité à court terme permet donc une analyse et modélisation progressive du signal de parole accompagnée, bien sûr, d'un chevauchement de fenêtres pour permettre une continuité temporelle des caractéristiques de l'analyse et du modèle.

1.3.6 Le bruit

Vient du latin populaire *brugere* : braire et rugire : rugir ; perturbation indésirable qui se superpose au signal et aux données utiles, dans un canal de transmission ou dans un système de traitement de l'information. Il constitue donc une gêne dans la compréhension du signal utile. [1]

❖ le bruit blanc :

On appelle bruit blanc un processus aléatoire dont la densité spectrale de puissance est constante, quelque soit f :

$$s_{bb}(f) = \sigma_b^2. \quad (1.17)$$

Le bruit à DSP constante est dit blanc par analogie avec la lumière blanche qui contient toutes les longueurs d'onde de la lumière visible. Le bruit blanc correspond à un modèle purement théorique.

En effet, il est physiquement irréalisable car il contient des fréquences infinies et sa puissance moyenne est infinie. C'est cependant un modèle très pratique et utile pour représenter des signaux dont le spectre est constant, au moins sur une large bande de fréquence.

La fonction d'autocorrélation d'un bruit blanc est une impulsion de Dirac représentée dans la figure (1.7). En effet, par transformée de Fourier inverse, on a :

$$s_{bb}(f) = \sigma_b^2 \Leftrightarrow R_{bb}(\tau) = \sigma_b^2 \delta(\tau). \quad (1.18)$$

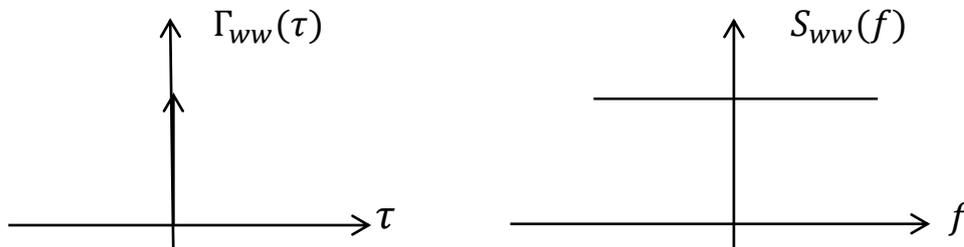


Figure. 1.7 Fonction d'autocorrélation (à gauche) et densité spectrale de puissance (à droite) d'un bruit blanc.

❖ Les bruits colorés

Dans le cas où la DSP n'est pas constante en fonction de la fréquence, le signal aléatoire est alors appelé bruit coloré. Pour cette représentation spectrale, les principaux types de bruits colorés se distinguent : Le bruit rose, le bruit brun et le bruit à spectre lorentzien.

❖ Le bruit musical

Le bruit musical est un bruit résiduel perceptuellement gênant qui apparaît suite au débruitage de la parole par des algorithmes d'atténuation spectrale à court terme tels que la soustraction spectrale ou filtrage de Wiener. Le spectre de bruit musical est d'où le caractère musical. Son énergie moyenne est plus faible que celle de bruit initial, parmi les raisons d'apparition de ce type on cite : [10]

- Le traitement non linéaire des composantes négatives du signal débruité,
- L'estimation non précise de la densité spectrale de bruit,
- La variabilité de la fonction de gain appliquée au signal bruité,
- La variance des estimateurs locaux de la densité spectrale des signaux...

1.3.7 Rapports Signal sur Bruit (RSB)

Les différentes lois d'atténuation sont toutes basées sur le raisonnement suivant :

- un RSB élevé correspond très certainement à une forte composante de la parole, et le gain $G(f, k)$ doit être égal à 1.
- un RSB faible doit mener à une atténuation importante de $X(f, k)$ ($G(f, k) \ll 1$), cette observation ne contenant que du bruit.

Nous verrons qu'il est généralement possible d'exprimer les lois d'atténuation des filtres en fonction du RSB. Cependant, du fait des différents critères d'estimation choisis pour la dérivation des filtres, on doit distinguer le RSB *a priori* et le RSB *a posteriori* qui sont définis par les notations suivantes :

$$RSB_{prio}(f) = \frac{E\{|S(f)|^2\}}{E\{|B(f)|^2\}} = \frac{y_s(f)}{y_b(f)} \quad (1.19)$$

$$RSB_{post}(f, k) = \frac{|X(f, k)|^2}{E\{|B(f)|^2\}} - 1 = \frac{|X(f, k)|^2}{y_b(f)} - 1 \quad (1.20)$$

La quantité $BSB_{prio}(f)$ exprime le RSB long terme en supposant les caractéristiques statistiques du signal utile connues *a priori*, d'où son nom. La grandeur $BSB_{post}(f, k)$ exprime le RSB de la trame courante en considérant le spectre instantané du signal bruité. Dans le cas où $BSB_{post}(f, k)$ devient négatif, il est mis à 0, un RSB négatif n'ayant aucun sens physique.

Il faut noter que le $BSB_{prio}(f)$ ne dépend *a priori* pas du temps puisqu'il s'agit d'une estimation sur une période importante, *a priori* seulement car les DSP de la parole et de bruit sont tout de même amenées à évoluer au cours du temps. On considérera par la suite la notation $BSB_{post}(f, k)$ avec un indice de trame, tout en gardant en mémoire que ses variations sont plus lentes que celles de $BSB_{nnqf}(f, k)$ [11].

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté dans une première partie les notions de base du traitement du signal. Et dans la deuxième partie de ce chapitre, nous avons présenté quelques définitions sur la parole, leurs propriétés et ces différents segments de la parole. Nous avons également étudié les différents types du bruit qui intervient dans un traitement numérique du signal.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter le filtrage et les algorithmes adaptatifs.

1.1 Introduction

L'acoustique peut être définie comme la science qui étudie le son, incluant sa production, transmission et ses effets. Elle n'est donc pas limitée au seul phénomène responsable de la sensation d'audition. Elle se distingue de l'optique par le caractère mécanique plutôt qu'électromagnétique des ondes sonores

Le traitement du signal est une discipline dont le but est en effet d'extraire le maximum d'informations utiles sur un signal perturbé par le bruit.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques définitions de l'acoustique et de traitement de signal pour la bonne compréhension du mémoire, des problèmes et des choix ultérieurs. Nous introduirons tout d'abord des notions générales concernant le signal, puis nous définirons quelques notions de l'acoustique à la parole et le bruit.

1.2 Définitions

1.2.1 Signal

Le mot signal désigne la représentation physique de l'information qu'il transporte de sa source à son destinataire. Il sert de vecteur à une information. Il constitue la manifestation physique d'une grandeur mesurable (courant, tension, force, température, pression, etc.). Par exemple, les signaux sonores sont des fluctuations de la pression de l'air transportant un message à notre oreille. [1]

1.2.2 Théorie et Traitement de Signal

La théorie et le traitement des signaux est une discipline auxquelles elle apporte des bases théoriques fondamentales et des techniques particulières. La théorie et le traitement des signaux intéressent tous les secteurs techniques et scientifiques (électronique, informatique et la physique appliquée) dans lesquels l'information est perçue par l'intermédiaire d'observation expérimentales des grandeurs mesurables [1].

1.2.3 Bruit

Un bruit correspond à tout phénomène perturbateur gênant la transmission ou l'interprétation d'un signal [2].

Par métonymie, pour désigner les éléments indésirables qui s'ajoutent à un signal, même si celui-ci n'est pas acoustique. On doit séparer le signal du bruit de fond. En traitement du signal, dans les media électroniques, le bruit est la partie du signal transmis de laquelle on ne peut pas tirer d'information. Les hautes fréquences sont plus de 40 dB en dessous du sommet du spectre. [3]

1.2.4 Rapport signal sur bruit

Le rapport signal sur bruit mesure la quantité de bruit contenue dans le signal. Il s'exprime par le rapport des puissances du signal (PS) et du bruit (PN). Il est souvent donné en décibels (dB) [2].

$$(S/N) \text{ dB} = 10 \log (PS/PN) \quad (1.1)$$

1.3 Classe des signaux

Les signaux peuvent être répartis en deux grandes catégories qui sont les signaux analogiques et les signaux numériques.

1.3.1 Signaux analogiques

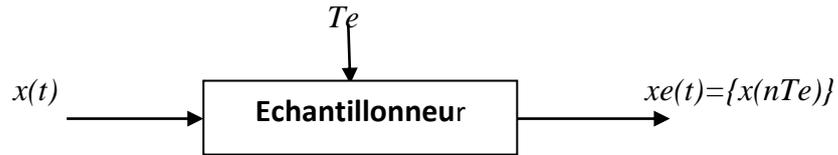
Ce sont des fonctions continues, définies dans un espace à deux dimensions dont leurs courbes représentatives indiquent les variations des signaux en fonction du temps.

1.3.2 Signaux numériques

Ils sont appelés des signaux morphologiques. Afin de rendre possible le traitement d'un signal $x(t)$.

-Echantillonnage

L'échantillonnage consiste à transformer un signal analogique (continu) en signal numérique (discret), en capturant des valeurs à intervalle de temps régulier tn [4]. Généralement les tn sont régulièrement espacés d'une période $Te = tn+1 - tn$, appelé période d'échantillonnage. On obtient la suite de valeurs $xe(t) = \{x(tn)\}$ avec $tn = nTe$.



Echantillonnage idéal: prélèvement pendant un temps infiniment court des valeurs de $x(t)$ à $t = nTe$ (multiple entier de Te).

-Quantification

En traitement du signal, la quantification est le procédé qui permet d'approximer un signal continu (ou à valeurs dans un ensemble discret de grande taille) par des valeurs d'un ensemble discret d'assez petite taille [4].

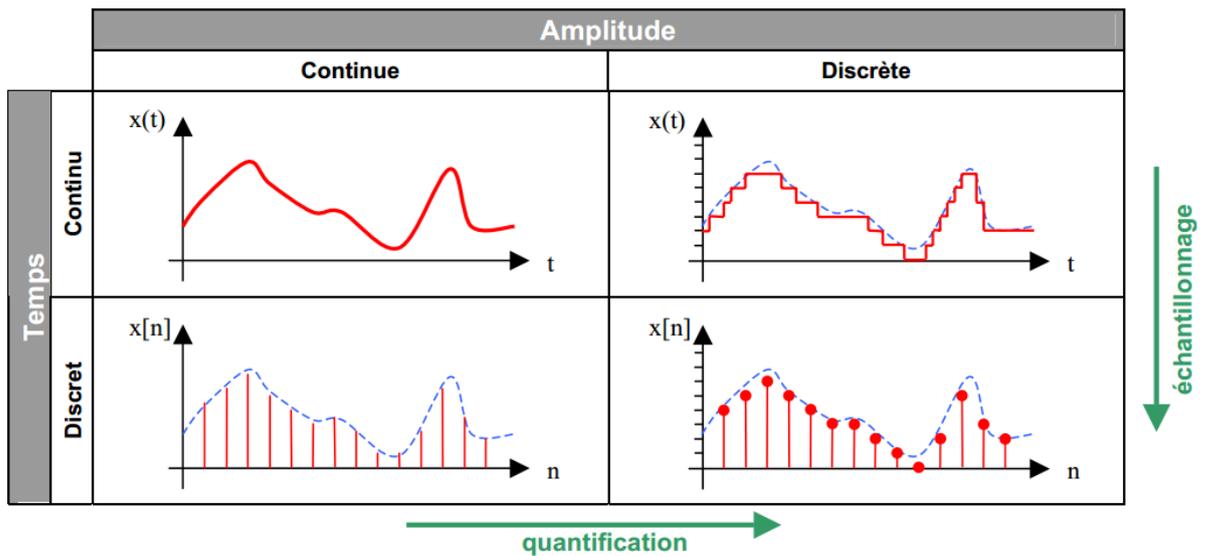


Figure 1.1 Classification morphologique des signaux.

-Codage

Le codage consiste à associer à un ensemble de valeurs discrètes un code composé d'éléments binaires. Les codes les plus connus: code binaire naturel, code binaire décalé, code complément à 2, code DCB, code Gray.

I.4 Système

Un système est un dispositif représenté par un modèle mathématique de type Entrée/Sortie qui apporte une déformation au signal (Ex: modulateur, filtre, etc...) [2].



Figure 1.2 Principes de système.

Un système est dit analogique si les signaux traités par ce système sont analogiques (Exemple : circuit RLC)

Un système est dit numérique si les signaux traités par ce système sont numériques (Exemples : porte logique, unité arithmétique et logique). [5]

1.4.1 Analyse de Fourier

L'analyse de Fourier est l'instrument majeur de la théorie du signal. Elle permet la décomposition d'un signal en une somme de signaux élémentaires qui ont la propriété d'être facile à mettre en œuvre et à observer. La représentation spectrale des signaux déterministes est obtenue grâce à la transformation de Fourier généralisée par l'emploi des distributions, cette représentation exprime la composition fréquentielle de l'amplitude, de la phase et de l'énergie ou de la puissance des signaux considérés [4].

Il y a deux représentations importantes de signal selon la nature de la variable indépendante :

Représentation temporelle qui a comme variable le paramètre temps t , et représentation fréquentielle qui a comme variable le paramètre fréquence f .

1.4.1.1 Représentation fréquentielle

Les méthodes utilisées pour calculer les représentations spectrales ne sont pas les mêmes selon ces différents types de signaux. Pour le cas d'un signal numérique, on utilise la TFD.

On appelle Transformée de Fourier Discrète (TFD ou DFT : Discrete Fourier Transform) d'un signal défini par N échantillons $x(n)$, la suite de N termes $X(k)$ où :

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) * e^{\frac{-j2\pi nk}{N}} \quad (1.2)$$

Avec : $k=1,2,3,\dots,1-N$

N : le nombre d'échantillons du signal x .

NB: Nous notons que ces deux représentations du signal sont reliées entre-elles par la transformation de Fourier, cette transformation joue un rôle fondamental en traitement du signal.

1.4.1.2 Traitement du signal analogique

a) Série de Fourier

La décomposition en série de Fourier permet de décomposer un signal en somme de sinusoides. On utilise principalement les séries de Fourier dans le cas des signaux périodiques. Elles permettent ainsi de passer facilement du domaine temporel au domaine fréquentiel. Pour pouvoir être décomposable, un signal doit être à variations bornées (Dirichlet).

Pour tout signal $s(t)$ réel où $s(t) = s(t+T)$, on peut écrire :

$$S(t) = S_0 + \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cos(n\omega_0 t) + B_n \sin(n\omega_0 t) \quad (1.3)$$

Avec : $\omega_0 = 2\pi / T_0$

$$S_0 = \frac{1}{T_0} \int_{T_0} S(t) dt \quad (1.4)$$

$$A_n = \frac{2}{T_0} \int_{T_0} S(t) \cos(n\omega_0 t) dt \quad (1.5)$$

$$B_n = \frac{2}{T_0} \int_{T_0} S(t) \sin(n\omega_0 t) dt \quad (1.6)$$

b) Transformée de Fourier

C'est une généralisation de la décomposition de série de Fourier à tous les signaux déterministes. Elle permet d'obtenir une représentation en fréquence (représentation spectrale) de ces signaux. Elle exprime la répartition fréquentielle de l'amplitude, de la phase et de l'énergie (ou de la puissance) des signaux considérés.

Soit $s(t)$ un signal déterministe. Sa transformée de Fourier est une fonction, généralement complexe, de la variable f et définie par :

$$S(f) = TF[S(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} S(t) e^{-j2\pi ft} dt \quad (1.7)$$

1.4.2 Convolution

Soient deux signaux discrets $x(n)$ et $y(n)$, on définit la convolution linéaire par la relation suivante:

$$x(n) * y(n) = \sum_{m=-\infty}^{+\infty} x(m)y(n - m) \quad (1.8)$$

Le produit de convolution d'un signal continu $x(t)$ par un autre $y(t)$ est donné par :

$$x(t) * y(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(m)y(t - m) \quad (1.9)$$

1.4.3 Corrélation

On peut définir certaine fonction de corrélation entre deux signaux $x(n)$ et $y(n)$. Cette fonction exprime l'influence d'un signal sur un autre. Son rôle consiste à déterminer à partir d'une méthode de comparaison s'il existe une relation entre les deux signaux, le résultat de cette comparaison normalisée est un réel appartenant à l'intervalle $[-1,1]$. On dit qu'il y a une forte corrélation si le résultat se rapproche de 1. [6]

On distingue deux opérations :

a) Auto-corrélation

Elle consiste à comparer une fonction $x(t)$ avec elle-même durant un intervalle de temps, dont l'une est décalée d'une certaine valeur T , elle est définie par [7] :

$$C_{xx}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)x^*(t - \tau)dt \quad (1.10)$$

b) Inter-corrélation

Elle consiste à comparer deux fonctions différentes $x(t)$ et $y(t)$ dont l'une est décalée d'une certaine valeur T , telle que [7] :

$$C_{xy}(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)y^*(t - \tau)dt \quad (1.11)$$

1.4.4 Echantillonnage et la reconstitution du signal

Les signaux primaires porteurs d'information sont pratiquement toujours analogiques (amplitude et temps continus). Un ordinateur ou tout autre système numérique est un dispositif qui traite les données numériques, il y a apparemment incompatibilité.

Si on veut traiter un signal par la technique numérique, il faut le représenter préalablement par une suite de valeurs ponctuelles régulière à un tel prélèvement. Cette opération est appelée échantillonnage [8].

L'opération inverse de l'échantillonnage est la reconstitution, et pour qu'elle soit correcte, il faut au moins la fréquence d'échantillonnage f_e soit deux fois plus grande que la plus grande des fréquences du spectre du signal (Théorème de Shannon).



Figure 1.3 Principe d'échantillonnage et la reconstitution du signal

1.5 Généralité sur la parole et l'écho

1.5.1 La parole

La parole est la manière naturelle, la forme la plus commune de communication humaine, elle distingue des autres sons par des caractéristiques acoustiques ayant leurs origines dans les mécanismes de production. Les sons de parole sont produits soit par les vibrations des cordes vocales (voisement), soit par l'écoulement turbulent de l'air dans le conduit vocal, soit lors d'un lâchement d'une occlusion de ce conduit (bruit) [9].

La parole est un signal réel, continu d'énergie finie et non stationnaire. Sa structure est complexe et variable avec le temps.

Deux limitations fondamentales méritent d'être prises en compte : les limitations du système auditif et celles du système vocal chez l'être humain.

Le système auditif humain est surtout sensible dans une gamme de fréquence située entre 800 Hz à 8 kHz; les limites extrêmes sont respectivement 20 Hz et 20 kHz.

Par contre, le système vocal est encore plus limité, en résumé, pour des sons vocaliques à des fréquences au-dessus de 4 kHz, les hautes fréquences sont plus de 40 dB en dessous du sommet du spectre.

L'intensité du son émis est liée à la pression de l'air en amont du larynx ; sa hauteur est fixée par la fréquence de vibration des cordes vocales, appelée fréquence fondamentale ou pitch. Cette dernière peut varier comme suit :

1.5.3 Perception de la parole

Le signal de parole est un vecteur acoustique porteur d'informations d'une grande complexité, variabilité et redondance. Les caractéristiques de ce signal sont appelées traits acoustiques.

Chaque trait acoustique a une signification sur le plan perceptuel.

Le premier trait est la fréquence fondamentale, fréquence de vibration des cordes vocales. Ses variations définissent le pitch qui constitue la perception de la hauteur (ou les sons s'ordonnent de grave à aigu). Seuls les sons quasi-périodiques (voisés) engendrent une sensation de hauteur tonale bien définie.

Le deuxième trait est le spectre fréquentiel dont dépend principalement le timbre de la voix. Le timbre est une caractéristique permettant d'identifier une personne à la simple écoute de savoir. Le timbre dépend de la corrélation entre la fréquence fondamentale et les harmoniques qui sont les multiples de cette fréquence.

Le dernier trait acoustique est l'énergie correspondant à l'intensité sonore. Elle est habituellement plus forte pour les segments voisés de la parole que pour les segments non voisés [13].

1.5.4 Analyse et paramétrisation de la parole

Le signal de parole est un processus aléatoire non-stationnaire à long terme, mais il est considéré comme stationnaire dans des fenêtres temporelles d'analyse de l'ordre de 20 à 30ms. Cette propriété de stationnarité à court terme permet donc une analyse et modélisation progressive du signal de parole accompagnée, bien sûr, d'un chevauchement de fenêtres pour permettre une continuité temporelle des caractéristiques de l'analyse et du modèle.

1.5.5 Spectrogramme

Il est souvent intéressant de représenter l'évolution temporelle du spectre à court terme d'un signal, sous la forme d'un spectrogramme. L'amplitude du spectre y apparaît sous la forme de niveaux de gris dans un diagramme en deux dimensions temps-fréquence [14].

1.5.6 Echo

L'écho est une onde électrique, acoustique ou électromagnétique qui parvient à un point donné après une réflexion ou une propagation indirecte, avec une intensité et un retard suffisants pour être perçue, en ce point, comme distincte de l'onde directe [10]. L'écho est employé utilement dans les sonars et radars pour la détection et l'exploration. Alors que dans les télécommunications, l'écho peut être dégradé la qualité de service. Dans un système de communication, l'effet perçu de l'écho dépend de son amplitude et de sa temporisation. En général, les échos avec une amplitude sensible et un retard de plus de 1 ms sont perceptibles.

1.5.6.1 L'écho électrique

Le réseau de télécommunications longue distance, internationale par exemple, est constitué de deux types de liaison téléphonique, liaison téléphonique "à deux fils" et liaison téléphonique "à quatre fils". Le passage d'une liaison deux fils à une liaison quatre fils a pour effet de générer un écho dit électrique. Ceci est dû la désadaptation entre l'impédance présentée par le combiné téléphonique et l'impédance du canal de transmission.

1.5.6.2 L'écho acoustique

Nous avons vu dans le paragraphe précédent que l'écho électrique est provoqué par le réseau de télécommunications, ce qui n'est pas le cas pour l'écho acoustique. L'origine de l'écho acoustique provient de l'utilisation de nouveaux systèmes de télécommunications dits "mains libres". Au début des télécommunications, l'utilisateur était obligé de coller son oreille à un combiné pour entendre son interlocuteur distant. Aujourd'hui, les nouveaux systèmes de télécommunications permettent la liberté de mouvement du locuteur en restituant le son de l'interlocuteur sur un haut-parleur. Le couplage acoustique, généré par l'utilisation de tels systèmes de télécommunications mains libres, provoque certains effets indésirables comme le phénomène de l'écho acoustique ou encore l'instabilité de la boucle de communication [15].

1.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques bases de traitement de signal, et d'acoustiques physiques et quelques définitions sur la parole, l'écho et leurs propriétés.

Dans le prochain chapitre, nous allons présenter le filtrage et les algorithmes adaptatifs.

2.1 Introduction

Le présent chapitre concerne des tâches d'optimisation du traitement du signal. Il en présente le filtrage optimal de *Wiener*, la prédiction, et le filtrage adaptatif qui est utilisé de façon répandue en annulation d'échos, en égalisation des canaux, en réduction du bruit, en annulation de la rétroaction dans les appareils auditifs, et en contrôle actif des bruits, etc. Les différentes classes d'algorithmes adaptatifs sont construites et discutées : LMS et RLS. Nous intéressons aussi aux différents algorithmes adaptatifs de projection affine (APA) qui présentent un bon candidat, et qui sont basés comme le NLMS et LMS sur l'approximation instantanée de la matrice de corrélation et de vecteur de covariance.

2.2 Filtrage adaptatif

Le principal but des filtres adaptatifs est de déterminer un ensemble de coefficients d'un système qui évolue dans le temps.

Un filtrage est rendu adaptatif si ses paramètres, et ses coefficients sont modifiés selon un critère donné, dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Ces modifications doivent suivre l'évolution du système. Dans leur environnement aussi rapidement que possible, l'adaptation dans le filtre numérique est généralement associée à un fonctionnement en temps réel (dans le cas où les coefficients du filtre seraient variables dans le temps, pour simuler ou modéliser un système dont les caractéristiques évoluent dans le temps).

Le filtrage adaptatif conduit à la mise en œuvre de filtre à coefficients variables ou ces derniers sont modifiés selon un critère d'optimisation donné dès qu'une nouvelle valeur du signal devient disponible. Il est réalisé, ainsi, suivant un algorithme d'adaptation qui est déterminé en fonction de l'application [12].

Les différents signaux qui sont utilisés dans le filtre adaptatif qui est représenté à la figure(2.1)

$x(n)$ est le signal de l'entrée du filtre,

$w(n)$ sont les coefficients du filtre,

$y(n)$ est le signal de la sortie du filtre,

$d(n)$ est le signal de référence,

$e(n)$ est le signal d'erreur (c'est la différence entre $d(n)$ et $y(n)$).

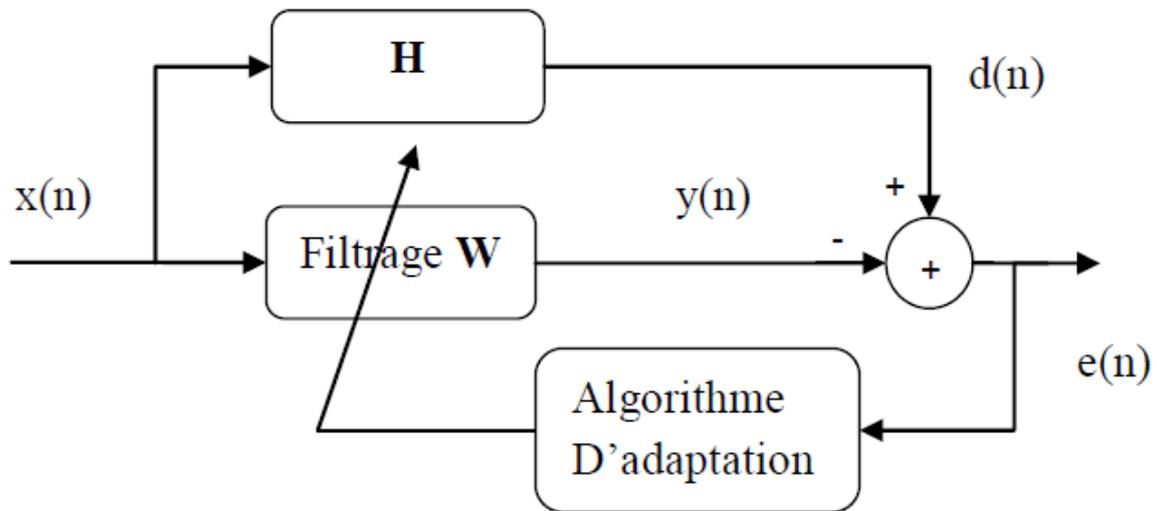


Figure. 2.1 Le schéma principal du filtrage de Wiener

Il existe deux classes importantes de filtres linéaires optimaux :

- filtrage de Wiener (ou les signaux considérés $d(n)$ et $x(n)$ sont stationnaires),
- filtrage de Kalman (qui est une généralisation du filtre de Wiener valable aussi dans le cas de processus (ou de signaux) non stationnaires).

2.3 Filtre de Wiener

Dans cette partie, nous exposerons l'approche statistique du problème (filtrage de Wiener) qui suppose la disponibilité de certaines grandeurs statistiques (moyenne et autocorrélation) du signal utile e et de bruit. L'approche consiste alors à minimiser la moyenne statistique du carré de l'erreur (EQM) entre l'information désirée et la sortie du filtre.

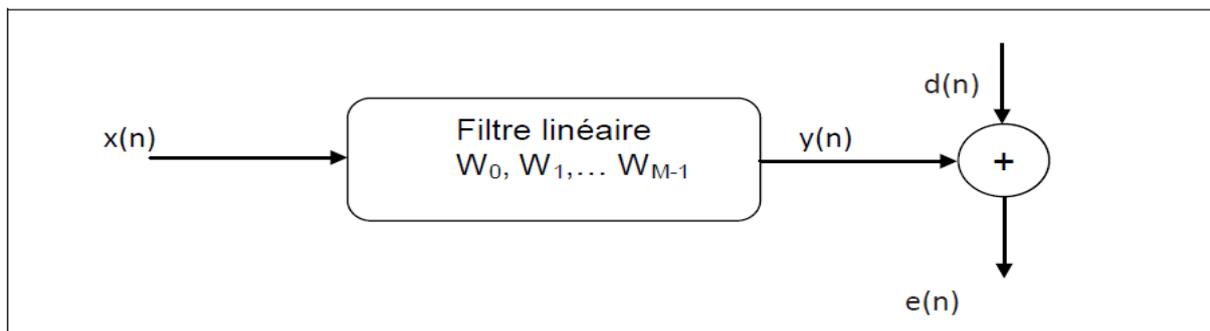


Figure 2.2 représentation du problème statistique du filtre.

2.3.1 Principe général

Le principe du filtre de Wiener est de trouver en sortie une réponse $y(n)$ la plus proche possible d'une réponse désirée $d(n)$, lorsque l'entrée $x(n)$ est perturbée par un bruit.

On note $e(n) = d(n) - y(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie $y(n)$; $w(n)$ le vecteur des coefficients ajustables du filtre.

Pour optimiser la séparation d'un signal et d'un bruit et atténuer la distorsion apportée par un filtre à un signal, on doit minimiser l'erreur quadratique moyenne selon le principe du filtre de Wiener.

De nombreux choix sont possibles en ce qui concerne la fonction coût ; par exemple :

- erreur quadratique moyenne,
- erreur L_1 ,
- erreur L_k ,
- erreur L_∞ ,
- $E[f(e_n)]$, où $f(\cdot)$ est une fonction non linéaire.

Parmi celles-ci, l'erreur quadratique moyenne est la plus utilisée, car elle conduit à des développements mathématiques complets et simples, fournit la solution en fonction des caractéristiques au second ordre des variables aléatoires, caractéristiques qui sont les plus simples à estimer, et enfin fournit une solution unique. C'est sur l'estimation linéaire en moyenne quadratique que repose le filtrage de Wiener [13].

On note : $e(n) = d(n) - y(n)$ l'erreur entre la réponse désirée $d(n)$ et la sortie de filtre $y(n)$. On note également w_n la réponse impulsionnelle du filtre.

La sortie du filtre $y(n)$ s'écrit :

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w(k)x(n - k) \tag{2.1}$$

Où :

$$W_n = [W_0, W_1, \dots, W_{M-1}] \tag{2.2}$$

Et

$$x_n = [x(n), x(n - 1) \dots \dots x(n - M + 1)] \tag{2.3}$$

Le filtre de Wiener est celui qui minimise l'erreur quadratique moyenne (EQM).

$$J = E[e(n)e^*(n)] = E[e(n)^2] \quad (2.4)$$

En introduisant les vecteurs : w_n et x_n on aura :

$$e(n) = d(n) - w_n^H x_n \quad (2.5)$$

$$D'où : J = E[(d(n) - w_n^H x_n)(d^*(n) - w_n^T x_n^*)] \quad (2.6)$$

$$J = E[d^2(n)] - w_n^H E[x_n d^*(n)] - w_n^T E[x_n^* d(n)] + w_n^H E[x_n x_n^*] w_n^T \quad (2.7)$$

Par conséquent on aura :

$$J = \sigma_d^2 - w_n^H r - w_n^T r^* + w_n^H R w_n^T \quad (2.9)$$

Avec

r : Le vecteur d'inter-corrélation entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée x_n .

R : La matrice d'auto-corrélation de l'entrée x_n . Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et à symétrie hermitienne ($R = R^H$).

2.3.2 Principe d'orthogonalité

Le vecteur optimum w_{opt} est celui qui annule le gradient du critère

$$\frac{\partial J}{\partial w} = 0_{L \times 1} \quad (2.10)$$

On a

$$\frac{\partial J}{\partial w} = \frac{\partial E[e^2(n)]}{\partial w} = 2E\{e(n) \frac{\partial e(n)}{\partial w}\} \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial J}{\partial w} = -2E\{e(n)x(n)\} \quad (2.12)$$

Par conséquent, à l'optimum, on a :

$$E\{e_{min}(n)x(n)\} = 0_{L \times 1} \quad (2.13)$$

Avec $e_{min}(n)$ est l'erreur pour laquelle J est minimisée (c à d pour le filtre optimal).

C'est le principe d'orthogonalité signifiant que toutes les entrées $x(n-l)$, $0 \leq l \leq L-1$, sont decorrelés de l'erreur $e_{min}(n)$.

En d'autres termes, le critère J atteint son minimum si et seulement si l'erreur $e(n)$ est orthogonale aux échantillons du signal d'entrée $x(n-l)$.

À l'optimum, on a aussi :

$$E\{e_{min}(n)y(n)\} = E\{e_{min}(n) \sum_{l=0}^{L-1} w_{opt,l} x(n-l)\} \quad (2.14)$$

$$E\{e_{min}(n)y(n)\} = \sum_{l=0}^{L-1} w_{opt,l} E\{e_{min}(n)x(n-l)\} \quad (2.15)$$

$$E\{e_{min}(n)y(n)\} = 0 \quad (2.16)$$

C'est le corollaire du principe d'orthogonalité. $w_{opt,l}$ sont les coefficients du filtre optimal :

$$w = [w_{opt,0} \ w_{opt,1} \ \dots \ w_{opt,L-1}]^T$$

En d'autres termes, quand le critère J atteint son minimum alors l'erreur $e_{min}(n)$ est orthogonale à la sortie du filtre $y(n)$.

2.3.3 Equation de Wiener-Hopf

Nous savons que pour le filtre optimum w_{opt} , nous avons $E\{e_{min}(n)x(n)\} = 0_{L \times 1}$. En développant cette équation, nous obtenons :

$$E\{x(n)[d(n) - x^T(n)w_{opt}]\} = 0_{L \times 1} \quad (2.17)$$

Avec

$$E\{x(n)x^T(n)\}w_{opt} = E\{x(n)d(n)\} \quad (2.18)$$

Ou encore

$$Rw_{opt} = r \quad \text{Avec} \quad w_{opt} = R^{-1}r$$

$R = E\{x(n)x^T(n)\}$ est la matrice d'autocorrélation du signal d'entrée $x(n)$. Cette matrice est définie positive, de Toeplitz et symétrique.

$r = E\{x(n)d(n)\}$ est le vecteur d'intercorrélacion entre la sortie désirée $d(n)$ et l'entrée $x(n)$.

La dernière équation $w_{opt} = R^{-1}r$ est appelée de Wiener-Hopf.

2.3.4 La matrice d'autocorrélation

Soit une série temporelle stationnaire réelle $x(n)$, le vecteur correspondant aux L données les plus récentes est :

$$x_L(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-L+1)]^T \quad (2.19)$$

Et la matrice d'autocorrélation de dimension $L * L$ est :

$$R_L = \{x_L(n)x_L^T(n)\} \quad (2.20)$$

$$R_L = \begin{bmatrix} r(0) & \dots r(1) & \dots r(L-1) \\ \vdots & r(0) & \vdots \\ r(L-1) & \dots r(L-1) & \dots r(0) \end{bmatrix} \quad (2.21)$$

Pour un vecteur de longueur $L + 1$:

$$x_{L+1}(n) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots x(n-L)]^T \quad (2.22)$$

La matrice d'autocorrélation de dimension $(L + 1) * (L + 1)$ est :

$$R_{L+1} = \{x_{L+1}(n)x_{L+1}^T(n)\} \quad (2.23)$$

$$R_{L+1} = \begin{bmatrix} r(0) & \dots & r(L) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r(L) & \dots & r(0) \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

$$R_{L+1} = \begin{bmatrix} r(0) & r^T \\ r & R_L \end{bmatrix}$$

$$R_{L+1} = \begin{bmatrix} R_L & r_b \\ r_b & r(0) \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

Avec

$r = [r(1) \quad r(2) \quad \dots \quad r(L)]^T$ Est un vecteur d'autocorrélation à L éléments

Et : $r_b = [r(L) \quad r(L-1) \quad \dots \quad r(1)]^T$

On voit bien donc comment les deux matrice R_{L+1} et R_L sont reliées. [14].

2.4 Le rôle de filtrage adaptatif

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

2.5 Applications du filtrage adaptatif

Les techniques de filtrage adaptatif trouvent tout leur sens dans les problèmes pour lesquels la composante de bruit ou le processus ont un comportement spectral inconnu.

Le filtrage adaptatif est un outil puissant en traitement du signal, communications numériques, et contrôle automatique.

On distingue quatre classes d'applications :

- ❖ Identification de systèmes.
- ❖ Annulation d'interférences.
- ❖ la prédiction.
- ❖ Modélisation inverse.

2.5.1 L'identification

La figure 2.3 illustre le contexte du problème d'identification. Celui-ci consiste en la détermination d'un filtre modélisant au mieux le comportement d'un processus inconnu. Seuls sont connus les signaux d'entrée/sortie de ce processus. Le filtre représentant le modèle sera estimé à partir de l'observation de la différence entre la sortie du processus et son estimation à la sortie du filtre.

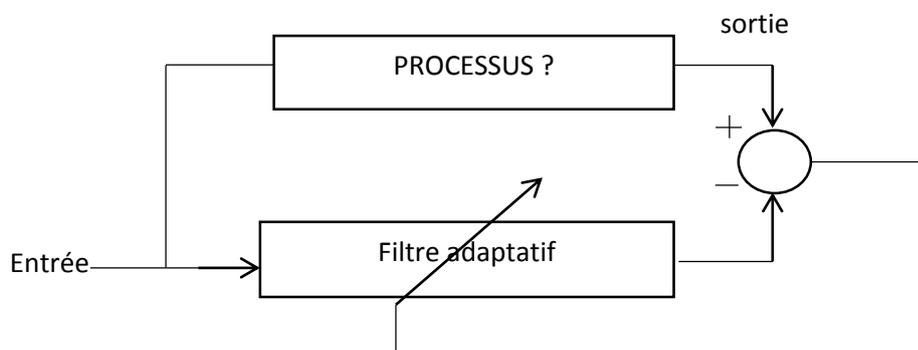


Figure 2.3 Principe de l'identification

2.5.2 La prédiction

La figure 2.4 illustre le contexte du problème de prédiction. Ce problème consiste en l'estimation de la valeur future d'un signal à partir de l'information passée. Ce peut être par exemple pour prévoir la position future d'un objet, ou pour anticiper l'évolution future d'une grandeur afin de prendre au plus vite une décision.

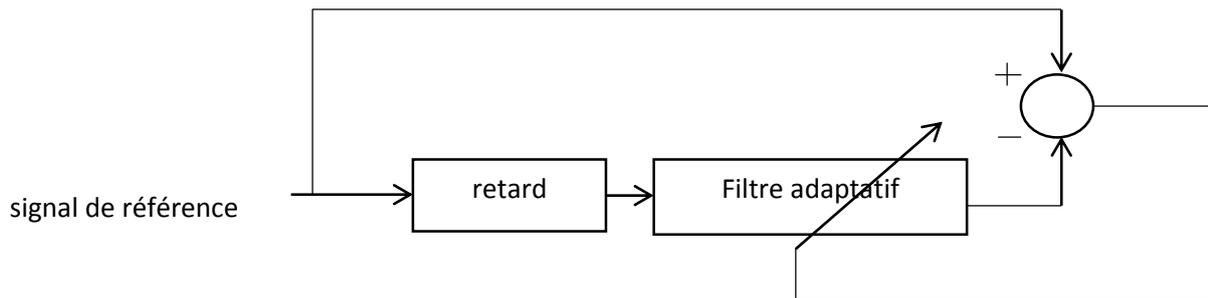


Figure 2.4 Principe de la prédiction

2.5.3 L'annulation d'interférence

La figure 2.5 illustre le contexte du problème d'annulation d'interférence. Le problème de l'électrocardiogramme est un problème typique d'annulation d'interférence. On dispose d'un signal primaire (électrocardiogramme du bébé) parasité par un signal de référence déformé. Ce signal de référence est l'électrocardiogramme de la mère. Le filtrage adaptatif va permettre une compensation de l'influence de l'électrocardiogramme de la mère sur l'électrocardiogramme du bébé.

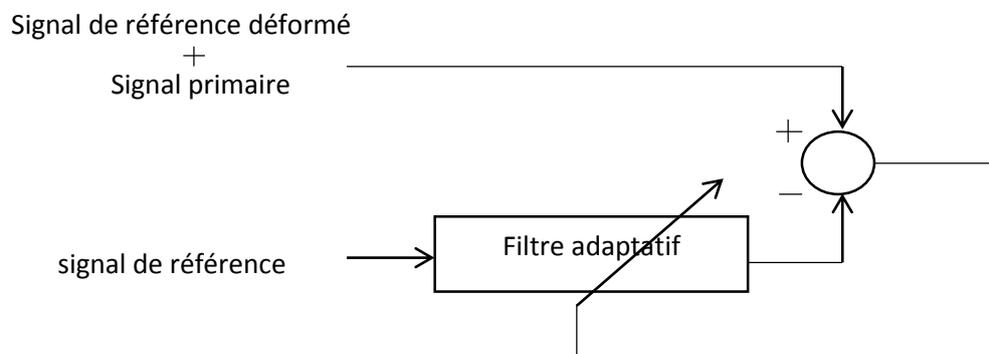


Figure 2.5 Principe de l'annulation d'interférence

2.5.4 La modélisation inverse

La figure 2.6 illustre le contexte du problème de modélisation inverse. Il s'agit ici de reconstruire au mieux un signal de référence qui a été "déformé" par un processus inconnu. Le filtre adaptatif doit permettre une compensation des déformations induites par le processus. En Télécom ce problème est désigné sous le nom de problème d'égalisation.

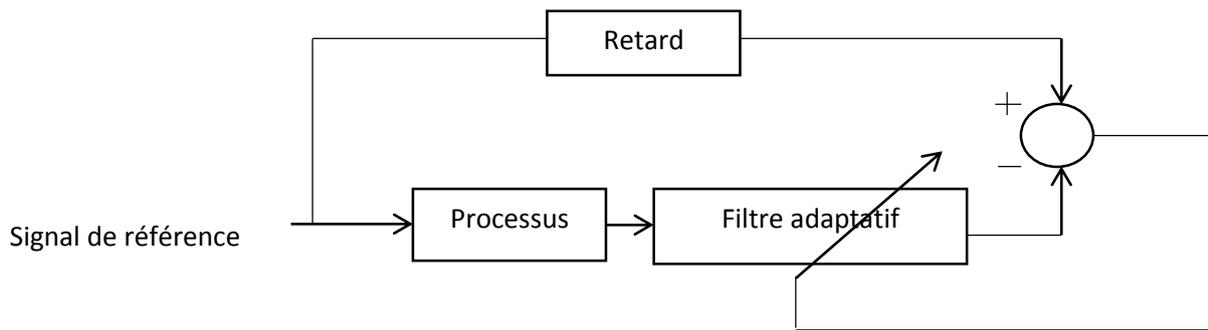


Figure 2.6 Principe de la modélisation inverse

2.6 Définition d'un algorithme

Un algorithme est un énoncé d'une suite d'opérations permettant de donner la réponse à un problème. Un algorithme est une spécification d'un schéma de calcul sous forme d'une suite finie d'opérations élémentaires obéissant à un enchaînement déterminé.

2.7 Critères de Comparaison des Algorithmes Adaptatifs

❖ Taux de Convergence :

Nombre d'itérations pour converger suffisamment près de la solution de Wiener.

❖ Désajustement :

(Moyenne d'ensemble de l'erreur quadratique finale) - (erreur quadratique minimale obtenue avec Wiener).

❖ Robustesse :

Résistance au mauvais conditionnement des données.

❖ Complexité :

Nombre d'opérations par itération + place mémoire nécessaire (programme et données).

❖ Structure :

Aspect hardware, complexité de l'implantation matérielle.

❖ Stabilité numérique :

Influence des erreurs de quantification problème de la propagation des erreurs.

2.8 Choix de l'algorithme

Le choix de l'algorithme se fera en fonction des critères suivants [15]:

- ❖ la mesure de cette « proximité » entre cette solution optimale et la solution obtenue,
- ❖ la capacité de poursuite (tracking) des variations (non-stationnarités) du système,
- ❖ la robustesse au bruit,
- ❖ la complexité,
- ❖ les propriétés numériques (stabilité et précision) dans le cas d'une précision limitée sur les données et les coefficients du filtre.

2.9 Présentation des algorithmes de filtrage adaptatif

Nous allons présenter dans cette partie trois grandes familles des algorithmes de filtrage adaptatif, soit la famille des moindres carrés récursifs RLS (Recursive Least Square), la famille du gradient stochastique LMS (Least Mean Square), et l'autre des projections affine. Pour la famille du RLS, la formulation de base du RLS et sa version rapide FRLS seront décrites. Pour la famille LMS, notre intérêt porte sur le LMS, et le LMS normalisé. Pour la famille des projections affines, on s'intéresse à étudier l'algorithme l'APA original.

2.9.1 La famille du RLS

L'algorithme LMS a pour but de minimiser la moyenne stochastique des carrés des erreurs. Cette approche diffère de l'algorithme des moindres carrés récursif RLS (Recursive Least Square) qui cherche à minimiser la somme des carrés des erreurs, par la méthode des moindres carrés.

2.9.1.1 Algorithme RLS

Dans la méthode des moindres carrés exacte, on vise à minimiser par rapport au vecteur des paramètres w_n à chaque instant n , un critère défini sur les erreurs commises depuis l'instant initial. Ce critère est donné par [16] :

$$J = \sum_{i=1}^{\infty} \lambda^{n-1} (d(i) - w^T u_i)^2 \quad (2.26)$$

Où λ ($0 < \lambda \leq 1$) est un facteur d'oubli exponentiel qui permet à l'algorithme d'oublier le passé trop lointain et de poursuivre les non stationnarités intervenantes dans les signaux

On suppose que les signaux u_n et $d(n)$ sont nuls avant l'instant initial $n = 0$; c'est à dire on se place dans le cas de la fenêtre antérieure.

La solution qui exprime la nullité du gradient de la fonctionnelle J :

$$\nabla J = 0 \quad \Leftrightarrow \quad \nabla J = -2[\sum_{i=1}^n \lambda^{n-1} (u_i d(i)) - \sum_{i=1}^n \lambda^{n-1} u_i u_i^T w_n] \quad (2.27)$$

est donnée par :

$$R_{M,n} w_n = r_{M,n} \quad (2.28)$$

$$w_n = R_{M,n}^{-1} r_{M,n} \quad (2.29)$$

Où $R_{M,n}$ représente la matrice d'auto-corrélation à court terme à l'itération n qui est donnée par la relation suivante :

$$\begin{aligned} R_{M,n} &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-1} u_i u_i^T \\ &= \lambda R_{M,n-1} + u_n u_n^T \end{aligned} \quad (2.30)$$

Le vecteur $r_{M,n}$ désigne le vecteur d'inter-corrélation à court terme à l'instant n donné par la relation :

$$\begin{aligned} r_{M,n} &= \sum_{i=1}^n \lambda^{n-1} u_i d(i) \\ &= \lambda r_{M,n-1} + u_n d(n) \end{aligned} \quad (2.31)$$

Par substitution des équations (2.31) et (2.30) dans (2.28) on obtient :

$$\lambda R_{M,n-1} w_{n-1} = \lambda r_{M,n-1}$$

On obtient la solution équivalente à (2.29) mais sous une forme récursive :

$$w_n = w_{n-1} - K_{M,n} e(n) \quad (2.32)$$

$$K_{M,n} = \begin{pmatrix} K_{M,n}^1 \\ K_{M,n}^2 \\ \vdots \\ K_{M,n}^{n-1} \\ K_{M,n}^n \end{pmatrix} = -R_n^{-1}u_n \quad (2.33)$$

Où le vecteur $K_{M,n}$ est appelé gain de Kalman.

La formule (2.32) nécessite l'inversion d'une matrice carré d'ordre M dont le coût de calcul est de l'ordre M^3 opérations arithmétiques par itération.

L'algorithme des moindres carrés récursifs (RLS : Recursive Least Square) résout ce problème avec un nombre d'opérations arithmétiques proportionnel à M^2 .

On se limite aux algorithmes des moindres carrés transversaux rapides non normalisés à oubli exponentiel obtenus dans le cas d'un pré-fenêtrage des signaux d'entrée (les signaux sont supposés nuls avant l'instant initial). On utilisera souvent la dénomination algorithme des moindres carrés rapides (MCR) pour désigner ce type d'algorithme. Dans cette catégorie, on génère la solution des moindres carrés, à chaque instant n , pour un ordre donné M en propageant trois vecteurs d'ordre M (deux prédicteurs aller/retour et le gain de Kalman) au lieu d'une matrice. Les algorithmes des moindres carrés rapides les plus rapides connus appartiennent à cette catégorie.

2.9.1.2 Algorithmes des moindres carrés transversaux rapides

Dans ce paragraphe nous décrivons brièvement l'essentiel des équations qui permettent d'obtenir les algorithmes des moindres carrés transversaux rapides à oubli exponentiel pour le cas de la fenêtre antérieure, faisant intervenir des erreurs a posteriori [17].

Le but de cette méthode des moindres carrés est de trouver le vecteur w_n qui minimise le critère (2.27). Une solution récursive à ce problème est donnée par l'algorithme (2.32). Cet algorithme utilise une erreur de filtrage a priori et un vecteur gain d'adaptation d'ordre M , qu'on a appelé gain de Kalman. Si on substitue (2.30) et (2.31) dans (2.28), on obtient une autre forme récursive du vecteur w_n , strictement équivalente à (2.5), faisant intervenir une erreur de filtrage a posteriori et un gain d'adaptation appelé gain de Kalman dual :

$$w_{n+1} = w_n - \tilde{K}_{L,n-1}\varepsilon(n) \quad (2.34)$$

Avec

$$\varepsilon(n) = d(n) - w_{n+1}^T u_n \quad (2.35)$$

$$\tilde{K}_{M,n} = -\lambda^{-1} R_{M,n-1}^{-1} u_n \quad (2.36)$$

Où $\varepsilon(n)$ donnée par l'expression (2.35) désigne l'erreur de filtrage à posteriori (calculée après la mise à jour du filtre) et $\tilde{K}_{M,n}$ donnée par l'expression (2.36) désigne le gain de Kalman dual.

L'algorithme (2.34) ne peut être appliqué tel quel car l'adaptation et le filtrage ne peuvent être réalisés en même temps. L'un des avantages des algorithmes MCR est que les erreurs a posteriori se calculent à partir des erreurs a priori avant l'opération d'adaptation.

2.9.2 La Famille du LMS

La première grande famille de filtres est celle du LMS. Le LMS est introduit pour la première fois par Widrow-Hoff au début des années 60. L'algorithme se base sur une estimation simple et peu complexe du gradient. Ce type de filtre est très simple, mais inefficace pour la problématique de l'annulation d'écho en raison des grandes variations d'énergie contenues dans la voix. Ces variations d'énergie, souvent brusques, tendent à faire diverger le filtre [18].

Pour palier aux problèmes liés à la variation d'énergie, Haykin a introduit le gradient normalisé NLMS. La modification apportée consiste à normaliser la correction des coefficients en fonction de l'énergie du signal.

Ce calcul fait en sorte que le pas d'adaptation varie de façon inversement proportionnelle à l'énergie contenue dans le signal. Ainsi en présence d'une grande énergie, l'adaptation du filtre est ralentie. Ce ralentissement permet d'éviter les cas de divergence qui pourraient subvenir avec le filtre LMS.

Avant de mettre en œuvre les équations d'adaptation des algorithmes de gradient, on procède tout d'abord à les démontrer en passant par l'algorithme de Newton

2.9.2.1 Algorithme du gradient

Les différents algorithmes utilisés pour l'identification du canal acoustique se distinguent par le calcul du gain (terme de correction). Pour avoir une convergence vers la solution

optimale, on utilise la formule générale : Nouvelle Estimation = Ancienne Estimation + (terme de correction).

$$w_{n+1} = w_n + \mu P \quad (2.37)$$

Où :

P : Vecteur direction de taille $M \times 1$, correspond au terme de correction.

μ : Pas d'adaptation.

Les différents algorithmes utilisés pour l'identification du filtre se distinguent par le calcul du gain P [5].

La condition de choisir μ et P est :

$$J(w_{n+1}) < J(w_n) \quad (2.38)$$

Tel que $J(w_n)$ représente l'erreur quadratique moyenne décrite par l'équation (2.9)

$$J = \sigma_d^2 - w_n^H r - w_n^T r^T + w_n^H R w_n$$

On fait le développement limité de $J(w_{n+1})$:

$$\begin{aligned} J(w_{n+1}) &= J(w_n) + \mu (\nabla_w J(w_n)) P + \mu^2 P^T (\nabla_w^2 J(w_n)) P \\ \Rightarrow J(w_{n+1}) &= J(w_n) + \mu (-r^T + w_n^T R) P + \mu^2 P^T R P \end{aligned} \quad (2.39)$$

Par substitution de (2.38) en (2.39) on trouve :

$$[\nabla_w J(w_n)] P < 0 \Rightarrow [-r^T + w_n^T R] P < 0 \quad (2.40)$$

Il y a une infinité de vecteur P qui vérifie l'inéquation (2.40).

$$\text{On prend } P = -B [\nabla_w J(w_n)]^T \quad (2.41)$$

Tel que B est une matrice positive non nulle.

$$\text{Et prenons } B = I \Rightarrow P = [r - R w_n] \quad (2.42)$$

On remplace (2.37) dans (2.42)

$$\text{On trouve : } w_{n+1} = w_n + \mu [r - R w_n] \quad (2.43)$$

La dernière équation (2.43) représente l'algorithme itératif du gradient déterministe.

Et la condition de convergence de l'algorithme du gradient (*en notant λ_{max} la valeur propre maximale de la matrice de corrélation R*) est donnée par:

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$$

2.9.2.2 Algorithme de Newton

Pour l'algorithme de Newton, on fait un autre choix de la matrice B citée dans (2.41).

Prenons : $B = [\nabla_w^2 J(w_n)]^{-1}$

On aura : $w_{n+1} = w_n + \mu [\nabla_w^2 J(w_n)]^{-1} [\nabla_w J(w_n)]^*$

Or on a :

$$J = \sigma_d^2 - w_n^H r - w_n^T r^T + w_n^H R w_n$$

Donc : $\nabla_w^2 J(w_n) = R$ et $\nabla_w J(w_n) = r - R w_n$

Remplaçons les dernières équations dans la dernière formule itérative, on trouve

$$w_{n+1} = w_n + \mu R^{-1} [r - R w_n] \tag{2.44}$$

Après régularisation :

$$w_{n+1} = w_n + \mu [R + \delta I]^{-1} [r - R w_n] \tag{2.45}$$

La condition de convergence de cet algorithme est donnée par : $0 < \mu < 2$

2.9.2.3 Algorithme du gradient stochastique LMS

L'idée des algorithmes de type gradient stochastique est de remplacer la moyenne statistique dans l'algorithme du gradient déterministe d'équation (2.43) par sa valeur instantanée. [19]

$$r \cong d(n)u_n \tag{2.46}$$

Et

$$R = u_n u_n^T \tag{2.47}$$

Remplaçant (2.46) et (2.47) dans

$$E[u_n u_n^T] b_n = E[u_n u(n - M)]$$

On obtient la relation suivante :

$$w_{n+1} = w_n + 2\mu e_n u_n \tag{2.48}$$

Tel que : $e_n = d(n) - w_n^T u_n$

La condition nécessaire et suffisante de convergence de l'algorithme (LMS) est :

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{max}}$$

Une étude plus précise (en moyenne quadratique), mais qui repose également sur des hypothèses contestables conduit à la condition plus contraignante :

$$0 < \mu < \frac{1}{Trace(R)} = \frac{1}{M\sigma_\mu^2}$$

Trace (R) : désigne la somme des éléments de la diagonale de la matrice R.

σ_μ^2 : désigne l'énergie du signal d'entrée u_n .

2.9.2.4 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS

L'algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS est une variante du LMS dont le gain d'adaptation est normalisé par l'énergie du signal d'entrée u_n . Avant d'exposer leurs équations on doit les démontrer d'abord en partant de la formule récursive de Newton (2.45) qui est donnée par :

$$w_{n+1} = w_n + \mu [R + \delta I]^{-1} [r - R w_n] \tag{2.49}$$

Les quantités $[R + \delta I]^{-1}$ et $[r - R w_n]$ peuvent s'exprimer les approximations instantanées [18] suivantes : $(\delta I + u_n u_n^T)$ et $u_n [d(n) - w_n^T u_n]$ respectivement.

Remplaçant ces dernières quantités dans (2.49) on trouve :

$$w_{n+1} = w_n + \mu [u_n u_n^T + \delta I]^{-1} u_n [d(n) - w_n^T u_n] \tag{2.50}$$

La formule récursive (2.50), requiert une inversion matricielle à chaque itération.

Une forme plus simple peut être donnée en simplifiant le terme $[u_n u_n^T + \delta I]^{-1}$:

$$[u_n u_n^T + \delta I]^{-1} = \delta^{-1} I - \frac{\delta^{-2}}{1 + \delta^{-1} w_n^T u_n} u_n u_n^T$$

(2.51) En multipliant (2.51) par u_n on obtient :

$$\begin{aligned} [u_n u_n^T + \delta I]^{-1} u_n &= \delta^{-1} u_n - \frac{\delta^{-2}}{1 + \delta^{-1} w_n^T u_n} u_n u_n^T u_n \\ &= \delta^{-1} u_n \left[1 - \frac{u_n u_n^T}{\delta + w_n^T u_n} \right] \\ &= \frac{u_n}{\delta + w_n^T u_n} \end{aligned} \quad (2.52)$$

Par substitution (2.52) dans (2.50) on trouve :

$$w_{n+1} = w_n + \frac{\mu}{u_n^T u_n} e_n u_n \quad (2.53)$$

Où l'erreur de filtrage est représentée par : $e_n = d(n) - w_n^T u_n$

Et μ représente le pas d'adaptation de l'algorithme NLMS. La condition suffisante de convergence est : $0 < \mu < 2$.

2.9.3 Famille des algorithmes de projection affine

Il est possible d'améliorer la convergence de l'algorithme LMS en modifiant la direction d'adaptation des coefficients du filtre d'identification. Cette analyse est l'origine des algorithmes de projection affine qui sont obtenus par une projection d'ordre multiple K . Les algorithmes APA d'ordre K sont caractérisés par le fait qu'ils annulent les K erreurs a posteriori produites par le filtre d'identification.

Ces algorithmes possèdent de ce fait de bien meilleures propriétés de convergence sur des signaux fortement corrélés que l'algorithme LMS. Toutefois, leur complexité arithmétique initiale est trop importante. Plusieurs versions rapides de ces algorithmes ont été proposées afin de réduire la complexité initiale.

2.10 Méthodes bi-capteurs

Dans cette partie, nous allons définir le modèle de mélange convolutif puis nous répertorions les différents types de critères d'abord utilisés pour la séparation de mélanges linéaires instantanés.

2.10.1 Mélange convolutif des signaux

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

On prend comme exemple le cas le plus simple, deux microphones, une source de parole (locuteur) se situe près du 1er microphone, l'autre source de perturbation (un bruit) est près du 2ème microphone. A la sortie des microphones, on observe une superposition des signaux primitifs inconnus selon un mélange inconnu figure (2.7). En général, c'est un mélange convolutif des signaux à large bande, qui dépend de la propagation des signaux dans le milieu, de la position des microphones et des sources, et des caractéristiques de la salle. Les équations du mélange s'écrivent donc :

$$p_1(n) = s(n) * h_{11}(n) + b(n) * h_{21}(n) \tag{2.54}$$

$$p_2(n) = b(n) * h_{22}(n) + s(n) * h_{12}(n) \tag{2.55}$$

Où : h_{11} et h_{22} représentent les réponses impulsionnelles des canaux directs de couplage, h_{21} et h_{12} représentent les effets du couplage mutuel entre les signaux, $s(n)$ est le signal parole,

$b(n)$ est le signal du bruit,

$p_1(n)$ et $p_2(n)$ représentent les deux signaux de la sortie du mélange.

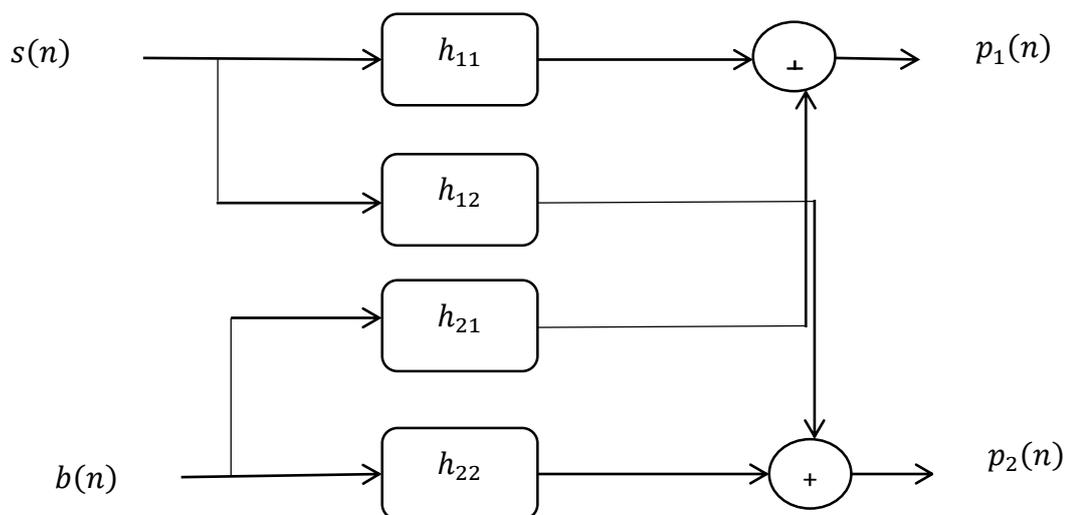


Figure 2.7 Structure de mélange convolutif complète

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

Donc la structure devient comme suite figure (2.8).

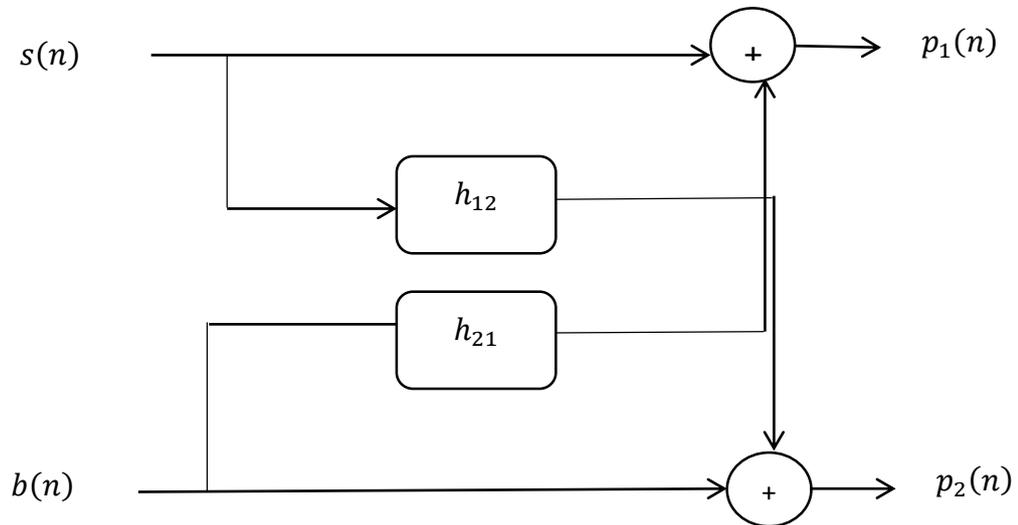


Figure 2.8 Structure de mélange convolutif

2.11 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté le problème d'identification résolu par le filtrage optimal de Wiener, la prédiction linéaire, et le filtrage adaptatif en décrivant l'essentiel des équations qui forment les algorithmes adaptatifs de type gradient stochastique, NLMS, les algorithmes de projection affine, moindres carrés transversaux rapides.

Dans le prochain chapitre on s'intéresse à étudier une nouvelle version des algorithmes du gradient stochastique normalisé NLMS : algorithmes du gradient stochastique normalisé partiel avec sélection « set-membership partial-update normalized least-mean square (SM-PU-NLMS) » .

3.1 Introduction

Dans ce chapitre nous allons proposer une nouvelle version des algorithmes de réduction de bruit NLMS de type partiel update (SM-PU-NLMS) qui a un avantage de moindre complexité par rapport au simple NLMS.

On a commencé par l'étude de cet algorithme, on a fait une simple comparaison entre NLMS, SM-NLMS, PU-NLMS et SM-PU-NLMS en termes de complexité et à la fin on a fait un petit organigramme de cet algorithme.

3.2 L'algorithme NLMS de type « partiel update » avec sélection (SM-PU-NLMS)

Pour présenter l'algorithme SM-PU-NLMS, il faut d'abord démontrer l'algorithme PU-NLMS.

On divise la section en deux parties :

3.2.1 PU-NLMS

Dans cette partie nous allons présenter un nouvel algorithme du gradient stochastique normalisé de type partiel update (PU-NLMS).

Le concept de ce algorithme est de diviser le nombre de coefficients de filtre en B blocks de même taille L tel que :

$$L = \frac{N}{B} \quad (3.1)$$

Avec

N : le nombre de coefficients du filtre NLMS

B : le nombre des blocks

L : le nombre des coefficients dans un block

Alors on a

$$\begin{aligned} x(k) &= [x(k) \ x(k-1) \ \dots \ x(k-N+1)]^T \\ &= [x(k)_1^T \ x(k)_2^T \ \dots \ x(k)_B^T]^T \end{aligned} \quad (3.2)$$

$$\begin{aligned} w(k) &= [w(k) \ w(k-1) \ \dots \ w(k-N+1)]^T \\ &= [w(k)_1^T \ w(k)_2^T \ \dots \ w(k)_B^T]^T \end{aligned} \quad (3.3)$$

On définit l'erreur a priori $e(n)$

$$e(k) = d(k) - w^T x(k) \quad (3.4)$$

Avec

$d(k)$: la réponse désirée.

$w(k)$: le vecteur des coefficients ajustables du filtre.

$x(k)$: l'entrée perturbée par un bruit.

Dans notre étude, on a choisi

$$L = 1 \quad \Rightarrow \quad N = B$$

On définit encore le vecteur d'index $I_{Nb}(k)$ tel que :

$$I_{Nb}(k) = \{i_1(k) \ i_2(k) \ \dots \ i_{Nb}(k)\} \quad (3.5)$$

Les blocks de vecteur d'index $I_{Nb}(k)$ ont été prendre de vecteur de block $\{1, 2, \dots, B-1, B\}$.

L'objectif dans l'adaptation partielle est de tirer seulement Nb blocks parmi les $N = B$ blocks et les adaptés.

On cherche à minimiser la distance Euclidien $\|w(k+1) - w(k)\|^2$.

On introduit une matrice $A_{I_{Nb}(k)}$ de taille $N \times N$ a Nb éléments dans sa diagonal et des zéros ailleurs.

$$\tilde{A}_{I_{Nb}(k)} = I - A_{I_{Nb}(k)} \quad (3.6)$$

Avec

$\tilde{A}_{I_{Nb}(k)}$ est la matrice complémentaire de la matrice $A_{I_{Nb}(k)}$

Le critère d'optimisation de l'algorithme partiel update (PU) est :

$$w(k+1) = \min_w \|w - w(k)\|^2 \quad (3.7)$$

$$\text{Avec} \quad \begin{cases} x^T(k) w = d(k) \\ \tilde{A}_{I_{Nb}(k)}(w - w(k)) = 0 \end{cases} \quad (3.8)$$

L'optimisation de ce problème est résolue par la méthode des multiplieurs de Lagrange.

On minimise la fonction cout.

$$f(w, \lambda_1, \lambda_2) = \|w - w(k)\|^2 + \lambda_1(d(k) - x^T(k)w) + \lambda_2(w - w(k)) \quad (3.9)$$

Avec

λ_1 est un scalaire.

λ_2 est un vecteur de taille $N \times 1$.

$$\frac{df(w, \lambda_1, \lambda_2)}{dw} = 0 \quad (3.10)$$

Donne

$$w = w(k) + \frac{\lambda_1}{2} x(k) - \frac{\lambda_2}{2} \tilde{A}_{I_{Nb}(k)} \quad (3.11)$$

On multiplie l'équation par $\tilde{A}_{I_{Nb}(k)}$ après la soustraction de $\tilde{A}_{I_{Nb}(k)}w(k)$. On obtient :

$$\tilde{A}_{I_{Nb}(k)}(w - w(k)) = 0 = \frac{\lambda_1}{2} x(k) \tilde{A}_{I_{Nb}(k)} - \frac{\lambda_2}{2} \tilde{A}_{I_{Nb}(k)} \quad (3.12)$$

On utilise $\tilde{A}_{I_{Nb}(k)} \tilde{A}_{I_{Nb}(k)} = \tilde{A}_{I_{Nb}(k)}$

Alors on a :

$$\frac{\lambda_1}{2} x(k) \tilde{A}_{I_{Nb}(k)} = \frac{\lambda_2}{2} \tilde{A}_{I_{Nb}(k)} \quad (3.13)$$

On remplace dans

$$\begin{aligned} w &= w(k) + \frac{\lambda_1}{2} x(k) - \frac{\lambda_1}{2} x(k) \tilde{A}_{I_{Nb}(k)} \\ &= w(k) + \frac{\lambda_1}{2} x(k) A_{I_{Nb}(k)} \end{aligned} \quad (3.14)$$

Avec

$$\tilde{A}_{I_{Nb}(k)} = I - A_{I_{Nb}(k)}$$

λ_1 est obtenu par la pré multiplication de l'équation (3.14) par $x^T(k)$, on obtient :

$$\frac{\lambda_1}{2} = \frac{e(k)}{\|A_{I_{Nb}(k)}x(k)\|^2} \quad (3.15)$$

Avec $d(n) = x^T(k)w(k)$

Finalement :

$$w(k+1) = w(k) + \mu \frac{e(k)x(k)A_{I_{Nb}(k)}}{\|A_{I_{Nb}(k)}x(k)\|^2} \quad (3.16)$$

Avec μ est le pas d'adaptation[20].

3.2.2 PU-NLMS avec sélection (set-membership PU-NLMS)

Notre but est de chercher à minimiser la distance Euclidien $\|w(k+1) - w(k)\|^2$ (c'est le PU-NLMS) avec la contrainte de $(k) \in H_k$.

$$w(k) \in H_k \Leftrightarrow \{w \in \mathbb{R}; e(k) > \gamma\} \quad (3.17)$$

Tel que :

$e(k) = d(k) - w^T x(k)$ est l'erreur a priori.

γ est l'erreur de seuil.

On a utilisé un pas d'adaptation variable $\alpha(k)$:

$$\alpha(k) = \begin{cases} 1 - \frac{\gamma}{|e(k)|} & \text{si } e(k) > \gamma \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.18)$$

Alors pour cette contrainte, le filtre fait la mise à jour si et seulement si $e(k) > \gamma$.

On écrit[21] :

$$w(k+1) = w(k) + \alpha(k) \frac{e(k)x(k)A_{I_{Nb}(k)}}{\|A_{I_{Nb}(k)}x(k)\|^2} \quad (3.19)$$

3.3 Comparaison de complexité

La complexité de PU-NLMS et SM-PU-NLMS dépend de nombre des coefficients adaptés. La comparaison de complexité pas mise à jour en terme de nombre des additions, des multiplications, et division sont présentés dans la figure suivante.

Algorithme	multiplication	Addition	Division
NLMS	2N+4	2N+4	1
SM-NLMS	2N+4	2N+5	2
PU-NLMS	N+L+3	N+L+3	1
SM-PU-NLMS	N+L+3	N+L+4	2

Tableau 3.1 comparaison de complexité

3.4 Réduction de bruit par le nouvel algorithme de type partiel update

Dans cette partie nous allons décrire brièvement comment on peut réduire le bruit par ce nouvel algorithme. Pour cela on a appliqué la méthode mono capteur. la figure suivante représente le mélange entre le signal de la parole et le bruit avec $s(n)$ est le signal de parole, $b(n)$ est le bruit, h_{21} est la réponse impulsionnelle et $P_1(n)$ est le mélange :

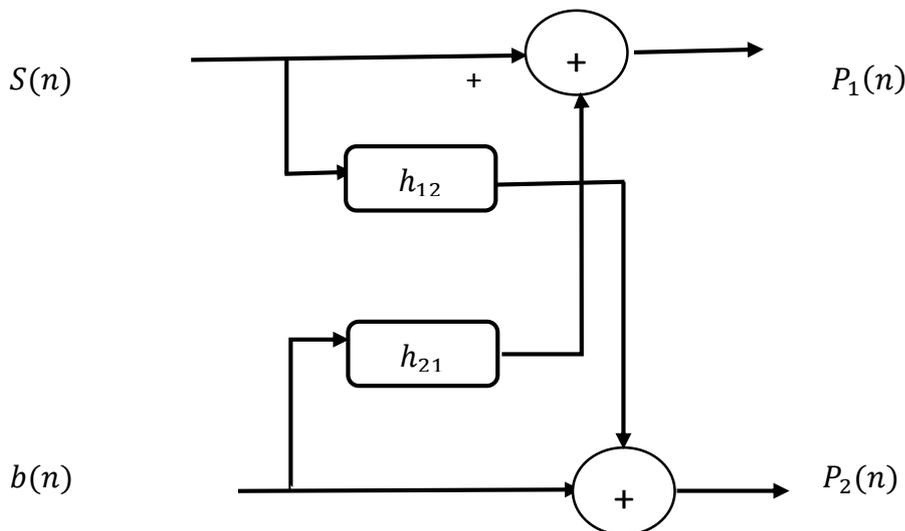


Figure 3.1 Modèle de mélange simple (entre le signal de la parole et le bruit)

$$P_1(n) = s(n) + b(n) * h_{21}$$

Ensuite, on introduit le filtre pour ce mélange, la figure 3.2 représente le filtrage avec w le filtre (SM-PU-NLMS) et $u(n)$ est la sortie de filtre.

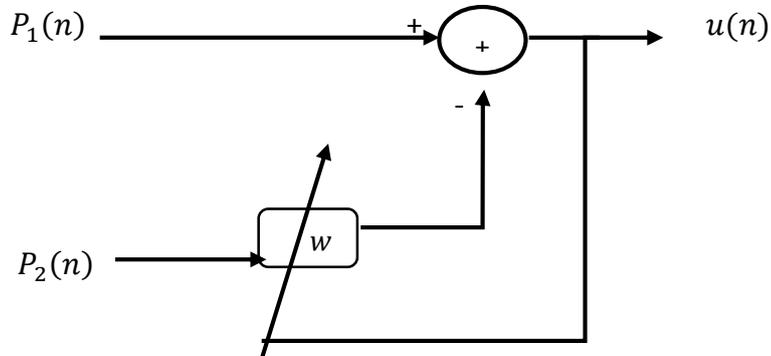


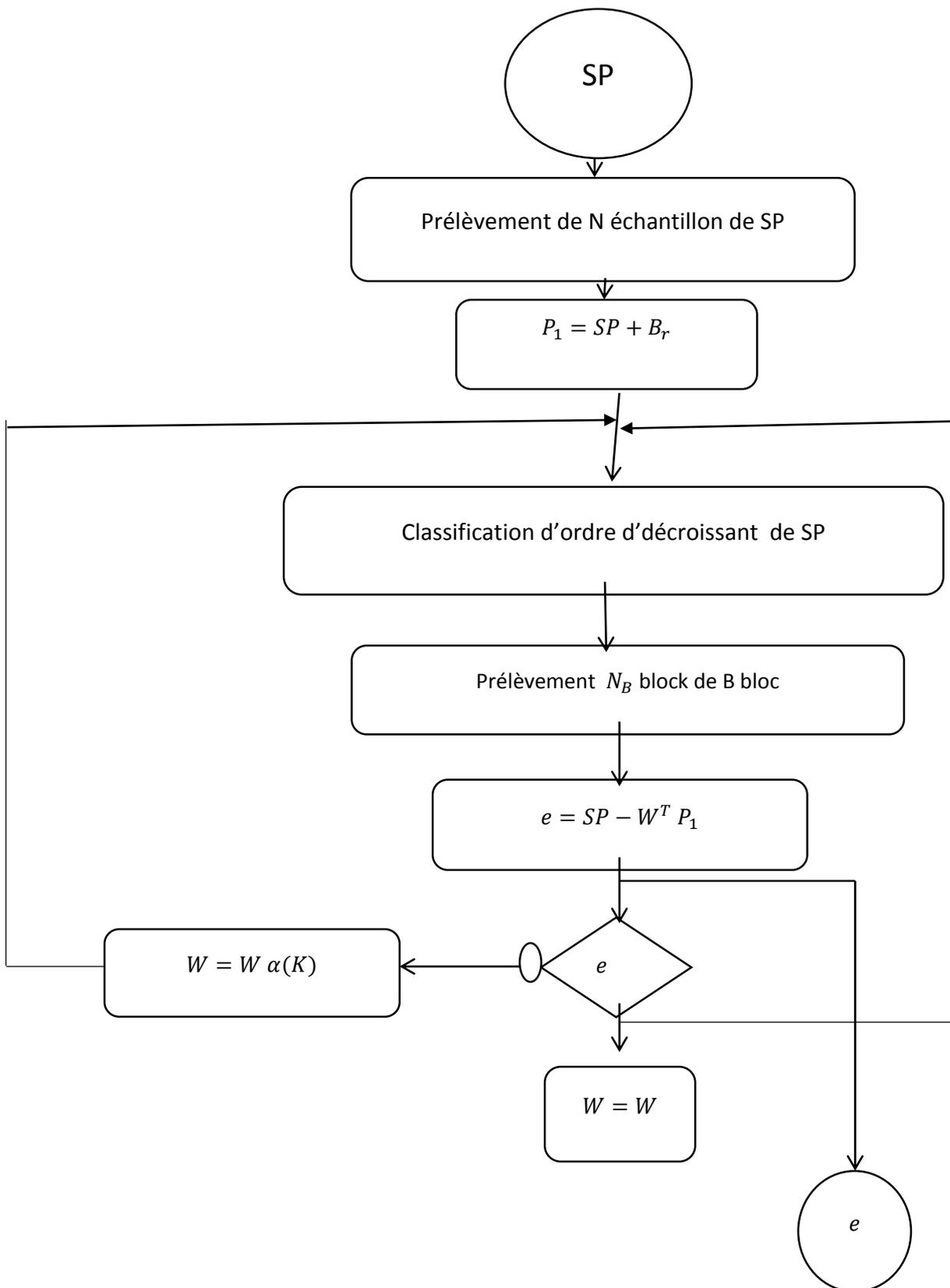
Figure 3.2 réduction de bruit

$$u(n) = P_1(n) - P_2(n) w$$

3.5 L'organigramme de l'algorithme SM-PU-NLMS

Dans cette section, on présente l'organigramme de l'algorithme (SM-PU-NLMS), et expliquer le déroulement de cet algorithme en différents étapes

Algorithme NLMS de type partiel update (SM-PU-NLMS)



L'organigramme de l'algorithme SM-PU-NLMS

3.6 Conclusion

On a détaillé la base de l'algorithme SM-PU-NLMS dans ce chapitre, et on a bien remarqué que l'avantage d'utiliser de cet algorithme est la possibilité de réduire la complexité arithmétique et la vitesse de convergence et la stabilité .

On peut montrer que l'algorithme SM-PU-NLMS a des performances mieux que l'algorithme NLMS ,et dans le chapitre suivant, nous présenterons les résultats de simulations de notre travaille .

Bibliographe

- [1] C. Jutten « Théorie du signal » Université Joseph Fourier - Polytech' Grenoble novembre 2009.
- [2] F. Cottet, « traitement du signal » 2005 Dunod, Paris.
- [3] Y. Gagou « Cours de Traitement du Signal » Université de Picardie Jules Verne Année Académique : 2008-2009.
- [4] Michel Terré «Traitement Numérique du Signal » version 2011. michel.terre@cnam.fr .
- [5] M.Kunt « Traitement Numérique des signaux » Presse Polytechnique Romandes 1981.
- [6] M. Bellenger « traitement numérique du signal », édition 8, Dunod ,1987.
- [7] Olivier Sentieys « Introduction au traitement numérique du signal »
- [8] F.Ykhlef «Etude de la stabilité des algorithmes moindres carrés transversaux rapides avec des signaux parfaitement prédictibles application à la parole» Thèse de Magister, Université Saad Dahlab de Blida, Janvier 2002.
- [9] A.Amehraye «Débruitage perceptuel de la parole» Thèse de Doctorat, l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Bretagne, 2009.
http://perso.telecombretagne.eu/pastor/data/Theses/Memoire_These
- [10] P. Loizou . speech enchasement : Theory and practice. CRC, 1 édition, 2007
- [11] F.ykhlef « Réduction de bruit et contrôle d'écho pour les applications radio mobile et audioconfirance » thèse de doctorat. Université saad dahleb de BLIDA. Juin 2008
- [12] Dimitris G. Manolakis, Vinay K. Ingle, Stephen M. Kogon «Statistical and Adaptive Signal Processing» artech house 2005.
- [13] J.-F. Bercher & P. Jardin « Introduction au filtrage adaptatif »I4-TTS 2003
- [14] J.Benesty «traitement de signal numérique II, la prédiction linéaire ». [http://externe.inrs-
emt.uquebec.ca/users/benesty/,2005](http://externe.inrs-emt.uquebec.ca/users/benesty/,2005)
- [15] J.Benesty « traitement de signal numérique II, Filtrage de Wiener »
<http://externe.inrsemt.uquebec.ca/users/benesty/,2005>.

- [16] H. Ding, "A stable fast affine projection adaptation algorithm suitable for lowcost processors," in Proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process., Istanbul, Turkey, Jun. 2000, pp. I-360–I-363.
- [17] J. Benesty and T. Gaensler, "A robust fast recursive least squares adaptive algorithm," in Proc. Int. Conf. Acoustics, Speech, Signal Processing (ICASSP), Salt Lake City, UT, 2001, pp. 3785–3788.
- [18] VijayK.Madisetti, Douglas B. Williams "Digital Signal Processing" CRC Press 1999.
- [19] Geert Rombouts « Adaptive filtering algorithms for acoustic echo and noise cancellation» dissertation, Katholieke Universiteit Leuven, 2003.
- [20] M. Djendi, A. Gilloire, P.Scalart, New frequency domain post-filtres for noise cancellation using two closely sparced microphones, Proc. EUSIPCO Poznan, 3-8 Sep. 2007, Vol 1 pp. 218-221.
- [21] M. Djendi, P.Scalart, Double Pseudo Affine Projection algorithm for speech enhancement and acoustic noise reduction, Proc. IEEE. EUSIPCO, Romania, Bucharest,27-31 Aug. 2012, vol. 1, 2080-2084.
- [22] M. Djendi, P.Scalart, A. Gilloire, Analysis of two-sensors forward BSS structure with post-filters in the presence of coherent and incoherent noise. Speech Communication (December) 2013, vol. 74, No 3, pp. 975-987.
- [23] Kutluyıl Dogançay, *Member, IEEE*, and Oguz Tanrıku, *Senior Member, IEEE* « Adaptive Filtering Algorithms With Selective Partial Updates » analog and digital signal processing, vol 48, No. 8, august 2001.
- [24] Stefan Werner, Marcello L. R. de Campos, and Paulo S. R. Diniz « Mean-squared analysis of the partial-update NLMS algorithm »

Sommaire

Introduction générale	01
------------------------------------	-----------

Chapitre I

Généralités sur le traitement numérique du signal

1.1 Introduction	03
I.2 Partie 1 : Notions de base sur le traitement du signal	03
1.2.1 Définition du Signal	03
1.2.2 Théorie et traitement du signal	03
1.2.3 Classe des signaux.....	04
1.2.4 Notion de système	05
1.2.4.1 Système analogique	05
1.2.4.2 Système numérique	05
1.2.5 La numérisation des signaux	05
1.2.5.1 Echantillonnage.....	06
1.2.5.2 Le théorème de reconstruction.....	07
1.2.5.3 Quantification.....	08
1.2.5.4 Codage.....	08
1.2.6 Autres principales fonctions de traitement du signal.....	09
1.2.6.1. Convolution.....	09
1.2.6.2. Corrélation.....	10
1.2.6.3. L'analyse de Fourier.....	10
1.2.6.4 Transformée en Z.....	11
1.2.6.5 Le filtrage numérique.....	11
1.3 PARTIE 2 : Généralité sur la parole et le bruit.....	13

1.3.1 Classification des sons de la parole.....	13
1.3.1.1 Les sons voisés (ou sons sonores)	13
1.3.1.2 Les sons non-voisés (ou sons sourds).	13
1.3.1.3 Le silence.....	14
1.3.2 Quelques propriétés du signal de parole.	14
1.3.3 Production du signal de parole.....	14
1.3.4 Perception de la parole.....	15
1.3.5 Analyse et paramétrisation de la parole.....	16
1.3.6 Le bruit.....	16
1.3.7 Rapports Signal sur Bruit (RSB)	17
1.4 Conclusion.	18

Chapitre 2

Filtrage et algorithmes adaptatifs

2.1 Introduction.....	19
2.2 Filtrage adaptatif	19
2.3 Filtre de Wiener.....	20
2.3.1 Principe général.....	21
2.3.2 Principe d'orthogonalité.....	22
2.3.3 Equation de Wiener-Hopf.....	23
2.3.4 La matrice d'autocorrélation.....	24
2.4 Le rôle de filtrage adaptatif.....	24
2.5 Applications du filtrage adaptatif.....	25
2.5.1 L'identification.....	25

2.5.2 La prédiction.....	25
2.5.3 L'annulation d'interférence	26
2.5.4 La modélisation inverse	26
2.6 Définition d'un algorithme.....	27
2.7 Critères de Comparaison des Algorithmes Adaptatifs.	27
2.8 Choix de l'algorithme	28
2.9 Présentation des algorithmes de filtrage adaptatif.....	28
2.9.1 La famille du RLS.....	28
2.9.1.1 Algorithme RLS.....	28
2.9.1.2 Algorithmes des moindres carrés transversaux rapides.....	30
2.9.2 La Famille du LMS.....	31
2.9.2.1 Algorithme du gradient.....	32
2.9.2.2 Algorithme de Newton	33
2.9.2.3 Algorithme du gradient stochastique LMS.....	34
2.9.2.4 Algorithme du gradient stochastique normalisé NLMS	35
2.10 Réduction de bruit méthode bi-capteurs.....	36
2.11 Conclusion.....	38

Chapitre 3

Algorithme NLMS de type « partiel update » (SM-PU-NLMS)

3.1 Introduction	39
3.2 L'algorithme NLMS de type « partiel update » avec sélection (SM-PU-NLMS)	39
3.2.1 PU-NLMS.....	39

3.2.2 PU-NLMS avec sélection (set-membership PU-NLMS)	42
3.3 Comparaison de complexité.....	43
3.4 Réduction de bruit par le nouvel algorithme de type partiel update.....	43
3.5 L'organigramme de l'algorithme SM-PU-NLMS.....	44
3.6 Conclusion.....	46

Chapitre 4

Résultats de simulations

4.1 Introduction	47
4.2 Représentation de la réponse impulsionnelle.....	47
4.3 Les signaux utilisés dans la simulation	47
4.3.1 Le signal de parole	48
4.3.2 Le bruit blanc.....	48
4.3.3 Bruit USASI.....	49
4.4 Les signaux de mélange.....	49
4.4.1 Mélange parole-bruit sur la voie 1.....	49
4.4.2 Mélange parole-bruit sur la voie 2.....	50
4.5 Résultat de simulation	50
4.5.1 Effets de pas d'adaptation	50

4.5.2 Effets de taille de filtre.....	53
4.5.3 Effets de RSB.....	57
4.5.4 Effets de l'erreur seuil	60
4.4 conclusion	62
Conclusion général.....	63
Bibliographe.....	64

Conclusion général

L'étude que nous avons présentée dans ce mémoire concerne la réduction de bruit en proposant une nouvelle version des algorithmes de filtrage adaptatif du gradient stochastique normalisé (NLMS) de type « partiel update » avec sélection « set-membership partial-update normalized least-mean square (SM-PU-NLMS) ».

Afin de montrer les performances de ce nouvel algorithme (SM-PU-NLMS), nous avons fait une étude comparative avec le filtre adaptative classique NLMS.

L'étude de notre nouvel algorithme (SM-PU-NLMS) montre bien les performances et la faible complexité de ce dernier par rapport à l'algorithme de filtrage adaptatif classique NLMS.

On appuyé cette étude théorique par des résultats de simulation qui confirment la stabilité et la convergence rapide de notre l'algorithme SM-PU-NLMS. Les résultats de simulation de cet algorithme SM-PU-NLMS ont montré ces grandes performances en réduction de bruit.